

## Estimation of Monthly Pan Evaporation using Artificial Neural Network Based on Meteorological Data- Case Study; Southern Coasts of the Caspian Sea

S. Mahdavi<sup>1</sup>, A. Rahimikhoob<sup>2\*</sup> and A. Montazar<sup>3</sup>

### Abstract

Evaporation is one of the major components of the hydrologic cycle and its accurate estimation is of paramount importance for many studies such as hydrologic water balance and water resources planning and management. Evaporation is a complex and nonlinear phenomenon which depends on several interacting climatological factors. In this study, eight combinations of weather parameters were used as input data for estimating pan evaporation ( $E_p$ ) for the northern part of Iran. Daily observed weather data for a ten year period (from 1996 to 2005) were used from 8 weather stations located in the southern coasts of the Caspian Sea. This study indicated that the minimum weather data required for estimation of the pan evaporation are maximum and minimum air temperature, relative humidity, wind speed, and sunshine hours. For the data that was studied, the Root Mean Square Error (RMSE) and the coefficient of determination ( $R^2$ ) for the comparison between observed and estimated  $E_p$  are  $0.32 \text{ mm d}^{-1}$  and 0.93, respectively. A graphical comparison between the observed and the predicted values of  $E_p$  showed that 76 percent of the values lie within a scatter of  $\pm 15\%$ .

**Keywords:** Evaporation, Artificial neural networks, Meteorological data.

Received: February 4, 2009  
Accepted: February 20, 2011

## مدل شبکه عصبی مصنوعی تبخیر ماهانه از تشت با استفاده از داده‌های هواشناسی - مطالعه موردی منطقه حاشیه دریای خزر

سامره مهدوی<sup>۱</sup>، علی رحیمی خوب<sup>۲\*</sup> و علی اصغر منتظر<sup>۳</sup>

### چکیده

تبخیر یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه آب در طبیعت بوده و تعیین دقیق آن برای بسیاری مطالعات مثل بیلان آبی حوزه، طرح ریزی و مدیریت منابع آب حائز اهمیت است. تبخیر به دلیل اثرات متقابل عوامل متعدد اقلیمی، پدیده پیچیده و غیر خطی است و لذا برای تخمین آن باید از مدل‌های پیشرفته استفاده کرد. در این تحقیق، هشت نوع ترکیب پارامترهای هواشناسی بعنوان داده‌های ورودی برای برآورد تبخیر از تشت با استفاده از شبکه‌های عصبی برای منطقه شمال کشور مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های اندازه‌گیری شده هواشناسی برای یک دوره ده ساله (۱۹۹۶ تا ۲۰۰۳) از ۸ ایستگاه هواشناسی واقع در حاشیه دریای خزر جمع‌آوری شد. نتایج نشان داد، پارامترهای دمای بیشینه و کمینه هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی، حداقل داده‌های هواشناسی برای برآورد تبخیر از تشت هستند. میانگین جذر مربع خطا (RMSE) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) بین مقادیر بدست آمده از مدل شبکه عصبی با ورودی‌های فوق و مقادیر واقعی به ترتیب  $0.32$  میلی‌متر در روز و  $0.93$  بودند. ترسیم مقادیر برآورد شده و واقعی نشان داد، ۷۶ درصد داده‌ها در محدوده  $\pm 15\%$  خطا واقع می‌شوند.

**کلمات کلیدی:** تبخیر از تشت، شبکه‌های عصبی مصنوعی، داده‌های هواشناسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴ شهریور ۱۳۸۸  
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۷ آذر ۱۳۸۹

1- M. Sc. former Graduate of Irrigation and Drainage Engineering Dept., College of Aburaihan, University of Tehran

2- Associate Professor of Irrigation and Drainage Engineering Dept., College of Aburaihan, University of Tehran, Iran, Email: akhob@ut.ac.ir

\*- Corresponding Author

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی آبیاری و زهکشی پردیس ابوریحان دانشگاه تهران.

۲- دانشیار گروه مهندسی آبیاری و زهکشی پردیس ابوریحان دانشگاه تهران..

\*- نویسنده مسئول

## ۱- مقدمه

را اندازه‌گیری کند. در این شرایط لازم است، معادلات ساده و تجربی که داده‌های کمی نیاز داشته باشد، بررسی شود.

امکانات و تجهیزات اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی در حوزه‌های مختلف ایران متفاوت است. در برخی مناطق توزیع مکانی ایستگاه‌های هواشناسی در حد مناسب بوده و در آنها پارامترهای متعدد هواشناسی اندازه‌گیری می‌شود ولی در مناطق دور افتاده علاوه بر تراکم کم ایستگاه‌های هواشناسی، فقط چند پارامتر ساده مثل دما و رطوبت هوا اندازه‌گیری می‌شوند. لذا لازم است در تدوین مدل‌های تبخیر از سطح آب، پارامترهای مختلف هواشناسی از نظر نوع داده و تعداد ورودی‌های آن مورد بررسی قرار گیرند. تدوین مدل‌هایی با تعداد ورودی کم و ساده هواشناسی برای تخمین تبخیر، این امکان را برای مناطق دور افتاده فراهم می‌کند تا حداقل ایستگاه‌های هواشناسی ساده در آنها توسعه یافته تا بتوان تغییرات مکانی یک پدیده را بررسی کرد.

در سال‌های اخیر به دلیل پیچیدگی و روابط غیر خطی بین تبخیر و تعرق و عوامل موثر آن، توجهات زیادی به استفاده از مدل‌های شبکه عصبی شده است. این مدل‌ها قادرند، یک نگاهت غیر خطی را با دقت خوبی انجام دهند. از جمله مدل‌های شبکه عصبی تبخیر و تعرق که نتایج بسیار مطلوبی داشتند، می‌توان مدل‌های (Kumar et al., 2002)، (Sudheer et al., 2003)، (Zanetti, 2007)، (Rahimikhoob, 2008a) و (Rahimikhoob, 2008b) را نام برد. در دهه اخیر، مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبخیر از سطح آب با استفاده از داده‌های هواشناسی توسعه یافتند. دقت و کارایی این مدل‌ها به نوع و تعداد ورودی آنها بستگی دارد. در این زمینه تحقیقات زیادی انجام شده است. (Bruton et al., 2000) یک مدل شبکه عصبی برای تعیین تبخیر روزانه از تشت با استفاده از داده‌های روزانه اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های هواشناسی تدوین کردند. داده‌های ورودی مدل آنها شامل بارندگی، دما، رطوبت نسبی، تابش خورشید و سرعت باد بودند. ضریب تعیین و ریشه میانگین مربع خطای مدل تدوین شده آنها به ترتیب  $0/71$  و  $1/1$  میلی‌متر در روز برآورد شده بود. (Keskin and Terzi, 2006) داده‌های ایستگاه هواشناسی نزدیک دریاچه‌ای در غرب ترکیه را برای تعیین تبخیر روزانه از تشت با استفاده از مدل شبکه عصبی مورد بررسی قرار دادند. نتایج تحقیق آنها نشان داد که بهترین ساختار مدل با ۴ داده ورودی شامل دمای هوا، دمای سطح آب، تابش خورشید و فشار هوا بدست می‌آید و داده‌های سرعت باد و رطوبت نسبی هوا همبستگی کمی با شدت تبخیر در ناحیه مورد بررسی آنها دارند. ضریب تعیین و

تبخیر یکی از فرآیندهای اصلی گردش آب در طبیعت بوده و برآورد دقیق آن برای تعیین بیلان آبی حوزه‌ها، برنامه‌ریزی آبیاری و مدیریت منابع آب اساسی است. از تشت‌های تبخیر در مناطق زیادی در دنیا به عنوان وسیله اندازه‌گیری مستقیم تبخیر از سطح آب استفاده می‌شود و به علت سهولت تفسیر داده‌های آن در سراسر دنیا به عنوان شاخصی برای تعیین تبخیر از دریاچه‌ها و مخازن آب کاربرد دارد (Irmak et al., 2002). تشت تبخیر، ترکیب وزنی پارامترهای دما، رطوبت هوا، سرعت باد و تابش خورشید را بر شدت تبخیر از سطح آب اندازه‌گیری می‌کند و همین ترکیب بر تبخیر و تعرق گیاهان موثر است (Allen et al., 1998). از این رو همبستگی زیادی بین تبخیر از تشت و تبخیر و تعرق گیاهان وجود دارد (Grismer et al., 2002). لذا با اعمال ضریبی در مقادیر تبخیر از تشت، تبخیر و تعرق گیاه با دقت خوبی برآورد می‌شود (Allen et al., 1998).

توزیع زمانی و مکانی ایستگاه‌های تبخیر سنجی در بسیاری از مناطق دنیا و همچنین در ایران محدود است و خیلی از ایستگاه‌ها تازه تأسیس بوده و فاقد آمارهای دراز مدت‌اند. از طرفی توزیع مکانی این ایستگاه‌ها در بیشتر مناطق در حدی نیست که بتوان تغییرات مکانی تبخیر از تشت را پهنه‌بندی کرد. ولی بر خلاف ایستگاه‌های تبخیر سنجی، ایستگاه‌های هواشناسی که در آن پارامترهای مثل دما، رطوبت هوا و سرعت باد اندازه‌گیری می‌شوند، توزیع زمانی و مکانی بهتری دارند. از این رو روش‌های تحلیلی و تجربی زیادی برای پیش‌بینی تبخیر از سطح آزاد آب و تبخیر از تشت با استفاده از داده‌های هواشناسی ارائه شده است. شدت تبخیر تابعی از تابش رسیده به زمین، دما، رطوبت و سرعت باد است. تأثیر این پارامترها بر روی میزان تبخیر بصورت مستقل نیست بلکه تأثیرات متقابل بر همدیگر دارند، بطور مثال باد باعث تغییر رطوبت هوا شده و کاهش رطوبت، افزایش تبخیر را بدنبال دارد و در این شرایط دمای سطح تبخیر کاهش یافته و بر روی دما و رطوبت هوا تأثیر می‌گذارد.

(Penman, 1948) با ترکیب دو مؤلفه انرژی تابش خالص خورشید و مشخصات آبرودینامیک هوا یک معادله تحلیلی برای برآورد تبخیر از سطح آب ارائه داد. این معادله به عنوان یک روش متداول برای تخمین پتانسیل تبخیر از سطح آزاد آب در مطالعات مهندسی منابع آب استفاده می‌شود. معادله پنمن نیاز به داده‌های اندازه‌گیری شده دمای هوا، تابش خالص خورشید، کمبود فشار بخار هوا و سرعت باد دارد. متأسفانه ایستگاه‌های کمی وجود دارد که تمامی این پارامترها

میانگین مربع خطای مدل تدوین شده آنها بترتیب ۰/۷۷ و ۱/۶۱ میلی‌متر در روز برآورد شدند. آنها نتایج مدل شبکه تدوین شده فوق را با نتایج روش پنمن مقایسه کرده و نشان دادند، نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی همبستگی بیشتری با مقادیر اندازه‌گیری شده تبخیر از تشت نسبت به روش پنمن دارد.

هدف این تحقیق تعیین حداقل داده هواشناسی برای برآورد تبخیر از تشت با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی برای منطقه حاشیه دریای خزر است. ایستگاه‌های هواشناسی منطقه فوق غیر خودکار بوده و داده‌های هواشناسی توسط دیده‌بانان برداشت شده و بصورت دستی ثبت می‌گردد و لذا بروز خطا اجتناب ناپذیر است. خطای متغیرهای ورودی باعث انتشار خطا در نتیجه خروجی مدل می‌گردد. خطای اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی تصادفی بوده و در طی روزهای مختلف، هم از نظر اندازه و هم از نظر علامت ثابت نیستند. یکی از خاصیت‌های این خطا، خنثی شدن آن توسط همدیگر در دوره‌های زمانی طولانی است. از این رو در این تحقیق برای اطمینان بیشتر به صحت داده‌ها، متوسط ماهانه آنها استفاده شدند.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه و منابع داده‌ها

منطقه حاشیه دریای خزر واقع در شمال کشور، محدوده مورد مطالعه این تحقیق است. این منطقه دارای بارش‌های قابل ملاحظه و دمای معتدل است. بر اساس طبقه بندی اقلیمی دومارتن، نواحی غربی دریای خزر بسیار مرطوب، نواحی مرکزی مرطوب و نواحی شرقی آن مدیترانه‌ای هستند. در این تحقیق آمارهای هواشناسی ۸ ایستگاه شامل آمل، آستارا، بابلسر، قائمشهر، نوشهر، رامسر، رشت و ساری به مدت ۱۰ سال از سال ۱۹۹۶ تا ۲۰۰۵ جمع‌آوری شد. مشخصات

جغرافیایی این ایستگاه‌ها در جدول ۱ و توزیع مکانی آنها در شکل ۱ ملاحظه می‌شود. این ایستگاه‌ها کل حاشیه دریای خزر را پوشش می‌دهند و علاوه بر اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی، مجهز به دستگاه تشت تبخیر نیز هستند. دمای بیشینه ( $T_{max}$ ) و کمینه روزانه هوا ( $T_{min}$ )، میانگین روزانه رطوبت نسبی هوا ( $RH_{mean}$ ) و سرعت باد ( $u$ ) و ساعات واقعی روزانه آفتاب ( $n$ ) پارامترهایی بودند که از ایستگاه‌های فوق جمع‌آوری و متوسط ماهانه آنها بعنوان متغیرهای ورودی مدل‌های شبکه عصبی استفاده شدند. همچنین متوسط ماهانه تبخیر از تشت، خروجی مدل‌ها را تشکیل دادند.

### ۲-۲- مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق از شبکه‌های چند لایه پیش‌رونده با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا که جزء روش‌های آموزش با ناظر است، استفاده شد. ساختار این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی است. در هر لایه یک یا چند عنصر پردازشگر (نرون) وجود دارد که با تمامی نرون‌های لایه بعدی با اتصالات وزن‌دار بهم مربوط می‌شوند. بردار داده‌های ورودی مدل به نرون‌های لایه اول نگاشت می‌شوند و در این لایه هیچگونه پردازشی انجام نمی‌گیرد و نرون‌های لایه خروجی به بردار خروجی مدل نگاشت می‌گردند. تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی بستگی به تعداد متغیرهای ورودی و خروجی مدل دارد ولی انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی بصورت سعی و خطا تعیین می‌شود. در این بررسی، ساختارهای مختلفی از پارامترهای هواشناسی موثر بر تبخیر بعنوان ورودی مدل‌های شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت و تبخیر اندازه‌گیری شده از تشت تبخیر، خروجی این مدل‌ها را تشکیل داد. در شبکه‌های عصبی، نرون‌های هر لایه به کلیه نرون‌های لایه قبل از طریق یک اتصال جهت دار مرتبط می‌شوند.

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی

ایستگاه	کد	ارتفاع (m)	طول جغرافیایی (°E)	عرض جغرافیایی (°N)
آمل	AM	۲۳/۷	۵۲/۳۸	۳۶/۴۸
آستارا	AS	-۱۸/۰	۴۸/۸۷	۳۸/۴۲
بابلسر	BA	-۲۱/۰	۵۲/۶۵	۳۶/۷۱
قائم‌شهر	GH	۱۴/۷	۵۲/۷۷	۳۶/۴۵
نوشهر	NO	-۲۰/۹	۵۱/۵۰	۳۶/۶۵
رامسر	RM	-۲۰/۰	۵۰/۶۷	۳۶/۹۰
رشت	RA	۳۶/۷	۴۹/۶۵	۳۷/۲۰
ساری	SA	۲۳/۰	۵۳/۵۰	۳۶/۵۵



راهنمای کد ایستگاهها

کد	ایستگاه
AS	آستارا
RA	رشت
RM	رامسر
NO	نوشهر
AM	آمل
BA	بابل
GH	قائم شهر
SA	ساری

شکل ۱- توزیع مکانی ایستگاههای هواشناسی

جولوگیری از آموزش بیش از حد و تصمیم برای توقف مرحله آموزش از یک سری داده به عنوان داده‌های ارزیابی استفاده می‌شود. پس از هر بار تکرار فرایند یادگیری، شبکه با اوزان جدید برای داده‌های ارزیابی اجرا می‌شود. بطور معمول در مراحل اولیه آموزش، خطای برآورد خروجی مدل برای داده‌های ارزیابی کاهش می‌یابد. ولی زمانی که آموزش بیش از حد داده‌ها اتفاق می‌افتد، این خطا افزایش می‌یابد. با شروع این خطا، آموزش داده‌ها متوقف شده و لذا وزن‌های شبکه در شرایط حداقل خطا برای داده‌های ارزیابی تعیین می‌شوند. به عبارتی شبکه با استفاده از داده‌های آموزش و ارزیابی، آموزش می‌بینند. بعد از آموزش، شبکه با داده‌هایی که در آموزش و ارزیابی از آنها استفاده نشده، آزمایش شده و عملکرد آن با استفاده از شاخص‌های آماری بررسی می‌گردد. در این تحقیق، داده‌های سال‌های ۱۹۹۶ تا ۲۰۰۳ (در کل ۷۶۸ داده برای ۸ ایستگاه) برای آموزش و ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی و دو سال باقیمانده ۲۰۰۴ و ۲۰۰۵ (در کل ۱۹۲ داده برای ۸ ایستگاه) به آزمون مدل‌ها اختصاص یافتند. از میان داده‌های آموزش و ارزیابی، ۷۰ درصد آن به آموزش و ۳۰ درصد بقیه به ارزیابی شبکه اختصاص داده شدند.

در مرحله شروع این تحقیق، مدل شبکه عصبی با حداقل داده هواشناسی شامل دمای بیشینه و کمینه هوا و تابش بیرون زمینی<sup>۳</sup> ساخته شد و با نماد ANNI نامگذاری گردید. تابش بیرون زمینی، داده اندازه‌گیری نیست بلکه برای هر روز معین و موقعیت مکانی با استفاده از معادله زیر تعیین می‌شود (Allen et al., 1998):

$$R_a = \frac{24 (60)}{\pi} G_{SC} d_r \left[ \omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s) \right] \quad (1)$$

به هر یک از این اتصالات وزنی داده می‌شود که مقدار آن تعیین کننده تأثیر هر نرون بر روی نرون لایه خروجی است. مجموع وزنی مقادیر ورودی به هر نرون محاسبه و در یک تابع ریاضی قرار می‌گیرد و خروجی نرون از طرق این تابع محاسبه می‌شود. این تابع ریاضی را اصطلاحاً تابع تحریک، تابع آستانه و یا تابع انتقال نامند. توابع سیگموئید (S) و تانژانت هیپربولیک (TH) رایجترین توابع هستند (Hornik et al., 1989) و در این تحقیق بهترین آن برای برآورد تبخیر تعیین شد.

وزن‌های ارتباط دهنده نرون‌های شبکه، با آموزش تعیین می‌شوند و در شبکه‌های چند لایه از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده می‌گردد. این الگوریتم دارای توابعی مختلف بوده که تفاوت آنها بر نحوه تنظیم وزن‌های ارتباط دهنده لایه‌های شبکه عصبی است. توابع لونیگ مارکوارت<sup>۱</sup> (LM) و کانجوگیت گرادیان<sup>۲</sup> (CG) از رایج‌ترین توابع آموزش‌اند (Hagan and Menhaj, 1994) و بهترین اوزان شبکه عصبی ارزیابی شدند و بهترین آن انتخاب شد. در مرحله آموزش شبکه عصبی ابتدا مقادیر تصادفی برای وزنها انتخاب می‌شود و خروجی شبکه بدست می‌آید. خطای بین خروجی شبکه با مقدار مطلوب آن به سمت عقب انتشار می‌یابد و بر این اساس، وزنها تعدیل می‌شوند. این فرایند تکرار می‌یابد تا خروجی شبکه به یک مقدار قابل قبولی برسد. در صورت تکرار زیاد فرایند آموزش، اوزان شبکه به صورتی تعدیل می‌شوند که فقط برای داده‌هایی که برای آموزش استفاده شدند، عملکرد خوبی دارند. ولی برای داده‌هایی که در آموزش شبکه از آنها استفاده نشده، عملکرد ضعیفی خواهند داشت. این اتفاق را آموزش بیش از حد گویند. برای

مربعات خطا (RMSE) و میانگین انحراف خطا (MBE) شاخص‌های مورد استفاده بودند:

$$R^2 = \frac{\left[ \sum (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum (P_i - \bar{P})^2 \sum (O_i - \bar{O})^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \left[ N^{-1} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2 \right]^{0.5} \quad (3)$$

$$MBE = N^{-1} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i) \quad (4)$$

در روابط فوق،  $P_i$  مقادیر برآورد شده مدل،  $\bar{P}$  متوسط مقادیر برآورد شده مدل،  $O_i$  مقادیر واقعی،  $\bar{O}$  متوسط مقادیر واقعی و  $N$  تعداد مشاهدات است. علاوه بر شاخص‌های فوق، با رسم پراکنش مقادیر مشاهده شده در برابر مقادیر برآورد شده همراه با ترسیم دو خط  $\pm 15\%$  خطا پیرامون بهترین خط برازش (خط ۱:۱)، چگونگی مدل‌ها ارزیابی شدند.

### ۳- نتایج و بحث

نتایج مدل‌های شبکه عصبی طراحی شده برای برآورد تبخیر از تشت در جدول ۳ ملاحظه می‌شود. این جدول تأثیر نوع الگوریتم آموزشی و تابع تحریک و همچنین اثر نسبی پارامترهای ورودی مدل‌های شبکه عصبی بر روی نتایج مدل‌ها نشان می‌دهد.

بررسی نتایج نشان می‌دهد، تفاوت زیادی بین دقت نتایج روش‌های آموزشی و توابع تحریک دیده نمی‌شود ولی روش آموزشی لوبنبرگ مارکوارت (LM) و تابع تحریک زیگموئید نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهند. تعداد نرون لایه میانی در مدل‌های مختلف متفاوت است و روند خاص و یکسانی را نشان نمی‌دهد و لذا برای تدوین هر مدل، باید تعداد آن مشخص شود.

در رابطه فوق،  $R_a$  تابش بیرون زمینی (مگاژول بر متر مربع در روز)،  $G_{sc}$  ثابت خورشیدی (برابر  $0.0820$  مگاژول بر متر مربع در روز)،  $d_r$  معکوس فاصله نسبی زمین و خورشید<sup>۴</sup>،  $\omega_s$  زاویه ساعتی غروب خورشید<sup>۵</sup> (رادیان)،  $\varphi$  عرض جغرافیایی (رادیان) و  $\delta$  زاویه میل خورشید<sup>۶</sup> (رادیان) هستند. پارامترهای  $d_r$  و  $\delta$  تابع روز شمار سال<sup>۷</sup> و  $\omega_s$  تابع عرض جغرافیایی و روز شمار سال هستند و برای تعیین آنها از روابط توصیه شده (Allen et al. 1998) استفاده شد. پارامتر  $R_a$  اثر فصلی تابش خورشید را منعکس می‌کند، از این رو به عنوان یک ورودی ثابت در تمامی مدل‌های شبکه عصبی تدوین یافته در این تحقیق، استفاده شد. سپس با اضافه کردن داده‌های رطوبت نسبی هوا، سرعت باد و نسبت ساعات آفتابی روزانه ( $\frac{n}{N}$ ) به ورودی مدل ANN1 به ترتیبی که در جدول ۲ آمده، مدل‌های ANN2، ANN3 و ANN4 ساخته شدند. این چنین ساختار ورودی داده‌ها به شناخت تأثیر داده هواشناسی بر روی شدت تبخیر کمک می‌کند. نسبت ساعات آفتابی روزانه، معرف ابرناکی هوا و شدت تابش رسیده به زمین است و بدیهی است بر شدت تبخیر موثر است. این پارامتر از نسبت ساعات واقعی آفتاب روزانه بر حداکثر ساعات آفتابی روزانه ( $N$ ) بدست می‌آید. حداکثر ساعات آفتابی روزانه تابعی از عرض جغرافیایی و موقع روز از سال است و با استفاده از معادله ارائه شده (Allen et al. 1998) محاسبه شد. ورودی مدل‌های ANN5، ANN6 و ANN7 با اضافه شدن ترکیب‌های دوتایی پارامترهای رطوبت نسبی هوا، سرعت باد و نسبت ساعات آفتابی روزانه به مدل ANN1 ساخته شدند و سرانجام ورودی آخرین مدل (ANN8) با ترکیب تمامی پارامترهای هواشناسی فوق آموزش و ارزیابی گردید.

### ۲-۳- شاخص‌های آماری عملکرد مدل‌های شبکه‌های عصبی

تعیین میزان دقت و چگونگی عملکرد مدل‌های شبکه‌های عصبی طراحی شده در این تحقیق، با استفاده از شاخص‌های کمی آماری و ترسیم نمودار انجام شد. آماره‌های ضریب تعیین ( $R^2$ )، ریشه میانگین

جدول ۲- ترکیب داده‌های ورودی مدل‌های شبکه عصبی

ANN8	ANN7	ANN6	ANN5	ANN4	ANN3	ANN2	ANN1	ترکیب داده ورودی
●	●	●	●	●	●	●	●	دمای بیشینه هوا (°C)
●	●	●	●	●	●	●	●	دمای کمینه هوا (°C)
●	●	●	●	●	●	●	●	تابش بیرون زمینی ( $MJ m^{-2} d^{-1}$ )
●	●	●	●	●	●	●	●	رطوبت نسبی هوا (%)
●	●	●	●	●	●	●	●	سرعت باد ( $m s^{-1}$ )
●	●	●	●	●	●	●	●	نسبت ساعات آفتابی روزانه (-)

جدول ۳- نتایج مدل‌های شبکه عصبی

مدل	تابع انتقال	تابع آموزش	NH*	R <sup>2</sup>	RMSE mm d <sup>-1</sup>	MBE mm d <sup>-1</sup>
ANN1	S	LM	۸	۰/۸۶	۰/۶۱	۰/۲۵
ANN1	S	CG	۱۱	۰/۸۴	۰/۶۵	۰/۲۴
ANN1	TH	LM	۱۰	۰/۸۵	۰/۶۳	۰/۲۱
ANN1	TH	CG	۱۰	۰/۸۳	۰/۶۷	۰/۲۳
ANN2	S	LM	۱۲	۰/۸۸	۰/۵۸	۰/۲۳
ANN2	S	CG	۱۱	۰/۸۷	۰/۶۰	۰/۲۰
ANN2	TH	LM	۹	۰/۸۷	۰/۵۹	۰/۲۱
ANN2	TH	CG	۱۲	۰/۸۶	۰/۶۲	۰/۲۰
ANN3	S	LM	۱۱	۰/۹۰	۰/۴۵	۰/۱۴
ANN3	S	CG	۱۳	۰/۸۹	۰/۴۷	۰/۱۳
ANN3	TH	LM	۱۲	۰/۹۰	۰/۴۶	۰/۱۶
ANN3	TH	CG	۱۱	۰/۸۹	۰/۴۹	۰/۱۵
ANN4	S	LM	۹	۰/۸۹	۰/۴۹	۰/۰۹
ANN4	S	CG	۹	۰/۸۹	۰/۵۱	۰/۰۹
ANN4	TH	LM	۱۲	۰/۸۸	۰/۵۰	۰/۱۱
ANN4	TH	CG	۱۳	۰/۸۷	۰/۵۳	۰/۱۰
ANN5	S	LM	۱۰	۰/۹۱	۰/۴۶	۰/۰۹
ANN5	S	CG	۱۱	۰/۸۹	۰/۴۶	۰/۱۱
ANN5	TH	LM	۱۴	۰/۹۰	۰/۴۶	۰/۱۰
ANN5	TH	CG	۱۳	۰/۸۹	۰/۴۷	۰/۱۵
ANN6	S	LM	۱۲	۰/۹۱	۰/۴۴	۰/۱۰
ANN6	S	CG	۱۵	۰/۹۱	۰/۴۶	۰/۱۳
ANN6	TH	LM	۱۴	۰/۹۰	۰/۴۸	۰/۱۲
ANN6	TH	CG	۱۳	۰/۸۹	۰/۵۰	۰/۱۲
ANN7	S	LM	۱۴	۰/۹۱	۰/۴۶	۰/۰۸
ANN7	S	CG	۱۳	۰/۹۰	۰/۴۶	۰/۰۹
ANN7	TH	LM	۱۲	۰/۸۹	۰/۴۷	۰/۱۰
ANN7	TH	CG	۱۶	۰/۸۸	۰/۴۹	۰/۰۷
ANN8	S	LM	۱۴	۰/۹۳	۰/۳۲	۰/۰۶
ANN8	S	CG	۱۳	۰/۹۲	۰/۳۶	۰/۰۸
ANN8	TH	LM	۱۲	۰/۹۲	۰/۳۳	۰/۰۸
ANN8	TH	CG	۱۱	۰/۹۰	۰/۳۴	۰/۱۱

\*تعداد نرون در لایه میانی

بر خلاف روش آموزشی و تابع تحریک، نوع پارامترهای ورودی و تعداد آنها تأثیر زیادی بر روی نتایج خروجی مدل‌های شبکه عصبی دارد. تبخیر از تست در مدل‌های ANN1 با کمترین داده ورودی، با کمترین دقت برآورد می‌شود. در این مدل‌ها متوسط شاخص‌های آماری ضریب تعیین، ریشه میانگین مربع خطا و میانگین انحراف خطا بترتیب ۰/۸۵، ۰/۶۵ میلی‌متر در روز و ۰/۲۴ میلی‌متر در

روزبرآورد شدند. ضریب تعیین این مدل‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های شبکه عصبی با استفاده از سه پارامتر بیشینه و کمینه دمای هوا و تابش بیرون زمینی (مدل‌های ANN1) بیش از ۸۵ درصد ( $R^2 > 0.85$ ) شدت تبخیر از تشت را توجیه می‌کنند و به عبارتی بیشتر اثرات سایر پارامترهای موثر بر تبخیر بطور ضمنی در سه پارامتر فوق وارد شده است. لذا هر چند که پارامترهای دمای بیشینه و کمینه هوا در میان سایر پارامترهای هواشناسی ساده‌ترین و ارزانترین وسیله اندازه‌گیری را دارند ولی مهمترین پارامترها برای برآورد تبخیر هستند. تفاوت عدد یک تا ضریب تعیین فوق، نشان دهنده این است که حدود ۱۵ درصد از تغییرات شدت تبخیر ناشی از اثرات سایر پارامترهای هواشناسی و خطای سیستماتیک مدل‌های شبکه عصبی و دیگر عوامل است. مثبت بودن میانگین انحراف خطا در تمام مدل‌های تدوین شده نشان‌دهنده این است که مدل‌های شبکه عصبی کمتر از مقادیر واقعی، تبخیر را برآورد می‌کنند. در میان مدل‌های مورد بررسی، مدل‌های ANN1 و ANN8 بترتیب با متوسط  $0.22$  و  $0.08$  میلیمتر در روز بیشترین و کمترین میانگین انحراف خطا را به خود اختصاص دادند.

اضافه شدن پارامتر سرعت باد به ورودی مدل‌های شبکه عصبی ANN1 تأثیر بهتری نسبت به پارامترهای رطوبت نسبی و ساعات آفتابی نشان می‌دهد. همانطور که در جدول ۳ ملاحظه می‌شود، مدل‌های ANN3 که در آن فقط سرعت باد به ورودی مدل ANN1 اضافه شده، نسبت به مدل‌های ANN2 و ANN4 که در آنها بترتیب رطوبت هوا و ساعات آفتابی اضافه شدند، با دقت بهتری تبخیر از تشت را برآورد می‌کند. این نتیجه بیانگر آن است که اثر ضمنی رطوبت هوا و ساعات آفتابی بر روی تبخیر بیشتر از سرعت باد است.

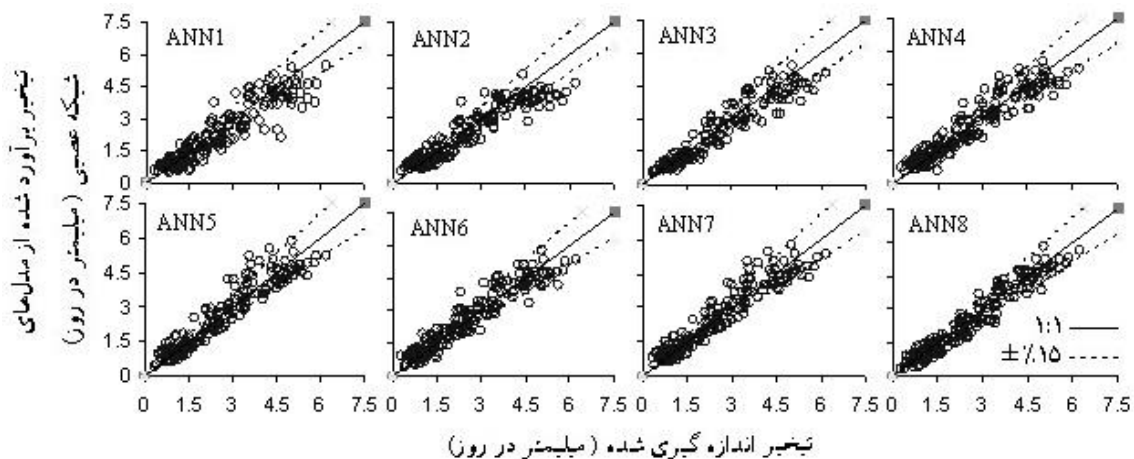
مدل‌های ANN5، ANN6 و ANN7 که در آنها از ۵ پارامتر برای ورودی مدل‌ها استفاده شده، از نظر شاخص‌های آماری تفاوت چندانی نسبت به هم ندارند و تقریباً نتایج یکسانی ارائه می‌دهند. ولی این مدل‌ها نتایج دقیق‌تری نسبت به مدل‌های با ۴ پارامتر ورودی ارائه می‌دهند، بطوریکه متوسط شاخص‌های ضریب تعیین، ریشه میانگین مربع خطا و میانگین انحراف خطا بترتیب حدود  $0.46$ ،  $0.90$  و  $0.11$  میلیمتر در روز و  $0.11$  میلیمتر در روز برآورد شدند. مدل ANN8 که دارای بیشترین داده ورودی است، بالاترین دقت را نسبت به سایر مدل‌ها نشان می‌دهد. این مدل بهترین نتیجه را با استفاده از روش آموزشی لونیبرگ مارکوارت و تابع انتقال زیگموئید به همراه داشته، طوری که شاخص‌های آماری ضریب تعیین، ریشه میانگین مربع خطا و میانگین انحراف خطای بترتیب  $0.93$ ،  $0.32$  و  $0.32$  میلیمتر در روز و

$0.06$  میلی‌متر در روز برآورد شده است. ضریب تعیین  $0.93$  مقدار رضایت‌بخشی است و نشان می‌دهد که با استفاده از مدل شبکه عصبی ANN8 و داده‌های هواشناسی می‌توان تا ۹۳ درصد تغییرات تبخیر از تشت را شبیه‌سازی کرد.

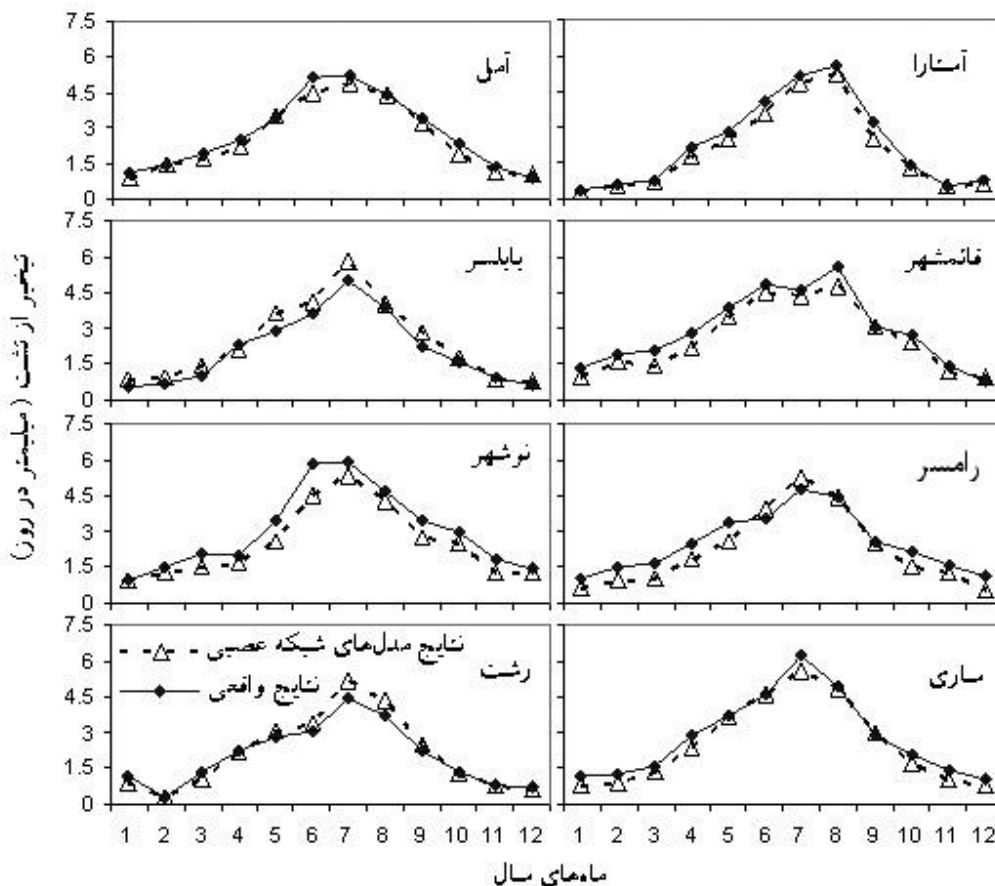
چگونگی پراکنش نقاط مقادیر اندازه‌گیری شده تبخیر از تشت و نتایج حاصل از مدل‌های آموزش یافته به روش لونیبرگ مارکوارت و تابع انتقال زیگموئید، حول بهترین خط انطباق (۱:۱) و خطوط  $\pm 15\%$  خطا در شکل ۲ ارائه شده است. ملاحظه می‌شود در مدل ANN1 که از کمترین داده ورودی (۳ متغیر ورودی) استفاده شده، بیشتر نقاط در خارج از محدوده  $\pm 15\%$  خطا واقع شده‌اند بطوریکه حدود ۴۴ درصد نقاط در این محدوده قرار می‌گیرند که در کارهای عملی از دقت لازم برخوردار نیست. از میان مدل‌های با چهار پارامتر ورودی (ANN2، ANN3 و ANN4)، مدل ANN3 که در آن سرعت باد به ورودی‌های مدل ANN1 اضافه شده، وضعیت بهتری را نشان می‌دهد. ولی حدود ۵۸ درصد نقاط در محدوده ۱۵ درصد قرار دارند. با افزایش داده‌های ورودی به ۵ پارامتر (مدل‌های ANN5، ANN6 و ANN7) وضعیت پراکنش داده‌ها حول خط ۱:۱ بهتر شده و مدل ANN7 با داده‌های دمای هوا، تابش بیرون زمینی، سرعت باد و نسبت ساعات آفتابی روزانه خطای کمتری را نشان می‌دهد، بطوریکه ۶۲ درصد از نقاط در داخل محدوده  $\pm 15\%$  خطا واقع شده‌اند. با توجه به اینکه تعداد نقاط در داخل محدوده ۱۵ درصد در مدل‌های ANN1 تا ANN7 کم است و بیشتر نتایج، خطای بیش از ۱۵ درصد دارند، لذا این مدل‌ها قابل توصیه نیستند.

کمترین تعداد نقاط خطا مربوط به مدل ANN8 است بطوریکه ۷۶ درصد از داده‌ها در داخل محدوده  $\pm 15\%$  قرار دارند و به عبارتی ۷۶ درصد از نتایج این مدل کمتر از ۱۵ درصد خطا دارند. بررسی شکل ۲ نشان می‌دهد، اکثر نقاط خطا در مقادیر کم تبخیر رخ می‌دهد و در مقادیر بالای تبخیر (بیش از ۴ میلی‌متر در روز) نتایج مدل مطابقت خوبی با مقادیر واقعی دارد. لذا مدل ANN8 که در آن از تمام داده‌ها استفاده شده برای تعیین تبخیر از تشت برای منطقه مورد مطالعه توصیه می‌شود.

برای بررسی اثر زمان بر روی نتایج مدل شبکه عصبی، تغییرات زمانی تبخیر از تشت حاصل از مقادیر واقعی و مدل ANN8 برای سال آماری ۲۰۰۵ و برای کلیه ایستگاه‌ها در شکل ۳ ارائه شده است. این بررسی نشان می‌دهد که نتایج این مدل در تمام ایستگاه‌ها، خط سیر زمانی تبخیر را به درستی برآورد کرده و تطابق خوبی بین مقادیر واقعی و مشاهده شده وجود دارد.



شکل ۲- مقایسه بین نتایج برآورد شده از مدل‌های شبکه عصبی و مقادیر اندازه‌گیری شده



شکل ۳- مقادیر واقعی و نتایج تبخیر از تشت مدل ANN8 در سال ۲۰۰۵

#### ۴- نتیجه‌گیری

نشان داد، حدود ۸۳ درصد تغییرات تبخیر با دو پارامتر دمای بیشینه و کمینه هوا توجیه میشود و این منطق علمی را تأیید می‌کند که این دو پارامتر نشان دهنده میزان انرژی تابش خورشید رسیده به زمین هستند. دقت مدل با اضافه شدن پارامتر سرعت باد به ورودی مدل‌های شبکه عصبی، افزایش بیشتری نسبت به اضافه شدن

در این تحقیق هشت ترکیب مختلف داده‌های هواشناسی بعنوان داده‌های ورودی برای برآورد تبخیر از تشت به کمک مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بدست آمده



- algorithm”, IEEE Trans Neural Netw, 5, pp. 989–993.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H. (1989), “Multilayer feedforward networks are universal approximators”, Neural Network, 2, pp. 359–366.
- Irmak, S., Haman, D., and Jones, W. (2002), “Evaluation of Class A pan coefficients for estimating reference evapotranspiration in humid location”, J Irrig Drain Eng, 128(3), pp.153–159.
- Keskin, M. E. and Terzi O. (2006), “Artificial neural network models of daily pan evaporation”, J Hydrol Eng, 11(1), pp.65–70.
- Kumar, M., Raghuvanshi, N. S., Singh, R., Wallender, W. W., Pruitt, W. O. (2002), “ Estimating evapotranspiration using artificial neural network”, J Irrig Drain Eng, 128(4), pp.224–233.
- Penman, H. L. (1948), “Natural evaporation from open water, bare soil and grass”, Proceedings of the Royal Meteorological Society, pp. 120–146.
- Rahimikhoob, A. (2008a), “Comparative study of Hargreaves’s and artificial neural network’s methodologies in estimating reference evapotranspiration in a semiarid environment”, Irrig. Sci., 26(3), pp. 253-259.
- Rahimikhoob, A. (2008b), “Artificial neural network estimation of reference evapotranspiration from pan evaporation in a semi-arid environment”, Irrig. Sci., 27(1), pp. 35-39.
- Sudheer K. P., Gosain, A. K. and Ramasastri, K. S. (2003), “Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique”, J Irrig Drain Eng, 29(3), pp.214-218.
- Tan, Y. and Van Cauwenberghe, A. (1999), “Neural-network-based d-step-ahead predictors for nonlinear systems with time delay”, Eng. Appl. Artif. Intel, 12, pp. 21–25.
- Zanetti, S., Sousa, E., Oliveira, V., Almeida, F., Bernard, S. (2007), “Estimating evapotranspiration using artificial neural network and minimum climatological data”, J Irrig Drain Eng, 133(2), pp.83–89.
- پارامترهای رطوبت نسبی هوا و ساعات آفتابی پیدا کرد. دلیل فیزیکی آن می‌تواند این باشد که جزء تبخیر ناشی از آیرودینامیک هوا، بیشتر تحت تأثیر سرعت باد است و پارامترهای رطوبت نسبی هوا و ساعات آفتابی معرف جزء انرژی خورشید رسیده به زمین هستند که اثرشان را بصورت ضمنی در دو پارامتر دمای بیشینه و کمینه هوا گذاشتند. یافته‌های این بررسی نشان داد، هرچند پارامترهای دمای بیشینه و کمینه هوا بیش از ۸۰ درصد تبخیر آب را توجیه می‌کنند ولی در ۸۵ درصد موارد، اختلاف نتایج مدل و مقادیر واقعی بیش از ۱۵ درصد است. از این رو استفاده از حداقل داده‌های هواشناسی برای تعیین تبخیر از تشت توصیه نمی‌شود. دقت مدل‌های شبکه عصبی با اضافه شدن پارامترهای سرعت باد، رطوبت نسبی هوا و ساعات آفتابی به ورودی مدل‌ها افزایش یافت و بطور کلی مدل ANN8 که در آن از تمام پارامترهای هواشناسی استفاده شد، توصیه می‌شود.

#### پی‌نوشت‌ها

- 1- Levenbreg- Marquardt
- 2- Conjugate- Gradient
- 3- Extraterrestrial radiation
- 4- inverse relative distance Earth-Sun
- 5- Sunset hour angle
- 6- Solar declination
- 7- Day of year

#### ۵- مراجع

- Allen R. G., Pereira, L. S., Raes, D., and Smith, M. (1998), Crop evapotranspiration. Guidelines for computing crop water requirements. Irrigation and drainage paper no. 56. FAO, Rom, 300p.
- Bruton, J. M., McClendon, R. W. and Hoogenboom, G. (2000), “Estimating daily pan evaporation with artificial neural networks”, Trans ASAE, 43 (2), pp. 491–496.
- Grismer, M. E., Orang, M., Snyder, R., and Matyac, R. (2002), “Pan evaporation to reference evapotranspiration conversion methods”, J Irrig Drain Eng, pp. 180–184.
- Hagan, M. T. and Menhaj, M. B. (1994), “Training feedforward networks with the Marquardt