

**Estimating Actual Evapotranspiration in a
Catchment Using Artificial Neural Networks
with Minimum Climatic Data
Case Study: Emame Representative Catchment**

A. Rahimikhoob^{1*} and A. Mahmoodi²

Abstract

Actual evapotranspiration (ET_a) is one of the major components in the hydrologic cycle and its accurate estimation is of paramount importance for many studies concerning hydrologic water balance and water resources planning and management. Evapotranspiration is a complex nonlinear phenomenon depending on several interacting climatological and crop factors. This paper determines the minimum climatic data required for estimating ET_a in a representative catchment (Emame, Iran) using artificial neural networks (ANNs) technique. Four combinations of weather parameters were considered as input data and the resulting values of ET_a were analysed and compared with those of water balance method. The study indicated that maximum and minimum air temperature, relative humidity, and wind speed are the minimum climatic data required for estimating ET_a . With these input data, the root mean square error (RMSE) and the coefficient of determination (R^2) for the comparison between observed and estimated ET_a are 0.17 mm d^{-1} and 0.95, respectively. Plotting measured values of ET_a versus predicted values suggests that 82 percent of the values lie within a scatter of $\pm 15\%$.

Keywords: Actual evapotranspiration, Artificial neural networks, Meteorological data, Emame representative catchment.

Received: December 12, 2009

Accepted: August 24, 2011

**برآورد تبخیر- تعرق واقعی از سطح حوضه آبریز با
استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و حداقل داده‌های
هواشناسی - مطالعه موردی حوضه معرف امامه**

علی رحیمی خوب^{۱*} و علی محمودی^۲

چکیده

تبخیر- تعرق واقعی یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه آب در طبیعت بوده و تعیین دقیق آن در بسیاری از مطالعات مانند بیلان آبی حوضه، برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب مهم می‌باشد. به دلیل اثرات متقابل عوامل متعدد اقلیمی و گیاهی، پدیده تبخیر- تعرق پیچیده و غیر خطی است و لذا برای برآورد آن بر پایه داده‌ها و عناصر هواشناسی دیگر، باید از مدل‌های ریاضی پیشرفته استفاده کرد. در این مقاله، حداقل داده‌های هواشناسی لازم برای برآورد تبخیر- تعرق واقعی یکی از حوضه‌های معرف ایران، با استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی شد. برای این منظور چهار نوع مدل شبکه عصبی با استفاده از ترکیب پارامترهای مختلف هواشناسی ساخته و نتایج آنها با مقادیر بدست آمده از روش بیلان آبی مقایسه شدند. نتایج نشان داد، پارامترهای دمای بیشینه و کمینه هوا، رطوبت نسبی و سرعت باد، حداقل داده‌های هواشناسی مورد نیاز برای برآورد تبخیر- تعرق هستند. میانگین جذر مربعات خطاها (RMSE) و ضریب تعیین (R^2) بین مقادیر بدست آمده از مدل شبکه عصبی با ورودی‌های فوق و مقادیر واقعی به ترتیب ۰/۱۷ میلی‌متر در روز و ۰/۹۵ تعیین شدند. ترسیم مقادیر برآورد شده و واقعی نشان داد، خطای ۸۲ درصد از داده‌ها کمتر از ۱۵ درصد است.

کلمات کلیدی: تبخیر- تعرق واقعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، داده‌های هواشناسی، حوضه معرف امامه.

تاریخ دریافت مقاله: ۲۱ آذر ۱۳۸۸

تاریخ پذیرش مقاله: ۲ شهریور ۱۳۹۰

1- Associate professor of Irrigation and Drainage Engineering Dept., Aburaihan Campus, University of Tehran-Tehran-Iran, Email Address: akhob@ut.ac.ir

2- M. Sc. former graduate of Irrigation and Drainage Engineering Dept., Aburaihan Campus, University of Tehran

*- Corresponding Author

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

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

*- نویسنده مسئول

۱- مقدمه

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- تعرق، پارامترهای مختلف هواشناسی از نظر نوع داده و تعداد ورودی‌های آن بررسی شوند. تدوین مدل‌هایی با تعداد ورودی کم و ساده هواشناسی برای تخمین تبخیر- تعرق واقعی، این امکان را برای مناطق دور افتاده فراهم می‌کند تا با حداقل داده‌های هواشناسی ساده در این مناطق بتوان تبخیر و تعرق واقعی را برآورد کرد.

در دهه اخیر، توجهات زیادی به استفاده از مدل‌های شبکه عصبی در علوم مختلف شده است. نتایج تحقیقات منتشر شده در زمینه‌های مختلف منابع آب نشان می‌دهند، مدل‌های شبکه عصبی جایگزین مناسبی برای مدل‌های پیش‌بینی رواناب، جریان رودخانه‌ها، جریان ورودی به مخازن، پارامترهای کیفیت آب و تبخیر- تعرق گیاه مرجع هستند (Sudheer et al., 2004; Kisi, 2004; Coulibaly et al., 2000; Kisi, 2005; Dehbozorgi and Sepaskhah, 2011). یکی از قابلیت‌های مهم مدل‌های شبکه عصبی امکان بررسی ورودی‌های مختلف برای برآورد یک متغیر است (Sudheer et al., 2003).

هدف این تحقیق تعیین حداقل داده هواشناسی لازم برای تعیین تبخیر- تعرق واقعی بکمک مدل‌های شبکه عصبی است. این تحقیق در حوضه معرف امامه انجام یافت و در آن تبخیر- تعرق واقعی ماهانه با استفاده از معادله بیلان آبی و با معلوم بودن پارامترهای رواناب، بارندگی و تغییرات ذخیره آب حوضه، به مدت ۳۶ سال برآورد شد و بعنوان داده‌های مشاهده شده برای تدوین مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه و منابع داده‌ها

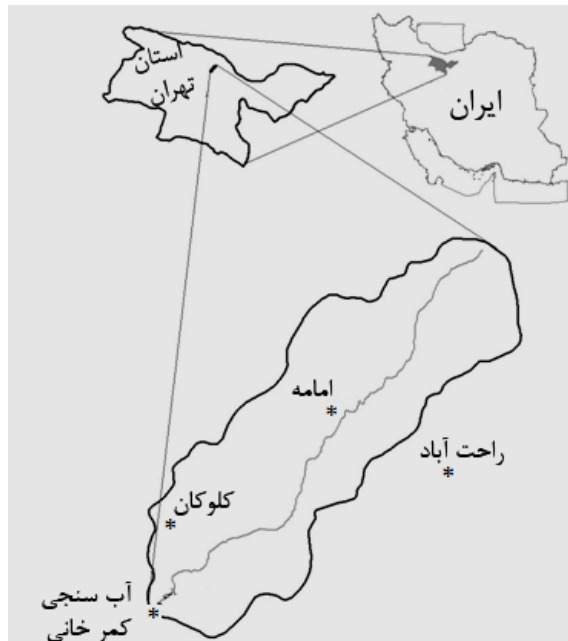
منطقه مورد مطالعه این تحقیق حوضه امامه انتخاب شد. خصوصیات زمین‌شناسی این حوضه بصورتی است که جریان‌های ورودی و خروجی آب زیرزمینی به آن ناچیز بوده و تبخیر- تعرق در آن را می‌توان با استفاده از معادله بیلان آب، مشابه با لایسیمتر حجمی تعیین کرد. این قبیل حوضه‌ها به حوضه‌های آببند شناخته شده و مؤلفه‌های بیلان آب در آن شامل مؤلفه‌های بارش، رواناب، تبخیر- تعرق واقعی و تغییر ذخیره آب خاک حوضه است. این حوضه‌ها برای تدوین و ارزیابی مدل‌های هیدرولوژیکی مناسب بوده و به همین دلیل حوضه امامه بعنوان اولین حوضه معرف ایران در سال ۱۳۴۸ مجهز به دستگاه‌های اندازه‌گیری پارامترهای جوی و رودخانه‌ای شد.

رشد سریع جمعیت و متناسب با آن افزایش نیاز به آب برای مصارف شرب، صنعت و کشاورزی، ضرورت استفاده بهینه از این منبع حیات را بیش از پیش نشان می‌دهد. کشور ایران از زمره مناطق خشک و نیمه خشک دنیا است و در مقام سازگاری با آن باید از منابع آبی به نحو مطلوب استفاده کرد. عملی شدن این کار در گرو شناخت هر چه دقیق‌تر و علمی‌تر مؤلفه‌های گردش آب یعنی بارش، آب‌های سطحی، زیرزمینی و به خصوص تبخیر- تعرق است. از میان پدیده‌های هیدرولوژیکی حاکم در یک حوضه، تبخیر- تعرق واقعی (ET_a) از عوامل مهم محاسبه بیلان آبی حوضه‌های آبریز بوده و معرف بخشی از تلفات بارندگی است. شدت این پارامتر بستگی به میزان آب موجود در خاک و گیاه، عناصر اقلیمی، نوع خاک و گیاه دارد که بصورت پیچیده و تأثیر گذار بر یکدیگر عمل می‌کنند. در صورتی که آب در مجموعه خاک و گیاه بدون محدودیت باشد، عناصر اقلیمی و نوع پوشش گیاهی تعیین کننده شدت تبخیر- تعرق اند ولی در صورت محدود بودن آب در این مجموعه، شدت تبخیر و تعرق به خصوصیات خاک و میزان آب موجود در آن بستگی پیدا می‌کند (Allen et al., 1998).

تغییر مکانی و زمانی عناصر اقلیمی مؤثر در تبخیر- تعرق به‌همراه تغییرات آب در خاک و گیاه، شرایط پیچیده‌ای را برای تخمین تبخیر- تعرق بوجود آورده است. بنابراین در نقاط مختلف دنیا کوشش‌هایی در جهت تدوین روابط تجربی برای تعیین تبخیر- تعرق واقعی با استفاده از داده‌های هواشناسی به عمل آمده است. Chun (1989) با مطالعه بر روی حوضه‌های جنگلی شمال شرق چین، رابطه‌ای بر اساس شاخص خشکی و تبخیر از سطح آزاد آب برای محاسبه تبخیر- تعرق واقعی در مقیاس زمانی سالانه از سطح حوضه‌های آبریز ارائه داد. این رابطه در ۸۰ حوضه بکار رفت و نتایج آن با تبخیر- تعرق واقعی بدست آمده از روش بیلان آبی مقایسه شد. بر اساس نتایج بدست آمده، خطای مقادیر برآوردی در ۹۳ درصد موارد کمتر از ۱۰ درصد بود. Kotoda (1989) برای یکی از حوضه‌های آبخیز ژاپن ضریبی بدست آورد که با اعمال آن در معادله Penman (1948)، تبخیر- تعرق پتانسیل را به تبخیر- تعرق واقعی تبدیل کرد و نشان داد که نتایج قابل اعتمادی برای دوره‌های ماهانه و سالانه بدست می‌آید.

امکانات و تجهیزات اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی در حوضه‌های مختلف ایران متفاوت است. در برخی مناطق توزیع مکانی ایستگاه‌های هواشناسی در حد مناسب بوده و در آنها پارامترهای

مدل‌های شبکه عصبی برای تعیین تبخیر- تعرق واقعی مورد بررسی قرار گرفتند. همچنین این پارامترها برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع به روش پنمن مانیتیت استفاده شدند. معادلات توصیه شده توسط فائو برای تعیین مؤلفه‌های معادله پنمن مانیتیت مورد استفاده قرار گرفتند (Allen et al., 1998).



شکل ۱- موقعیت حوضه معرف امامه و ایستگاه‌های محدوده آن

۲-۲- تعیین تبخیر- تعرق واقعی با استفاده از معادله بیلان آبی حوضه

معادله بیلان آب یکی از بهترین روش‌ها برای تعیین تبخیر- تعرق واقعی در حوضه‌های آبریز است و نتایج آن را می‌توان بعنوان داده‌های مشاهده شده برای تدوین مدل‌ها و ارزیابی آنها استفاده کرد.

حوضه امامه با وسعت ۳۷/۲ کیلومتر مربع در قسمت شمالی حوضه جاجرود واقع شده و یکی از زیرحوضه‌های آن محسوب می‌شود و در بالادست سد لتیان قرار دارد. موقعیت جغرافیایی این حوضه بین عرض‌های شمالی ۵۱° ۵۷' و ۳۵° ۵۷' و طول‌های شرقی ۳۲° ۳۲' و ۵۱° ۳۸' قرار دارد. متوسط شیب حوضه ۴۸/۵ درصد، شیب متوسط رودخانه ۱۳/۸ درصد و ضریب گراولیوس ۱/۳۵ می‌باشد. بیشترین ارتفاع حوضه در بخش شمالی و کمترین آن در محل خروجی بترتیب در رقوم ۳۸۵۰ و ۱۸۳۰ متر از سطح دریا واقع شده‌اند. قسمت اعظم حوضه امامه را مناطق کوهستانی با پوشش متوسطی از درخت‌های جنگلی و مرتعی تشکیل می‌دهد و باغات و اراضی کشاورزی بصورت پراکنده در قسمت‌های جنوبی و اطراف رودخانه قرار گرفته‌اند. متوسط ماهانه دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد، تبخیر از تشت و بارندگی بر اساس آمار دوره ۳۶ ساله جمع‌آوری شده در حوضه امامه در جدول ۱ ارائه شده است. حوضه امامه بر اساس دستگاه طبقه‌بندی اقلیمی دومارتن در گروه خیلی مرطوب فراسرد قرار می‌گیرد.

شکل ۱ موقعیت حوضه معرف امامه و ایستگاه‌های محدوده آن را نشان می‌دهد. رودخانه امامه زهکش اصلی حوضه بوده و طول آن تا نقطه خروجی در محل ایستگاه کمرخانی برابر ۱۳/۶ کیلومتر است. در این تحقیق متوسط دبی روزانه این ایستگاه بمدت ۳۶ سال از سال ۱۳۴۹ تا ۱۳۸۴ مورد استفاده قرار گرفت. متوسط آبدی روزانه این ایستگاه در طول سال‌های فوق ۰/۵۷ مترمکعب در ثانیه است. پارامترهای هواشناسی این حوضه شامل بارندگی، دمای هوا، رطوبت نسبی، تابش رسیده به زمین و سرعت باد بوسیله سه ایستگاه امامه، کلوکان و راحت‌آباد اندازه‌گیری و ثبت می‌شوند. در این تحقیق آمار روزانه این پارامترها برای دوره آماری فوق جمع‌آوری شد. بعلا نزدیک بودن ایستگاه‌های هواشناسی فوق به هم، میانگین بارندگی روزانه در سطح حوضه امامه با استفاده از روش وزن دهی تیسن محاسبه شد. متوسط ماهانه پارامترهای هواشناسی بعنوان ورودی

جدول ۱- متوسط ماهانه پارامترهای هواشناسی حوضه امامه

ماه	ESF	BAH	DEY	AZA	ABN	MEH	SHO	MOR	TIR	KHO	ORD	FAR
دمای هوا (°C)	۱/۳	-۲/۲	-۱/۶	۱/۴	۷/۳	۱۳/۲	۱۹/۰	۲۱/۸	۲۱/۶	۱۲/۳	۱۱/۷	۶/۷
رطوبت نسبی (%)	۵۸/۸	۵۸/۱	۵۸/۸	۵۷/۷	۵۴/۹	۴۸/۶	۴۰/۹	۴۱/۸	۴۱/۲	۴۴/۳	۵۲/۹	۵۷/۱
سرعت باد (m/s)	۱/۶	۱/۴	۱/۶	۱/۶	۱/۹	۱/۹	۱/۹	۱/۷	۱/۹	۲/۱	۲/۴	۲/۱
تبخیر از تشت (mm/month)	۴۰/۲	۲۰/۶	۲۳/۲	۴۰/۵	۷۳/۷	۱۲۲/۶	۱۹۰/۲	۲۲۳/۲	۲۲۹/۴	۱۹۵/۹	۱۳۴	۸۴/۲
بارندگی (mm/month)	۱۰۶	۹۳	۶۹/۷	۶۹/۷	۶۰	۲۳/۹۰	۹	۷/۷	۱۰/۷	۲۴/۶	۸۸/۱	۱۰۰

زمانی برآورد و بعنوان مقادیر واقعی بعنوان خروجی مدل‌های شبکه عصبی استفاده شدند.

۲-۳- مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق از شبکه‌های چند لایه پیشرونده با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا^۲ استفاده شد، که جزء روش‌های آموزش با ناظر^۳ است. 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- تعرق بعنوان ورودی مدل‌های شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت و تبخیر- تعرق واقعی برآورد شده از معادله بیلان آبی حوضه، خروجی این مدل‌ها را تشکیل داد.

در شبکه‌های عصبی، نرون‌های هر لایه به کلیه نرون‌های لایه قبل از طریق یک اتصال جهت‌دار مرتبط می‌شوند. 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 می‌شود و در یک تابع ریاضی قرار می‌گیرد و خروجی نرون از طریق این تابع محاسبه می‌شود. این تابع ریاضی را اصطلاحاً تابع محرک، تابع آستانه و یا تابع انتقال گویند. در این تحقیق، ۴ تابع سیگموئید (S)، سیگموئیدخطی (LS)، تانژانت هیپربولیک (TH) و تانژانت هیپربولیک خطی (LTH) مورد بررسی قرار گرفتند و بهترین آن برای برآورد تبخیر- تعرق واقعی تعیین شد.

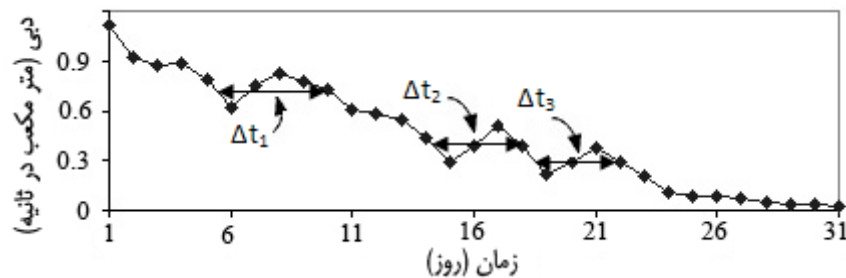
اساس این معادله قانون بقاء جرم است که طبق آن برای یک دوره زمانی معین (Δt) مجموع جبری آب‌های ورودی و خروجی و تغییرات ذخیره آب خاک در حوضه مساوی صفر بوده و بر این اساس، تبخیر- تعرق با استفاده از معادله زیر برآورد می‌شود:

$$ET_a = P - R \pm \Delta S \quad (1)$$

که در آن، ET_a ، P ، R و ΔS به ترتیب نشان‌دهنده تبخیر- تعرق واقعی، بارندگی، رواناب خروجی و تغییرات ذخیره آب خاک در دوره زمانی Δt می‌باشند. اندازه‌گیری مستقیم ΔS برای حوضه‌های آبریز مشکل است ولی دوره‌های زمانی خاصی در حوضه‌های آبریز وجود دارند که مقدار ΔS صفر می‌شود (Karongo and Sharma, 1997). این دوره‌ها بر روی شاخه‌های نزولی هیدروگراف خروجی حوضه بصورتی انتخاب می‌شوند که دبی خروجی در ابتدا و انتهای هر دوره زمانی مساوی هم باشند. برای نمونه همانطور که در شکل ۲ ملاحظه می‌شود، بر روی هیدروگراف خروجی تیر ماه سال ۱۳۵۱ حوضه امامه سه بازه زمانی با مشخصات فوق تعیین شده است. معادله (۱) برای این دوره‌های زمانی به شکل ساده زیر تبدیل می‌شود:

$$ET_a = P - R \quad (2)$$

در این تحقیق هیدروگراف‌های روزانه رودخانه امامه در ایستگاه کمرخانی برای تمام ماه‌های دوره آماری این تحقیق (۱۳۴۹ تا ۱۳۸۴) ترسیم و در هر هیدروگراف حداقل دو دوره زمانی در طول ماه با مشخصات فوق معین شدند. حجم کل آب خروجی در هر یک از این دوره‌ها محاسبه و بر مساحت حوضه تقسیم شد و حاصل آن بر حسب میلی‌متر بعنوان مقدار رواناب (R) از کل بارندگی آن دوره (P) کم شد تا مقدار تبخیر- تعرق واقعی بدست آید (مطابق معادله ۲). سپس با تقسیم این مقدار بر تعداد روزهای هر دوره زمانی، متوسط تبخیر- تعرق واقعی بر حسب میلی‌متر در روز محاسبه شد. متوسط تبخیر- تعرق روزانه هر ماه با میانگین‌گیری تبخیر- تعرق دوره‌های



شکل ۲- هیدروگراف دبی تیر ماه سال ۱۳۵۱ ایستگاه کمرخانی و سه دوره زمانی با ΔS برابر صفر

۲-۴- داده‌های ورودی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

با استفاده از داده‌های مختلف هواشناسی، چهار مدل شبکه عصبی (ANN1 تا ANN4) مورد ارزیابی قرار گرفت. ساختار ورودی این مدل‌ها در جدول ۲ ملاحظه می‌شود. تابش بیرون زمینی که تابعی از عرض جغرافیایی و روز شمار سال است، با استفاده از رابطه ارائه شده توسط Allen et al. (1998) برای روزهای مختلف سال محاسبه و میانگین ماهانه آن برای ورودی تمام مدل‌های شبکه عصبی استفاده شد.

جدول ۲- ترکیب داده‌های ورودی مدل‌های مورد بررسی این

تحقیق

ANN4	ANN3	ANN2	ANN1	ترکیب داده ورودی
●	●	●	●	دمای حداکثر هوا (°C)
●	●	●	●	دمای حداقل هوا (°C)
●	●	●	●	میانگین دمای روزانه (°C)
●	●	●	●	تابش بیرون زمینی (MJ m ⁻² d ⁻¹)
●	●	●		رطوبت نسبی هوا (%)
●	●			سرعت باد (m s ⁻¹)
●				تابش ورودی به زمین (MJ m ⁻² d ⁻¹)

۲-۵- شاخص‌های آماری عملکرد 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^۵ (R²)، ریشه میانگین مربعات خطا^۶ (RMSE) و میانگین انحراف خطا^۷ (MBE) شاخص‌های مورد استفاده بودند:

$$R^2 = \frac{\left[\sum (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum (P_i - \bar{P})^2 \sum (O_i - \bar{O})^2} \quad (۳)$$

$$RMSE = \left[N^{-1} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2 \right]^{0.5} \quad (۴)$$

$$MBE = N^{-1} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i) \quad (۵)$$

که در آنها، 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 می‌باشند. 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 عملکرد شبکه‌ها ارزیابی شدند.

وزن‌های ارتباط دهنده نرون‌های شبکه، با آموزش تعیین می‌شوند و در شبکه‌های چند لایه از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده می‌شود. در این الگوریتم ابتدا مقادیر تصادفی برای وزن‌ها انتخاب می‌شوند 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 می‌شود تا خروجی شبکه به یک مقدار قابل قبولی برسد، این فرایند را آموزش شبکه عصبی گویند. در صورت تکرار زیاد فرایند آموزش، اوزان شبکه بصورتی 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 دارند. این اتفاق را آموزش بیش از حد^۴ گویند. برای جلوگیری 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 افزایش این خطا، آموزش داده‌ها متوقف می‌شود و لذا وزن‌های شبکه در شرایط حداقل خطا برای داده‌های ارزیابی تعیین می‌شوند. به عبارتی آموزش شبکه با استفاده از داده‌های آموزش و ارزیابی صورت می‌گیرد. 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.

الگوریتم پس انتشار خطا دارای توابعی مختلف بوده که تفاوت آنها در نحوه تنظیم وزن‌های ارتباط دهنده لایه‌های شبکه عصبی است. توابع لونیبرگ مارکوارت (LM) و کانجوگیت گرادیان (CG) از رایج‌ترین توابع می‌باشند که برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شوند (Hagan and Menhaj, 1994; Tan and Cauwenbergh, 1999). این توابع برای تعیین بهترین اوزان شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفت و بهترین آن انتخاب شد.

در این تحقیق، داده‌های ۳۲ سال (۱۳۴۹ تا ۱۳۸۰) برای آموزش و ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی و بقیه داده‌ها بمدت ۴ سال (۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴) به آزمون مدل‌ها اختصاص یافت. از میان داده‌های آموزش و ارزیابی بطور تصادفی، ۷۰ درصد آن به آموزش و ۳۰ درصد بقیه به ارزیابی شبکه اختصاص داده شدند.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- بررسی نتایج تبخیر و تعرق واقعی

تبخیر و تعرق واقعی و مرجع برای دوره ۳۶ ساله (۱۳۴۹ تا ۱۳۸۴) برآورد شدند و میانگین ماهانه آنها با مقادیر اندازه‌گیری شده بارندگی در جدول ۳ ارائه شده است. ملاحظه می‌شود، میزان تبخیر و تعرق واقعی سالانه حدود نصف مقدار بارندگی سالانه است و به عبارتی حدود ۵۰ درصد از بارندگی در حوضه امامه تبدیل به رواناب و ۵۰ درصد بقیه صرف تبخیر و تعرق در سطح حوضه می‌شود. این نتیجه با توجه به شرایط پوشش گیاهی متوسط و شیب زیاد حوضه امامه به واقعیت نزدیک می‌باشد. شیب تند و عدم پوشش گیاهی متراکم در حوضه امامه باعث شده تا ۵۰ درصد بارش در توده خاک ذخیره شده و به مصرف تبخیر و تعرق گیاهان برسد. تبخیر و تعرق مرجع که معرف حداکثر توان تبخیر کنندگی محیط در شرایط پوشش گیاهی متراکم و بدون کمبود آب است، در حوضه امامه در حدود ۵۰ درصد بیشتر از بارندگی حوضه است و لذت تبخیر و تعرق واقعی به مراتب کمتر از تبخیر و تعرق مرجع می‌باشد و نتایج ارائه شده در جدول ۳ با واقعیت شرایط اقلیمی حوضه امامه همخوانی دارد. حداقل تبخیر و تعرق واقعی به میزان ۳/۴ میلی‌متر در ماه مصادف با سردترین ماه سال (بهمن) شده و حداکثر آن به میزان ۶۸/۷ میلی‌متر در ماه مصادف با ماه تیر بوده که پس از ماه مرداد، گرمترین ماه سال است. حداقل و حداکثر تبخیر و تعرق مرجع به ترتیب برابر ۱۶/۲ و ۱۶۷/۸ میلی‌متر در ماه مشابه با تبخیر و تعرق واقعی در ماه‌های بهمن و تیر اتفاق می‌افتد. جدول فوق نشان می‌دهد، میزان تبخیر و تعرق واقعی در حدود یک سوم میزان تبخیر و تعرق مرجع است.

۳-۲- نتایج مدل شبکه عصبی با ۴ داده ورودی (ANN1)

با در نظر گرفتن ۲ نوع الگوریتم آموزشی و ۴ تابع انتقال، ۸ گروه مدل شبکه عصبی با استفاده از ۴ داده ورودی شامل دمای حداکثر و حداقل هوا، متوسط دمای روزانه و تابش برون زمینی ساخته شدند. به منظور تعیین تعداد مناسب نرون‌های لایه میانی، هر گروه شبکه با

نرون‌های ۱ تا ۳۰ آموزش یافت و در هر بار با استفاده از داده‌های آزمون (داده‌های ماهانه ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴)، شاخص‌های آماری RMSE، MBE و R^2 برآورد شدند. سپس تعداد نرون لایه میانی در هر گروه، بر اساس کمترین خطای RMSE انتخاب شد. خلاصه نتایج شاخص‌های آماری هر یک از گروه‌های شبکه عصبی در جدول ۴ ارائه شده است. ملاحظه می‌شود، نوع الگوریتم آموزشی و تابع انتقال بر روی دقت برآورد مدل تاثیر دارد. در این میان الگوریتم آموزشی لونیبرگ مارکواریت نسبت به مدل کانجوگیت گرادیان برتری نشان می‌دهد و همچنین تابع انتقال سیگموئید خطی نتایج بهتری نسبت به سایر توابع ارائه می‌دهد. در مجموع مدل شبکه عصبی که در آن از الگوریتم آموزشی و تابع انتقال فوق استفاده شده با ۶ نرون در لایه میانی بهترین ساختار را نشان می‌دهد. در این ساختار، شاخص‌های RMSE، MBE و R^2 بترتیب برابر ۰/۳۳ میلی‌متر در روز، ۰/۱۹- میلی‌متر در روز و ۰/۸۳ برآورد شدند. مقدار منفی MBE نشان می‌دهد، مقادیر برآورد شده بطور متوسط ۰/۱۹ میلی‌متر در روز بیشتر از مقادیر مشاهده می‌باشند. همچنین ضریب تعیین ۰/۸۳ نشان می‌دهد که با استفاده از پارامترهای دمای هوا و تابش برون زمینی، حدود ۸۳ درصد تغییرات تبخیر- تعرق واقعی توجیه می‌شود. به عبارتی اثر ضمنی پارامترهای فوق بر روی تبخیر- تعرق واقعی حدود ۸۳ درصد است.

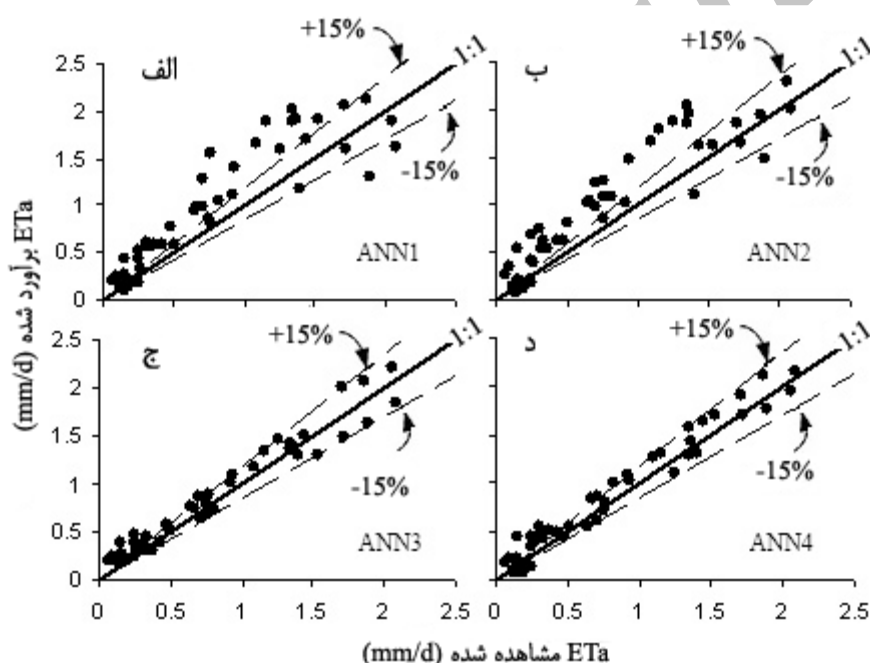
نمودار یک به یک مقادیر ET_a برآورد شده توسط مدل منتخب ANN1 در مقابل مقادیر مشاهده شده برای داده‌های آزمون در شکل ۳- الف ارائه شده است. مشاهده می‌شود بیشتر نقاط در خارج از محدوده بهترین خط برازش و خطای ۱۵ درصد قرار دارند به طوری که اختلاف مقادیر بدست آمده از مدل ANN1 و داده‌های واقعی در ۸۵٪ از موارد بیشتر از ۱۵٪ می‌باشد. لذا این نتایج نشان می‌دهند، داده‌های دمای هوا برای برآورد ET_a کافی نیست و باید سایر داده‌های موثر بر تبخیر- تعرق به ورودی مدل‌های شبکه عصبی اضافه گردد.

جدول ۳- مقایسه نتایج برآورد تبخیر و تعرق واقعی و مرجع با بارش حوضه امامه

ماه	FAR	ORD	KHO	TIR	MOR	SHO	MEH	ABN	AZA	DEY	BAH	ESF	سالیانه
تبخیر و تعرق واقعی (mm/month)	۲۱/۰	۳۶/۷	۵۶/۶	۶۸/۷	۶۶/۰	۵۳/۷	۳۴/۰	۱۸/۲	۷/۷	۳/۹	۳/۴	۷/۷	۳۷۶/۶
تبخیر و تعرق مرجع (mm/month)	۶۴/۶	۱۰۰/۴	۱۴۴/۰	۱۶۷/۸	۱۶۴/۹	۱۳۸/۹	۹۲/۳	۵۶/۶	۳۱/۷	۱۸/۲	۱۶/۲	۳۱/۷	۱۰۲۷/۸
بارندگی (mm/month)	۱۰۰	۸۸/۱	۲۴/۶	۱۰/۷	۷/۷	۹	۲۳/۹۰	۶۰	۶۹/۷	۶۹/۷	۹۳	۱۰۶	۶۸۰/۴

جدول ۴- خلاصه نتایج آماری شبکه‌های طراحی شده با ۴ داده ورودی (ANN1)

R ²	RMSE mm d ⁻¹	MBE mm d ⁻¹	تعداد نرون لایه میانی	تابع انتقال	الگوریتم آموزشی
۰/۸۱	۰/۳۴	-۰/۲۱	۸	S	LM
۰/۸۳	۰/۳۳	-۰/۱۹	۶	LS	LM
۰/۸۰	۰/۳۴	-۰/۲۳	۵	TH	LM
۰/۷۸	۰/۴۵	-۰/۲۴	۷	LTH	LM
۰/۷۵	۰/۳۷	-۰/۲۵	۵	S	CG
۰/۷۶	۰/۴۵	-۰/۲۶	۶	LS	CG
۰/۷۶	۰/۴۳	-۰/۲۰	۶	TH	CG
۰/۷۵	۰/۴۶	-۰/۲۱	۶	LTH	CG



شکل ۳- پراکنش مقادیر تبخیر- تعرق واقعی مشاهده شده و برآورد شده از مدل‌های شبکه عصبی

میلی متر در روز، $0/18 -$ میلی متر در روز و $0/86$ برآورد شده است. هر چند مقایسه نتایج این مدل با مدل منتخب ANN1، افزایش نسبی عملکرد مدل ANN2 را به دلیل اضافه شدن رطوبت نسبی هوا به داده‌های دمای هوا را نشان می‌دهد، ولی هنوز حدود 79% مقادیر برآورد شده خارج از محدوده $\pm 15\%$ خطا قرار دارند (شکل ۳- ب). با ملاحظه شکل ۳- ب مشخص می‌شود، درصد خطای مدل ANN2 بستگی به مقدار ET_a دارد، بطوریکه وقتی تبخیر- تعرق بیشتر از $1/5$ میلی متر در روز باشد، بیشتر نقاط در محدوده خطای $\pm 15\%$ واقع می‌شود و همچنین در این محدوده مدل تمایلی به

۳-۳- نتایج مدل شبکه عصبی با ۵ داده ورودی (ANN2)

نتایج آماری ۸ گروه شبکه عصبی با ۵ داده ورودی در جدول ۵ ارائه شده‌اند. ملاحظه می‌شود، این گروه شبکه‌ها نیز مشابه با مدل‌های ۴ داده ورودی، نوع الگوریتم آموزشی و تابع انتقال بر عملکرد شبکه‌ها موثر می‌باشد و همچنین در این مدل مشابه با مدل شبکه عصبی با ۴ داده ورودی، ساختار شبکه که در آن از الگوریتم آموزشی لونیبرگ مارکواریت و تابع انتقال سیگموئید خطی استفاده شده باشد، بهترین نتایج را ارائه می‌دهد. در این ساختار با ۱۱ نرون در لایه میانی، شاخص‌های RMSE، MBE و R^2 بترتیب برابر $0/31$

جدول ۵- خلاصه نتایج آماری شبکه‌های طراحی شده با ۵ داده ورودی (ANN2)

R ²	RMSE mm d ⁻¹	MBE mm d ⁻¹	تعداد نرون لایه میانی	تابع انتقال	الگوریتم آموزشی
۰/۸۳	۰/۳۲	-۰/۱۹	۱۰	S	LM
۰/۸۶	۰/۳۱	-۰/۱۸	۱۱	LS	LM
۰/۸۴	۰/۳۲	-۰/۲۲	۹	TH	LM
۰/۸۰	۰/۴۱	-۰/۲۱	۱۱	LTH	LM
۰/۷۹	۰/۳۱	-۰/۲۳	۱۳	S	CG
۰/۸۰	۰/۴۴	-۰/۲۲	۸	LS	CG
۰/۷۸	۰/۴۱	-۰/۲۰	۷	TH	CG
۰/۷۹	۰/۴۳	-۰/۲۲	۱۲	LTH	CG

می‌باشند و این ساختار شبکه با ۱۳ نرون در لایه میانی بهترین نتایج را ارائه می‌دهد بطوریکه شاخص‌های آماری RMSE، MBE و R² به ترتیب ۰/۱۳ میلی‌متر در روز، ۰/۰۶- میلی‌متر در روز و ۰/۹۵ برآورد شده است. مقایسه نتایج مدل ANN3 با مدل منتخب ANN2 نشان می‌دهد، شاخص RMSE حدود ۵۸ درصد کمتر و شاخص R² حدود ۱۰ درصد افزایش یافته است. لذا اضافه شدن پارامتر سرعت باد به ورودی مدل شبکه عصبی باعث افزایش قابل توجه دقت نتایج می‌شود. این نتیجه نشان می‌دهد، پارامترهای دمای هوا و رطوبت نسبی نمی‌توانند بطور غیر مستقیم اثر سرعت باد را بر فرایند تبخیر-تعرق واقعی بطور کامل نشان دهند و لذا لازم است که پارامتر سرعت باد که عامل موثری بر تبخیر-تعرق است، جزء ورودی‌های مدل باشد.

کم برآورد و بیش برآورد نشان نمی‌دهد. ولی در شرایط تبخیر-تعرق کمتر از ۱/۵ میلی‌متر در روز، مدل ANN2 بیش از ۱۵ درصد خطا دارد و نتایج آن بیشتر از مقادیر واقعی برآورد می‌شود.

۳-۴- نتایج مدل شبکه عصبی با ۶ داده ورودی (ANN3)

در این گروه از شبکه‌ها (ANN3)، پارامتر سرعت باد به ورودی‌های مدل ANN2 اضافه شد. نتایج آماری این مدل‌ها با ۶ داده ورودی هواشناسی در جدول ۶ ملاحظه می‌شود. این نتایج نشان می‌دهد، با اضافه شدن پارامتر سرعت باد به ورودی‌های مدل، دقت برآورد ET_a نسبت به دو مدل با تعداد ورودی‌های ۴ و ۵ پارامتر افزایش یافته است. مشابه با مدل‌های ANN1 و ANN2، الگوریتم لونیبرگ مارکواریت و تابع سیگموئید خطی بهترین الگوریتم آموزشی و تابع انتقال برای ساخت مدل‌های شبکه عصبی برای برآورد ET_a

جدول ۶- خلاصه نتایج آماری شبکه‌های طراحی شده با ۶ داده ورودی (ANN3)

R ²	RMSE mm d ⁻¹	MBE mm d ⁻¹	تعداد نرون لایه میانی	تابع انتقال	الگوریتم آموزشی
۰/۹۰	۰/۱۹	-۰/۱۱	۱۱	S	LM
۰/۹۵	۰/۱۳	-۰/۰۶	۱۳	LS	LM
۰/۹۱	۰/۲۱	-۰/۰۹	۱۰	TH	LM
۰/۹۲	۰/۱۸	-۰/۱۲	۱۴	LTH	LM
۰/۸۰	۰/۲۸	-۰/۲۰	۱۲	S	CG
۰/۸۴	۰/۳۲	-۰/۱۸	۱۴	LS	CG
۰/۸۱	۰/۳۳	-۰/۱۸	۱۵	TH	CG
۰/۸۳	۰/۳۱	-۰/۱۹	۱۱	LTH	CG

مدل‌ها استفاده می‌شوند، نمایانگر مقدار تابش خورشید می‌باشند. لذا اضافه شدن پارامتر تابش خورشید به ورودی‌های مدل تبخیر- تعرق واقعی که شامل داده‌های دمای هوا و رطوبت نسبی است، ضرورت اساسی ندارد. هر چند، ورود پارامتر تابش خورشید به ورودی‌های مدل باعث بهبود کمی در عملکرد مدل شده است، ولی این پارامتر بعلت گران بودن دستگاه اندازه‌گیری آن و نیازمند به واسنجی‌های مداوم در اکثر ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری نمی‌شود. مقادیر برآورد شده توسط مدل ANN4 در مقابل مقادیر مشاهده‌ای در شکل ۳- د ارائه شده‌اند. مشاهده می‌شود برای ارقام بیشتر از ۰/۵ میلیمتر در روز حدود ۸۲ درصد نقاط در محدود ۱۵ درصد قرار می‌گیرند که نسبت به مدل ANN3 حدود یک درصد عملکرد بهتری دارد و قابل ملاحظه نیست.

۳-۶- تأثیر زمان بر عملکرد شبکه‌های عصبی

تغییرات زمانی تبخیر- تعرق واقعی حاصل از مقادیر مشاهده‌ای و مدل‌های تدوین شده در این تحقیق برای سالهای آماری ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴ در شکل ۴ ارائه شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود، تغییرات زمانی ET_a نتایج مدل‌های شبکه عصبی و مقادیر مشاهده شده روند یکسانی را نشان می‌دهند، بصورتیکه با افزایش و یا کاهش مقادیر مشاهده شده، مقادیر برآورد شده مدل‌ها نیز افزایش و یا کاهش می‌یابند. در شکل ۴، اختلاف مقادیر برآورد شده مدل‌های ANN1 و ANN2 با مقادیر مشاهده شده بخصوص در ماه‌های گرم سال به روشنی دیده می‌شود. ولی منحنی تغییرات زمانی مقادیر برآورد شده مدل‌های ANN3 و ANN4 تطابق خوبی با مقادیر مشاهده شده نشان می‌دهد.

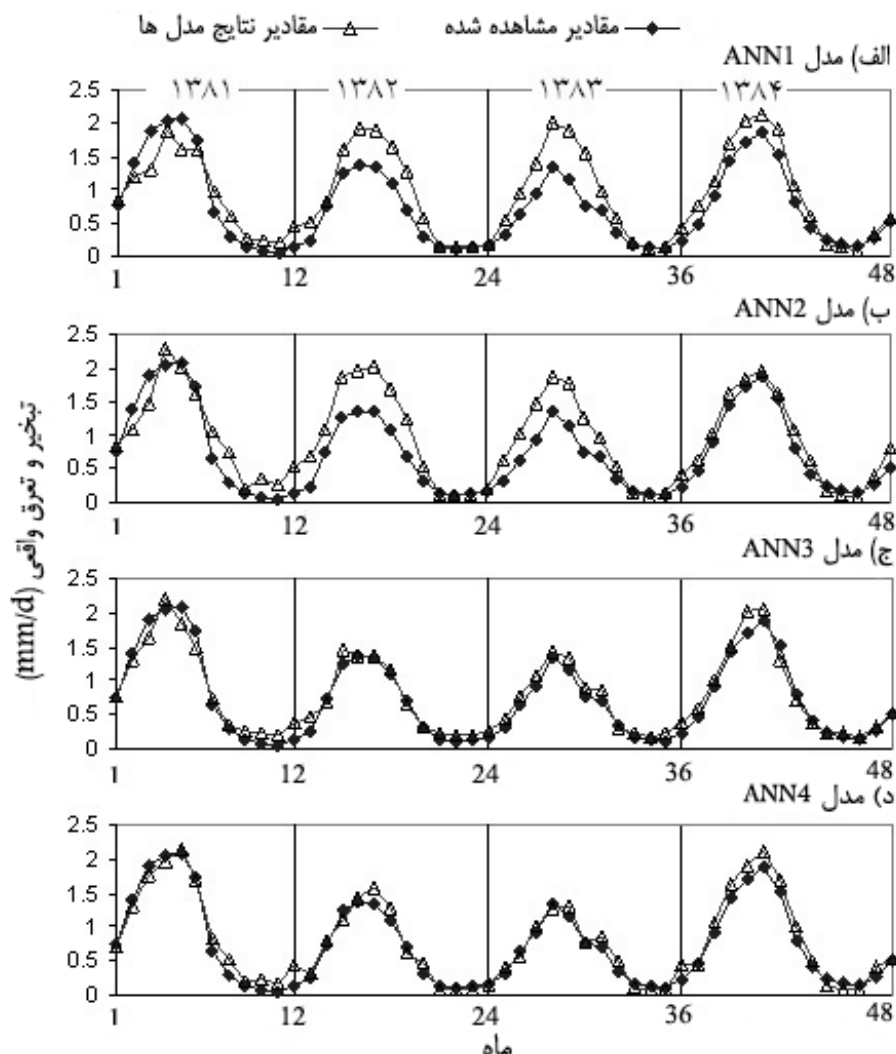
تبخیر- تعرق واقعی در نزدیک به نیمی از ماه‌های سال، به دلیل شرایط آب و هوایی، خصوصیات گیاهی و زمین شناسی حوضه آبریز امامه در محدوده کمتر از ۰/۵ میلی‌متر در روز بوده و ناچیزند و بدیهی است در این محدوده با اندکی اختلاف بین مقادیر مینا و برآورد شده، درصد خطا به بیش از ۱۵ درصد افزایش یابد. در شکل ۳- ج مشاهده می‌شود، اختلاف بین مقادیر مشاهده شده و برآورد شده از مدل‌های شبکه عصبی در مقادیر کمتر از ۰/۵ میلی‌متر در روز ناچیز بوده ولی خارج از محدوده $\pm 15\%$ خطا قرار دارند ولی برای ارقام بیشتر از ۰/۵ میلیمتر در روز حدود ۸۱ درصد نتایج مدل ANN3 در داخل محدوده $\pm 15\%$ خطا قرار دارد و نقاط در پیرامون خط ۱:۱ تقریباً یکنواخت توزیع شده‌اند.

۳-۵- نتایج مدل شبکه عصبی با ۷ داده ورودی (ANN4)

در مدل‌های ۸ گانه با ۶ پارامتر ورودی، پارامتر تابش خورشیدی به ورودی‌های مدل ANN3 اضافه شد. مشابه با نتایج سایر مدل‌های پیش گفته، بهترین عملکرد شبکه‌های عصبی با استفاده از الگوریتم آموزشی لوبزگ مارکوارت و تابع انتقال سیگموئید خطی بدست آمد (جدول ۷). مقایسه نتایج این ساختار شبکه عصبی با مدل منتخب ANN3 با ۵ داده ورودی نشان می‌دهد، دقت مدل با اضافه شدن پارامتر تابش خورشید، افزایش چندانی نیافته است. شاخص‌های RMSE حدود ۸ درصد و شاخص R^2 به مقدار ۱ درصد بهبود یافته است. این نتیجه مشخص می‌نماید، پارامتر تابش خورشید دارای اثر ضمنی بر پارامترهای حداکثر و حداقل دمای هوا و رطوبت نسبی هوا است و این پارامترها تا حدود زیادی معرف میزان تابش خورشیدی به زمین می‌باشند. به عبارت دیگر، پارامترهای دمای حداکثر و حداقل هوا و رطوبت نسبی که در مدل‌های تبخیر- تعرق بعنوان ورودی

جدول ۷- خلاصه نتایج آماری شبکه‌های طراحی شده با ۷ داده ورودی (ANN4)

R^2	RMSE mm d^{-1}	MBE mm d^{-1}	تعداد نرون لایه میانی	تابع انتقال	الگوریتم آموزشی
۰/۹۱	۰/۱۷	-۰/۱۰	۱۳	S	LM
۰/۹۶	۰/۱۲	-۰/۰۵	۱۲	LS	LM
۰/۹۳	۰/۱۸	-۰/۰۸	۱۳	TH	LM
۰/۹۲	۰/۱۷	-۰/۱۳	۱۴	LTH	LM
۰/۸۴	۰/۲۴	-۰/۱۸	۱۴	S	CG
۰/۸۷	۰/۳۰	-۰/۱۷	۱۳	LS	CG
۰/۸۶	۰/۲۹	-۰/۱۹	۱۴	TH	CG
۰/۸۹	۰/۳۰	-۰/۱۷	۱۲	LTH	CG



شکل ۴- تغییرات تبخیر- تعرق واقعی مقادیر مشاهده شده و برآورد شده برای داده‌های آزمون

۴- نتیجه‌گیری

خطای مقادیر برآورد شده، در ۸۱ درصد موارد کمتر از ۱۵ درصد بود. ورود پارامتر تابش خورشید رسیده به زمین به ورودی‌های مدل شبکه عصبی، باعث بهبود کمی در عملکرد مدل شد، بطوریکه ضریب تعیین یک درصد افزایش یافت و همچنین در ۸۲ درصد موارد، خطا کمتر از ۱۵ درصد بود. خلاصه اینکه حداقل داده‌های هواشناسی مورد نیاز برای برآورد تبخیر- تعرق واقعی شامل پارامترهای دما و رطوبت نسبی هوا و سرعت باد می‌باشد. ذکر این نکته مهم است که سرعت باد در همه ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری نمی‌شود، لذا استفاده از روش شبکه عصبی در عمل با محدودیت روبرو است. همچنین در مواقعی که پارامتر تابش خورشیدی نیز در دسترس باشد، استفاده از آن در ورودی مدل شبکه عصبی باعث افزایش مختصری در دقت می‌شود.

در این تحقیق چهار ترکیب مختلف داده‌های هواشناسی بعنوان داده‌های ورودی برای برآورد تبخیر- تعرق واقعی به کمک مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بدست آمده نشان دادند، هرچند اثرات ضمنی داده‌های دمای حداکثر و حداقل هوا بر تبخیر- تعرق حدود ۸۳ درصد است، ولی در ۸۵ درصد موارد، اختلاف مقادیر تبخیر- تعرق واقعی بدست آمده از داده‌های فوق و نتایج بدست آمده از روش بیلان آبی بیش از ۱۵ درصد است. وارد شدن پارامتر رطوبت نسبی هوا به ورودی مدل شبکه عصبی باعث افزایش کمی در دقت برآورد شد، بطوریکه ضریب تعیین حدود ۳ درصد افزایش داشت و حدود ۷۹ درصد مقادیر برآورد شده، خارج از محدوده $\pm 15\%$ خطا قرار داشتند. ولی دقت مدل با اضافه شدن پارامتر سرعت باد به ورودی مدل شبکه عصبی، افزایش قابل توجهی یافت. بصورتی که ضریب تعیین به ۰/۹۵ افزایش یافت و همچنین

- Karongo, S. K. and Sharma, V. (1997), "An evaluation of actual evapotranspiration in tropical east Africa," *Hydrological Processes*, 11(5), pp. 501-510.
- Kisi, O. (2004), "River flow modelling using artificial neural networks," *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(1), pp. 60-63.
- Kisi, O. (2005), "Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches," *Hydrological Sciences Journal*, 50(4), pp.683-696.
- Kotoda, K. (1989), "Estimation of river basin evapotranspiration from consideration of topographies and land use conditions," *Estimation of the areal evapotranspiration*, 177, pp. 271-281.
- Penman, H. L. (1948), "Natural evaporation from open water, bare soil and grass," *Proceedings of the Royal Meteorological Society*, pp. 120-146.
- Sudheer, K. P., Jain, A. and Srinivasulu, M. (2004), "Identification of physical processes inherent in artificial neural network rainfall runoff models," *Hydrological Processes*, 18(3), pp. 571-581.
- Sudheer, K. P., Gosain, A. K. and Ramasastri, K. S. (2003), "Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique," *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 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," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 12(1), pp. 21-25.

- 1- Watertight
- 2- Back propagation error
- 3- Supervised training
- 4- Over training
- 5- Determination coefficient
- 6- Root mean square error
- 7- Mean bias error

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, Rome, 301p.
- Chun, Y. N. (1989), "An empirical model for estimating evapotranspiration from catchments," *Estimation of the areal evapotranspiration*, 177, pp. 265- 270.
- Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobee, B. (2000), "Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach," *Journal of Hydrology*, 230(3-4), pp. 244-257.
- Dehbozorgi, F. and Sepaskhah, A. R. (2011), "Comparison of artificial neural networks and prediction models for reference evapotranspiration estimation in a semi-arid region," *Archives of Agronomy and soil science*, DOI:10.1080/03650340.2010.530255.
- Hagan, M. T. and Menhaj, M. B. (1994), "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm," *Transactions on Neural Networks*, 5(6), pp. 989-993.