

برآورد میزان تبخیر از تشتک با استفاده از الگوریتم شبکه های عصبی مصنوعی

عماد محجوبی^۱، مسعود تجریشی^۲

۱- کارشناس ارشد مهندسی محیط زیست، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران

۲- دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران

Email: emad.mahjoobi@gmail.com

چکیده

اغلب دریاچه ها و مخازن، نقاط تمرکز فرآیندهای هیدرولوژیکی صورت گرفته در حوضه آبریزشان بوده و در بسیاری از مناطق دنیا با محدود شدن منابع آب شیرین، مدیران بخش آب به برآورد این شارهای هیدرولوژیکی برای منابع آبی به شدت کوچک احتیاج دارند. با تخمین دقیق میزان تبخیر از سطوح آزاد آبی می توان با تحلیل حساسیت تبخیر نسبت به هر یک از پارامترهای موثر بر میزان آن به راههای کاهش میزان تبخیر اندیشید و از مقدار آب صرفه جویی شده، که قابل توجه نیز می باشد، استفاده مفید نمود. در این مقاله با استفاده از دو الگوریتم شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی و با بهره گیری از آمار ایستگاه تبخیرسنجی سد گتوند بر روی رودخانه کارون، میزان تبخیر از تشتک پیش بینی شده است. پارامترهای ورودی به مدل ها عبارتند از مقادیر روزانه دمای ماکزیمم و مینیمم، سرعت باد، متوسط رطوبت نسبی و کمبود فشار بخار اشباع در بازه آماری سال های آبی ۸۳-۱۳۸۲ تا ۸۶-۱۳۸۵. تعداد بهینه گره های لایه میانی در هر دو الگوریتم با استفاده از رویکرد سعی و خطا مشخص گردیده و عملکرد مدل های توسعه یافته بر اساس پارامترهای مختلف خطا مورد سنجش قرار گرفتند که نتایج بیانگر توانایی مناسب هر دو الگوریتم در پیش بینی میزان تبخیر از تشتک می باشد. حال آنکه الگوریتم شبکه عصبی تابع پایه شعاعی با دقت بالاتری میزان تبخیر را تخمین می زند. تحلیل حساسیت مدل ها نشان داد که به ترتیب کمبود فشار بخار اشباع، دمای ماکزیمم، دمای مینیمم و متوسط رطوبت نسبی موثرترین پارامترها در میزان تبخیر بوده و اثر سرعت باد در این ایستگاه بسیار ناچیز می باشد. همچنین تنها با در نظر گرفتن دمای ماکزیمم می توان به دقت قابل قبولی در پیش بینی دست یافت.

واژگان کلیدی: تبخیر از تشتک، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، سد گتوند، رودخانه

کارون

1. مقدمه

بسیاری از مناطق دنیا دارای آب و هوای خشک و نیمه خشک می باشد. اغلب دریاچه ها، آبگیرها و مخازن نقاط تمرکز فرآیندهای هیدرولوژیکی صورت گرفته در حوضه آبریزشان بوده و در بسیاری از مناطق دنیا، با محدود شدن منابع آب شیرین، مدیران بخش آب به برآورد این شارهای هیدرولوژیکی برای منابع آبی به شدت کوچک احتیاج دارند. این شارهای هیدرولوژیکی، شامل تبخیر، همچنین به فرآیندهای اکولوژیکی، کیفیت آب و تفریحات آبی مرتبط می باشند [1].

تبخیر فرآیندی است که در نتیجه آن آب از خاک و توده های آب موجود در کره زمین به اتمسفر باز می گردد. اهمیت تبخیر از آنجا آشکار می شود که سالانه میلیون ها مترمکعب آب های شور و شیرین موجود در دریاها و دریاچه های طبیعی و دریاچه های مصنوعی سدها و ... تبخیر یافته و به هدر می روند. انجام فرآیند تبخیر در دریاچه ها و مخازن سبب تغییر در فرآیند گردش هیدرولوژیکی آب در طبیعت آن منطقه می شود. این موضوع باعث تغییر شدید در اکوسیستم های دریاچه و افزایش شدید در غلظت آب نمک دریاچه می گردد. تبخیر، مولفه لازم در هر ارزیابی بیلان آبی برای برنامه های مختلف منابع آب، طراحی، بهره برداری و مباحث مدیریتی شامل هیدرولوژی، کشاورزی، جنگلداری، آبیاری، پیش بینی جریان رودخانه، و مطالعه و مدل سازی اکوسیستم دریاچه است. این پدیده در میان مولفه های چرخه هیدرولوژیکی، شاید دشوارترین آن ها به دلیل فعل و انفعالات پیچیده میان مولفه های سیستم خاک-گیاه-اتموسفیر می باشد [2]. تلفات تبخیر باید در طراحی سیستم های مختلف آبیاری و منابع آبی مورد توجه قرار گیرد. در مناطق با بارندگی کم، این تلفات سهم قابل توجهی از بیلان آب را برای دریاچه ها و مخازن داشته و می تواند باعث افت ارتفاع سطح آب شود [3].

شوری مخازن و دریاچه های خشک دنیا نیز عمدتاً از آورد شور و تبخیر ناشی می شود. برای مثال دریاچه ارومیه در کشورمان، به عنوان دومین دریاچه آب شور دنیا، در پی وقوع خشکسالی های سالیان اخیر به واسطه افزایش دما و کاهش بارندگی، در هر سال به طور متوسط بین سه تا چهار میلیارد متر مکعب تبخیر دارد. این تبخیر که به طور متوسط در هر سال میزان 2/1 متر را به خود اختصاص می دهد در مقایسه با عمق متوسط دریاچه در سال های اخیر (6 متر) رقم بالایی است. لذا هر 5 سال یکبار، آب دریاچه توسط فرآیند تبخیر تخلیه می شود در حالی که املاح آن در دریاچه باقی می ماند. با توجه به عمر دریاچه ارومیه، عامل تبخیر می تواند یکی از علل اصلی شور شدن دریاچه باشد [4].

با تخمین دقیق میزان تبخیر از سطوح آزاد آبی می توان با تحلیل حساسیت تبخیر نسبت به هر یک از پارامترهای موثر بر میزان آن به راه های کاهش میزان تبخیر اندیشید و از مقدار آب صرفه جویی شده، که قابل توجه نیز می باشد، استفاده مفید نمود. معمولترین و مهمترین فاکتورهای موثر بر میزان تبخیر عبارتند از تابش خورشیدی، دمای خاک و دمای هوا، رطوبت نسبی، کمبود فشار بخار، فشار اتمسفری، و سرعت باد. نکته قابل توجه این که عوامل فوق به طور مستقل عمل نمی کنند؛ برای مثال باد تغییر دهنده رطوبت است و با کاهش رطوبت، میزان تبخیر افزایش می یابد. در همین حال دمای هوا بر رطوبت و دمای سطحی تاثیرگذار است [5].

توسعه یک رویکرد جایگزین برای تخمین میزان تبخیر بر مبنای متغیرهای هواشناسی با قابلیت اندازه گیری و تخمین راحت تر ضروری به نظر می رسد. یکی از رویکردهای اخیر، استفاده از الگوریتم شبکه های عصبی مصنوعی است که انعطاف پذیری و توانایی بهتری نسبت به مدل های تجربی گذشته دارند [6]. جدول 1 نمونه ای از مطالعات محققین در مناطق مختلف جهان در پیش بینی میزان تبخیر با استفاده از الگوریتم شبکه های عصبی مصنوعی را نشان می دهد. ملاحظه می شود که در استفاده از الگوریتم شبکه های عصبی مصنوعی، تمرکز اکثر محققین بر روی روش شبکه پرسپترون چند لایه بوده است. در این مقاله با استفاده از دو الگوریتم شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی و با بهره گیری از آمار ایستگاه تبخیرسنجی سد گتوند بر روی رودخانه کارون شامل مقادیر روزانه دمای ماکزیمم و مینیمم، سرعت باد، متوسط رطوبت نسبی و کمبود فشار بخار اشباع در بازه آماری سال های آبی 83-1382 تا 86-1385، میزان تبخیر از تشتک پیش بینی شده است.

جدول 1. نمونه‌هایی از مطالعات محققین در پیش‌بینی میزان تبخیر با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی

ردیف	خلاصه تحقیق
1	Singh و Shirsath (2010) کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون آماری و چند مدل اقلیمی را در پیش‌بینی میزان تبخیر روزانه از تشتک در منطقه‌ای با آب و هوای نیمه‌خشک در دهلی نو هند با استفاده از داده‌های روزانه شش متغیر دمای ماکزیمم و مینیمم هوا، ساعات آفتابی، سرعت باد، و رطوبت نسبی ساعات 7:21 و 14:21 در چهار سال 2004 تا 2007 میلادی بررسی کردند. در مقایسه با سایر روش‌ها، مدل شبکه عصبی مصنوعی شامل کلیه متغیرهای هواشناسی بهترین عملکرد را در تخمین میزان تبخیر روزانه از تشتک تبخیر داشته است [7].
2	Piri و همکارانش (2009) مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای تخمین میزان تبخیر در مناطق با اقلیم گرم و خشک در ایستگاه چاه‌نیمه زابل در ایران با استفاده از داده‌های روزانه دمای هوا، سرعت باد، کمبود فشار بخار اشباع و رطوبت نسبی در بازه آماری 1995 تا 2006 میلادی به کار بردند. آن‌ها نشان دادند که عملکرد شبکه عصبی در مقایسه با مدل‌های تجربی فوق‌العاده بوده و مهمترین پارامترهای هواشناسی موثر بر میزان تبخیر عبارتند از سرعت باد، کمبود فشار بخار اشباع و رطوبت نسبی. [3].
3	Rahimikhoob (2009) عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی میزان تبخیر از تشتک با استفاده از داده‌های دمای هوا در بازه سال‌های 1996 تا 2003 میلادی در منطقه نیمه‌خشک سفی‌آباد دشت خوزستان در جنوب غرب ایران مورد ارزیابی قرار داد و نتایج حاکی از عملکرد قابل قبول مدل شبکه عصبی است [5].
4	Sungwon و Hongkee (2006) از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین میزان تبخیر از تشتک در مناطق روستایی کره جنوبی با استفاده از داده‌های روزانه دمای ماکزیمم، میانگین و مینیمم، دمای نقطه شبنم میانگین، رطوبت نسبی میانگین و مینیمم، سرعت باد ماکزیمم و میانگین، ساعات آفتابی و تبخیر از تشتک در بازه‌های آماری 3 ساله در مناطق مختلف بهره بردند. نتایج نشان از توانایی بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی میزان تبخیر از تشتک دارد [8].
5	Terzi و Keskin (2005) از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تبخیر روزانه از تشتک در دریاچه اجیردیر ترکیه با استفاده از داده‌های دمای هوا، دمای آب، تابش خورشیدی، فشار هوا، سرعت باد و رطوبت نسبی بهره گرفتند و نشان دادند که در منطقه مورد مطالعه اثر سرعت باد و رطوبت نسبی قابل صرف نظر کردن است [9].
6	Sudheer و همکارانش (2002) مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی میزان تبخیر از تشتک در منطقه‌ای در هند با استفاده از متغیرهای مختلف هواشناسی نظیر رطوبت نسبی، دمای هوا، سرعت باد و ساعات آفتابی در بازه آماری 4 ساله 1990 تا 1993 میلادی به کار گرفتند و نشان دادند که مدل شبکه عصبی بسیار تواناتر از مدل تجربی است و نیز در نظر گرفتن کلیه پارامترها در مدل، باعث عملکرد بهتری خواهد شد [10].

2. شبکه‌های عصبی مصنوعی

دو الگوریتم بسیار متداول و پر کاربرد در حوزه شبکه های عصبی مصنوعی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (Multi-Layer Perceptron, MLP) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (Radial Basis Function Network, RBFN) است. جریان اطلاعات در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به این صورت است که ابتدا نرون‌های ورودی با مقادیر مقیاس‌گذاری شده فعال می‌شوند. در طول آموزش برای هر رکورد که به شبکه معرفی می‌شود، اطلاعات جهت یافتن یک پیش‌بینی از لایه خروجی، به صورت رو به جلو به شبکه تغذیه می‌گردد. این پیش‌بینی با مقدار خروجی ثبت شده در بخش آموزش مقایسه و تفاوت میان مقدار پیش‌بینی و خروجی واقعی رو به عقب در شبکه منتشر می‌شود تا مقادیر وزن های ارتباطی تعدیل و پیش‌بینی الگوهای مشابه بهبود یابد [11].

ساختار شبکه عصبی تابع پایه شعاعی مشابه شبکه پرسپترون چند لایه شامل سه لایه ورودی، میانی و خروجی است. تفاوت اصلی آن این است که نرون‌های لایه میانی با توابع پایه شعاعی مشخص می‌شوند و نرون‌های لایه خروجی نیز لزوماً از تابع فعالیت خطی استفاده می‌کنند. ساختار لایه میانی یا گیرنده، شامل نرون‌هایی برای بیان خوشه‌های الگوهای ورودی

می باشد. این خوشه ها براساس توابع پایه شعاعی یا توابع فاصله میان مرکز تابع پایه شعاعی و بردار مقادیر ورودی تعریف می شوند. در این الگوریتم، فضا توسط دایره یا ابرکره هایی با مرکز و شعاع مشخص تقسیم می گردد. نرون ها به فاصله نقاط از مرکز، حساسیت نشان می دهند. سطح پاسخ یک نرون شعاعی منفرد، به صورت یک تابع گوسی است که بیشینه آن در مرکز بوده و به اطراف نزول می یابد. شبکه تابع پایه شعاعی، یک لایه میانی با نرون های شعاعی دارد که هر کدام یک سطح پاسخ گوسی را مدل می کنند. از آنجا که این توابع غیر خطی اند، نیازی به بیش از یک لایه میانی نبوده و تعداد مناسب نرون های شعاعی اغلب برای مدل کردن هر تابعی کافی خواهد بود. آموزش یک شبکه RBFN معمولا در دو مرحله شامل توسعه توابع پایه در لایه میانی و سپس تعیین وزن های ارتباطی میان نرون های لایه میانی و خروجی انجام می گردد [12]. ارتباطات بین نرون های ورودی و نرون های میانی مشابه مدل K-means آموزش می بینند. به ویژه وزن های میانی تنها با لایه ورودی آموزش می بینند و لایه خروجی برای اولین فاز آموزش نادیده گرفته می شود. تنها پس از این که وزن های میانی برای یافتن خوشه ها در داده های ورودی بهینه شدند، ارتباطات میان لایه میانی و نرون های خروجی جهت تولید پیش بینی ها آموزش داده می شوند. در طول آموزش، رکوردها مانند پرسپترون چند لایه به شبکه معرفی می شوند. نرون های میانی، میزان فعال سازی خود را براساس اندازه تابع پایه شعاعی خود و میزان همپوشانی دلخواه، محاسبه می کنند. شبکه های تابع پایه شعاعی نسبت به شبکه های پرسپترون چند لایه دارای مزیت های زیر هستند:

- توانایی تقریب هر تابع غیر خطی را تنها با یک لایه میانی دارند که این امر مسئله تصمیم گیری در رابطه با تعداد لایه های میانی را از بین می برد.
- با استفاده از روش های معمول مدل سازی خطی، تبدیل ساده در لایه خروجی را می توان به بهترین شکل بهینه کرد. این روش ها علاوه بر سرعت زیاد، مشکلاتی از قبیل مینیموم محلی که بالای مرحله آموزش شبکه های پرسپترون چند لایه است را نیز ندارند.
- این شبکه ها چندین برابر سریع تر از پرسپترون ها آموزش می بینند.

در شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه تعیین تعداد گره ها و لایه های میانی معمولا به روش سعی و خطا مشخص می شود. بطور کل شبکه های با تعداد گره های میانی کمتر مطلوب ترند، زیرا معمولا این شبکه ها توانایی تعمیم پذیری بیشتر و مشکلات بیش برآزش کمتری دارند. از طرفی اگر تعداد گره ها برای تشخیص رفتار نهان داده ها، به اندازه کافی نباشد، می تواند در عملکرد شبکه تاثیر نامطلوب داشته باشد [13].

3. آماده سازی داده ها

منطقه مطالعاتی انتخابی، ایستگاه سد گتوند با کد 21243 و ارتفاع 75 متر از سطح دریا و مختصات جغرافیایی 32 درجه و 16 دقیقه شمالی و 48 درجه و 49 دقیقه شرقی در حوضه آبریز رودخانه کارون می باشد. میانگین سالانه بارندگی در این ایستگاه، 453 میلیمتر است. رژیم بارش منطقه، مدیترانه ای است؛ به این مفهوم که فصل خشک منطبق بر تابستان بوده و فصل بارندگی از اواخر آبان ماه شروع و تا اواخر اردیبهشت ادامه دارد. موقعیت جغرافیایی این ایستگاه در شکل 1 مشخص است.

از میان پارامترهای اندازه گیری شده، مقادیر روزانه دمای ماکزیمم، دمای مینیموم و سرعت باد به صورت مستقیم برداشت شد. رطوبت نسبی میانگین با توجه به اندازه گهی رطوبت نسبی در ساعات 6، 12 و 18 هر روز محاسبه گردید. کمبود فشار بخار اشباع نیز با استفاده از مقادیر دمای ماکزیمم، مینیموم و رطوبت نسبی میانگین با توجه به روابط زیر به دست آمد [14]:

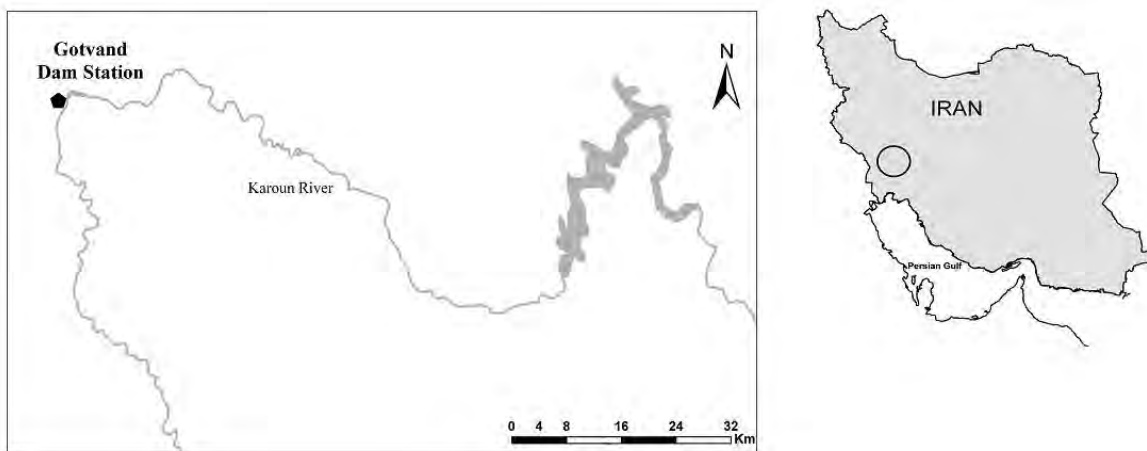
$$e_a(T) = 0.611 \times e^{\frac{17.27 \times T}{237.3 + T}} \quad (1)$$

$$e_a = \frac{e_a(T_{\max}) + e_a(T_{\min})}{2} \quad (2)$$

$$e_d = \frac{RH_{mean}}{\left(\frac{50}{e_a(T_{\max})} + \frac{50}{e_a(T_{\min})} \right)} \quad (3)$$

$$VPD = e_a - e_d \quad (4)$$

در روابط فوق T دما ($^{\circ}\text{C}$)، RH_{mean} رطوبت نسبی (%)، e_a فشار بخار اشباع (KPa)، e_d فشار بخار واقعی (KPa)، و VPD کمبود فشار بخار اشباع (KPa) است.



شکل 1. موقعیت ایستگاه سد گتوند در حوضه رودخانه کارون در جنوب غرب ایران

کیفیت داده‌های ایستگاه سد گتوند به روش تعیین میزان همبستگی آن با ایستگاه‌های مجاور (سد شهید عباسپور و شوشتر) بررسی شد. همچنین همگنی داده‌های ایستگاه انتخابی با استفاده از روش منحنی جرم مضاعف (Double Mass Curve) مورد سنجش قرار گرفت. همبستگی میان میزان تبخیر از تشتک و سایر پارامترها در ایستگاه سد گتوند در جدول 2 نشان داده شده است که به ترتیب دمای ماکزیمم، کمبود فشار بخار اشباع، دمای مینیمم و رطوبت نسبی میانگین بیشترین ارتباط خطی را با میزان تبخیر از تشتک تبخیر دارند. همچنین رابطه خطی میان سرعت باد و میزان تبخیر دیده نمی‌شود.

جدول 2. ضریب تشخیص (R^2) میان E_{pan} و دیگر متغیرها

T_{\max}	T_{\min}	RH_{mean}	WS	VPD	
0/92	0/84	0/74	0/00	0/90	E_{pan}

بررسی مقادیر ثبت شده پارامترهای مختلف نشان می‌دهد که با افزایش دما میزان تبخیر افزایش می‌یابد و برعکس. همچنین با افزایش دما رطوبت نسبی کاهش یافته و کاهش رطوبت نسبی نیز باعث افزایش میزان تبخیر می‌شود. از طرفی افزایش دما و کاهش رطوبت نسبی سبب افزایش کمبود فشار بخار اشباع شده که مجدداً موجبات تبخیر بیشتر را فراهم می‌آورد.

برای توسعه مدل‌های مختلف، داده‌های این ایستگاه به دو بخش مجموعه آموزش و مجموعه ارزیابی تقسیم شدند؛ به این ترتیب که داده‌های روزانه در بازه 1382/07/02 تا 1385/06/31 شامل 1095 مورد ثبتی در مجموعه آموزش و داده‌های روزانه در بازه 1385/07/01 تا 1386/06/31 شامل 365 مورد ثبتی در مجموعه ارزیابی قرار گرفتند. مشخصات آماری پارامترهای مختلف در مجموعه‌های آموزش و ارزیابی در جدول 3 آمده است.

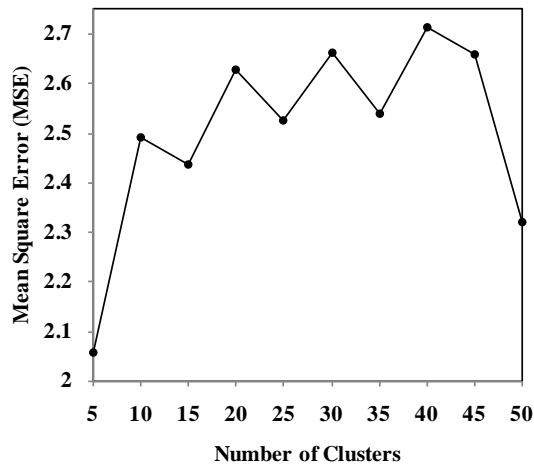
جدول 3. مشخصات آماری پارامترهای مختلف در مجموعه‌های آموزش و ارزیابی

T_{max} , °C	T_{min} , °C	RH_{mean} , %	WS, Km/d	VPD, Kpa	E_{pan} , mm/d	مشخصه آماری	
50	35	92/33	225/8	8/08	17/6	حداکثر	مجموعه آموزش 1382/07/02) تا (1385/06/31 (1095 داده)
10	1	11/33	3/1	0/16	0/1	حداقل	
33/6	20	43/4	72/1	3/1	7/5	میانگین	
11/2	8	20/4	30/2	2/2	4/6	انحراف از معیار	
50	32	87/67	171/7	6/67	16/6	حداکثر	مجموعه ارزیابی 1385/07/01) تا (1386/06/31 (365 داده)
12	3	23/67	8	0/23	0/2	حداقل	
33/1	19/7	48/9	71/2	2/8	6/8	میانگین	
12	8/4	16	30/1	1/2	4/3	انحراف از معیار	

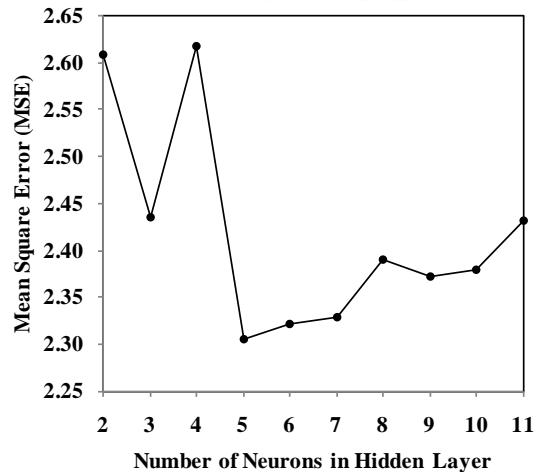
4. مدل‌سازی

در هر دو روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، ساختاری سه لایه با 5 نرون در لایه ورودی و یک نرون در لایه خروجی تعریف گردید. برای یافتن تعداد بهینه نرون‌های لایه میانی، از روش سعی و خطا استفاده شد. به این ترتیب که در روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با توسعه 10 شبکه با تعداد نرون‌های لایه میانی از 2 تا 11 و بررسی عملکرد آن‌ها بر روی مجموعه ارزیابی توسط پارامتر آماری میانگین مربعات خطاها (Mean Square Error, MSE)، ساختار بهینه شبکه مشخص گردید. به طور مشابه در روش شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (Clusters)، برای یافتن تعداد بهینه خوشه‌های لایه میانی (Clusters)، 10 شبکه با تعداد خوشه‌های لایه میانی از 5 تا 50 توسعه یافته و عملکرد آن‌ها بر روی مجموعه ارزیابی مورد سنجش قرار گرفت. نمودار تغییرات مقادیر پارامتر میانگین مربعات خطاها در شبکه‌های مختلف در دو روش فوق در شکل‌های 2 و 3 مشخص شده است. مشاهده می‌شود که شبکه با پنج نرون در لایه میانی در روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه با پنج خوشه در لایه میانی در روش شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، به عنوان ساختار بهینه معرفی شده‌اند.

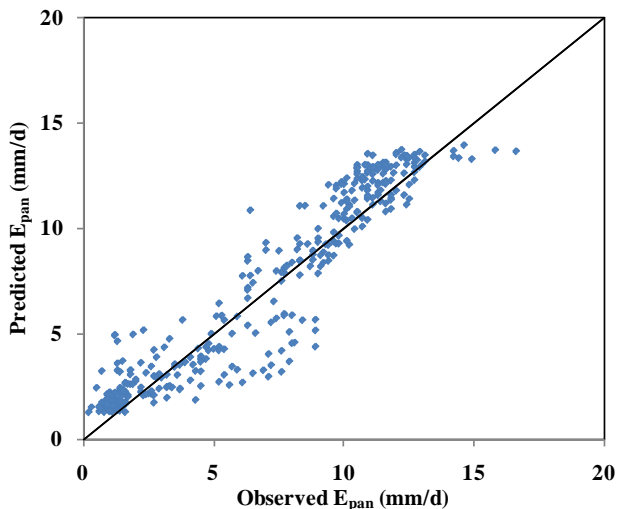
مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده E_{pan} در مرحله ارزیابی روش‌های مختلف در اشکال 4 و 5 مشاهده می‌شود. هر دو روش، مقادیر میزان تبخیر در بازه 4-10 میلیمتر را دست پایین و سایر مقادیر را کمی دست بالا تخمین زده‌اند. به طور کل دقت مدل‌ها در ابتدا و انتهای سال بالاتر از میانه سال است. مقادیر پارامترهای آماری مختلف در مرحله ارزیابی دو روش در جدول 4 آمده است. برای تعیین میزان حساسیت مقدار تبخیر نسبت به هر یک از پارامترهای ورودی، در هر دو روش مدلهایی تنها با یک پارامتر توسعه داده شد و عملکرد آن‌ها در پیش‌بینی میزان تبخیر مورد سنجش قرار گرفت. نتایج این تحلیل در جدول 5 آورده شده است.



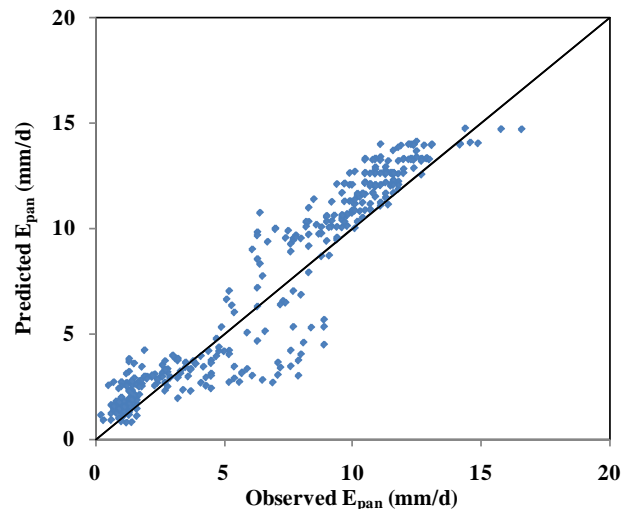
شکل 3. خطای میانگین مربعات در شبکه‌های با تعداد خوشه‌های لایه میانی مختلف - شبکه عصبی تابع پایه شعاعی



شکل 2. خطای میانگین مربعات در شبکه‌های با تعداد نرون‌های لایه میانی مختلف - شبکه عصبی پرسپترون چند لایه



شکل 5. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده E_{pan} در مرحله ارزیابی، روش شبکه عصبی تابع پایه شعاعی



شکل 4. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده E_{pan} در مرحله ارزیابی، روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

جدول 4. مقادیر پارامترهای آماری مختلف در پیش‌بینی E_{pan} در دو روش مختلف

RMSE	R^2	پارامترهای خطا
1/52	0/907	روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه
1/43	0/901	روش شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

جدول 5. نتایج تحلیل حساسیت میزان تبخیر به پارامترهای مختلف در دو روش مختلف

شبکه عصبی تابع پایه شعاعی		شبکه عصبی پرسپترون چند لایه		پارامتر ورودی
RMSE	R^2	RMSE	R^2	
1/44	0/897	1/42	0/899	VPD
1/6	0/906	1/58	0/908	T_{max}
1/98	0/839	1/99	0/837	T_{min}
2/05	0/791	2/02	0/801	RH_{mean}
4/32	0/008	4/33	0/006	WS

5. نتیجه گیری

با تخمین دقیق میزان تبخیر از سطوح آزاد آبی می توان با تحلیل حساسیت تبخیر نسبت به هر یک از پارامترهای موثر بر میزان آن به راه های کاهش تبخیر اندیشید و از مقدار آب صرفه جویی شده، که قابل توجه نیز می باشد، استفاده مفید نمود. در این مقاله عملکرد دو روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی در پیش بینی میزان تبخیر از تشتک تبخیر، با بهره گیری از آمار ایستگاه تبخیرسنجی سد گتوند بر روی رودخانه کارون، مورد ارزیابی قرار گرفت. تعداد بهینه گره های لایه میانی در هر دو الگوریتم با استفاده از رویکرد سعی و خطا مشخص گردید. شبکه ای با 5 گره در لایه ورودی، 5 گره در لایه میانی و 1 گره در لایه خروجی به عنوان ساختار بهینه در هر دو روش مشخص شد. نتایج عملکرد مدل های توسعه یافته بیانگر توانایی مناسب هر دو روش در پیش بینی میزان تبخیر از تشتک می باشد. مقایسه مقدار RMSE برای دو روش نشان می دهد که الگوریتم شبکه عصبی تابع پایه شعاعی با دقت کمی بالاتری قادر به تخمین میزان تبخیر است. تحلیل حساسیت مدل ها نشان داد که به ترتیب کمبود فشار بخار اشباع، دمای ماکزیمم، دمای مینیمم و متوسط رطوبت نسبی موثرترین پارامترها در میزان تبخیر بوده و اثر سرعت باد در این منطقه بسیار ناچیز می باشد. همچنین با توجه به جدول 5، تنها با در نظر گرفتن دمای ماکزیمم می توان به دقت قابل قبولی در پیش بینی دست یافت. این مسئله در مناطقی که امکان اندازه گیری مستقیم میزان تبخیر وجود ندارد بسیار قابل توجه خواهد بود.

6. مراجع

1. Rosenberry, D.O., Winter, T.C., Buso, D.C., Likens, G.E. (2007) "Comparison of 15 Evaporation Methods Applied to a Small Mountain Lake in the Northeastern USA" *Journal of Hydrology*, 340: 149-166.
2. Keskin, M.E., Terzi, O., Kucuksille, E.U. (2009) "Data Mining Process for Integrated Evaporation Model" *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 135: 39-43.
3. Piri J., Amin S., Moghaddamnia A., Keshavarz A., Han D., Remesan R. (2009) "Daily Pan Evaporation Modeling in a Hot and Dry Climate" *Journal of Hydrologic Engineering*.
4. <http://www.iranseda.ir>.
5. Rahimikhoob A. (2009) "Estimation Daily Pan Evaporation Using Artificial Neural Network in a Semi-Arid Environment" *Theoretical and Applied Climatology*, 98:101-105.
6. Goel A. (2009) "Application of SVMs Algorithms for Prediction of Evaporation in Reservoirs" *World Environmental and Water Resources Congress 2009: Great Rivers*.
7. Shirsath P.B., Singh A.K. (2010) "A Comparative Study of Daily Pan Evaporation Estimation Using ANN, Regression and Climate Based Models", *Water Resource Management*, 24:1571-1581.
8. Sungwon K., Hongkee J. (2006) "An Expansion of the Ungaged Pan Evaporation Using Neural Networks Model in Rural Regions, South Korea" *World Environmental and Water Resources Congress*.
9. Terzi O., Keskin M.E. (2005) "Modeling of Daily Pan Evaporation" *Journal of Applied Sciences*, 5(2):368-372.
10. Sudheer K.P., Gosain A.K., Mohana R.D., Saheb S.M. (2002) "Modelling Evaporation Using an Artificial Neural Network Algorithm" *Hydrological Processes*, 16:3189-3202.
11. منهاج م. ب.، (1381)، "مبانی شبکه های عصبی" مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
12. Maier H.R., Jain A., Dandy G.C., Sudheer K.P. (2010) "Methods Used for the Development of Neural Networks for the Prediction of Water Resource Variables in River Systems: Current Status and Future Directions" *Environmental Modelling & Software*, 1-19.
13. Palani S., Liong S.Y., Tkalich P. (2008) "An ANN Application for Water Quality Forecasting" *Journal of Marine Pollution Bulletin*, 56:1586-1597.
14. Mayer W.S. (1999) "Standard Reference Evaporation Calculation for Inland, South Eastern Australia" *CSIRO Land and Water, Adelaide Laboratory, Technical Report 35/98, September*.