

برآورد تبخیر از تشت تبخیر ایستگاه سد تنظیمی دز با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی

مهدی نجفوند دریکوندی^۱، حسین اسلامی^۲

۱- دانشجوی دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شوشتر، گروه علوم آب، شوشتر، ایران

۲- استادیار دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شوشتر، گروه علوم آب، شوشتر، ایران، eslamyho@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۲/۱۸

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۳/۳۰

چکیده

بیشتر بارندگی مناطق خشک و نیمه خشک بصورت تبخیر به جو باز می گردد پس تخمین تبخیر دربرآورد میزان آب در چرخه آب مهم خواهد بود. تبخیر وابسته به پارامترهای مختلفی است و برای برآورد آن نیاز به متغیرهای اقلیمی متفاوتی است و اثر متقابل این متغیرها بسیار پیچیده است لذا در بررسی آن باید روشهای دقیقی را بکار گرفت. در این تحقیق برای برآورد تبخیر از تشت ایستگاه سد تنظیمی دز از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. بطوریکه روش شبکه عصبی مصنوعی با تابع محرک تانژانت هایپربولیک و قانون یادگیری مومنتم استفاده شد. ساختار مورد استفاده یک شبکه چندلایه پرسپترون بوده که از ۶ نورون ورودی، ۳ لایه پنهان و یک نورون خروجی تشکیل شده بود. لایه‌های ورودی شامل دمای حداکثر، دمای حداقل، ساعات آفتابی، میانگین سرعت باد، میانگین درصد رطوبت نسبی و برای لایه خروجی میزان تبخیر از سطح آزاد آب بود. بررسی همبستگی بین عوامل اقلیمی نشان داد که میانگین دمای هوا اثر بیشتری بر میزان تبخیر سطحی نسبت به ساعات آفتابی و سرعت باد دارد. ضریب تعیین بالا (۰/۹۲) بین داده‌های واقعی با داده‌های شبیه‌سازی شده با شبکه عصبی مصنوعی به‌علاوه میزان خطای اندک (RMSE = 1.41) نشان داد که مدل از دقت بسیار بالایی در برآورد برخوردار است. صحت سنجی توسط تی تست نیز حاکی از عدم معنی‌دار بودن ($P > 0.01$) اختلاف میان مقادیر واقعی و برآورد شده بود.

واژه های کلیدی: تشت تبخیر، شبکه عصبی مصنوعی، میانگین دما، تی تست، سد مخزنی دز

مقدمه

در هر ارزیابی بیلان آبی برنامه‌های مختلف منابع آب، طراحی، بهره‌برداری و مباحث مدیریتی شامل هیدرولوژی، کشاورزی، جنگلداری، آبیاری، پیش بینی جریان رودخانه، و مطالعه و مدل‌سازی اکوسیستم دریاچه است. این پدیده در میان مولفه‌های چرخه هیدرولوژیکی، شاید دشوارترین آن‌ها به دلیل فعل و انفعالات پیچیده میان مولفه‌های سیستم خاک-گیاه-اتمسفر می‌باشد (کسکین، ۲۰۰۹) تلفات تبخیر باید در طراحی سیستم‌های مختلف آبیاری و منابع آبی مورد توجه قرار گیرد. در مناطق با بارندگی کم، این تلفات سهم عوامل موثر بر تبخیر قابل توجهی از بیلان آب را برای دریاچه‌ها و مخازن داشته و می‌تواند باعث

تبخیر فرآیندی است که در نتیجه آن آب از خاک و توده‌های آب موجود در کره زمین به اتمسفر باز می‌گردد. اهمیت تبخیر از آنجا آشکار می‌شود که سالانه میلیون‌ها مترمکعب آب‌های شور و شیرین موجود در دریاها و دریاچه‌های طبیعی و دریاچه‌های مصنوعی سدها و غیره تبخیر یافته و به هدر می‌روند (روزنبری، ۲۰۰۷). انجام فرآیند تبخیر در دریاچه‌ها و مخازن سبب تغییر در فرآیند گردش هیدرولوژیکی آب در طبیعت آن منطقه می‌شود. این موضوع باعث تغییر شدید در اکوسیستم‌های دریاچه و افزایش شدید در غلظت آب نمک دریاچه می‌گردد. تبخیر، مولفه لازم

بهتری نسبت به مدل‌های تجربی دارد (دهقانی و همکاران، ۱۳۹۲). طی دهه‌های اخیر مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به ابزارهای پیش بینی افزوده شد که نتایج قابل قبول در زمینه کاربردی از خود نشان داده است. هدف از این مدل که شبیه‌سازی از دستگاه عصبی انسان و در واقع وارپته‌ای از هوش مصنوعی است، این است که با بررسی تاریخچه عملکرد یک سیستم دینامیک، مدل آموزش یافته و نحوه عملکرد سیستم در حافظه ذخیره شود و در مواردی که مدل قبلا با آن مواجه نشده است، مورد استفاده قرار گیرد (یزدانی و همکاران، ۱۳۹۰).

قبادیان و همکاران (۱۳۸۷) تبخیر از سطح آزاد در محدوده شهر کرمانشاه را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برآورد نمودند و با روابط تجربی موجود مقایسه کردند. شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده از نوع پرسپترون چند لایه با قانون یادگیری پس انتشار و تکنیک حداقل مربعات خطا بوده که تبخیر از سطح آزاد را با ایجاد نگاشتی غیرخطی بین پارامترهای هواشناسی مؤثر بر آن از قبیل دمای حداقل و حداکثر، سرعت باد در ۲ متری، رطوبت متوسط هوا و طول روز تعیین می‌کند. مقایسه‌های آماری نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با هفت روش تجربی موجود نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی قادر است با دقت بالاتری تبخیر از سطح آزاد را تعیین نماید.

محبوبی و تجریشی (۱۳۹۰) میزان تبخیر از تشتک با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی را برآورد کردند. نتایج تحلیل حساسیت مدل‌ها 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 می‌باشد. همچنین تنها با در نظر گرفتن دمای ماکزیمم می‌توان به دقت قابل قبولی در پیش بینی دست یافت.

یزدانی و همکاران (۱۳۹۰)، از روابط تجربی برای تخمین میزان تبخیر از سطح آزاد آب و مقایسه آن با

افت ارتفاع سطح آب شود. شوری مخازن و دریاچه‌های خشک دنیا نیز عمدتاً از آورد شور و تبخیر ناشی می‌شود. با تخمین دقیق میزان تبخیر از سطوح آزاد آبی می‌توان با تحلیل حساسیت تبخیر نسبت به هر یک از پارامترهای مؤثر بر میزان آن به راه‌های کاهش میزان تبخیر اندیشید و از مقدار آب صرفه‌جویی شده، که قابل توجه نیز می‌باشد، استفاده مفید نمود.

دقیق‌ترین روش اندازه‌گیری تبخیر استفاده از تشت تبخیر است که پرهزینه است. توزیع مکانی ایستگاه‌های تبخیرسنجی در بسیاری از مناطق محدود است و خیلی از ایستگاهها تازه تأسیس بوده و فاقد آمارهای دراز مدت هستند. ولی برخلاف ایستگاه‌های تبخیرسنجی، ایستگاه‌های هواشناسی که در آن پارامترهایی مثل درجه حرارت هوا، رطوبت هوا، سرعت باد و ساعات آفتابی اندازه‌گیری می‌شوند، توزیع زمانی و حتی توزیع مکانی بهتری دارند. از سوی دیگر، استفاده از مدل‌های تجربی برآورد تبخیر نیز نیاز به پارامترهای زیادی دارند که برخی از آنها در ایستگاه‌های کشور قابل اندازه‌گیری نیستند (نوری و همکاران، ۱۳۹۲ و سلطانی و همکاران، ۱۳۹۲). به همین دلیل کمک گرفتن از رابطه پارامترهای هواشناسی با تبخیر به دلیل در دسترس بودن آمار روزانه طولانی‌مدت می‌تواند سودمند و مفید باشد. در این راستا به دلیل وجود اثرات متقابل بین متغیرهای مستقل مؤثر بر این پدیده و پیچیدگی رابطه (دستورانی و همکاران، ۱۳۸۹)، استفاده از روش‌های نوین ضروری به نظر می‌رسد. به همین خاطر، در دهه‌های اخیر سعی شده روش‌هایی مورد استفاده قرار گیرند که بتوانند شرایط طبیعی را تا حدودی درک کنند و نتایج حاصل از آنها از دقت و صحت مناسبی برخوردار باشند. توسعه یک رویکرد جایگزین برای تخمین میزان تبخیر بر مبنای متغیرهای هواشناسی با قابلیت اندازه‌گیری راحت، ضروری به نظر می‌رسد. یکی از رویکردهای اخیر استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی است که انعطاف‌پذیری و توانایی

آشکار ساز کای اسکور خودکار^۳، شبکه عصبی مصنوعی، طبقه بندی^۴ و رگرسیون درختی^۵ در آنکارا و پلاتی در ترکیه استفاده کردند. نتایج نشان دهنده کارایی بهتر شبکه عصبی نسبت به سایر مدل ها بوده است. با توجه به موارد ذکر شده و اهمیت تبخیر، در این تحقیق سعی شده است شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد تبخیر در مخزن سد تنظیمی دز مورد ارزیابی قرار گیرد.

مواد و روش ها

در این تحقیق اطلاعات هواشناسی که به صورت ساعتی در ایستگاه سد تنظیمی ثبت شده بود (آمار ۱۰ ساله از ۱۳۸۳ تا ۱۳۹۳)، استفاده گردید. در این مطالعه، داده های میانگین روزانه ایستگاه هواشناسی به عنوان داده های مشاهداتی بکار گرفته شدند و این اطلاعات شامل دمای حداقل، دمای حداکثر، ساعات آفتابی، بارندگی، سرعت باد و درصد رطوبت نسبی بودند. براساس تحلیل داده های ۱۰ ساله، متوسط دمای سالیانه منطقه مورد مطالعه ۲۲/۵ درجه سانتی گراد می باشد. کمترین متوسط حداقل دما در ماه ژانویه (دی و بهمن) با ۶/۷ درجه سانتی گراد و بیشترین متوسط حداکثر دما در ماه جولای (خرداد و تیر) به میزان ۴۱/۹ درجه سانتی گراد می باشد.

شدت، مدت و کیفیت انرژی ورودی خورشید به طور مستقیم بر میزان تبخیر آب سطحی تأثیر می گذارد. بیشترین ساعات آفتابی ماهیانه منطقه مورد مطالعه در ماه جولای (تیر) برابر با ۶۱۱/۸ ساعت می باشد. متوسط بارش سالانه منطقه در طی دوره آماری ۱۰ ساله برابر ۲۸۹ میلی متر می باشد. بالاترین میانگین بارش ماهانه در طول دوره آماری، مربوط به ماه آوریل (فروردین، اردیبهشت) به مقدار ۶۴/۶ میلی متر و

شبکه عصبی مصنوعی و ارائه بهترین روش تجربی در اراضی شالیزار آمل استفاده کردند. ایشان با استفاده از دمای حداقل و حداکثر، رطوبت نسبی (حداکثر و حداقل)، ساعات آفتابی و سرعت باد در دوره آماری ۱۲ ساله ۱۹۹۵ تا ۲۰۰۷ میلادی، به این نتیجه رسیدند که شبکه های عصبی توانایی بالایی در تخمین تبخیر از سطح آزاد دارد و روش تجربی ایوانف بهترین همبستگی با مقدار تبخیر از تشتک نسبت به سایر روش های تجربی در منطقه آمل دارد.

دهقانی و همکاران (۱۳۹۲) برای تخمین تبخیر روزانه فرمول های تجربی را با نتایج شبکه های عصبی مصنوعی در ایستگاه هواشناسی هاشم آباد گرگان مقایسه نمودند. آنها از پارامترهای درجه حرارت هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد، ساعات آفتابی در ایجاد مدل استفاده کردند. نتایج نشان دادند که شبکه های عصبی مصنوعی از دقت بالاتری برای تخمین تبخیر روزانه برخوردار است و همچنین پارامترهای دما و سرعت باد به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر در تخمین مقدار تبخیر از تشتک دارا می باشند.

گویال و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعه ای توانایی شبکه عصبی مصنوعی، حداقل مربعات رگرسیون بردار پشتیبان، منطق فازی^۱ و سیستم استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی را برای افزایش دقت در برآورد تشتک تبخیر روزانه در آب و هوای نیمه گرمسیری در کارسو هندوستان بررسی کردند. آنها برای به دست آوردن نتایج بهتر و کم شدن میزان خطا، از آزمون گاما استفاده نمودند. بر اساس مقایسه های انجام شده، منطق فازی و حداقل مربعات رگرسیون بردار پشتیبان^۲ در برآورد تشتک تبخیر با توجه به داده های در دسترس موفق تر دیده شدند. کیسی و همکاران (۲۰۱۶) برای مدل سازی تشتک تبخیر روزانه از روش های اثر متقابل

1- Fuzzy Logic

2- Least Squares – Support Vector Regression (LS-SVR)

3- Chi-Squared Automatic Interaction Detector (CHAID)

4- Classification

5- Regression Tree

به طور مصنوعی می‌بایست به سه عامل توجه شود. اینکه نرون فعال است یا غیر فعال؛ خروجی تنها به ورودی‌های نرون بستگی دارد و ورودی‌ها باید به حدی برسند تا خروجی ایجاد گردد.

فرانک روزن بلات، با اتصال این نرون‌ها به طریقی ساده پرسپترون را ایجاد و ابداع کرد، و برای نخستین بار این مدل را در کامپیوترهای دیجیتال شبیه‌سازی و آن‌ها را به طور رسمی تحلیل نمود.

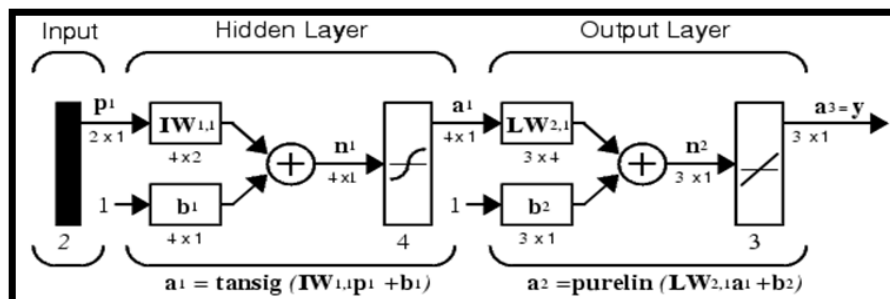
در بسیاری از مسائل پیچیده ریاضی که به حل معادلات بغرنج غیر خطی منجر می‌شود، یک شبکه پرسپترون چند لایه می‌تواند به سادگی با تعریف اوزان و توابع مناسب مورد استفاده قرار گیرد. توابع فعالیت مختلفی به فراخور اسلوب مسئله در نرون‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این نوع شبکه‌ها از یک لایه ورودی جهت اعمال ورودی‌های مسئله یک لایه پنهان و یک لایه خروجی که نهایتاً پاسخ‌های مسئله را ارائه می‌نمایند، استفاده می‌شود. گره‌هایی که در لایه ورودی هستند، نرون‌های حسی^۱ و گره‌های لایه خروجی، نرون‌های پاسخ دهنده^۲ هستند. در لایه پنهان نیز، نرون‌های پنهان^۳ وجود دارند. آموزش این گونه شبکه‌ها معمولاً با روش پس انتشار خطا^۴ انجام می‌شود (محبوبی و تجریشی، ۱۳۹۰). نمونه‌ای از یک شبکه پرسپترون چند لایه در شکل (۱) نمایش داده شده است.

کمترین بارش در ماه آگوست (مرداد) برابر با ۱/۶ میلی‌متر ثبت شده است. همپنین بیشترین مقدار میانگین رطوبت نسبی در ژانویه (دی و بهمن) به میزان ۷۹ درصد و کمترین آن در آگوست (مرداد) به میزان ۴۲ درصد ملاحظه می‌گردد. متوسط میانگین رطوبت نسبی ماهیانه ۶۰/۵ درصد می‌باشد.

مطالعه روند ماهیانه متوسط سرعت باد در ایستگاه مذکور این نتیجه را به دست می‌دهد که بادهای منطقه از سرعت متوسطی بالایی برخوردارند، همچنین بیشترین سرعت باد در فصول خشک و کمترین مقدار آن در فصل زمستان اتفاق می‌افتد. بیشترین سرعت باد در ماه جولای (تیر) به میزان ۳/۵ نات می‌باشد.

مفاهیم پایه در شبکه‌های عصبی مصنوعی

دو الگوریتم بسیار متداول و پر کاربرد در حوزه شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی است. یک نرون بیولوژیک با جمع ورودی‌های خود که از طریق دندریت‌ها با یک وزن سیناپسی خاص به نرون اعمال می‌شوند، با رسیدن به یک حد معین تولید خروجی می‌کند. این حد معین که همان حد آستانه می‌باشد، در حقیقت عامل فعالیت نرون یا غیر فعال بودن آن است (سودر و همکاران، ۲۰۰۲). با این توضیحات می‌توان گفت که در مدل‌سازی یک نرون بیولوژیک



شکل ۱- ساختار پرسپترون چندلایه با نرون‌های پنهان Tansig و نرون‌های خروجی با تابع خط

- 1- Sensory
- 2- Responding
- 3- Hidden
- 4- Back Propagation

نرون‌ها به فاصله نقاط از مرکز، حساسیت نشان می‌دهند. سطح پاسخ یک نرون شعاعی منفرد، به صورت یک تابع گوسی است که بیشینه آن در مرکز بوده و به اطراف نزول می‌یابد. شبکه تابع پایه شعاعی، یک لایه میانی با نرون‌های شعاعی دارد که هر کدام یک سطح پاسخ گویی را مدل می‌کنند. از آنجا که این توابع غیر خطی اند، نیازی به بیش از یک لایه میانی نبوده و تعداد مناسب نرون‌های شعاعی اغلب برای مدل کردن هر تابعی کافی خواهد بود. آموزش یک شبکه RBFN معمولاً در دو مرحله شامل توسعه توابع پایه در لایه میانی و سپس تعیین وزنهای ارتباطی میان نرون‌های لایه میانی و خروجی انجام می‌گردد (پالانی و همکاران، ۲۰۰۸).

شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار مناسبی برای مدل سیستم‌های غیرخطی هستند. کاربرد اصلی شبکه‌های عصبی در مواردی است که مسئله مورد نظر ساختار نیافته بوده و از طریق مدل‌های ریاضی قابل حل نباشد. در تحقیق حاضر از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه جهت مدل‌سازی استفاده گردید. هدف این مرحله به کارگیری شبکه‌های عصبی در تعیین میزان تبخیر از آب سطحی مخزن در طی یک زمان ثابت است؛ اما در این مسئله کاربرد اصلی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه تفکیک میان الگوهایی است که خروجی شبکه را می‌سازند. این عمل با تنظیم وزن‌های شبکه (آموزش شبکه) از طریق مجموعه داده‌های ورودی و طی فرآیند تکرار انجام می‌شود؛ بنابراین مرحله بعدی آموزش شبکه است که در طی آن دانش شبکه نسبت به محیط اطراف ایجاد می‌شود (رضایی و همکاران، ۱۳۹۰). در تحقیق پیش‌رو، اجرای مدل‌های مختلف ساختار شبکه عصبی با تابع محرک تانژانت هایپربولیک و قانون یادگیری مومنتم صورت گرفته است. ساختار بهینه

شبکه‌های پرسپترون چند لایه می‌توانند با هر تعداد لایه ساخته و به کار گرفته شوند، ولی قضیه‌ای که ما در این جا بدون اثبات می‌پذیریم بیان می‌کند که یک شبکه پرسپترون سه لایه قادر است هر نوع فضایی را تفکیک کند. این قضیه که قضیه کولموگوروف^۱ نامیده می‌شود، بیانگر مفهوم بسیار مهمی است که می‌توان در ساخت شبکه‌های عصبی از آن استفاده کرد. نوع خاصی از شبکه‌های عصبی چند لایه به نام پرسپترون تک لایه^۲ می‌باشد. این شبکه از یک لایه ورودی و یک لایه خروجی تشکیل شده 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 پیش بینی از لایه خروجی، به صورت رو به جلو به شبکه تغذیه می‌گردد. این پیش بینی با مقدار خروجی ثبت شده در بخش آموزش مقایسه و تفاوت میان مقدار پیش بینی و خروجی واقعی رو به عقب در شبکه منتشر می‌شود تا مقادیر وزن‌های ارتباطی تعدیل و پیش بینی الگوهای مشابه بهبود یابد. ساختار شبکه عصبی تابع پایه شعاعی مشابه شبکه پرسپترون چند لایه شامل سه لایه ورودی، میانی و خروجی است (مایر و همکاران، ۲۰۱۰). 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 می‌باشد. این خوشه‌ها براساس توابع پایه شعاعی یا توابع فاصله میان مرکز تابع پایه شعاعی و بردار مقادیر ورودی تعریف می‌شوند. در این الگوریتم، فضا توسط دایره یا ابرکره‌هایی با مرکز و شعاع مشخص تقسیم می‌گردد.

1- Kolmogrov Theorem

2- Single Layer Perceptron

باد، میانگین درصد رطوبت نسبی و اندکس ماهانه (به دلیل پیوسته نبودن داده‌های آماری در سه سال و برای لایه خروجی میزان تبخیر از سطح آزاد آب می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه میانی انعطاف شبکه در میزان دقت پیش‌بینی را کنترل می‌کند و در تخمین آن‌ها معمولاً از روش سعی و خطا استفاده می‌شود. جدول ۱ ویژگی‌های شبکه مورد استفاده را نشان می‌دهد.

شبکه که از مراحل آموزش به دست آمده یک شبکه چندلایه پرسپترون است که از ۶ نرون ورودی، ۳ لایه پنهان و یک نرون خروجی تشکیل شده است. در حقیقت تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نرون‌های موجود در آن به روش آزمون و خطا و در جهت رسیدن به کمترین مجذور میانگین مربعات خطا به دست آمده است. پس لایه‌های ورودی شامل دمای حداکثر، دمای حداقل، ساعات آفتابی، میانگین سرعت

جدول ۱- ویژگی‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده

نام لایه	تعداد نرون
لایه ورودی	۶
لایه پنهان اول	۱۲
لایه پنهان دوم	۱۱
لایه پنهان سوم	۱۱
لایه خروجی	۱

X_i مقدار مشاهده شده، Y_i مقدار برآورد شده، n تعداد داده‌ها است. اگر ضریب تبیین (R^2) بیشتر و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) کمتر باشد مدل مطلوب‌تر است.

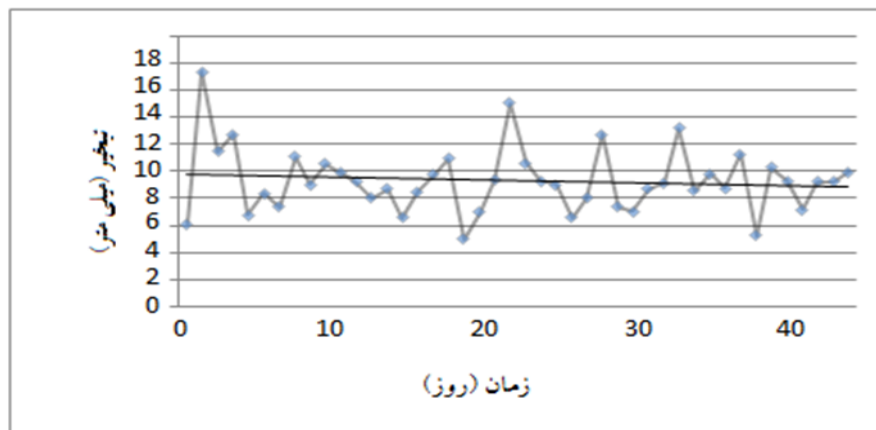
نتایج

نتایج مشاهداتی از تبخیر سطحی از تشت تبخیر در شکل ۲ ارایه شده است. با توجه به شکل، بیشینه مقدار تبخیر سطحی از تشت تبخیر برابر با ۱۷ میلی‌متر در روز دوم و کمینه مقدار آن برابر با ۵ میلی‌متر در روزهای ۱۹ ام و ۳۸ ام آزمایش بوده است. میانگین تبخیر از سطح آزاد آب در طول دوره آزمایش برابر با ۹/۲۷ میلی‌متر ثبت گردید.

آنالیز حساسیت به منظور استخراج قوانین حاکم بر مدل به کار گرفته می‌شود که در مطالعه حاضر به منظور بررسی مدل ANN از روش وزنی^۱ استفاده شد. کلیه عملیات مربوطه شبکه در محیط نرم‌افزار NeuroSolution تحت ویندوز انجام شده است. در این تحقیق جهت ارزیابی نتایج شبکه عصبی مصنوعی از معیارهای زیر استفاده شد.

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}))^2}{(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2)(\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2)} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{(\sum (X_i - Y_i)^2)}{n - 1}} \quad (2)$$



شکل ۲- نتایج مشاهداتی تبخیر روزانه سطحی

داده‌های اقلیمی ورودی به مدل و میانگین آن‌ها در جدول ۲ نشان داده شده‌اند.

جدول ۲- میانگین متغیرهای اقلیمی مؤثر بر میزان تبخیر (ورودی‌های مدل)

متغیر اقلیمی	واحد	میانگین	انحراف معیار
میانگین دما	سلسیوس	۲۲/۵	۱۵/۴
ساعات آفتابی	ساعت در ماه	۴۷۸/۴	۱۲۵/۲
رطوبت نسبی	درصد	۶۰/۵	۲۱/۴
سرعت باد	نات در ساعت	۱/۸	۰/۸
بارش سالانه	میلی متر	۲۸۹	۳۸

ضریب همبستگی تبخیر با هر یک از عوامل اقلیمی (مستقل) به صورت جفتی محاسبه گردیده است که در جدول ذیل مشاهده می‌شوند.

جدول ۳- ماتریس همبستگی بین عوامل اقلیمی و میانگین تبخیر روزانه

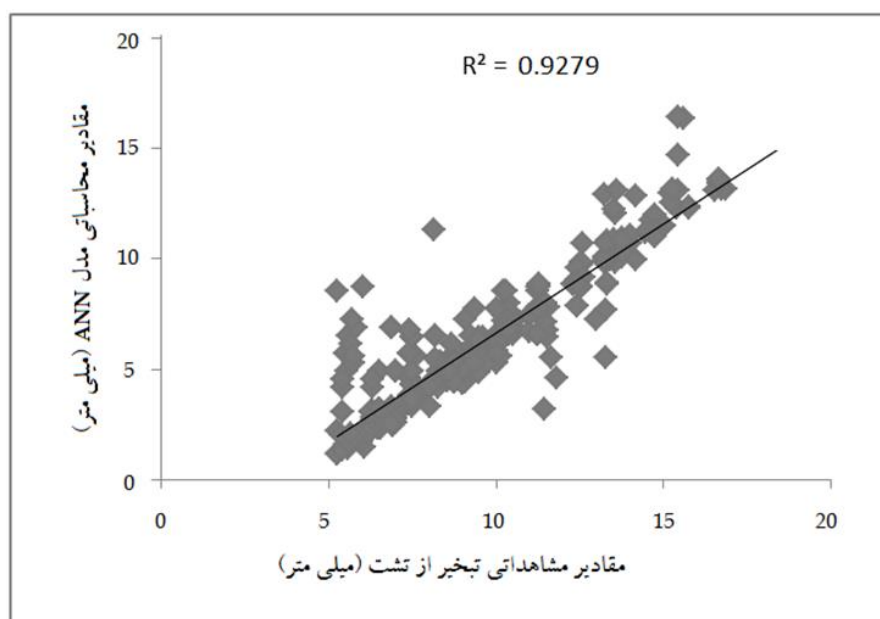
میانگین دما	ساعات آفتابی	رطوبت نسبی	سرعت باد	تبخیر سطحی
۱				
۰/۷۴	۱			
۰/۸۹	۰/۳۸	۱		
-۰/۲۹	-۰/۳۹	-۰/۱۸	۱	
۰/۷۷	۰/۵۶	-۰/۳۳	۰/۵	۱

اقلیمی شامل دمای حداکثر سالیانه، دمای حداقل سالیانه، ساعات آفتابی ماهیانه، متوسط بارش ماهیانه، میانگین رطوبت نسبی ماهیانه و میانگین سرعت باد ماهیانه به عنوان متغیرهای مستقل و میزان تبخیر آب تشتت به طور روزانه وارد مدل مذکور گردید. نتایج نشان داد که برازش و انطباق سیستم عصبی با داده‌های واقعی نزدیک بوده و توسط شبکه شبیه‌سازی شده است و اوزان و توابع و نرون‌های شبکه متفقاً در یک سیستم موازی، روند تبخیری منطقه بر مبنای متغیرهای مستقل (مؤثر) را بسیار خوب فراگرفته‌اند (شریفی و صالحی سده، ۱۳۸۴). شکل ۳ رابطه بین تبخیر مشاهداتی و مدل‌سازی شده (با شبکه عصبی مصنوعی) را نشان می‌دهد:

با توجه به جدول ۳، میانگین دمای هوا (۰/۷۷) اثر بیشتری بر میزان تبخیر سطحی نسبت به ساعات آفتابی (۰/۵۶) و سرعت باد (۰/۵) دارد و رابطه‌ای مستقیم بین این متغیرهای مستقل با تبخیر سطحی (وابسته) برقرار است. این در حالی است که یک رابطه معکوس بین رطوبت نسبی (۰/۳۳-) با تبخیر دیده شده و در واقع با شرجی شدن هوا، میزان تبخیر سطحی کاهش می‌یابد.

نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این مطالعه، برآورد تبخیر از سطح آب آزاد مخزن سد تنظیمی دز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. در این روش، اطلاعات ده‌ساله



شکل ۳- مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی تبخیر به روش شبکه عصبی مصنوعی

این نتایج نشان می‌دهد که خروجی از دقت بالایی برخوردار است. جدول ۴ معیارهای ارزیابی عملکرد مدل مربوط به تبخیر سطحی را نمایش می‌دهد.

در این نمودار تراکم داده‌ها در بخش‌های میانی است. بر مبنای این نمودار ضریب همبستگی برابر ۰/۹۲ به دست آمد و مدل شبکه عصبی مصنوعی به دلیل همبستگی بیشتر با مقادیر مشاهده شده (ضریب بالاتر) عملکرد مناسب و قابل قبولی داشت.

جدول ۴- معیارهای ارزیابی عملکرد شبیه‌سازی تبخیر سطحی با شبکه عصبی مصنوعی

R2	RMSE	MAE	ME%	میزان تبخیر		مشاهده شده
				Max	Mean	
				۱۷/۰۵	۹/۲۷	
۰/۹۲۷۹	۱/۴۱	۰/۸۹	۳۱	۱۷/۰۳	۹/۶۲	ANN

همچنین به منظور صحت سنجی نتایج شبیه‌سازی، از آزمون t در سطح اطمینان ۹۹ درصد استفاده شد که نتایج آن در جدول ۵ مندرج است.

جدول ۵- نتایج مقایسه میانگین سطوح تبخیر مشاهده‌ای با شبیه‌سازی شده

تی تست مستقل				لوین تست		
فاصله اطمینان (٪۹۵)	تفاوت میانگین از استاندارد	سطح معنی داری (دو دامنه)	درجه آزادی	آماره t	سطح معنی داری	F
حد بالایی	حد پائینی					
۰/۱۳۳۴	-۰/۹۷۲	۰/۲۸۷۲۸۳	۰/۶۷۹	۱۱۹۶	-۰/۲۹۸	۰/۰۹۷۵
						ANN

حداکثر، دمای حداقل، ساعات آفتابی، میانگین سرعت باد، میانگین درصد رطوبت نسبی و برای لایه خروجی میزان تبخیر از سطح آزاد آب می‌باشد.

ضریب همبستگی تبخیر با عوامل اقلیمی نشان داد که میانگین دمای هوا اثر بیشتری بر میزان تبخیر سطحی نسبت به ساعات آفتابی و سرعت باد دارد و رابطه‌ای مستقیم بین این متغیرهای مستقل با تبخیر سطحی برقرار است. این در حالی است که یک رابطه معکوس بین رطوبت نسبی با تبخیر دیده شده و در واقع با شرحی شدن هوا، میزان تبخیر سطحی کاهش می‌یابد. همچنین بیشینه دما ضریب همبستگی بالاتری نسبت به میانگین دما و کمینه دما با تبخیر روزانه داشته است.

ضریب تعیین بالا (۰/۹۲) بین داده‌های واقعی با داده‌های شبیه‌سازی شده با شبکه عصبی مصنوعی و گراف به‌دست‌آمده از ANN که انطباق خوبی بر گراف واقعی دارد، بدین معناست که این مدل عملکرد مناسب

نتایج آزمون لوین حاکی از عدم اختلاف معنی دار بوده و نشان می‌دهد می‌توان از آزمون پارامتریک تی تست برای مقایسه این دو سری داده استفاده نمود. نتایج صحت سنجی توسط تی تست نیز حاکی از عدم معنی دار بودن ($P > 0.01$) اختلاف میان مقادیر واقعی و برآورد شده بود.

نتیجه گیری

به منظور مدیریت منابع آبی و کاهش هدررفت آب، برآورد دقیق تبخیر از سطوح آبی بخصوص مخازن سدها اهمیت فراوانی دارد. روشهای مختلفی برای برآورد تبخیر موجود بوده که در این تحقیق از روش شبکه عصبی مصنوعی با تابع محرک تانژانت هایپربولیک و قانون یادگیری مومنتم استفاده شد. ساختار یک شبکه چندلایه پرسپترون است که از ۶ نورون ورودی، ۳ لایه پنهان و یک نورون خروجی تشکیل شده است. لایه‌های ورودی شامل دمای

تقدیر و تشکر

این مقاله از پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد اسلامی واحد شوشتر استخراج شده است.

و قابل قبولی داشت. به علاوه میزان خطای اندک ($RMSE = 1.41$) نشان می‌داد که مدل از دقت بسیار بالایی در برآورد بر خوردار است. صحت سنجی توسط تی تست نیز حاکی از عدم معنی‌دار بودن ($P > 0.01$) اختلاف میان مقادیر واقعی و برآورد شده بود.

منابع

- ۱- دستورانی، م.ت، پورمحمدی، س.، مساح بوانی، ع.ر. و رحیمیان، م.ح. ۱۳۸۹. وضعیت تبخیر و تعرق ایستگاه یزد تحت تاثیر عدم قطعیت سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای و مدل‌های موجود، پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، جلد ۱، شماره ۲، ۲۰-۱.
- ۲- دهقانی، ا.، پیری، م.، حسام، م.، دهقانی، ن. ۱۳۸۹. تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر با استفاده از سه شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، تابع پایه شعاعی و المانی. مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، جلد هفدهم، شماره دوم، صفحات ۲۵-۱۴.
- ۳- سلطانی، ج.، مقدم نیا، ع.، پیری، ج. و میرمراذهی، ج. ۱۳۹۲ مقایسه کارایی مدل‌های تلفیقی NN-ARX و ANFIS با GA-GT جهت تخمین تبخیر روزانه از تشت در شرایط اقلیمی خشک و گرم بلوچستان. جلد ۲۷، شماره ۲، صفحات ۳۹۳-۳۸۱.
- ۴- شریفی، محمدباقر، صالحی سده، رضا (۱۳۸۴)، کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی جریان رودخانه در حوزه معرف کارده، خلاصه پروژه شرکت سهامی آب منطقه‌ای خراسان (زیر نظر وزارت نیرو). ۱۲ صفحه.
- ۵- قبادیان، ر.، یعقوبی، م.، طالب حیدری، م. ۱۳۸۷. تهیه مدل پیش‌بینی تبخیر از سطح آزاد در محدوده شهر کرمانشاه به استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه با روابط تجربی موجود. سومین کنفرانس مدیریت منابع آب، تهران.
- ۶- محجوبی، ع.، تجربی، م. ۱۳۹۰. برآورد میزان تبخیر از تشتک با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی. دومین کنفرانس ملی پژوهش‌های کاربردی منابع آب ایران، زنجان.
- ۷- نوری، س.، فلاح قاهره، غ. و ثنایی نژاد، س.ح. ۱۳۹۲. مدل سازی تبخیر تعرق پتانسیل گیاه با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی با حداقل متغیرهای اقلیمی در ایستگاه سینوپتیک مشهد. پژوهش های حفاظت آب و خاک، جلد ۲۰، شماره ۵، صفحات ۱۷۸-۱۶۳.
- ۸- یزدانی، و.، قهرمان، ب. و داوری، ک. ۱۳۹۰. تعیین بهترین روش تجربی برآورد تبخیر از سطح آزاد آب در اراضی شالیزاری آمل بر پایه آنالیز حساسیت و مقایسه آن با نتایج شبکه عصبی مصنوعی. مجله پژوهش آب ایران. شماره ۷. صفحات ۵۶-۴۰.

9. Goyal, M.K., B. Bharti., J. Quilty., J. Adamowski and A. Pandey. 2014. Modeling of daily pan evaporation in sub-tropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic, and ANFIS. Expert System with Application, 41: 5267-5276.

10- Keskin, M.E., O. Terzi, E.U. Kucuksille. (2009) "Data Mining Process for Integrated Evaporation Model" Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 135: 39-43.

11. Kisi, O., O. Genc., S. Dinc and M. Zounemat-Kermani. 2016. Daily pan evaporation modeling using chi-squared automatic interaction detector, neural networks. Classification and Regression tree Computers and Electronics in Agriculture, 122: 112-117.

- 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 Modeling & 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- 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.
- 15- Sudheer K.P., Gosain A.K., Mohana R.D., Saheb S.M. (2002) "Modeling Evaporation Using an Artificial Neural Network Algorithm" *Hydrological Processes*, 16:3189-3202.