

مدل سازی و روندیابی میزان تبخیر سطحی از مخزن سد امیرکبیر با استفاده از روش شبکه عصبی و آزمون من-کندال

محمدحسین جهانگیر^{۱*}، کیوان سلطانی^۲، احمد نوحه‌گر^۳ و سید جواد ساداتی‌نژاد^۴
^۱ استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، ^۲ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، ^۳ استاد، دانشکده محیط زیست، دانشگاه تهران و ^۴ دانشیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۱۰/۲۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۲/۲۳

چکیده

تبخیر به‌عنوان یکی از پارامترهای طبیعی به‌علت نقش تعیین‌کننده‌ای که در خروج آب از دسترس بشر دارد، همواره مورد توجه کارشناسان و محققین بوده است. در این پژوهش، سعی بر این است تا با به‌کارگیری مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر از سطح دریاچه سد امیرکبیر، میزان دقت این مدل مورد ارزیابی قرار گیرد. در این راستا، از آمار ۱۸ ساله، از سال ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۳ شمسی استفاده شد و پس از انجام آزمون و خطاهای متوالی بهترین ساختار برای محاسبه میزان تبخیر از سطح دریاچه سد امیرکبیر انتخاب شد. به‌طوری که، این ساختار در لایه اول، چهار و لایه دوم، دارای پنج نورون می‌باشد که در طی ۱۰۰۰ تکرار برای محاسبه آن، بهترین نتیجه به‌دست آمد. همچنین، در مقاله حاضر، ضرایب آماری به‌دست آمده از تحلیل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در انتخاب بهترین ساختار مورد توجه قرار گرفت که در این ساختار ضریب همبستگی با مقدار ۰/۹۳۶۵ دارای بیشترین مقدار در بین آزمون‌های دیگر بوده و مقادیر خطا برای داده‌های آموزش و آزمایش نیز به‌ترتیب برابر با ۰/۰۳۱۱ و ۰/۰۳۲۱ می‌باشد. علاوه بر این، با استفاده از آزمون من-کندال از داده‌های روزانه ۱۵ ساله، روند کلی داده‌های مؤثر بر تبخیر مشخص شد. در روش من-کندال، نمودارهای تغییرات دما، سرعت باد و بارش دارای روند معنی‌داری نبوده و در آن‌ها $U < 1/96 < U < 1/96$ - می‌باشد. در نمودار تغییرات سطح دریاچه در بین سال‌های ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۳، مقدار U از عدد ۱/۹۶ تجاوز کرده است که نشانه افزایشی بودن روند در این دوره می‌باشد که پس از این سال‌ها مجدداً روند نزولی حاکم شده است. در روند ماهانه تغییرات تبخیر نیز بین سال‌های ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۳ نمودار U از محدوده ۱/۹۶ - خارج شده که نشانه حاکمیت روند منفی در این بازه زمانی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: آزمون و خطا، داده‌های آموزش و آزمایش، دقت مدل، ضریب همبستگی، نورون

مقدمه

سیال انرژی کافی برای وارد شدن به فاز گازی را پیدا می‌کنند. تبخیر از جمله پارامترهای مهم در هیدرولوژی و مهندسی منابع آب است که مورد توجه ویژه محققان قرار دارد. تبخیر از سطوح آب، زمین، خاک، دریاچه‌ها و مخازن آبی، یکی از فرایندهای

تبخیر^۱ فرایندی است که در آن اتم‌ها یا مولکول‌ها در

* مسئول مکاتبات: mh.jahangir@ut.ac.ir

¹ Evaporation

در این راستا، مطالعاتی در سطح دنیا انجام گرفته است که از جمله آن‌ها می‌توان به مطالعه تأثیر ترکیبات مختلف پارامترهای اقلیمی بر تلفات تبخیر مخزن سد که به وسیله Deswal و Pal (۲۰۰۸)، انجام گرفته است اشاره نمود.

Tabari و همکاران (۲۰۱۰)، در تحقیق خود برای تخمین میزان تبخیر از تشتک در ناحیه‌ای با اقلیم نیمه‌خشک در ایران، مدل‌های ANN و رگرسیونی را به کار برده‌اند که نتایج، برتر بودن مدل شبکه ANN را به مدل رگرسیونی در تخمین نزدیک به واقعیت نشان می‌دهد. Piri و همکاران (۱۳۸۹)، با استفاده از شبکه عصبی، مطالعه‌ای را انجام دادند و مقدار تبخیر از تشتک را محاسبه نمودند. در این آزمایش، مشخص شد که پارامترهای دما و سرعت باد به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را در تخمین مقدار تبخیر از تشتک دارا می‌باشند. همچنین، شبکه‌های عصبی مصنوعی از دقت بالاتری برای تخمین تبخیر روزانه نسبت به روش‌های تجربی موجود برخوردارند. Bruton و همکاران (۲۰۰۰) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، تبخیر روزانه از تشتک را مورد بررسی قرار دادند. بارندگی، درجه حرارت، رطوبت نسبی، تشعشعات خورشیدی و سرعت باد به‌عنوان پارامترهای ورودی شبکه و میزان تبخیر از تشتک به‌عنوان پارامتر خروجی شبکه مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج ایشان نشان داد که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای کمترین خطا نسبت به سایر روش‌ها بوده و خطایی برابر ۱/۱۱ میلی‌متر در روز داشته است. Kisi (۲۰۰۶) نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی و منطق فازی تبخیر روزانه از تشتک را محاسبه کرد. نتایج نشان داد که روش منطق فازی نتایج بهتری را نسبت به شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌کند. البته نتایج به‌دست آمده از شبکه‌های عصبی نیز رضایت‌بخش بوده است.

مواد و روش‌ها

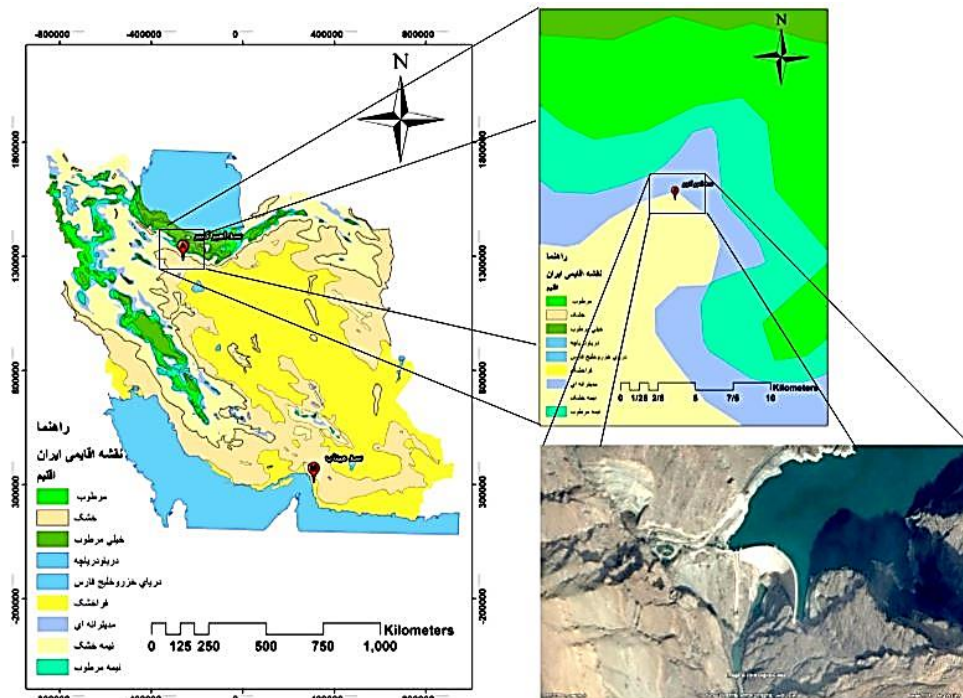
منطقه مورد پژوهش: سد امیرکبیر که بین سال‌های ۱۳۳۷ تا آبان ۱۳۴۲ شمسی ساخته شده در موقعیت جغرافیایی شمال شرقی شهر کرج و در جاده چالوس و منطقه خوزن کلا در تنگه واریان واقع شده است. این سد با طول تاج ۳۹۰ متر و ارتفاع ۱۸۰ متر، دریاچه‌ای

بسیار مهم و حیاتی در هواشناسی و هیدرولوژی می‌باشد (Ouyang, ۲۰۰۶؛ Baek و همکاران، ۲۰۱۶؛ Chen و همکاران، ۲۰۱۸). هر ساله، میلیون‌ها مترمکعب آب شیرین از مخازن سدها که با هزینه زیادی جمع‌آوری شده، تبخیر شده و از دسترس خارج می‌شود و املاح و نمک بر جای مانده از حجم آب تبخیر شده، کیفیت آب را کاهش می‌دهد (Oliveira و همکاران، ۲۰۱۷؛ Amini، ۲۰۰۹؛ Piri و همکاران، ۲۰۱۰). اولین و مهمترین عاملی که میزان خشکی را در یک منطقه نشان می‌دهد، رابطه بین مقدار بارندگی سالانه و توانایی تبخیر آب از محیط می‌باشد (Shi و همکاران، ۲۰۱۷). مدل‌سازی تبخیر از سطح مخازن، به‌منظور پیش‌بینی میزان تبخیر از سطح و میزان هدررفت آب از طریق تبخیر و آب خارج شده از دسترس و برنامه‌ریزی صحیح و کاربردی در جهت کاهش میزان این تبخیر و برآورد اقتصادی آن کار حائز اهمیت می‌باشد (Antonopoulos و همکاران، ۲۰۱۶). با این پیش‌بینی، می‌توان تصمیمات کاربردی و اقتصادی به‌منظور کاهش تبخیر و در پی آن افزایش میزان آب در دسترس و افزایش بازدهی و تولید محصول را اتخاذ نمود (Wang و همکاران، ۲۰۱۸؛ Ma، ۲۰۱۱؛ Take، ۲۰۱۷). کشور ما در منطقه‌ای از جهان قرار دارد که به‌طور متوسط یک سوم بارندگی متوسط جهانی را دریافت می‌کند و در مقایسه با سایر نقاط جهان جزو مناطق خشک به حساب می‌آید. در این راستا و در این پژوهش، جهت محاسبه مقدار تبخیر از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی، سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی هستند، برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها، اعمال دانش به‌دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از یک سامانه‌های پیچیده، ایده اصلی این گونه شبکه‌ها الهام گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی، برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به‌منظور یادگیری و ایجاد دانش قرار دارد (Moghim و Agatonovic-Kustrin، ۲۰۰۰؛ Moghim و همکاران، ۲۰۱۷).

^۱ Artificial Neural Network (ANN)

کرج در مسیر کوهستانی در جهت شمال به جنوب می‌پیماید، سیراب می‌شود (شکل ۱).

به مساحت حدود چهار کیلومتر را ایجاد کرده است. سد امیرکبیر از رودخانه کرج با شاخه‌های اصلی خود که مسافتی به طول ۷۵ کیلومتر را از شمال شهرستان



شکل ۱- موقعیت مکانی و جغرافیایی سد امیرکبیر (کرج)

در ابتدا، داده‌ها به ترتیب وقوع، ردیف می‌شوند و ترتیب زمانی داده‌ها n در نظر گرفته می‌شود. سپس، داده‌ها رتبه‌بندی می‌شوند که برای این منظور از آماره T (نسبت رتبه i به رتبه n قبل) استفاده می‌شود. مقادیر امید ریاضی E_i ، واریانس V_i و شاخص من-کندال U_i را می‌توان با استفاده از روابط عددی زیر محاسبه نمود (Goossens و همکاران، ۲۰۰۲؛ Quishpe و همکاران، ۲۰۱۷).

$$E_i = \frac{n_i(n_i - 1)}{4} \quad (1)$$

$$V_i = \frac{n_i(n_i - 1)(2n_i + 5)}{72} \quad (2)$$

$$U_i = \frac{(\sum t_i - E_i)}{\sqrt{V_i}} \quad (3)$$

که در آن‌ها، n_i ترتیب زمانی داده‌ها می‌باشد. برای شناسایی روندهای جزئی و کوتاه‌مدت، نقاط جهش و شروع روند سری‌های زمانی از نمودار سری زمانی بر حسب مقادیر U و U' استفاده شده است. نمودار سری زمانی مقادیر متوالی آماره‌های U و U' با استفاده از روابط (۳) و (۴) محاسبه می‌شود. U' را

روش پژوهش: در این تحقیق، از میانگین بارندگی (میلی‌متر)، درجه حرارت (درجه سانتی‌گراد)، سرعت باد (متر بر ثانیه)، مساحت سطح دریاچه (کیلومتر مربع) استفاده شده است و تمامی این اطلاعات در مقیاس ماهانه می‌باشند و این اطلاعات در بعد روزانه ورودی‌های اصلی شبکه عصبی مورد بحث را تشکیل می‌دهند. برای مشخص شدن روند تغییر، پارامترهای مؤثر بر تبخیر داده‌های ماهانه در بین سال‌های ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۳ شمسی با استفاده از آزمون من-کندال روندیابی شده و در ادامه آورده شده است.

روندیابی تبخیر و پارامترهای مؤثر در ایجاد آن به روش من-کندال: از آماره ناپایداری من-کندال جهت آزمون معنی‌داری روند و آشکارسازی جهش در سری‌های زمانی استفاده می‌شود. آماره من-کندال عمدتاً در علوم محیطی کاربرد دارد، زیرا آزمون‌های ساده و محکمی هستند و می‌توانند مقادیر پایین‌تر از حد مشخص را کنترل کنند. مراحل اجرای آزمون به روش من-کندال به قرار زیر می‌باشد.

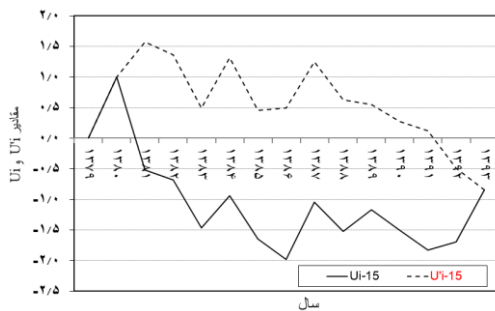
$$U_i' = \frac{-(\sum t_i' - E_i')}{\sqrt{V_i'}} \quad (۶)$$

که در آن‌ها، N تعداد سال‌های آماری می‌باشد. محل تلاقی شاخص U و U' با محدوده ۹۵ درصد اطمینان نشان دهنده تغییرات سری زمانی بوده و رفتار U بعد از محل تلاقی وضعیت روند (کاهشی یا افزایشی) سری را نشان می‌دهد. عدم تلاقی دو شاخص معرف عدم روند سری می‌باشد. نمودار روند تغییرات پارامترها در زیر آورده شده است (شکل‌های ۲ تا ۶).

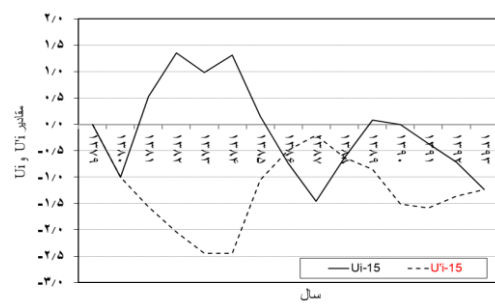
می‌توان مطابق با مراحل زیر به دست آورد. در ابتدا، داده‌های رتبه‌بندی شده از آماره T' (نسبت رتبه i به رتبه مابعد) استفاده شده است. مقادیر امید ریاضی E_i' واریانس V_i' و شاخص U_i' از روابط زیر محاسبه می‌شوند.

$$E_i' = \frac{[N - (n_i - 1)](N - n_i)}{4} \quad (۴)$$

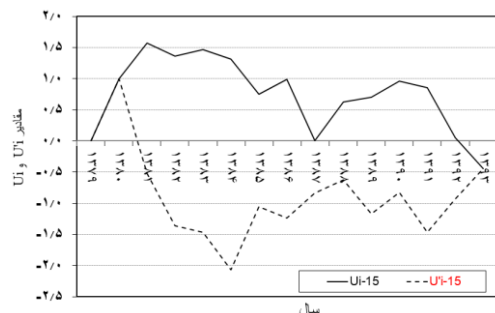
$$V_i' = \frac{[2(N - (n_i - 1))] + 5}{72} \quad (۵)$$



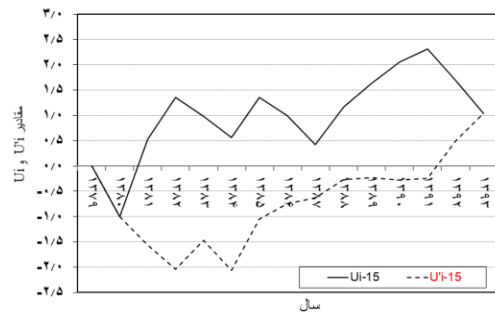
شکل ۳- روند تغییرات سالانه دما به روش من-کندال



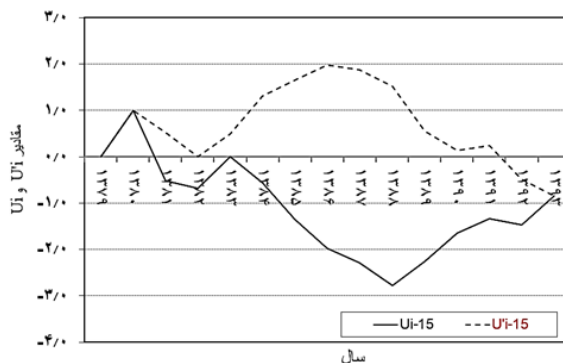
شکل ۲- تغییرات سالانه سرعت باد به روش من-کندال



شکل ۵- روند تغییرات سالانه بارش به روش من-کندال



شکل ۴- تغییرات سالانه سطح دریاچه به روش من-کندال



شکل ۶- روند سالانه تغییرات تبخیر به روش من-کندال

در آن $1/96 < U < 1/96$ می‌باشد. در نمودار تغییرات سطح دریاچه در بین سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۱ نمودار U از مقدار $1/96$ تجاوز کرده است که نشانه افزایشی

در روندیابی به روش من-کندال مشخص شد که نمودارهای تغییرات سالانه دما، تغییرات سالانه سرعت باد و تغییرات سالانه بارش، روند معنی‌داری ندارند و

بین سال‌های ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۳ جمع‌آوری و برای مدل‌سازی به نرم‌افزار MATLAB معرفی شد. به این منظور، از درصد رطوبت نسبی، سرعت باد (کیلومتر برثانیه)، درجه حرارت هوا (درجه سانتی‌گراد) و مساحت سطح دریاچه (کیلومتر مربع) به‌عنوان ورودی و تبخیر (میلی‌متر) به‌عنوان خروجی استفاده شد. در شبکه عصبی اطلاعات به دو دسته تقسیم شد که قسمتی از این اطلاعات که بخش عمده آن نیز می‌باشد، به‌عنوان آموزش و بخش دیگر آن برای آزمایش مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای این عمل، در مدل‌سازی موجود ۸۰ درصد ورودی‌ها را برای آموزش، ۲۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون مدل به‌کار گرفته شد و خطای هر یک از آن‌ها محاسبه شد. این کار برای سد امیرکبیر انجام گرفته و نتایج حاصل در جدول ۱ مرتب شده است.

بودن روند در این دوره می‌باشد و پس از این سال‌ها مجدداً روند نزولی پیدا کرده است. در روند سالانه تغییرات تبخیر به روش من-کندال در بازه زمانی بین سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۰ نمودار U از محدوده ۱/۹۶- خارج شده که نشانه حاکمیت روند منفی در این بازه زمانی می‌باشد.

شبکه عصبی مصنوعی: یک شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه اصلی که عبارتند از لایه ورودی، لایه مخفی (لایه میانی) و لایه خروجی، تشکیل شده و مراحل مدل‌سازی و نمودارهای مربوطه در زیر آورده شده است (Park و همکاران، ۲۰۱۸؛ Minns و Hall، ۱۹۹۶). برای مدل‌سازی تبخیر در سد امیرکبیر از نرم‌افزار MATLAB استفاده شد و ساختارهای مختلف شبکه عصبی در برنامه قرار گرفته و نتایج مربوط به هر یک به‌دست آمد. جهت استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اطلاعات روزانه استفاده شد و اطلاعات در

جدول ۱- مقادیر خطا و ضریب همبستگی به‌دست آمده به‌وسیله مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

شماره	ساختار شبکه عصبی	خطای MSE برای داده‌های آموزش	خطای MSE برای داده‌های آزمون	ضریب همبستگی
۱	ANN(2,1,1)	۰/۰۳۸۹	۰/۰۴۰۹	۰/۹۲۴۳
۲	ANN(2,2,1)	۰/۰۳۸۰	۰/۰۴۷۸	۰/۹۲۴۶
۳	ANN(2,3,1)	۰/۰۳۸۵	۰/۰۳۶۸	۰/۹۲۵۰
۴	ANN(2,4,1)	۰/۰۳۸۰	۰/۰۴۱۳	۰/۹۲۳۶
۵	ANN(2,5,1)	۰/۰۳۸۵	۰/۰۳۷۸	۰/۹۲۲۵
۶	ANN(2,6,1)	۰/۰۳۷۳	۰/۰۳۴۷	۰/۹۲۱۶
۷	ANN(2,7,1)	۰/۰۳۹۶	۰/۰۳۴۷	۰/۹۳۳۶
۸	ANN(2,8,1)	۰/۰۳۶۴	۰/۰۳۷۷	۰/۹۲۹۴
۹	ANN(2,9,1)	۰/۰۳۷۹	۰/۰۴۱۱	۰/۹۱۸۷
۱۰	ANN(2,10,1)	۰/۰۳۴۶	۰/۰۴۴۹	۰/۹۱۴۸
۱۱	ANN(2,11,1)	۰/۰۳۶۳	۰/۰۳۵۱	۰/۹۳۳۵
۱۲	ANN(2,12,1)	۰/۰۳۴۸	۰/۰۳۸۲	۰/۹۲۴۶
۱۳	ANN(3,1,1)	۰/۰۳۸۹	۰/۰۳۸۷	۰/۹۲۵۰
۱۴	ANN(3,2,1)	۰/۰۳۸۵	۰/۰۴۰۲	۰/۹۲۱۶
۱۵	ANN(3,3,1)	۰/۰۳۶۱	۰/۰۳۹۷	۰/۹۲۵۵
۱۶	ANN(3,4,1)	۰/۰۳۵۰	۰/۰۳۵۲	۰/۹۳۳۴
۱۷	ANN(3,5,1)	۰/۰۳۷۵	۰/۰۴۱۲	۰/۹۲۰۴
۱۸	ANN(3,6,1)	۰/۰۳۵۴	۰/۰۳۶۸	۰/۹۳۰۸
۱۹	ANN(3,7,1)	۰/۰۳۴۲	۰/۰۳۵۲	۰/۹۲۱۱
۲۰	ANN(3,8,1)	۰/۰۳۴۵	۰/۰۳۴۱	۰/۹۳۴۱
۲۱	ANN(3,9,1)	۰/۰۳۲۹	۰/۰۳۸۸	۰/۹۲۴۷

ادامه جدول ۱- مقادیر خطا و ضریب همبستگی به‌دست آمده به‌وسیله مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

شماره	ساختار شبکه عصبی	خطای MSE برای داده‌های آموزش	خطای MSE برای داده‌های آزمون	ضریب همبستگی
۲۲	ANN(3,10,1)	۰/۰۳۴۶	۰/۰۳۴۶	۰/۹۲۸۲
۲۳	ANN(3,11,1)	۰/۰۳۲۵	۰/۰۳۸۵	۰/۹۲۴۲
۲۴	ANN(3,12,1)	۰/۰۳۳۶	۰/۰۳۵۴	۰/۹۲۳۴
۲۵	ANN(4,1,1)	۰/۰۳۶۵	۰/۰۳۸۴	۰/۹۲۵۲
۲۶	ANN(4,2,1)	۰/۰۳۶۴	۰/۰۳۸۶	۰/۹۲۲۱
۲۷	ANN(4,3,1)	۰/۰۳۵۶	۰/۰۳۹۲	۰/۹۲۳۳
۲۸	ANN(4,4,1)	۰/۰۳۸۲	۰/۰۴۱۸	۰/۹۱۸۴
۲۹	ANN(4,5,1)	۰/۰۳۵۷	۰/۰۴۰۴	۰/۹۲۳۱
۳۰	ANN(4,6,1)	۰/۰۳۳۸	۰/۰۳۹۳	۰/۹۲۵۳
۳۱	ANN(4,7,1)	۰/۰۳۴۳	۰/۰۳۶۹	۰/۹۲۹۲
۳۲	ANN(4,8,1)	۰/۰۳۴۱	۰/۰۴۱۶	۰/۹۲۳۱
۳۳	ANN(4,9,1)	۰/۰۳۳۶	۰/۰۳۵۴	۰/۹۳۰۱
۳۴	ANN(4,10,1)	۰/۰۳۳۹	۰/۰۳۵	۰/۹۳۴۷
۳۵	ANN(4,11,1)	۰/۰۳۴۵	۰/۰۳۵۵	۰/۹۳۱۱
۳۶	ANN(4,12,1)	۰/۰۳۲۷	۰/۰۳۲۴	۰/۹۳۷۶
۳۷	ANN(5,1,1)	۰/۰۳۶	۰/۰۳۹۹	۰/۹۳۱۵
۳۸	ANN(5,2,1)	۰/۰۳۵۴	۰/۰۴۰۵	۰/۹۱۸۸
۳۹	ANN(5,3,1)	۰/۰۳۵۱	۰/۰۳۶۶	۰/۹۲۷۸
۴۰	ANN(5,4,1)	۰/۰۳۱۱	۰/۰۳۲۱	۰/۹۳۶۵
۴۱	ANN(5,5,1)	۰/۰۳۲۶	۰/۰۳۹۴	۰/۹۲۳۶
۴۲	ANN(5,6,1)	۰/۰۳۴۴	۰/۰۳۵۱	۰/۹۳۲۴
۴۳	ANN(5,7,1)	۰/۰۳۲۱	۰/۰۳۶۷	۰/۹۲۹۹
۴۴	ANN(5,8,1)	۰/۰۳۳۴	۰/۰۳۵۲	۰/۹۳۰۲
۴۵	ANN(5,9,1)	۰/۰۳۳۴	۰/۰۳۶۳	۰/۹۲۹۹
۴۶	ANN(5,10,1)	۰/۰۳۳۸	۰/۰۳۳۵	۰/۹۳۵۲
۴۷	ANN(5,11,1)	۰/۰۳۲۳	۰/۰۳۹۸	۰/۹۲۳۶
۴۸	ANN(5,12,1)	۰/۰۳۲۲	۰/۰۳۷۷	۰/۹۲۵۸

همان‌طور که در جدول نیز مشخص است، از ضریب همبستگی و خطای MSE جهت مشخص کردن بهترین ساختار استفاده شد. در جدول ساختار-هایی که کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی را دارند، با رنگ مجزا مشخص شده است که در بین آن‌ها ساختار ANN(5,4,1) دارای مطلوب‌ترین نتیجه با ضریب همبستگی ۰/۹۳۶۵ و خطای آموزش ۰/۰۳۱۱ و خطای آزمون ۰/۰۳۲۱ می‌باشد.

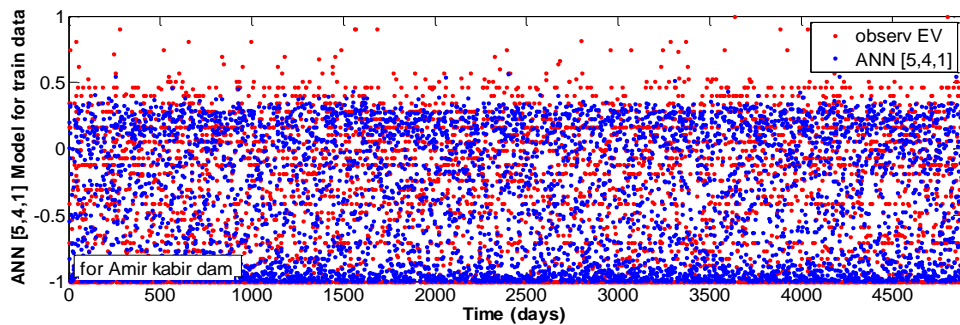
AN[5,4,1]: به این منظور، داده‌های واقعی و مدل‌سازی شده به‌ترتیب با رنگ‌های قرمز (دایره) و آبی (مربع) رسم شده که نزدیکی و هم‌پوشانی این نمودارها نشان از دقت بالای مدل‌سازی دارد. در زیر، نمودارهای مربوط به داده‌های آموزش و آزمایش رسم شده است.

داده‌های آموزش: برای مدل‌سازی شبکه عصبی ۸۰ درصد داده‌ها جهت آموزش به‌صورت تصادفی به‌وسیله نرم‌افزار MATLAB انتخاب شدند. یکی از نمودارهای

نمودار هم‌پوشانی داده‌ها برای ساختار

آمده تبخیر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های آموزش می‌باشد (شکل ۸).

بسیار مهمی که در مدل‌سازی شبکه عصبی به کار گرفته می‌شود، نمودار مقادیر واقعی و مقادیر به دست



شکل ۲- نمودار داده‌های تبخیر واقعی و تبخیر به دست آمده با ساختار ANN [5,4,1] برای داده‌های آموزش

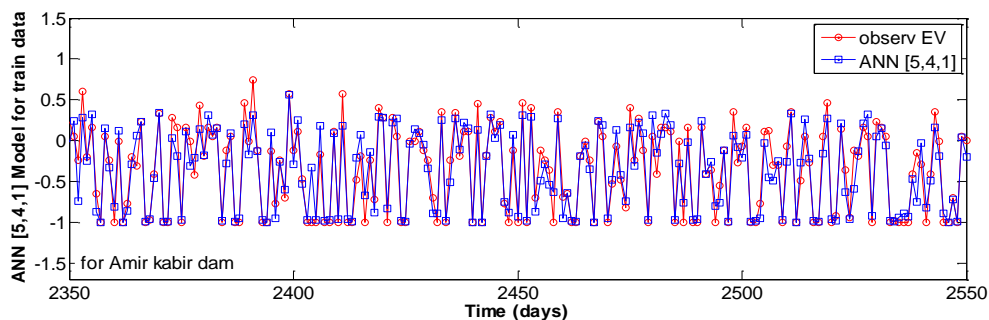
داده‌ها در بخش آموزش مورد استفاده قرار گرفت و نمودارهای مربوط به آن رسم شد. ۲۰ درصد باقی‌مانده نیز جهت آزمایش مدل به دست آمده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی به کار گرفته می‌شود که همانند داده‌های آموزش روزهای ۶۰۰ تا ۸۰۰ام بزرگ‌نمایی شده که نشان دهنده هم‌پوشانی اطلاعات و تأیید مدل‌سازی به وسیله داده‌های آموزش می‌باشد (شکل‌های ۱۰ و ۱۱).

همان‌گونه که دیده می‌شود، نمودار هم‌پوشانی داده‌های مدل‌سازی شده و واقعی در مرحله آموزش نیز دارای هم‌پوشانی مناسب بوده که این امر نشان دهنده دقت مناسب مدل در برآورد تبخیر و تأیید مدل‌سازی در مرحله آموزش می‌باشد.

در شکل ۸، به علت زیاد بودن اطلاعات هم‌پوشانی داده‌ها به خوبی مشخص نیست. به همین علت، به صورت تصادفی روزهای ۲۳۵۰ تا ۲۵۵۰ام در نرم-افزار بزرگ‌نمایی شد تا نتایج به دست آمده بهتر مشخص شود (شکل ۹).

همان‌طور که در شکل ۹ مشاهده می‌شود، داده‌های محاسبه شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های واقعی اندازه‌گیری شد تا حد قابل قبولی به یکدیگر نزدیک بوده و در برخی نقاط دارای هم‌پوشانی می‌باشند که این امر نشان دهنده دقت مناسب مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی تبخیر از سد امیرکبیر می‌باشد.

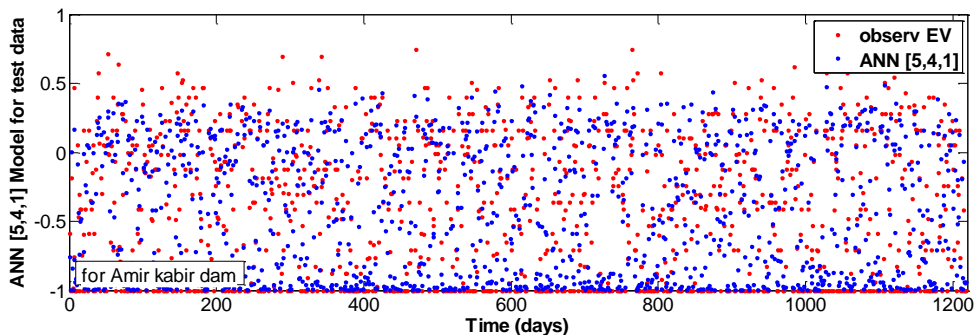
داده‌های آزمایش: همان‌گونه که ذکر شد، ۸۰ درصد



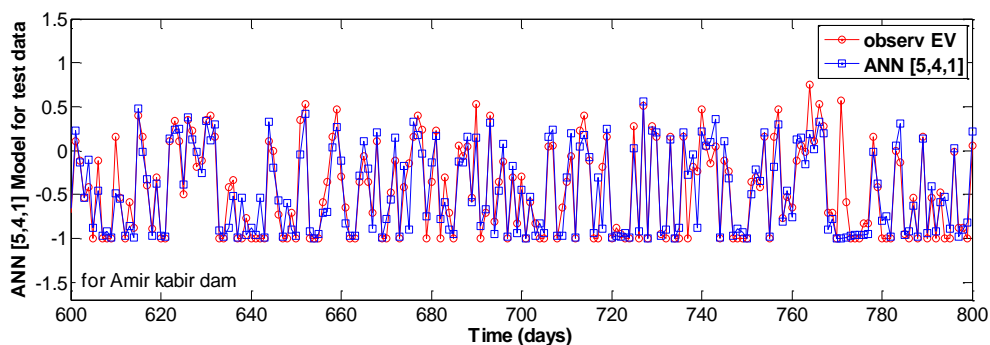
شکل ۳- نمودار داده‌های تبخیر واقعی و تبخیر به دست آمده با ساختار ANN [5,4,1] برای داده‌های آموزش در روزهای ۲۳۵۰ تا ۲۵۵۰

به دست آمده بر روی محور افقی و عمودی قرار دارد که هرچه این داده‌ها به خط ترسیم شده نزدیک‌تر باشند، مدل ارائه شده دارای نتایج بهتری می‌باشد (شکل‌های ۱۲ و ۱۳).

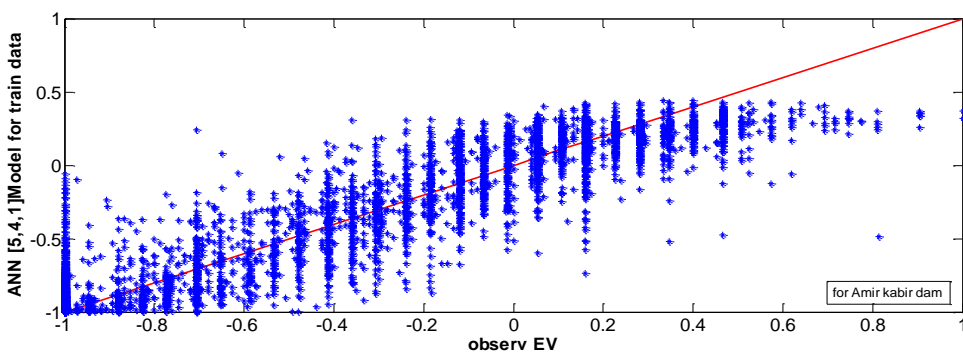
نمودار هم‌پوشانی داده‌ها و مقایسه ارزش آن: روش دیگری که جهت بررسی دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی از آن استفاده می‌شود، ترسیم داده‌های واقعی و محاسبه شده و نزدیکی این داده‌ها به خطی با x و y برابر می‌باشد. در نمودار داده‌های واقعی و



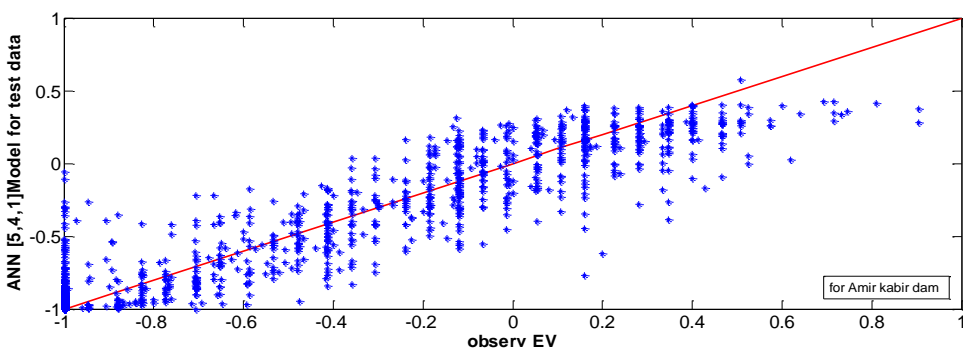
شکل ۴- نمودار داده‌های تبخیر واقعی و تبخیر به‌دست آمده با ساختار ANN[5,4,1] برای داده‌های آزمایش



شکل ۵- نمودار داده‌های تبخیر واقعی و تبخیر به‌دست آمده با ساختار ANN[5,4,1] برای داده‌های آموزش در روزهای ۶۰۰ تا ۸۰۰م



شکل ۶- مقایسه داده‌های واقعی و مدل‌سازی شده به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی با نمودار $x=y$ رسم شده برای داده‌های آموزش



شکل ۷- مقایسه داده‌های واقعی و مدل‌سازی شده به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی با نمودار $x=y$ رسم شده برای داده‌های آزمایش

هم‌پوشانی می‌باشند که این نکته دقت مناسب شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر در این سد را نشان می‌دهد. تمامی نتایج به‌دست آمده از مدل شبکه

با توجه به شکل‌های ۱۲ و ۱۳، مقادیر محاسباتی و اندازه‌گیری شده تبخیر برای سد امیرکبیر در داده‌های آموزش و آزمایش تا حدود زیادی دارای

خطاهای انجام شده برای یافتن بهترین نتیجه موجود، خروجی‌های مستخرج از نرم‌افزار MATLAB در جدول ۱ طبقه‌بندی شد. با توجه به جدول ۱ و ضرایب همبستگی و خطاهای ارائه شده در آن، می‌توان نتیجه گرفت که مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در صورت استفاده از دو لایه مخفی، که لایه اول دارای چهار نورون و لایه دوم نیز دارای پنج نورون باشد و تعداد تکرارهای آن برابر با ۱۰۰۰ باشد، دارای بیشترین ضریب همبستگی با مقدار ۰/۹۳۶۵ در بین آزمون‌های دیگر است و مقادیر خطا برای داده‌های آموزش و آزمایش به ترتیب برابر با ۰/۰۳۱۱ و ۰/۰۳۲۱ می‌باشد. پس از آن ساختارهای ANN(3,10,1)، ANN(5,10,1)، ANN(2,11,1) و ANN(2,8,1) نیز دارای مقادیر قابل قبولی از ضریب همبستگی و میزان خطا در تعیین مقدار تبخیر از دریاچه سد امیرکبیر می‌باشند. جهت بهتر مشخص شدن موضوع نمودارهای هم‌پوشانی داده‌های آموزش و آزمایش با داده‌های اندازه‌گیری شده رسم شد که نتایج این نمودارها نیز حکایت از دقت بالای مدل در برآورد تبخیر از دریاچه سد امیرکبیر را دارد و مقادیر محاسبه شده دارای هم‌پوشانی قابل قبولی با داده‌های واقعی می‌باشند. پس، می‌توان نتیجه گرفت که این مدل با دقت قابل قبولی توانایی پیش‌بینی میزان تبخیر از سطح دریاچه سد کرج را دارا می‌باشد و با به‌کارگیری آن، می‌توان در جهت اعمال برنامه‌های صحیح و مناسب در امر مدیریت و کاهش این پدیده طبیعی گام‌های مؤثر و کاربردی برداشت. نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی بیانگر قدرت بالای این روش غیرخطی در تخمین پارامتر مورد نظر بود.

عصبی مصنوعی دارای نتایج مطلوب بوده که تمامی نمودارهای ترسیم شده در مرحله آموزش و آزمایش این نتایج را تایید می‌کند.

نتایج و بحث

مدل کردن و شبیه‌سازی تبخیر از سطح دریاچه از طریق شبکه عصبی مصنوعی با عدم وجود محدودیت‌های ذکر شده و همچنین، دارا بودن قابلیت و توانایی یادگیری از طریق ارائه مثال بدون نیازمندی به معادلات حاکم بر پدیده، جایگاه ویژه‌ای دارد. قبل از پرداختن به مسئله مدل‌سازی به‌روش شبکه عصبی مصنوعی، روندیابی تبخیر و داده‌های ورودی به شبکه عصبی یعنی سطح دریاچه، درجه حرارت، سرعت وزش باد و بارندگی به روش من-کندال انجام گرفت و با توجه به خروجی روش من-کندال و با وجود نقاط جهش در نمودار، پارامترهای موجود مورد بررسی قرار گرفت و نشان داد در روندیابی به روش مذکور نمودارهای تغییرات دما، سرعت باد و بارش بدون روند مشخصی می‌باشند.

در نمودار تغییرات سطح دریاچه در بین سال‌های ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۳ نمودار U از مقدار ۱/۹۶ تجاوز کرده است که نشانه افزایشی بودن روند در این دوره می‌باشد که پس از این سال‌ها مجدداً روند نزولی پیدا کرده است. در روند ماهانه تغییرات تبخیر نیز بین سال‌های ۱۳۷۳ تا ۱۳۹۳ نمودار U از محدوده ۱/۹۶- خارج شده که نشانه حاکمیت روند منفی در این بازه زمانی می‌باشد. مسأله دیگر مورد پژوهش در این تحقیق برآورد میزان تبخیر از سطح دریاچه سد به روش شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. پس از وارد کردن اطلاعات در شبکه عصبی مصنوعی و آزمون و

منابع مورد استفاده

1. Amini, M.B. 2009. An efficient BFSK neural network joint equalizer-demodulator. World Academy of Science, Engineering and Technology, 2: 978-980.
2. Antonopoulos, V.Z., S.K. Gianniou and A.V. Antonopoulos. 2016. Artificial neural networks and empirical equations to estimate daily evaporation: application to Lake Vegoritis, Greece. Hydrological Sciences Journal, 61: 2590-2599.
3. Baek, J.Y., J.W. Cho and S.H. Kim. 2016. Effect of water vapor on evaporation and melt crystallization of mold fluxes. Metallurgical and Materials Transactions B, 47(1): 32-36.
4. Bruton, J.M., R.W. McClendon and G. Hoogenboom. 2000. Estimating daily pan evaporation with artificial neural network. ASAE, 43(2): 492-496.
5. Chen, C.A., T.F. Lin, W.M. Yan and M. Amani. 2018. Time periodic evaporation heat transfer of R-134a in a narrow annular duct due to mass flow rate oscillation. International Journal of Heat and Mass Transfer, 118: 154-164.

6. Deswal, S. and M. Pal. 2008. Artificial neural network based modeling of evaporation losses in reservoirs. *Journal of Engineering and Technology Management*, 39: 79-83.
7. Goossens, C. and A. Berger. 1986. Annual and seasonal climatic variations over the Northern Hemisphere and Europe during the century. *Annales Geophysicae*, 4: 385-399.
8. Kisi, O. 2006. Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique. *Journal of Hydrology*, 329: 636-646.
9. Ma, L., Y. Wu, J. Ji and Ch. He. 2011. The prediction model for soil water evaporation based on BP neural network. *Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, 2: 276-280.
10. Ma, L., Y. Wu, J. Ji and Ch. He. 2011. The prediction model for soil water evaporation based on BP neural network. *Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, 2: 276-280.
11. Minns, A.W. and M.J. Hall. 1996. Artificial neural networks as rainfall-runoff models. *Hydrological Sciences Journal*, 41: 399-417.
12. Moghim, S. and R.L. Bras. 2017. Bias correction of climate modeled temperature and precipitation using artificial neural networks. *Journal of Hydrometeorology*, 18: 1867-1884.
13. Oliveira, A., A. Komesu, C.E. Vaz Rossell and M.R. Wolf. 2017. Hybrid short path evaporation as an option to lactic acid recovery from fermentation broth. *Chemical Engineering*, 57: 37-42.
14. Park, S., M. Kim, M. Kim, H.G. Namgung, K.T. Kim, K.H. Cho and S.B. Kwon. 2018. Predicting PM10 concentration in Seoul metropolitan subway stations using Artificial Neural Network (ANN). *Journal of Hazardous Materials*, 341: 75-82.
15. Quishpe-Vásquez, C., S. Córdoba-Machado, R. Palomino-Lemus, M. García-Valdecasas-Ojeda, S. Raquel Gámiz-Fortis, Y. Castro-Díez and M. Jesús Esteban-Parra. 2017. Variability and predictability of the stream flows in Coastal and Andean Ecuador. In EGU General Assembly Conference Abstracts, 19: 17-28.
16. Rajaei, T., S.A. Mirbagheri, V. Nourani and A. Alikhani. 2010. Prediction of daily suspended sediment load using wavelet and neuro-fuzzy combined model. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 7: 93-110.
17. Agatonovic-Kustrin, R.B. 2000. Basic concepts of Artificial Neural Network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, 22(5): 717-727.
18. Shi, L., Y. Wang, L. Zhang and P. Wang. 2017. Rational design of a bi-layered reduced graphene oxide film on polystyrene foam for solar-driven interfacial water evaporation. *Journal of Materials Chemistry A*, 31(2017): 16212-16219.
19. Tabari, H., S. Marofi and A.A. Savziparvar. 2010. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural networks and multivariate non-linear regression. *Irrigation Science*, 28: 399-406 (in Persian).
20. Tabesh, M. and M. Dini. 2010. Forecasting daily urban water demand using artificial neural networks, a case study of Tehran urban water. *Journal of Water and Wastewater*, 73: 84-95 (in Persian).
21. Traore, S., Y.M. Wang and T. Kerh. 2010. Artificial neural network for modeling reference evapotranspiration complex process in Sudano-Sahelian zone. *Agricultural Water Management*, 97: 707-714.
22. Wang, T., C.E. Stewart, C. Sun, Y. Wang and J. Zheng. 2018. Effects of biochar addition on evaporation in the five typical Loess Plateau soils. *CATENA*, 162: 29-39.
23. Zoqi, M.J. and M. Saedi. 2011. Modeling leachate generation using artificial neural networks. *Journal of Water and Wastewater*, 77: 76-84 (in Persian).

Modeling and routing of surface evaporation from the Amir Kabir reservoir using the Mann-Kendall and neural network technology

Mohammadhossein Jahangir^{*1}, Keyvan Soltani², Ahmad Nohegar³ and Seyed Javad Sadatinejad⁴

¹Assistant Professor, Faculty of New Sciences and Technologies, University of Tehran, Iran, ²MSc Student, Faculty of New Sciences and Technologies, University of Tehran, Iran, ³Associate Professor, Faculty of Environment, University of Tehran, Iran and ⁴Associate Professor, Faculty of New Sciences and Technologies, University of Tehran, Iran

Received: 14 July August 2017

Accepted: 15 January 2018

Abstract

Evaporation as a natural parameter due to the release of water from the upper part of mankind has always been of interest to scholars and researchers. In this study, we try to apply the artificial neural network model to estimate evaporation from the Amir Kabir dam and to evaluate the model accuracy. In this context, 18 years data from 1997 to 2014 were used and after consecutive try and error, the best structure for computing the amount of evaporation from the surface of the dam was selected. This structure has five neurons in the first, fourth and second layers that showed the best result in 1000 replications. Also, statistical coefficients obtained from the analysis using artificial neural network was considered in choosing the best structure with the amount of 0.9365 which was the highest amount among other tests and the amount of test and training data error were 0.0321 and 0.0311, respectively. In addition, general trend of effective data on evaporation was determined, using Mann-Kendall test on 15 years daily data. In Mann-Kendall method, temperature changes, wind speed and precipitation graphs had no significant trend and showed $-1.69 < U < 1.69$. Water level among 2000 to 2014 U has exceeded from 1.69 that shows the rising trend in this period and has decreased again after all these years. In the trend of evaporation monthly changes between 2000 and 2014 U has exceeded out of -1.69 that shows sovereignty of negative trend in this period.

Keywords: Correlation coefficient, Neuron, Model accuracy, Test and training data, Try and error

* Corresponding author: mh.jahangir@ut.ac.ir