

برآورد تبخیر روزانه از تشت در استان کهگیلویه و بویراحمد

غلامرضا علیپور مداب^۱، احمدرضا قاسمی^{۲*} و رسول میرعباسی^۳

چکیده

به دلیل اهمیت داده‌های تبخیر از تشت در برآورد نیاز آبی گیاهان و همچنین تخمین حجم هدررفت آب از مخازن آب سطحی و همچنین فقدان این داده‌ها در بسیاری از مناطق، بررسی و یافتن روش‌های جدید و کارآمد برای برآورد میزان تبخیر از تشت، می‌تواند در مدیریت منابع آب مؤثر باشد. در این پژوهش از دو مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مدل با حافظه کوتاه‌مدت بلند (LSTM) و همچنین سه روش تجربی مایر، سازمان عمران آمریکا و ایوانف برای برآورد تبخیر از تشت در استان کهگیلویه و بویراحمد استفاده شد. برای این منظور، داده‌های تبخیر واقعی در مقیاس روزانه برای ۶ ایستگاه دهدشت، امامزاده جعفر، لیکک، دوگنبدان، سی‌سخت و یاسوج، در دوره آماری ۱۴ تا ۳۹ ساله منتهی به سال ۲۰۲۳، از سازمان هواشناسی کشور تهیه و به‌عنوان متغیر وابسته در مدل‌ها استفاده شد. همچنین از ۱۲ پارامتر هواشناسی شامل بارندگی، سرعت باد، دمای حداکثر و حداقل، ابرناکی، دمای خاک، حداکثر و حداقل رطوبت نسبی، میانگین دمای نقطه شبنم، فشار سطح دریا، تابش خورشیدی و میانگین فشار بخار واقعی نیز به‌عنوان متغیر مستقل استفاده شد. نتایج نشان داد مقادیر خطای برآورد تبخیر در ۶ ایستگاه مورد مطالعه برای مدل‌های تجربی بسیار بالا (حداقل مقدار خطا ۲۷ درصد) و نتایج از نظر شاخص عملکرد مدل (ضریب نش) غیرقابل قبول هستند. این امر ضرورت استفاده از مدل‌های دیگر در این استان را روشن می‌کند. نتایج ارزیابی دو مدل SVM و LSTM نشان داد، مدل SVM با خطای ۱۶ درصد در مرحله آموزش و ۱۸ درصد در مرحله آزمون، نتایج دقیق‌تری نسبت به مدل LSTM دارد. مقدار خطای برآورد تبخیر در این دو مرحله، در مدل LSTM به ترتیب برابر با ۲۳ و ۲۴ درصد به دست آمد. در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از مدل‌های قدرتمند مانند SVM که بر مبنای روابط ریاضی-آماري، قابلیت تشخیص و شبیه‌سازی رفتارهای پیچیده و غیرخطی متغیرهای اقلیمی را دارند، می‌تواند دقت تخمین تبخیر از تشت را در مناطق فاقد تشت تبخیر، افزایش دهد.

واژه‌های کلیدی: تبخیر از تشت، مدل‌سازی، SVM، LSTM.

ارجاع: علیپور مداب غ. قاسمی ا. و میرعباسی ر. ۱۴۰۳. برآورد تبخیر روزانه از تشت در استان کهگیلویه و بویراحمد. ۵۲: ۱۱۳-۱۲۳. <https://dx.doi.org/10.22034/IWRJ.2024.14677.2581>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد.

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد.

۳- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد.

* نویسنده مسئول: ar-ghasemi@sku.ac.ir

تاریخ انتشار آنلاین: ۱۴۰۳/۰۲/۱۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۰۵

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۱۱

مقدمه

فرایند تبخیر بخش اساسی در چرخه هیدرولوژیکی است و به طور مداوم در طبیعت صورت می پذیرد. اهمیت و ضرورت اندازه گیری یا تخمین مقدار تبخیر از سطح آب در مطالعات کشاورزی و منابع آب غیرقابل انکار است. تشت تبخیر به دلیل سهولت در تفسیر داده های آن به عنوان یک شاخص برای تعیین تبخیر از سطح آب دریاچه ها و مخازن در سراسر جهان استفاده می شود (سامی و همکاران، ۲۰۲۳). در سال های اخیر تغییرات اقلیمی و افزایش تقاضای آب باعث ایجاد مشکلاتی در مدیریت پایدار منابع آب در کشورهای مختلف، به ویژه در اقلیم های خشک و نیمه خشک شده است (دادراساجیرلو و همکاران، ۲۰۲۳). این امر باعث تمایل به تأمین آب مورد نیاز از منابع آب زیرزمینی و افت بیش از حد سطح سفره های آب زیرزمینی در کشور شده است (قزوینیان و کریمی، ۱۴۰۱). از سوی دیگر، هرساله بخش قابل ملاحظه ای از آب شیرین ذخیره شده در پشت سدها، تبخیر می شود و هدر می رود (صالحی و همکاران، ۱۳۹۷).

کسب اطلاعات دقیق و به روز درباره تبخیر برای بسیاری از فعالیت ها مانند صنایع، فعالیت های کشاورزی و فعالیت های انسانی ضروری است (میلبنک و نوتارد، ۲۰۲۳).

برآورد دقیق و به موقع تبخیر، تأثیر بسزا و حیاتی در حفظ منابع آب و کشاورزی به منظور تخمین آب مورد نیاز محصولات زراعی برای برنامه ریزی آبیاری و مدیریت خشکسالی دارد (دادراساجیرلو و همکاران، ۲۰۲۲). برای تخمین یا پیش بینی تبخیر از تشت، از روش های مختلفی مانند مدل های سری زمانی، تجربی، داده کاوی و روش های محاسبات نرم استفاده می شود. تبخیر از تشت تحت تأثیر پارامترهای متعددی قرار دارد که عموماً غیرخطی، غیرثابت و تصادفی هستند و همچنین به صورت پویا و پیچیده رخ می دهند؛ بنابراین استفاده از روش های تجربی برای تخمین و برآورد تبخیر از تشت، به دلیل اینکه تنها از پارامترهای آب و هوایی استفاده می کنند، دقت کافی را نخواهد داشت. تاکنون روش های مختلفی برای محاسبه و برآورد تبخیر ارائه شده است که می توان به روش های بیلان آب و روش ها و فرمول های تجربی اشاره کرد. این روش ها دارای ایراداتی مانند عدم قابلیت تعمیم به دیگر مکان ها و عملکرد متفاوت در شرایط آب و هوایی مختلف را

دارند؛ از همین رو محققان درصدد یافتن روش هایی برای کاهش تأثیر ایرادات ذکر شده هستند. استفاده از روش های محاسبات نرم و هوش مصنوعی مانند انواع مدل های یادگیری ماشین از جمله این روش ها هستند.

مدل های مبتنی بر روش یادگیری عمیق، بخشی از خانواده گسترده ای از روش های یادگیری ماشینی هستند که در اکثر رشته های مهندسی و غیرمهندسی از جمله مهندسی آب و هیدرولوژی کاربرد دارند.

مدل LSTM (Long Short-Term Memory) یا شبکه با حافظه کوتاه مدت بلند، یکی از روش های یادگیری عمیق است که برای پردازش داده های دنباله ای مانند سری های زمانی به کار می رود. مدل LSTM با استفاده از یک سلول حافظه، در هر مرحله از زمان، اطلاعات جدید را به حافظه خود اضافه کرده و اطلاعات قبلی را نیز حفظ می کنند. این روش به دلیل توانایی حفظ اطلاعات در طول زمان، برای پیش بینی داده های دنباله ای مانند سری های زمانی مناسب است (استادمیر و همکاران، ۲۰۱۹).

ماشین بردار پشتیبان (Support vector machines, SVM) نیز یکی دیگر از الگوریتم های یادگیری ماشین است که برای دسته بندی و رگرسیون گیری استفاده می شود. این الگوریتم در دسته بندی خطی داده ها استفاده می شود و سعی می کند ابرصفحه ای را انتخاب کند که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد.

در زمینه استفاده از روش های محاسبات نرم برای برآورد و پیش بینی تبخیر از تشت، مطالعات فراوانی انجام شده که در ادامه به برخی از پژوهش های جدید اشاره خواهد شد.

لو و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهشی به مدل سازی تبخیر از تشت روزانه با استفاده از مدل های یادگیری ماشینی و تجربی در حوضه آبخیز دریاچه پویانگ چین پرداختند و نشان داند که مدل پریستلی-تیلور با خطای ۱/۱ میلی متر بر روز، دقیق ترین تخمین تبخیر روزانه را در بین مدل های مورد بررسی دارد.

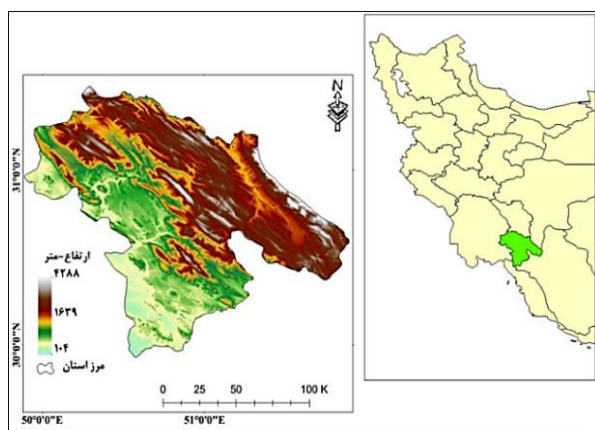
آریا و همکاران (۲۰۲۱) به پیش بینی تبخیر ماهانه از مخازن سد درودزن با استفاده از دو مدل LS-SVR و ANFIS پرداختند. نتایج نشان داد که مدل LS-SVR با خطایی معادل ۲/۷۷ و ضریب نش ۰/۹۳ پیش بینی بهتری نسبت به مدل ANFIS ارائه می دهد. همچنین نشان دادند که مدل ترکیبی ANFIS-HHO تبخیر را به ترتیب با خطای ۲/۳۵ و ضریب نش ۰/۹۵ پیش بینی کرده است.

بررسی منابع نشان می‌دهد که تاکنون به موضوع برآورد تبخیر از تشت در استان کهگیلویه و بویراحمد با استفاده از روش‌های محاسبات نرم پرداخته نشده است. باتوجه به تنوع اقلیمی و توپوگرافی مناطق مختلف، نتایج پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه برآورد تبخیر در یک منطقه را نمی‌توان به مناطق دیگر تعمیم داد؛ بنابراین در این تحقیق از دو تکنیک ماشین بردار پشتیبان و شبکه با حافظه کوتاه‌مدت بلند برای برآورد تبخیر استفاده و نتایج با مقادیر تبخیر واقعی ایستگاه‌های تبخیرسنجی و برخی روش‌های تجربی مقایسه خواهد شد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه استان کهگیلویه و بویراحمد با ۲۶۴۱۶ کیلومترمربع وسعت در جنوب غربی ایران، واقع شده است (شکل ۱). نواحی جنوب و جنوب غرب منطقه دارای ارتفاع کمتر از ۱۰۰۰ متر و نواحی شمالی و شمال شرق مرتفع‌ترین مناطق استان با ارتفاعی بین ۲۰۰۰ تا ۲۵۰۰ متر است. میانگین دمای سالانه استان برابر با ۱۶/۸ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارش سالانه حدود ۶۳۰ میلی‌متر است.



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

داده‌های موردنیاز

برای مدل‌سازی و برآورد تبخیر براساس داده‌های روزانه تبخیر از تشت (تشت کلاس A آمریکا)، ۱۲ پارامتر اقلیمی شامل بارندگی، سرعت باد، دمای حداقل و حداکثر، ابرناکی، دمای خاک، حداقل و حداکثر رطوبت نسبی، میانگین دمای نقطه شبنم، فشار سطح دریا، تابش

فو و لی (۲۰۲۲) یک مدل ترکیبی جدید برای تخمین تبخیر و تعرق ماهانه با جفت‌کردن حافظه کوتاه‌مدت یادگیری عمیق (LSTM) و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ پیشنهاد دادند. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی نتایج تخمینی دقیق‌تر و مطمئن‌تری نسبت به LSTM ارائه می‌دهد.

البیلالی و همکاران (۲۰۲۳) در تحقیقی یک رویکرد یادگیری ماشینی قابل‌تفسیر برای پیش‌بینی تبخیر روزانه ارائه کردند. نتایج اعتبارسنجی مدل نشان داد که مدل‌های توسعه‌یافته در تخمین تبخیر روزانه تشت با ضریب نش 0.76 تا 0.83 در طول مرحله اعتبارسنجی توانایی بالایی نشان دادند. در پژوهشی البیلتاجی و همکاران (۲۰۲۳) مدل رگرسیون افزایشی (AR) را با چهار الگوریتم یادگیری ماشینی در تخمین نرخ تبخیر ماهانه در سه ایستگاه بغداد، موصل و بصره استفاده و گزارش کردند که کمترین خطا مربوط به مدل AR-M5P و در ایستگاه‌های بغداد و موصل با خطای $45/05$ میلی‌متر و $35/95$ میلی‌متر است.

در مطالعات داخلی نیز می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. در پژوهشی از ماشین‌برداری پشتیبان برای مدل‌سازی تبخیر در سه ایستگاه کلاله، گرگان و بندر ترکمن استفاده شد. نتایج این پژوهش نشان داد که میزان تبخیر در بندر ترکمن با دقت بیشتری نسبت به دو ایستگاه دیگر برآورد شده است (فراستی و همکاران، ۱۴۰۰).

در مطالعه سیدی و همکاران (۱۴۰۲) از ۶ روش تجربی برای تخمین مقدار تبخیر از تشت ماهانه در چهار ایستگاه اطراف سد شهید رجایی ساری استفاده کردند. آنها نشان دادند که روش‌های تجربی مورد استفاده، مقدار تبخیر ماهانه در سلیمان تنگه که نزدیک‌ترین ایستگاه به سد است را با خطایی بین ۲۱ تا ۴۱ میلی‌متر برآورد کرده است. در مطالعه‌ای خاری و همکاران (۱۴۰۲) نشان دادند که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های تجربی، همبستگی بالاتری با داده‌های تبخیر و تعرق واقعی در ایستگاه هواشناسی رامهرمز دارد.

محمدی و همکاران (۱۴۰۳) به پیش‌بینی ماهانه تبخیر با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی در استان سیستان و بلوچستان پرداختند. آنها مدل شبکه عصبی مصنوعی با میزان ضریب تبیین برابر با 0.96 و خطای $44/2$ میلی‌متر را به‌عنوان بهترین مدل معرفی کردند.

(۱). طول دوره آماری داده از ۳۹ سال در دوگنبدان تا ۱۴ سال در لیکک متغیر است.

خورشیدی و میانگین فشار بخار واقعی از سازمان آب منطقه‌ای استان، برای ۶ ایستگاه یاسوج، امامزاده جعفر، دهدشت، دوگنبدان، سی سخت و لیکک تهیه شد (جدول

جدول ۱- موقعیت جغرافیایی و دوره آماری ایستگاه‌های مورد مطالعه

ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	دوره آماری	متوسط تبخیر سالانه (میلی‌متر)
دوگنبدان	۳۵/۳۰	۵۰/۸۲	۱۹۸۵-۲۰۲۳	۳۰۶۸
دهدشت	۷۹/۳۰	۵۹/۵۰	۲۰۰۸-۲۰۲۳	۲۸۰۱
یاسوج	۷۰/۳۰	۵۶/۵۱	۱۹۸۷-۲۰۲۳	۲۸۸۷
سی سخت	۳۰/۸۴	۴۷/۵۱	۲۰۰۷-۲۰۲۳	۲۷۰۵
امامزاده جعفر	۳۰/۳۰	۹۸/۵۰	۲۰۰۱-۲۰۲۳	۲۹۸۹
لیکک	۳۰/۹۶	۱۱/۵۰	۲۰۱۰-۲۰۲۳	۳۲۵۰

روش تحقیق

در این پژوهش، برای تخمین دقیق تبخیر از تشت در استان کهگیلویه و بویراحمد از دو مدل LSTM و SVM استفاده و نتایج با سه روش تجربی برآورد تبخیر از سطح آب شامل روش‌های مایر، سازمان عمران آمریکا و ایوانف مقایسه شد.

مدل SVM

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان یا SVM براساس تئوری یادگیری آماری بنا شده است. یادگیری ماشین بر توسعه الگوریتم‌هایی تمرکز دارد که می‌توانند از داده‌ها یاد بگیرند و براساس آن، پیش‌بینی کنند یا تصمیم بگیرند. در این روش، الگوریتم بر یک مجموعه داده برچسب‌گذاری شده، آموزش داده می‌شود، به شکلی که داده‌های ورودی با خروجی صحیح مرتبط می‌شوند. الگوریتم یاد می‌گیرد که با به حداقل رساندن خطا بین خروجی پیش‌بینی شده و خروجی واقعی، ورودی را به خروجی نگاشت کند. این نوع یادگیری برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. عملکرد کلی این روش توجه بیشتر به الگوهای طبقه‌بندی و تخمین رگرسیون غیرخطی دارد. ماشین بردار پشتیبان از طریق انتقال فضای ورودی داده‌ها به فضایی با بُعد بالاتر، امکان حل مسائل غیرخطی را فراهم می‌کند که این کار از طریق توابع کرنل انجام می‌شود (احمدی و همکاران، ۱۳۹۹).

مدل LSTM

مدل LSTM (Long Short-Term Memory) یا شبکه با حافظه کوتاه مدت بلند، برای نخستین بار در سال ۱۹۹۷ ارائه شد. این مدل یک سازوکار داخلی دقیق به نام دروازه

(Gate) دارد. این دروازه‌ها جریان اطلاعات را کنترل می‌کنند و همچنین مشخص می‌کنند چه داده‌هایی در توالی مهم هستند و باید همچنان حفظ شوند و چه داده‌هایی باید حذف شوند. عنصر اصلی LSTM، وضعیت سلول است که LSTM را قادر به حذف یا اضافه کردن اطلاعات جدید می‌کند. این عمل توسط دروازه‌ها انجام می‌شود که مسیری برای ورود اطلاعات هستند. این گیت‌ها در طول آموزش شبکه یاد می‌گیرند چه اطلاعاتی باید حفظ یا فراموش شوند (هوچرتر و اسچمی‌دهوبر، ۱۹۹۷؛ شرستینسکی، ۲۰۲۰).

به‌منظور برآورد تبخیر با استفاده از دو روش فوق، ابتدا داده‌ها به‌صورت تصادفی به داده‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند. ۷۰ درصد از داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده آزمایشی در نظر گرفته شد. این تحقیق در بستر نرم‌افزار وکا (Weka) انجام و ترسیم شکل‌ها در نرم‌افزار اکسل و ArcGIS10.3 انجام شده است.

روش‌های تجربی برآورد تبخیر

روش مایر

این روش برای تخمین تبخیر مخزن‌های آب زیرزمینی و آب‌های سطحی مورد استفاده قرار می‌گیرد (معادله (۱)).

$$E = \left(1 + \frac{U_2}{16}\right) * C * (e_s - e_a) \quad (1)$$

در معادله بالا، E تبخیر از سطح آب برحسب میلی‌متر بر روز، U_2 سرعت باد در ارتفاع دومتری و C ضریبی است که برای دریاچه‌های کم‌عمق ۰/۵ و عمیق ۰/۳۶ است. همچنین e_s و e_a به ترتیب فشار بخار اشباع و فشار واقعی بخار آب در هوا برحسب میلی‌متر جیوه هستند (سیدی و

همکاران، ۱۴۰۲).

روش سازمان عمران آمریکا (USBR)

این روش به دلیل استفاده از داده‌های کم، نسبت به روش‌های دیگر دقت بیشتری دارد؛ به همین دلیل به یکی از روش‌های محبوب برای برآورد تبخیر تبدیل شده است (معادله (۲)).

$$E = 0.883(4.57T + 43.3) \quad (2)$$

در معادله بالا، E تبخیر از سطح آب بر حسب میلی‌متر بر روز و T میانگین دما بر حسب درجه سانتی‌گراد است (سیدی و همکاران، ۱۴۰۲).

روش ایوانف

در این روش از پارامترهای دمای هوا، رطوبت نسبی، میزان بارش و سرعت باد استفاده می‌شود. در این روش زمان پاسخ به تغییرات پارامترهای آب‌وهوایی سریع است (معادله (۳)).

$$E = 0.0018(T + 25)^2(100 - RH) \quad (3)$$

در معادله بالا، RH میانگین رطوبت نسبی هوا بر حسب درصد و T میانگین دمای هوا بر حسب درجه سانتی‌گراد است (سیدی و همکاران، ۱۴۰۲).

به منظور ارزیابی مدل‌ها از شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، شاخص کارایی مدل یا ضریب نش-ساتکلیف (N.S) و شاخص جرم باقیمانده (CRM) استفاده شد (موریاسی و همکاران، ۲۰۰۷؛ قلخانی و همکاران، ۱۳۹۷).

نتایج و بحث

انتخاب داده‌های اقلیمی برای استفاده در مدل‌ها در فرایند مدل‌سازی براساس میزان همبستگی بین پارامترها انجام و بر این اساس برای دو ایستگاه دوگنبدان و یاسوج پارامترهای بارندگی، سرعت باد، دمای حداکثر و حداقل، ابرناکی، دمای خاک، حداکثر و حداقل رطوبت نسبی، میانگین دمای نقطه شبنم، فشار سطح دریا و میانگین فشار بخار واقعی و تابش خورشیدی و برای بقیه ایستگاه‌ها، همین پارامترها بدون تابش خورشیدی توسط نرم‌افزار به عنوان ورودی مدل‌ها انتخاب شدند.

نتایج مدل‌های SVM و LSTM در بخش آموزش، برای ایستگاه‌های مورد بررسی در جداول ۲ و ۳ ارائه شده است. مقادیر خطای برآورد تبخیر از تشت روزانه در مدل SVM در مرحله آموزش بین ۱/۶ تا ۲/۱ میلی‌متر در روز متغیر و معادل ۱۵/۲ تا ۱۹/۸ درصد است. کمترین مقدار خطا در این مرحله در ایستگاه لیکک و معادل ۱۵/۲ درصد به دست آمد. ضریب کارایی مدل نیز در ۶ ایستگاه مورد مطالعه در این مدل بین ۰/۶۱ تا ۰/۸۹ است که براساس طبقه‌بندی موریاسی و همکاران (۲۰۰۷) مدل از نظر توانایی برآورد و پیش‌بینی در ایستگاه سی‌سخت در وضعیت رضایت‌بخش، در ایستگاه یاسوج در وضعیت خوب و دیگر ایستگاه‌ها در وضعیت بسیار خوب قرار دارد.

نتایج ارائه شده در جدول ۳ نشان می‌دهد که مدل LSTM نتایج ضعیف‌تری نسبت به مدل SVM دارد. مقادیر خطا در این مدل بالاتر از مدل SVM و بین ۲/۲ تا ۳ میلی‌متر در روز متغیر است (جدول ۲). این میزان خطا معادل ۱۹/۸ تا ۲۹/۱ درصد است که خطای بالایی برای برآورد تبخیر روزانه محسوب می‌شود. مقدار ضریب نش-ساتکلیف نشان می‌دهد مدل LSTM برای برآورد تبخیر روزانه از تشت در دو ایستگاه سی‌سخت و یاسوج نتایج قابل‌قبولی ارائه نکرده است. توانایی نسبی مدل SVM در شبیه‌سازی پارامترهای اقلیمی نسبت به برخی دیگر از روش‌های محاسبات نرم، در پژوهش‌های دیگر نیز گزارش شده است (ملک‌احمدی و همکاران، ۱۴۰۱؛ یاسین و همکاران، ۲۰۲۰).

شکل ۲ نمودار Q-Q مقادیر خطا، در دو ایستگاه سی‌سخت و یاسوج را برای نمونه برای مدل‌های SVM و LSTM نشان می‌دهد. انطباق کمتر مقادیر خطا بر خط در مدل LSTM، توانایی کمتر این مدل در برآورد تبخیر را نشان می‌دهد؛ به عبارت دیگر مقادیر خطا از حالت نرمال دور هستند. بدترین حالت از پراکنش مقادیر خطا در نتایج مدل LSTM و در ایستگاه سی‌سخت مشاهده می‌شود که به خوبی با مقدار ضریب کارایی پایین ارائه شده در جدول ۳ همخوانی دارد.

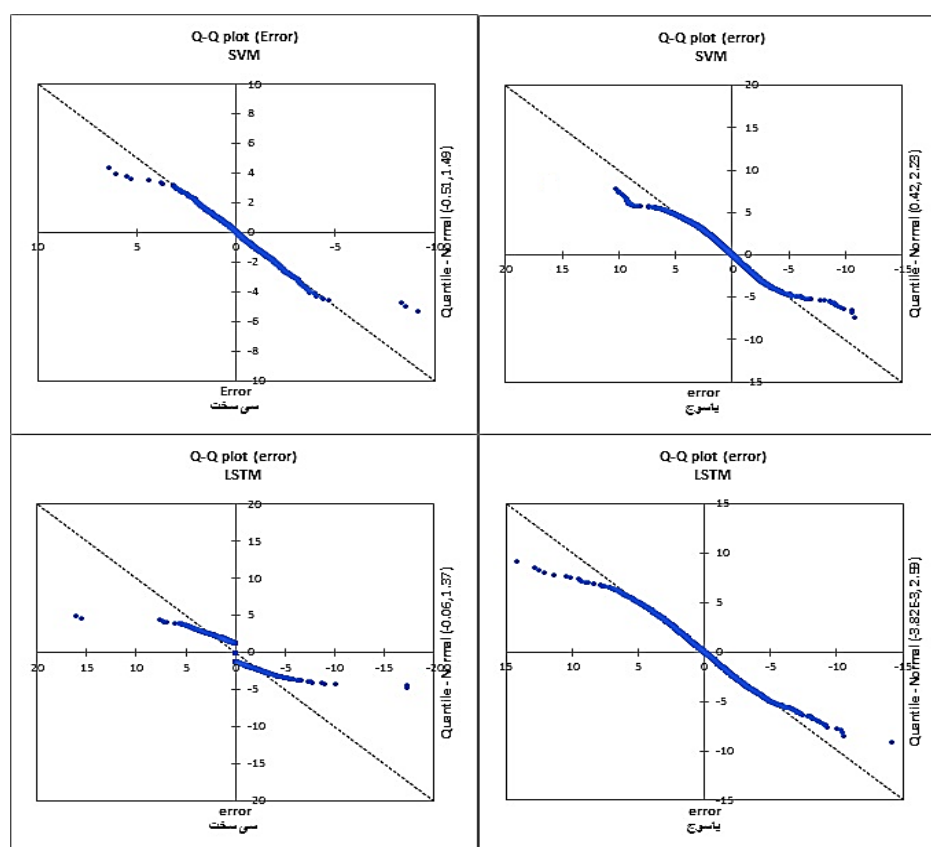
میزان انطباق در نمودار نرمال Q-Q در مدل SVM برای هر دو ایستگاه شرایط بهتری نسبت به مدل LSTM دارد. مقدار خطای این دو ایستگاه در مدل SVM نیز کمتر از مدل LSTM و ضریب کارایی آن نیز بالاتر است (جداول ۲ و ۳).

جدول ۲- نتایج مدل SVM در برآورد مقادیر تبخیر روزانه در استان کهگیلویه و بویراحمد در مرحله آموزش مدل

CRM	MAD	N.S	درصد خطا	RMSE	R ²	LSTM
-۰/۰۲۵	۱/۲۳	۰/۸۴	۱۶	۱/۸	۰/۹۳	دهدشت
-۰/۰۲۷	۱/۵۸	۰/۷۸	۱۹/۸	۲/۱	۰/۹۱	دوگنبدان
-۰/۰۰۶	۱/۱۹	۰/۸۸	۱۵/۹	۱/۶	۰/۹۴	امامزاده جعفر
-۰/۰۰۷	۱/۳۵	۰/۸۹	۱۵/۲	۱/۸	۰/۹۵	لیکک
-۰/۰۱۴	۱/۲۱	۰/۶۱	۱۵/۵	۱/۶	۰/۸۳	سی سخت
-۰/۰۰۵	۱/۳۵	۰/۶۶	۱۶/۸	۱/۸	۰/۸۲	یاسوج

جدول ۳- نتایج مدل LSTM در برآورد مقادیر تبخیر روزانه در استان کهگیلویه و بویراحمد در مرحله آموزش مدل

CRM	MAD	N.S	درصد خطا	RMSE	R ²	LSTM
-۰/۰۳۳	۱/۷۸	۰/۷۰	۲۳/۴	۲/۶	۰/۸۷	دهدشت
-۰/۰۳۲	۲/۲۲	۰/۶۲	۲۷/۶	۳/۰	۰/۸۴	دوگنبدان
-۰/۰۲۸	۲/۱۸	۰/۹۸	۲۹/۱	۲/۹	۰/۸۶	امامزاده جعفر
-۰/۰۰۵	۱/۸۳	۰/۷۹	۲۰/۵	۲/۵	۰/۹۱	لیکک
-۰/۰۱۷	۱/۵۴	۰/۳۶	۱۹/۸	۲/۲	۰/۷۰	سی سخت
۰/۰۰۲	۱/۹۲	۰/۳۱	۲۳/۹	۲/۵	۰/۶۶	یاسوج



شکل ۲- نمودار نرمال Q-Q مقادیر خطا در دو ایستگاه سی سخت و یاسوج در دو مدل SVM و LSTM

شدن نتایج به دست آمده در بخش آزمون در اغلب مدل ها و پژوهش ها قابل انتظار و مشاهده می شود (باقری و همکاران، ۱۴۰۲).

در این بخش نیز مدل LSTM در اغلب ایستگاه ها توانایی

نتایج ارزیابی توانایی مدل ها در مرحله آزمون در دو جدول ۴ و ۵ ارائه شده است. نتایج این بخش معیار اصلی ارزیابی توانایی مدل ها است. نتایج به دست آمده در این مرحله ضعیف تر از نتایج بخش آموزش مدل ها هستند. ضعیف تر

(قوی‌ترین نتیجه) و سی‌سخت (ضعیف‌ترین نتیجه) نشان می‌دهد. انطباق مناسب داده‌ها بر خط در ایستگاه دهدشت و انطباق نامناسب در ایستگاه سی‌سخت به‌خوبی مشاهده می‌شود. انطباق مناسب داده‌ها نشان می‌دهد که مدل در برآورد داده‌های حدی و غیرحدی تبخیر دچار خطای نسبتاً یکسانی شده است.

مقادیر شاخص CRM نیز در هر دو مدل در دو ایستگاه دوگنبدان و یاسوج مثبت و دیگر ایستگاه‌ها منفی به‌دست آمده است (جداول ۴ و ۵) که نشان می‌دهد هر دو مدل در برآورد تبخیر در دو ایستگاه دچار اندکی کم‌برآوردی و در بقیه ایستگاه‌ها دچار بیش‌برآوردی شده‌اند.

ضعیف‌تری نسبت به مدل SVM نشان داده است. مدل LSTM تنها در ایستگاه امامزاده جعفر نتایج بهتری نسبت به مدل SVM ارائه کرده است.

مقادیر خطا و ضریب کارایی مدل این ایستگاه در مدل SVM به‌ترتیب برابر با $2/3$ میلی‌متر بر روز، $0/82$ و در مدل LSTM به‌ترتیب برابر با $1/7$ میلی‌متر بر روز و $0/88$ است. در بقیه ایستگاه‌ها، مدل SVM نتایج قوی‌تری ارائه کرده است. بهترین نتیجه در بین همه ایستگاه‌ها و دو مدل مورد بررسی در ایستگاه دهدشت با خطای $1/6$ میلی‌متر در روز و ضریب نش $0/87$ برای مدل SVM حاصل شده است.

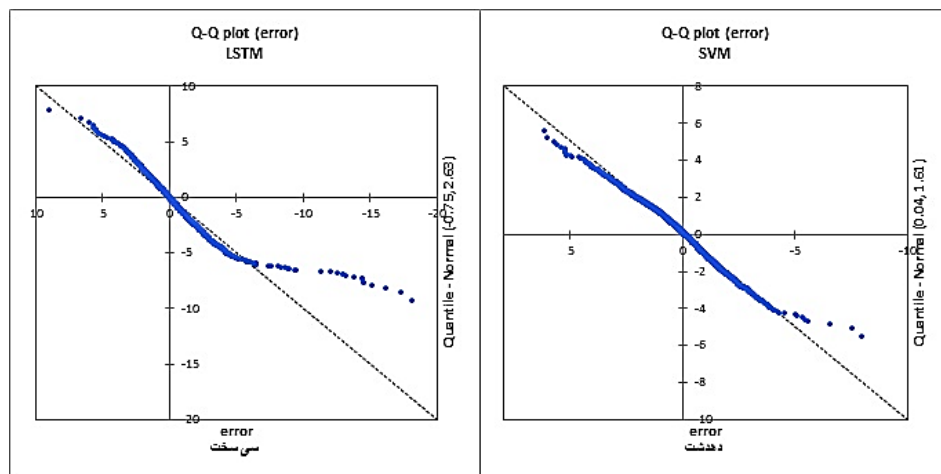
شکل ۳ نیز نمودار Q-Q را برای دو ایستگاه دهدشت

جدول ۴- نتایج مدل SVM در برآورد مقادیر تبخیر روزانه در استان کهگیلویه و بویراحمد در مرحله آزمون مدل

CRM	MAD	N.S	درصد خطا	RMSE	R ²	LSTM
-0/012	1/23	0/87	15/9	1/6	0/94	دهدشت
0/049	1/72	0/74	19/5	2/3	0/94	دوگنبدان
-0/014	1/85	0/82	20/7	2/3	0/91	امامزاده جعفر
-0/018	1/52	0/79	17/1	2/4	0/89	لیکک
-0/083	1/21	0/69	17/3	1/6	0/88	سی‌سخت
0/051	1/62	0/64	20/8	2/2	0/81	یاسوج

جدول ۵- نتایج مدل LSTM در برآورد مقادیر تبخیر روزانه در استان کهگیلویه و بویراحمد در مرحله آزمون مدل

CRM	MAD	N.S	درصد خطا	RMSE	R ²	LSTM
-0/008	1/84	0/74	22/7	2/5	0/88	دهدشت
0/051	2/31	0/62	27/6	3/1	0/86	دوگنبدان
-0/006	1/19	0/88	13/4	1/6	0/94	امامزاده جعفر
-0/014	2/15	0/63	24/1	3/1	0/83	لیکک
-0/114	1/83	0/21	25/9	2/7	0/67	سی‌سخت
0/026	2/10	0/42	26/8	2/9	0/68	یاسوج



شکل ۳- نمودار نرمال Q-Q مقادیر خطا در دو ایستگاه سی‌سخت (مدل LSTM) و دهدشت (مدل SVM) در مرحله آزمون

این سه روش، بالا و بین ۲/۸ تا ۸/۷ میلی‌متر بر روز به‌دست آمد. ضریب کارایی مدل (N.S) نیز به جز ایستگاه دوگنبدان در همه ایستگاه‌ها و روش‌های تجربی کمتر از ۰/۵ و نشان‌دهنده عدم توانایی این مدل‌ها در برآورد تبخیر از تشت است. در ایستگاه دوگنبدان نیز مقدار خطا، بیشتر از مدل SVM است؛ بنابراین هیچ روش تجربی قابل‌قبولی را نمی‌توان برای ایستگاه‌های مورد بررسی پیشنهاد کرد. شکل ۴ تغییرات بخشی از داده‌های تبخیر حاصل از روش‌های تجربی با مقادیر واقعی تبخیر در ایستگاه دهدشت را برای نمونه نمایش می‌دهد. میزان تبخیر برآوردشده در روش مایر و USBR تفاوت بسیار بیشتری نسبت به داده‌های واقعی نشان می‌دهد؛ اگرچه مقدار خطا در همه روش‌ها قابل‌ملاحظه است.

مقادیر خطای LSTM به‌جز ایستگاه امامزاده جعفر، بالا و بین ۲۳/۷ تا ۲۷/۶ درصد است. نتایج برخی پژوهش‌های دیگر نیز میزان خطای این مدل در برآورد تبخیر از تشت را بالا گزارش کرده‌اند.

جایاسینق و همکاران (۲۰۲۲) خطای این مدل در تخمین تبخیر از تشت در کويزلند استرالیا و فو و لی (۲۰۲۳) در مناطق خشک چین را ۲۰ درصد گزارش کردند.

نتایج روش‌های تجربی

نتایج روش‌های تجربی مورد استفاده در جدول ۶ ارائه شده است. به‌جز روش ایوانف در ایستگاه دوگنبدان، هیچ یک از روش‌های تجربی نتوانسته‌اند مقادیر تبخیر روزانه را به‌خوبی شبیه‌سازی کنند. مقادیر خطای برآورد تبخیر در

جدول ۶- نتایج روش‌های تجربی برای ۶ ایستگاه مورد مطالعه در استان کهگیلویه و بویراحمد

مدل	R ²	RMSE	N.S	MAD	CRM
دهدشت	۰/۸۹	۷/۶	-۱/۰۱	۶/۲۱	۰/۸۰۹
	۰/۸۹	۶/۲	-۰/۴۲	۵/۹۰	-۰/۷۹
	۰/۸۷	۵/۴	-۰/۰۱	۴/۱۳	۰/۴۳
دوگنبدان	۰/۸۸	۴/۹	۰/۱۹	۳/۹۰	۰/۴۵
	۰/۸۸	۲/۸	۰/۶۹	۲/۱۹	۰/۰۹
	۰/۸۷	۵/۷	-۰/۰۷	۴/۳۷	۰/۴۴
امامزاده جعفر	۰/۹۱	۷/۶	-۱/۱۶	۶/۰۶	۰/۸۱
	۰/۹۲	۶/۷	-۰/۷۹	۶/۵۳	-۰/۸۷
	۰/۹۰	۵/۲	-۰/۰۲	۳/۸۹	۰/۴۱
لیکک	۰/۸۹	۸/۷	-۱/۰۶	۷/۱۲	۰/۷۸
	۰/۹۲	۷/۱	-۰/۴۵	۵/۶۵	-۰/۷۶
	۰/۹۰	۶/۴	-۰/۱۲	۵/۰۸	۰/۴۶
سی‌سخت	۰/۷۶	۷/۱	-۴/۴۱	۶/۵۹	۰/۸۳
	۰/۷۸	۵/۵	-۲/۴۴	۵/۲۹	-۰/۶۸
	۰/۷۶	۴/۴	-۱/۳۱	۳/۸۹	۰/۴۶
یاسوج	۰/۷۷	۵/۲	-۱/۵۷	۴/۷۵	۰/۵۸
	۰/۷۴	۲/۸	۰/۲۴	۲/۲۱	۰/۲۱
	۰/۷۸	۴/۸	-۱/۱۲	۴/۱۷	۰/۴۹

ایوانف ۰/۷۶ تا ۲/۹ و عمران آمریکا را ۲/۹۴ تا ۴/۰۶ میلی‌متر در روز گزارش کردند.

شکل ۵ پهنه‌های تقریبی درصد خطای تخمین تبخیر از تشت در دو مدل SMV و LSTM را در استان کهگیلویه و بویراحمد نشان می‌دهد.

مدل SVM نواحی شمالی و مرکزی استان را با خطایی بین ۱۵ تا ۱۸ درصد تخمین زده است، درحالی‌که مدل

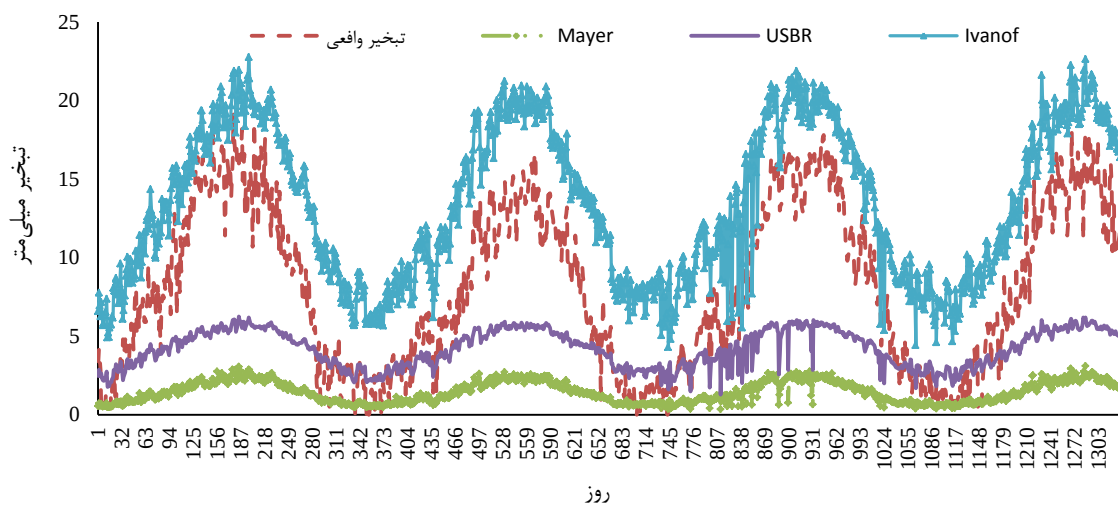
خطای بالای مدل‌های تجربی در تخمین تبخیر از تشت در بسیاری از مطالعات دیگر نیز قابل‌مشاهده است.

سلامی و همکاران (۱۴۰۱) مقدار خطای روش‌های مایر و شاهتین در برآورد تبخیر در سد چغاخور را ۲/۷ میلی‌متر در روز و در روش مارسیانو و هنفر، ۳/۶ میلی‌متر در روز گزارش کردند؛ یا سیدی و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی در ساری مقادیر خطای روش مایر را ۱ تا ۲/۹،

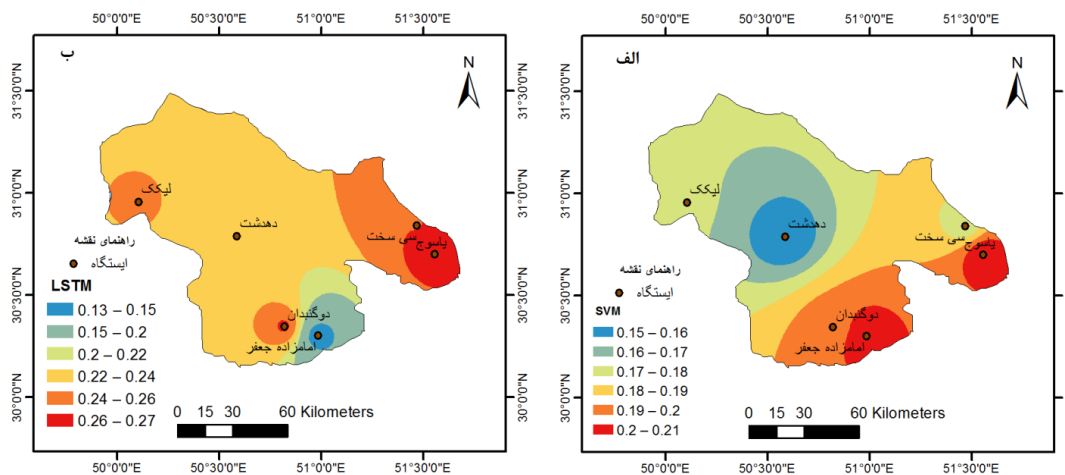
یا هوش مصنوعی مانند LSTM و SVM، به دلیل توانایی تجزیه و تحلیل داده‌های زیاد، از متغیرهای بیشتری به عنوان ورودی این مدل‌ها استفاده می‌شود که ممکن است باعث افزایش دقت تخمین تبخیر شود. ضمن اینکه برآورد تبخیر با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی نیاز به سیستم‌های سخت‌افزاری و نرم‌افزاری دارد که می‌تواند امکان استفاده از آن‌ها را برای همه کاربران محدود کند. بر همین اساس لازم است همه این مدل‌ها در مناطق مختلف ارزیابی شوند.

LSTM همین مناطق را با خطای بیشتر و حدود ۲۲ تا ۲۶ درصد تخمین زده است. در جنوب استان شرایط تقریباً برعکس شده است و مدل SVM خطایی حدود ۱۹ تا ۲۱ درصد و مدل LSTM خطایی بین ۱۳ تا ۲۱ درصد داشته است. در شرق استان نیز میزان خطای تخمین تبخیر از تشت در مدل LSTM بیشتر از مدل SVM به دست آمده است (شکل ۵).

مدل‌های تجربی به دلیل استفاده از متغیرهای محدودتر به عنوان ورودی، دارای سهولت بیشتری برای برآورد تبخیر از تشت هستند. در مقابل مدل‌های مبتنی بر محاسبات نرم



شکل ۴- تغییرات مقادیر واقعی تبخیر به همراه مقادیر برآورده شده توسط روش‌های تجربی در ایستگاه دهدشت



شکل ۵- پهنه‌های درصد خطای دو مدل LSTM و SVM در برآورد مقادیر تبخیر از تشت روزانه در استان کهگیلویه و بویراحمد

مناطق که فاقد داده‌های واقعی هستند یا داده‌های اندازه‌گیری شده دارای نقض یا داده گم شده هستند را افزایش می‌دهد. ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و شبکه با حافظه کوتاه مدت بلند (LSTM) از جمله این

نتیجه‌گیری

استفاده از روش و مدل‌های قدرتمند آماری و ریاضی که بر مبنای روش‌های جدید آموزش مدل‌ها ارائه شده‌اند دقت و سرعت دستیابی به داده‌های بارزش اقلیمی در

۵. سیدی س.ن. فضل‌اولی ر. مسعودیان م. و کیا ع. ۱۴۰۲. بررسی عملکرد روابط تجربی در برآورد تلفات تبخیر از تشت در محدوده دریاچه سد شهید رجایی ساری. آبیاری و زهکشی ایران. ۱۷(۳): ۴۳۹-۴۵۱.

۶. صالحی س. نیک‌سخن م. ح. و اردستانی م. ۱۳۹۷. تخمین استفاده از پوشش پلی اتیل متخلخل سیاه در مخازن سدها بر میزان تبخیر. تحقیقات آب و خاک ایران. ۴: ۱۰۱۷-۱۰۲۹.

۷. فراستی م. سیدیان م. و داب ک. ۱۴۰۰. مدل‌سازی تبخیر از سطح آزاد آب با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان. مهندسی آبیاری و آب ایران. ۱۱: ۲۷۷-۲۸۸.

۸. قزوینیان ح. ر. و کرمی ح. ۱۴۰۱. تأثیر شدت بارش و شیب در زمان شروع رواناب خاک لوم‌شنی با استفاده از دستگاه شبیه‌ساز باران (مطالعه موردی: شهر سمنان). علوم آب و خاک. ۲۶: ۳۱۹-۳۳۴.

۹. قلخانی ح. هوشیاری‌پور ف. کوهیان‌افضل ف. و شفیع م. ۱۳۹۷. واسنجی مدل هیدرولوژیکی Wetspa با استفاده از بهینه‌سازی چند هدفی NSGA-II و PSO. مجله مهندسی منابع آب. ۱۱: ۱۵-۳۴.

۱۰. محمدی م. جهانتیغ ح. و ذوالفقاری ف. ۱۴۰۳. پیش‌بینی ماهانه تبخیر از تشت با استفاده از رویکرد انفرادی و ترکیبی مدل‌های داده-کاوی در مناطق خشک. مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک. doi:10.22098/mmws.2023.12728.1270
۱۱. ملک‌احمدی ح. میرزانی ا. خسروی س. و ابراهیم‌زاده ع. ۱۴۰۱. مدل‌سازی فرایند تبخیر-تعرق روزانه با استفاده از مدل‌های رگرسیونی و هوشمند (مطالعه موردی). پژوهش آب ایران. ۱۶(۴۴): ۴۹-۶۲.

12. Arya N. Ghordoyee Milan S. and Kayhomayoon Z. 2021. Predicting monthly evaporation from dam reservoirs using LS-SVR and ANFIS optimized by Harris hawks optimization algorithm. Environmental Monitoring and Assessment. 193: 1-14.

13. Dadrasajirlou Y. Ghazvinian H. Heddam S and Ganji M. 2022. Reference

روش‌ها هستند. در این مطالعه به کمک این دو مدل و همچنین سه روش تجربی، تبخیر از تشت در ۶ ایستگاه استان کهگیلویه و بویراحمد برآورد شد.

نتایج این پژوهش، عدم‌توانایی سه روش تجربی مورد‌استفاده در برآورد مناسب مقادیر تبخیر در استان را نشان داد. این موضوع اهمیت و ضرورت استفاده از روش‌ها و مدل‌های دیگر در برآورد تبخیر از تشت را نشان می‌دهد. ارزیابی توانایی دو مدل SVM و LSTM نشان داد که نتایج مدل SVM دقیق‌تر از LSTM و درمجموع نتایج این دو مدل دقیق‌تر از روش‌های تجربی مورد استفاده هستند. میانگین خطای مدل SVM در مرحلهٔ آزمون در تخمین تبخیر از تشت، به‌طور متوسط معادل ۱۸ درصد و برای مدل LSTM معادل ۲۴ درصد به‌دست آمد.

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد مدل‌های ریاضی، هوش‌مصنوعی و ... عموماً توانایی تخمین پارامترهای اقلیمی از جمله تبخیر از تشت را با دقتی بیشتر از روش‌های تجربی دارند. هرچند همچنان باید مقداری خطا را پذیرفت؛ بنابراین استفاده از این روش‌ها تنها در موارد ضروری توصیه می‌شود و نمی‌توان آن‌ها را به‌صورت قطعی جایگزین روش‌های اندازه‌گیری تبخیر از تشت قرار داد.

منابع

۱. احمدی پ. عارفی ح. و کاردان ن. ۱۳۹۹. پیش‌بینی میزان دبی متوسط ماهیانه رودخانه کارون با استفاده از روش ترکیبی LSTM-GRU. اکوهیدرولوژی. ۷(۳): ۶۱۹-۶۳۳.
۲. باقری ن. قاسمی ا. ر. و نصرآصفهانی م. ع. ۱۴۰۲. مدل‌سازی تبخیر روزانه از تشت با استفاده از برنامه نویسی بیان‌ژن و سری‌های زمانی در استان خوزستان. پژوهش آب ایران. ۱۷(۲): ۱-۱۱.
۳. خاری د. اگدرنژاد ا. و ابراهیمی‌پاک ن. ۱۴۰۲. مقایسه مدل‌های هوش مصنوعی و مدل‌های تجربی در برآورد تبخیر و تعرق مرجع (مطالعه موردی: رامهرمز). مدل‌سازی و مدیریت آب‌و‌خاک. ۳: ۱۱۲-۱۲۴.
۴. سلامی م. قربانی ب. رادفر م. و صمدی ح. ۱۴۰۱. بررسی و تحلیل حساسیت روش‌های تجربی برآورد تبخیر از سطح آزاد آب سد چغاخور. علوم و مهندسی آبیاری. ۳(۴۵): ۳۱-۴۵.

- quantification of accuracy in watershed simulations. American Society of Agricultural and Biological Engineers. 50(3): 885-900.
24. Samii A. Karami H. Ghazvinian H. Safari A. and Dadrasajirlou Y. 2023. Comparison of DEEP-LSTM and MLP models in estimation of evaporation pan for arid regions. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*. 7(2): 155–175.
 25. Sherstinsky A. 2020. Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) Network, *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 404: 132306.
<https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>
 26. Staudemeyer R.C. and Morris E.R. 2019. Understanding LSTM, a tutorial into long short-term memory recurrent neural networks. 1-42.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1909.09586>
 27. Yaseen Z. Al-Juboori A. Beyaztas U. Al-Ansari N. Chau K. Qi C. Ali M. Salih S. and Shahid S. 2020. Prediction of evaporation in arid and semi-arid regions: A comparative study using different machine learning models. *Engineering applications of computational fluid mechanics*. 14(1): 70-89.
 - Evapotranspiration Estimation Using ANN, LSSVM, and M5 Tree Models (Case Study: of Babolsar and Ramsar Regions, Iran). *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*. 6: 101-118.
 14. Dadrasajirlou Y. Karam H. and Mirjalil S. 2023. Using AHP-PROMOTHEE for selection of best Low-Impact Development designs for urban flood mitigation. *Water Resources Management*. 37: 375-402.
 15. El Bilali A. Abdeslam T. Ayoub N. Lamane H. Ezzaouini M.A. and Elbeltagi A. 2023. An interpretable machine learning approach based on DNN, SVR, Extra Tree, and XGBoost models for predicting daily pan evaporation. *Journal of Environmental Management*. 327: 116890.
DOI: 10.1016/j.jenvman.2022.116890
 16. Elbeltagi A. Al-Mukhtar M. Kushwaha N. Al-Ansar N. and Vishwakarma D. 2023. Forecasting monthly pan evaporation using hybrid additive regression and data-driven models in a semi-arid environment. *Applied Water Science*. 13: 1-18.
 17. Fu T. and Li X. 2022. Hybrid the long short-term memory with whale optimization algorithm and vibrational mode decomposition for monthly evapotranspiration estimation. *Scientific Reports*. 12: 20717.
 18. Fu T. and Li X. 2023. Estimating the monthly pan evaporation with limited climatic data in dryland based on the extended long short-term memory model enhanced with meta-heuristic algorithms. *Scientific Reports*. 13: 5960.
 19. Hochreiter S. and Schmidhuber J. 1997. Long short-term memory. *Neural Computation*. 9(8): 1735-1780.
 20. Jayasinghe W. Deo R. Ghahramani A. Ghimirea S. and Raja N. 2022. Development and evaluation of hybrid deep learning Long Short-Term Memory Network model for pan evaporation estimation trained with satellite and ground-based data. *Journal of Hydrology*. 607(11):127534
 21. Lu X. Ju Y. Wu L. Fan J. Zhang F. and Li Z. 2018. Daily pan evaporation modeling from local and cross-station data using three tree-based machine learning models. *Journal of Hydrology*. 566: 668-684.
 22. Millbank H. and Nothard B. 2023. Understanding the economics of horticultural management practices and systems for improving water quality runoff in the Great Barrier Reef catchment areas. *Gap Analysis Report*. 62 p.
 23. Moriasi D. Arnold J. VanLiew M. Bingner R. Harmel R. and Veith T. 2007. Model evaluation guidelines for systematic

