

مقاله علمی-پژوهشی

برآورد تبخیر-تعرق روزانه و هفتگی با استفاده از رویکردهای ترکیبی محاسبات نرم

سجاد شهابی^{۱*}، فریا آذریپرا^۲، علی برزکار^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۵/۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۶/۱۰

چکیده

از آنجا که بخش بسیار بزرگی از آب در دسترس به واسطه‌ی تبخیر-تعرق تلف می‌شود، برآورد دقیق آن در دوره‌های زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت حائز اهمیت می‌باشد. در این مقاله قابلیت رویکرد مدل درخت M5 و جنگل تصادفی (RF) به‌عنوان رویکردهای هوش مصنوعی و همچنین در ترکیب با فرآیند پیش‌پردازشگر موجک، جهت برآورد تبخیر-تعرق پتانسیل روزانه و هفتگی در ایستگاه سینوپتیک بابلسر بررسی گردید. با توجه به ساختار سری زمانی داده‌های ورودی، دو تابع موجک مادر کوئفلت و دوشی مرتبه‌ی ششم در سطوح تجزیه‌ی ۳ تا ۸ انتخاب شدند. به‌منظور ارزیابی مدل‌های ارائه شده از چهار شاخص ضریب همبستگی (R)، شاخص توافق (I_a)، ضریب ناش-سانکلیف (NSE) و جذر متوسط مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که با وجود این که کلیه‌ی مدل‌های منفرد، کارایی مطلوبی در مدل‌سازی تبخیر-تعرق دارند، استفاده از فرآیند پیش‌پردازش موجک، در تمامی موارد موجب ارتقای عملکرد مدل‌های منفرد شده و همچنین باعث می‌شود تا سناریوهای ورودی ساده‌تر هم نتایج مطلوب‌تری ارائه کنند. به‌عنوان مثال در سناریوی ورودی سوم (سرعت باد، دمای حداکثر، رطوبت نسبی و نقطه‌ی شبنم) استفاده از موجک دوشی مرتبه‌ی ششم در سطح تجزیه‌ی ۵ موجب شد تا ضریب همبستگی مدل روزانه از ۰/۹۰۸ به ۰/۹۲۸ ارتقا یافته و همزمان RMSE از ۰/۸۳۳ به ۰/۷۲۲ میلی‌متر در روز کاهش یابد. به‌طور مشابه استفاده از موجک مادر کوئفلت مرتبه‌ی چهارم در سطح تجزیه‌ی ۵ موجب شد تا در مدل هفتگی ضریب همبستگی از ۰/۹۴۸ به ۰/۹۶۱ افزایش یافته و میزان RMSE از ۴/۵۵ به ۴ میلی‌متر در هفته کاهش یابد. از این‌رو این تحقیق، کارایی رضایت‌بخش هر دو رویکرد منفرد و ترکیبی در برآورد تبخیر-تعرق دوره‌های زمانی روزانه و هفتگی را نشان داد، با این وجود کاربرد رویکردهای ترکیبی موجب شد تا استفاده از پارامترهای هواشناسی ساده‌تر و در دسترس‌تر هم نتایج رضایت‌بخشی را ارائه کند.

واژه‌های کلیدی: تبخیر-تعرق، جنگل تصادفی، مدل درخت M5، موجک

مقدمه

آن‌ها، معادله پنمن مانتیث فائو-۵۶ (P.M-56)، به‌عنوان یک مدل مرجع به‌طور گسترده‌ای در مناطق و اقلیم‌های متنوع پذیرفته شده است (Allen et al., 1998; Wang et al., 2016). عیب این مدل این است که به تعداد زیادی از پارامترهای هواشناسی برای برآورد ET احتیاج دارد که به‌راحتی اندازه‌گیری نمی‌شوند. از این‌رو، مدل‌های تجربی که نیاز به پارامترهای ورودی کمتری دارند (مانند مدل‌های مبتنی بر دما، انتقال جرم و تابش) به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Hargreaves and Samani, 1985; Landers et al., 2008; Feng et al., 2017b). با توجه به اینکه تبخیر-تعرق یک پدیده‌ی پیچیده و غیرخطی است که به پارامترهای هواشناسی متعددی بستگی دارد، مدل‌های تجربی معتبر همچون پنمن-مانتیث فائو به تعداد قابل ملاحظه‌ای متغیر هواشناسی ورودی نیازمند هستند که اندازه‌گیری همگی آن‌ها با دقت مناسب خود یک چالش قابل ملاحظه است، از این‌رو مدل‌های هوش مصنوعی و محاسبات نرم

تبخیر-تعرق (ET)، یک جزء مهم هیدرولوژیکی است که به‌منظور محاسبه نیاز آبی گیاهان، مدیریت منابع آب، ارزیابی سیستم‌های کشاورزی و تعیین بیان آبی موردنیاز است (Allen et al., 1998). از جمله پارامترهای هواشناسی که بر روی ET تأثیر می‌گذارند می‌توان به دمای هوا، رطوبت، تابش و سرعت باد اشاره کرد. معادلات تجربی بسیاری توسط پژوهشگران متعدد به‌منظور برآورد ET با استفاده از متغیرهای اقلیمی ارائه شده است. از میان

۱- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده‌ی مهندسی عمران و نقشه‌برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران
۲- دانش آموخته‌ی کارشناسی‌ارشد مهندسی و مدیریت منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران
* - نویسنده مسئول: (Email: s.shahabi@kgut.ac.ir)

مورد رفتار فرآیندهای فیزیکی شبیه‌سازی شده حاصل شود (Partal and Kisi, 2007; Kisi and Shiri, 2012; Shiri, 2018). علاوه بر این، تبدیل موجک می‌تواند عملکرد مدل را با ادغام آن با مدل‌های محاسبات نرم تا حد زیادی بهبود ببخشد (Qasem et al., 2019). کاربردهای بسیاری از تبدیل موجک در هیدرولوژی گزارش شده است که می‌توان به پیش‌بینی خشکسالی (Kim and Valdés, 2003)، تشخیص روندهای سری زمانی بارش (Partal and Küçük, 2006) و پیش‌بینی جریان رودخانه (آذربایجان و شهابی، ۱۳۹۹) اشاره کرد. با این وجود، مطالعات محدودی در مورد کاربرد تبدیل موجک در برآورد ET وجود دارد. کیسی یک مدل ترکیب از شبکه عصبی مصنوعی موجک برای شبیه‌سازی ET روزانه با استفاده از داده‌های ۵ ساله از دو ایستگاه در ایالات متحده تهیه کرد. عملکرد مدل توسعه‌یافته با شبکه‌ی عصبی و مدل‌های تجربی مبتنی بر دما مقایسه شد، که نشان‌دهنده توانایی بالای مدل ترکیبی جدید در تخمین ET است (Kisi, 2011). فلامرزی و همکاران برای تخمین مقادیر ET روزانه ۳ سال با استفاده از سوابق روزانه‌ی یک ایستگاه در استرالیا، از شبکه‌ی عصبی، موجک عصبی و موجک عصبی-فازی استفاده کرد و دریافت که مدل‌های شبکه عصبی موجک نتایج بهتری نسبت به موجک عصبی-فازی دارد (Falamarzi et al., 2014). شیری یک روش موجک-جنگل تصادفی (WRF) را برای بهبود دقت عملکرد روش‌های برآورد ET مبتنی بر انتقال جرم ارائه کرد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که مدل WRF دقت عملکرد مدل‌های RF و همچنین معادلات تجربی را تا حد زیادی بهبود می‌بخشد (Shiri, 2018). رضایی بلف و همکاران ترکیب مدل‌های MSP, SVM و حالت تجزیه گروهی (EEMD) را به‌منظور بهبود عملکرد تبخیر-تعرق ماهانه در ایران پیشنهاد کردند. نتایج این پژوهش نشان داد مدل پیشنهادی می‌تواند با دقت بسیار بالایی تبخیر-تعرق را تخمین بزند (Rezaie-Balf et al., 2019). بر اساس پژوهش‌های صورت گرفته، استفاده از فرآیند پیش‌پردازشگر موجک در ترکیب با رویکردهای محاسبات نرم، می‌تواند بسیاری از کاستی‌های این رویکردها را مرتفع کرده و موجب ارتقای عملکرد این مدل‌ها شود. در این مطالعه، مدل‌سازی تبخیر-تعرق در دوره‌های روزانه و هفتگی با استفاده از رویکردهای منفرد M5 و جنگل تصادفی و همچنین در ترکیب با فرآیند پیش‌پردازش موجک مورد توجه قرار گرفته و در ادامه قابلیت و کارایی هر یک از رویکردهای مذکور، در مدل‌سازی تبخیر-تعرق بررسی شده است. هرچند مطالعات ترکیبی هوش مصنوعی و موجک درخصوص برآورد تبخیر-تعرق انگشت‌شمار می‌باشند، لیکن در این پژوهش تنها به این مورد اکتفا نشده و علاوه بر فرآیند پیش‌پردازش، تأثیر سطوح تجزیه‌ی مختلف در ساده‌سازی سناریوی ورودی در برآورد تبخیر-تعرق در هر دو دوره‌ی زمانی روزانه و هفتگی و در نتیجه کاهش هزینه‌های ثبت داده‌های هواشناسی

به‌منظور مدل‌سازی این پدیده‌ی پیچیده توسعه داده شده‌اند (Yaseen et al., 2018; Ghorbani et al., 2018).

از جمله مدل‌های یادگیری ماشین که به‌منظور برآورد ET به‌طور موفقیت‌آمیزی استفاده شده‌اند می‌توان به شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) (Antonopoulos and Antonopoulos, 2017)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) (Shiri et al., 2014)؛ سبزواری و همکاران، (۱۳۹۹)، جنگل تصادفی (RF) (Feng, et al., 2017a)؛ احمدی و همکاران، (۱۳۹۴) و مدل درخت تصمیم M5 (Granata, 2019)؛ شریفان و قربانی، (۱۳۹۳) اشاره کرد. ستاری و اسمعیل زاده (۱۳۹۵) به مقایسه‌ی نتایج مدل درختی M5 و برنامه‌ریزی ژنتیک با روش پنمن مانیتث فائو برای برآورد تبخیر-تعرق مرجع در شهر تبریز پرداختند. در این تحقیق داده‌های ۱۹ سال، از ژانویه ۱۹۸۲ تا دسامبر ۲۰۰۶ انتخاب شدند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد هر دو مدل از دقت قابل قبولی در برآورد تبخیر-تعرق برخوردار هستند، اما مدل درختی M5 به لحاظ سادگی و قابل فهم بودن توانست به‌عنوان یک روش جایگزین قابل رقابت با سایر روش‌ها مطرح گردد. سیاسر و هنر (۱۳۹۹) کاربرد مدل‌های ماشین بردار پشتیبانی، چاید و جنگل تصادفی را در برآورد تبخیر-تعرق مرجع روزانه در شمال استان سیستان و بلوچستان مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج این پژوهش کارایی رضایتبخش مدل جنگل تصادفی را در برآورد تبخیر-تعرق روزانه نشان داد. همچنین اخیراً برزکار و همکاران (۱۳۹۹) با استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن، مقادیر تبخیر-تعرق روزانه را در دو اقلیم گرم و مرطوب و گرم و خشک پیش‌بینی کرده‌اند. نتایج این مطالعه عملکرد قابل قبول برنامه‌ریزی بیان ژن در پیش‌بینی تبخیر-تعرق روزانه در این دو اقلیم را نشان داد. دقت و کارایی مدل‌های محاسبات نرم تا حد زیادی به پارامترهای ورودی مدل بستگی دارد، که این پارامترها برای استفاده‌ی کارآمد از این مدل‌ها، در طول آموزش مدل تنظیم می‌شوند. این الگوریتم‌ها معمولاً دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی بوده و به تعداد و طول ناکافی پارامترهای ورودی حساس هستند (Olatomiwa et al., 2019; Wu et al., 2015). در مقابل، الگوریتم‌های الهام گرفته‌شده زیستی به نظر کارآمد و دقیق‌تر هستند زیرا می‌توانند راه‌حل‌های جهانی برای مشکلات بهینه‌سازی ارائه دهند. ترکیبی از الگوریتم‌های الهام گرفته‌شده زیستی با مدل‌های یادگیری ماشین ممکن است عملکرد مدل را تا حد زیادی بهبود ببخشد. زیرا این توانایی را دارد که راه‌حل‌های بهینه‌ای را به‌منظور بهبود سرعت محاسباتی پیشنهاد دهد (Wu et al., 2019).

در دو دهه‌ی اخیر، به‌منظور رفع کاستی‌های مدل‌های محاسبات نرم در تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، تبدیل موجک به‌طور گسترده‌ای در فرآیندهای هیدرولوژیکی استفاده شده است. با استفاده از یک تبدیل موجک، یک سری زمانی می‌تواند به‌صورت محلی در هر دو حوزه زمان و فرکانس نمایش داده شود و اطلاعات دقیق‌تری در

موجک مادر، یک تابع واحد است که از دو تابع متعامد یکبه (تابع موجک و تابع مقیاس) تشکیل شده است و سری زمانی را براساس ویژگی‌های خود تصویرسازی می‌کند. انتقال، عددی طبیعی است که تعداد مراحل تجزیه و میزان مقیاس در هر مرحله را مشخص می‌کند. در هر مرحله از تجزیه، دو زیرسری ارائه می‌گردد که به زیرسری‌های جزئیات^۴ و تقریب^۵ معروف هستند. در حالت کلی وقتی یک سری زمانی تا سطح n تجزیه شود، n+1 زیرسری ایجاد می‌شود که یکی از آن‌ها زیرسری تقریب بوده و شامل کلیات و مفاهیم اساسی سری است. این زیرسری ادامه‌ی روند فرآیند تجزیه را به خود اختصاص داده و n زیرسری باقیمانده جزئیات سری اصلی خواهند بود (Bogges and Narcowich, 2015; Mallat, 2008).

مدل درخت M5

یکی از مجموعه مدل‌های درختی^۶ است که براساس مفاهیم مدل CART^۷ عمل می‌کند. این مدل دارای دو مرحله‌ی طبقه‌بندی و رگرسیون است. در مرحله‌ی طبقه‌بندی، درخت رشد می‌کند و فضای ورودی دسته‌بندی می‌شود. در مرحله‌ی رگرسیون، درخت اصلاح^۸ شده و برای فضاهای باقی‌مانده، به‌طور مجزا، یک رگرسیون خطی ایجاد می‌گردد. طبقه‌بندی با استفاده از قوانین اگر و حداکثرسازی تابع زیر انجام می‌گیرد.

$$SDR^9 = sd(T) - \sum_1^m \left(\frac{|T_{il}|}{|T|} sd(T_i) \right) \quad (2)$$

که در آن SDR کاهش انحراف معیار، sd انحراف معیار، T ورودی‌های هر گره، T_i ورودی i^{ام} گره هستند. اصلاح (هرس) نیز یک فرآیند برگشت‌پذیر است که در آن، انشعاب‌های (شاخه‌های) مؤثرتر در کاهش خطا شناسایی و ذخیره می‌شوند و با رگرسیون خطی جایگزین می‌شوند. در مرحله آخر نیز فرآیند نرم‌کردن^{۱۰} جهت حفظ پیوستگی بین طبقه‌ها صورت می‌گیرد (Quinlan, 1992).

جنگل تصادفی^{۱۱}

جنگل تصادفی مجموعه‌ای از درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون است که تعداد بیشتر آن‌ها سبب افزایش دقت عملکرد مدل می‌شود. درخت‌ها با استفاده از روش دسته‌بندی^{۱۲}، از مجموعه‌ی پارامترهای

بررسی و نتایج مربوطه ارائه شده است. این پژوهش رویکردهای نوین رضایت بخشی را به‌منظور تعمیم برآورد تبخیر-تعرق در مناطق مختلف با امکانات هواشناسی و ثبت رکوردهای متفاوت ارائه می‌نماید.

مواد و روش‌ها

در این مقاله با توجه به رویکردهای رایج در برآورد تبخیر-تعرق سه سناریوی ورودی انتخاب شده است. سپس برای هر سه سناریو و دو رویکرد M5 و جنگل تصادفی مقادیر تبخیر-تعرق در شهرستان بابلسر تخمین زده شده است. در مدل‌های منفرد، با توجه به ناهمگنی پارامترهای مورد بررسی، از رابطه‌ی (۱) برای نرمال‌سازی آن‌ها استفاده شده است. اما در مدل‌های ترکیبی، با توجه به ماهیت موجک، نیازی به این فرآیند نیست.

$$ET_{norm} = \frac{ET - ET_{min}}{ET_{max} - ET_{min}} \quad (1)$$

که در آن ET_{norm} تبخیر-تعرق نرمال شده، ET تبخیر-تعرق، ET_{min} تبخیر - تعرق حداقل، ET_{max} تبخیر-تعرق حداکثر.

در ادامه با توجه به ساختار سری زمانی پارامترهای ورودی دو موجک مادر انتخاب می‌شود، که در این تحقیق دو موجک مادر دوشی مرتبه‌ی ۶ و کویفلت مرتبه‌ی ۴ انتخاب شده‌اند. سپس سری زمانی اصلی به چندین سطح تجزیه شکسته و سری‌های زمانی حاصل شامل تقریب و جزئیات، به نسبت ۷ به ۳ برای آموزش و ارزیابی، به M5 و RF اعمال می‌شوند. داده‌های مورد بررسی مربوط به سال‌های آبی ۱۳۹۴ تا ۱۳۹۸ خورشیدی هستند که در دوره‌ی روزانه از تاریخ ۱/مهر/۱۳۹۴ (اولین روز) تا ۱۹/تیر/۱۳۹۷ (۱۰۲۳-امین روز) برای آموزش و از ۲۰/تیر/۱۳۹۷ (۱۰۲۴-امین روز) تا ۳۱/شهریور/۱۳۹۸ (۱۴۶۱-امین روز) برای ارزیابی مدل‌ها استفاده شده است. در دوره‌ی هفتگی نیز هفته‌ی اول تا هفته‌ی ۱۴۷^{ام} برای آموزش و هفته‌ی ۱۴۸ تا هفته‌ی ۲۱۰ برای ارزیابی لحاظ شده‌اند. در نهایت، نتایج حاصل با شاخص‌های آماری ارزیابی و صحت‌سنجی شده‌اند.

تبدیل موجک^۱

تبدیل موجک یک مفهوم ریاضی است که در پردازش چندبعدی سری‌های زمانی کاربرد گسترده‌ای دارد. این تبدیل در تجزیه‌ی دوبعدی سری زمانی (زمان - فرکانس) علاوه بر ارتقای قابلیت تبدیل فوریه، عملکرد مطلوبی را از خود نشان داده است. موجک بر پایه‌ی دو مفهوم موجک مادر^۲ و انتقال^۳ استوار است که انتخاب‌های متفاوت این دو سبب ایجاد تغییرات در شکل و جزئیات مراحل تجزیه می‌شود.

- 1- Wavelet Transform
- 2- Mother Wavelet
- 3- Transmision

- 4- Detail
- 5- Approximation
- 6- Model Tree
- 7- Classification and Regression Tree
- 8- Prune
- 9- Standard Deviation Reduction
- 10- Smoothing
- 11- Random Forest
- 12- Bootstrap Aggregating (bagging)

آموزشی کم و با محدودیت روبه‌رو است. از این‌رو، در این پژوهش، از مدل‌های ترکیبی موجک-درخت M5 و موجک-جنگل تصادفی جهت تخمین میزان تبخیر-تعرق استفاده شده است.

سناریوهای ورودی

در این مقاله، شبیه‌سازی میزان تبخیر-تعرق روزانه و هفتگی با استفاده از مدل درخت M5 انجام شده است. با توجه به مدل‌های تجربی و مطالعات پیشین ارائه شده، از عوامل مؤثر بر میزان تبخیر-تعرق می‌توان به دما، فشار، رطوبت، سرعت باد و تابش خالص خورشید اشاره کرد. ترکیب درست این پارامترها، انتخاب مؤثرترین آن‌ها و در عین حال بهینه‌ترین ترکیب (تعداد و اندازه‌گیری) از مهم‌ترین مراحل فرآیند مدل‌سازی است. بنابراین در این مقاله، با توجه به اهمیت دما در میزان تبخیر-تعرق، سرعت باد در جابه‌جایی هوای منطقه و ارتباط مستقیم رطوبت نسبی و نقطه‌ی شبنم با میزان تبخیر-تعرق، از این مشخصه‌ها جهت مدل‌سازی، برای هر سه زمان، استفاده شده است. در جدول ۱ سناریوهای مورد نظر آورده شده‌اند.

جدول ۱- سناریوهای مختلف ورودی به منظور محاسبه‌ی تبخیر-تعرق روزانه و هفتگی

سناریو	پارامترهای ورودی
S1	دمای حداقل (T_{min})، دمای حداکثر (T_{max})، نقطه‌ی شبنم (T_d)
S2	تشنج خالص خورشیدی (R_n)، دمای میانگین (T_{mean})، رطوبت نسبی (um) و سرعت باد (ffm)
S3	نقطه‌ی شبنم (T_d)، دمای حداکثر (T_{max})، رطوبت نسبی (um) و سرعت باد (ffm)

مدل‌های ترکیبی

در صورتی که قابلیت‌های چند مدل باهم ترکیب شوند و به‌طور همزمان، جهت رسیدن به یک هدف مورد استفاده قرار بگیرند، مدل ترکیبی ایجاد می‌شود. تبدیل موجک فرآیندی است که علاوه بر شناسایی فرکانس‌های مؤثر سری زمانی، سری را ایستا، نرمال و ویژگی‌های دوره‌ای و فصلی آن را رفع می‌کند. بنابراین، سری زمانی را جهت محاسبات هیدرولوژیکی آماده می‌کند (Nourani et al., 2014). مدل‌های هوش محاسباتی نیز توانایی مقابله با بی‌نظمی‌های سری زمانی را دارند. اما به دلیل وابستگی عملکرد آن‌ها به دقت داده‌ها، هرچه ورودی منظم‌تر و کم‌خطاتری به آن‌ها اعمال شود، عملکرد مطمئن‌تری خواهند داشت. به خصوص، در مواردی که تعداد داده‌های

شاخص‌های ارزیابی

در این مقاله به منظور ارزیابی مدل‌های پیشنهادی از شاخص‌های ضریب همبستگی^۱، جذر متوسط مربعات خطا^۲ که شاخصی از بعد تبخیر-تعرق می‌باشد، شاخص توافق^۳ و ضریب ناش-ساتکلیف^۴ استفاده شده که همگی آن‌ها در ادامه آورده شده‌اند:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (\widehat{ET}_i - \overline{ET}_m)(ET_i - \overline{ET}_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\widehat{ET}_i - \overline{ET}_m)^2 \sum_{i=1}^n (ET_i - \overline{ET}_m)^2}} \quad (3)$$

$$I_a = 1 - \frac{\sum_1^n (\widehat{ET}_i - ET_i)^2}{\sum_1^n (|\widehat{ET}_i - ET_m| + |ET_i - ET_m|)^2} \quad (4)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_1^n (\widehat{ET}_i - ET_i)^2}{\sum_1^n (ET_i - ET_m)^2} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{(\widehat{ET}_i - ET_i)^2}{n}} \quad (6)$$

در روابط فوق \widehat{ET}_i ، ET_i ، \overline{ET}_m ، ET_m و n به ترتیب مقادیر تبخیر-تعرق محاسباتی، تبخیر-تعرق مشاهداتی، متوسط تبخیر-تعرق محاسباتی، متوسط تبخیر-تعرق مشاهداتی و تعداد مشاهدات می‌باشد. بدیهی است که از میان شاخص‌های مذکور سه شاخص نخست هرچه به واحد نزدیکتر باشند کارایی بالاتر مدل را نشان داده و در نقطه‌ی مقابل هرچه مقدار RMSE کوچکتر باشد، بیانگر خطای کمتر مدل است.

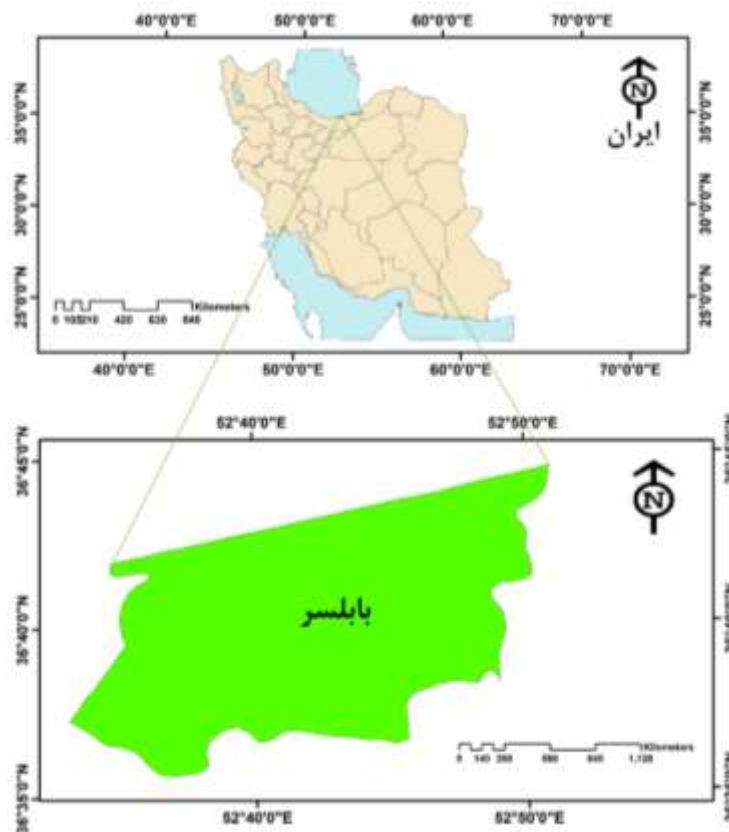
منطقه‌ی مورد مطالعه

بابلسر یکی از شهرستان‌های ساحلی استان مازندران است که با مساحت تقریبی ۳۵۰ کیلومتر مربع همچنین مختصات جغرافیایی ۵۲ درجه و ۳۷ دقیقه تا ۵۲ درجه و ۴۰ دقیقه‌ی طول شرقی و ۳۶ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۴۳ دقیقه‌ی عرض شمالی بین دریای کاسپین

- 1- Correlation Coefficient (R)
- 2- Root Mean Square Error (RMSE)
- 3- Index of Agreement (I_a)
- 4- Nash-Sutcliffe Model Efficiency Coefficient (NSE)

متوسط بارش سالانه ۷۹۱ میلی‌متر و متوسط رطوبت نسبی ۷۹٪ یکی از مناطق معتدل و پرباران کشور می‌باشد. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی بابلسر را نشان می‌دهد. همچنین جدول ۲ پارامترهای مورد استفاده به همراه خصوصیات آماری آن‌ها را به تفکیک و به صورت روزانه و هفتگی نشان می‌دهد.

و رشته کوه البرز واقع شده است. بابلسر در قسمت مرکزی استان مازندران قرار دارد که از شمال به دریای کاسپین، از جنوب به شهرستان بابل، از شرق به شهرستان جویبار و از غرب به شهرستان محمودآباد محدود شده است. بابلسر از نظر توپوگرافی در بخش جلگه‌ای و با متوسط ارتفاع ۲۱ متر پایین‌تر از سطح دریای آزاد قرار دارد. این منطقه با میانگین دمای سالانه ۱۸/۴ درجه‌ی سانتی‌گراد،



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی بابلسر

جدول ۲- خصوصیات آماری پارامترهای ایستگاه سینوپتیک بابلسر

تابش خالص (MJ/m ² /d)	سرعت باد (m/s)	رطوبت نسبی (%)	دمای میانگین (°C)	دمای نقطه شبنم (°C)	دمای حداقل (°C)	دمای حداکثر (°C)	
۲/۰۰	۰/۰۰	۵۲/۴۰	-۰/۶۰	-۳/۰۰	-۲/۸۰	۱/۶۰	حداقل
۱۰/۰۶	۱/۷۳	۷۹/۵۴	۱۸/۵۰	۱۴/۳۱	۱۵/۰۳	۲۱/۹۷	روزانه میانگین
۲۲/۴۰	۶/۹۰	۹۵/۵۰	۳۱/۵۰	۲۶/۵۰	۲۸/۸۰	۳۸/۵۰	حداکثر
۲/۲۰	۰/۵۰	۶۸/۶۰	۴/۹۰	۱/۴۲	-۰/۲۰	۹/۱۰	حداقل
۱۰/۰۶	۱/۷۳	۷۹/۵۲	۱۸/۴۸	۱۴/۳۹	۱۵/۰۱	۲۱/۹۴	هفتگی میانگین
۲۱/۵۰	۳/۰۰	۸۸/۹۰	۳۰/۵۰	۲۵/۵۰	۲۷/۴۰	۳۴/۲۰	حداکثر

پیشنهادی در مناطق معتدل می‌تواند کفایت آن‌ها را در مناطق خشک و نیمه‌خشک نشان دهد.

انتخاب بابلسر بدین سبب بوده است، که روش‌های موجود در ارزیابی میزان تبخیر-تعرق در مناطق معتدل و مرطوب همواره با خطای بیشتری همراه بوده و بدین سبب کارایی رویکردهای

نتایج و بحث

در این مقاله نخست فرآیند مدل‌سازی تبخیر-تعرق برای هر سه سناریوی ورودی و برای دو رویکرد M5 و RF انجام شده است که نتایج در جدول ۳ آورده شده است. همچنین شکل‌های ۲ و ۳ بهترین نتایج مدل‌سازی منفرد را در فاز ارزیابی نشان می‌دهند. همان‌گونه که در جدول و شکل‌های مذکور ملاحظه می‌شود هر دو مدل M5 و RF

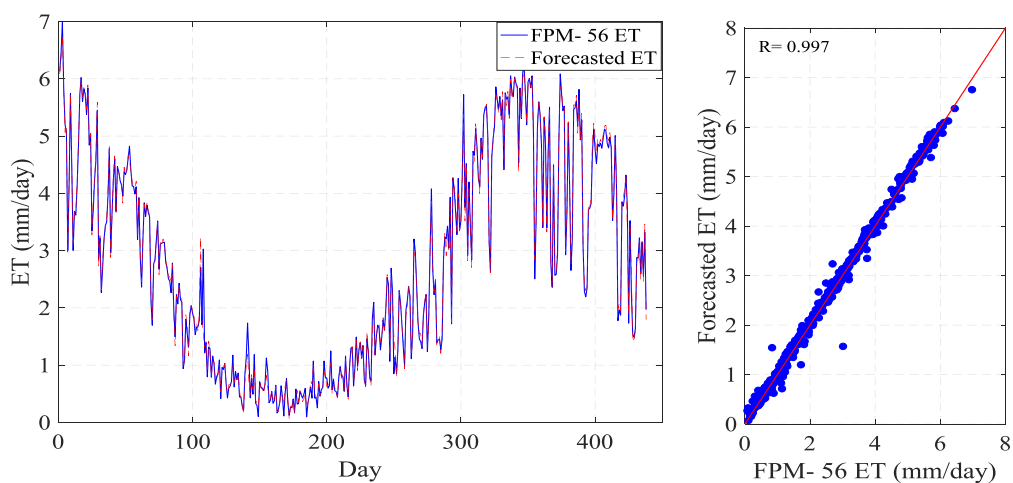
و در هر دو دوره‌ی روزانه و هفتگی نتایج رضایت‌بخشی را ارائه کرده‌اند، هرچند مدل درخت تصمیم M5 تقریباً در تمامی سناریوهای ورودی عملکرد بهتری را از خود نشان داده است، که البته سناریوی ورودی S1 در این مورد یک استثنا بوده و جنگل تصادفی در این سناریوی ورودی به میزان جزئی بر M5 برتری دارد. مقادیر برترین مدل در هر دو دوره‌ی روزانه و هفتگی در جدول ۳ پررنگ شده‌اند.

جدول ۳- نتایج آماری به‌دست‌آمده از مدل‌های منفرد در دوره‌های زمانی روزانه و هفتگی

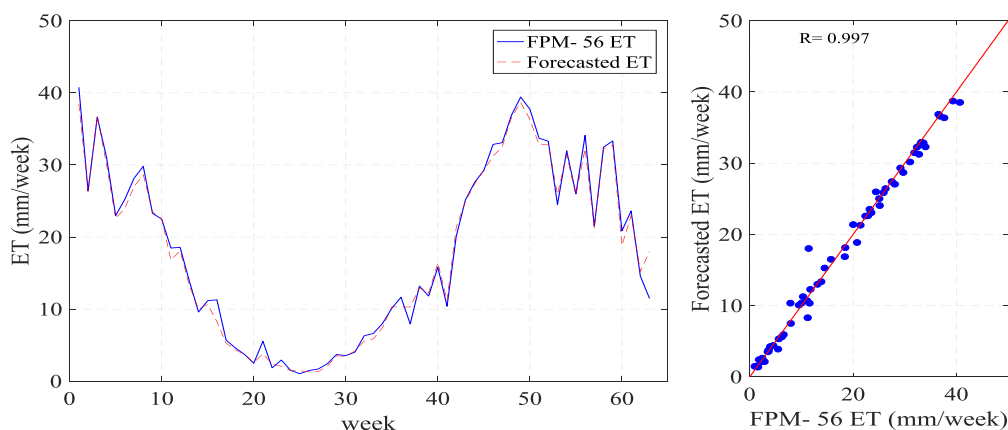
داده‌های ارزیابی				داده‌های آموزش				مدل	سناریوی ورودی	دوره‌ی زمانی	
R	I _a	NSE	RMSE (mm/day(week))	R	I _a	NSE	RMSE (mm/day(week))				
۰/۸۸۳	۰/۹۳۳	۰/۷۵۸	۰/۸۹۶	۰/۹۱۳	۰/۹۵۳	۰/۸۳۳	۰/۷۶۳	M5	S1	روزانه	
۰/۸۸۳	۰/۹۳۵	۰/۷۶۰	۰/۸۹۶	۰/۹۷۵	۰/۹۸۶	۰/۹۴۸	۰/۴۲۷	RF			
۰/۹۹۷	۰/۹۹۹	۰/۹۹۵	۰/۱۳۳	۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۴	۰/۱۴۷	M5	S2		
۰/۹۹۵	۰/۹۹۷	۰/۹۸۹	۰/۱۹۶	۰/۹۹۹	۰/۹۹۹	۰/۹۹۷	۰/۱۱۲	RF			
۰/۹۰۸	۰/۹۴۶	۰/۷۹۰	۰/۸۳۳	۰/۹۵۱	۰/۹۷۴	۰/۹۰۴	۰/۵۸۱	M5	S3		
۰/۹۰۴	۰/۹۴۶	۰/۷۹۵	۰/۸۲۶	۰/۹۸۴	۰/۹۹۱	۰/۹۶۷	۰/۳۳۶	RF			
۰/۸۹۲	۰/۹۳۹	۰/۷۶۰	۵/۹۲۰	۰/۹۴۹	۰/۹۷۳	۰/۹۰۰	۳/۹۷۴	M5	S1		
۰/۹۱۰	۰/۹۵۲	۰/۸۱۶	۵/۲۱۶	۰/۹۷۹	۰/۹۸۸	۰/۹۵۷	۲/۶۰۸	RF			
۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۰/۹۹۴	۰/۹۹۶	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۱/۰۷۶	M5	S2		هفتگی
۰/۹۹۱	۰/۹۹۵	۰/۹۸۰	۱/۶۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۹	۰/۹۹۵	۰/۸۶۹	RF			
۰/۹۴۸	۰/۹۶۵	۰/۸۵۸	۴/۵۵۴	۰/۹۶۵	۰/۹۸۲	۰/۹۳۰	۳/۳۱۲	M5	S3		
۰/۹۳۸	۰/۹۶۴	۰/۸۶۰	۴/۵۱۳	۰/۹۹۰	۰/۹۹۴	۰/۹۷۹	۱/۸۲۳	RF			

بهترین نتیجه را ارائه کرده است، لیکن چون پارامترهای مؤثر در سناریوی سوم ساده‌تر اندازه‌گیری می‌شوند، در صورت رضایت‌بخش بودن مقادیر مدل، این سناریو ترجیح داده می‌شود. لازم به‌ذکر است که روز صفر در شکل‌های ۲ و ۳ معادل ۱۳۹۷/۲۰ تیر می‌باشد.

شکل‌های ۲ و ۳ نیز به‌خوبی تطابق خروجی‌های مدل درختی را با سناریوی ورودی S2 به مقادیر تبخیر-تعرق حاصل از رابطه‌ی فائو-پنمن مانیتیت نشان می‌دهد. لازم به‌ذکر است که با توجه به حضور پارامتر تشعشع خالص خورشیدی در سناریوی S2 این سناریو همواره



شکل ۲- نمودارهای مدل M5 برای سناریوی ورودی S2 دوره‌ی زمانی روزانه (داده‌های ارزیابی)



شکل ۳- مدل M5 برای سناریوی ورودی S2 در دوره‌ی زمانی هفتگی (داده‌های ارزیابی)

جدول ۴- نتایج آماری به‌دست‌آمده از مدل‌های ترکیبی در دوره‌های زمانی روزانه و هفتگی

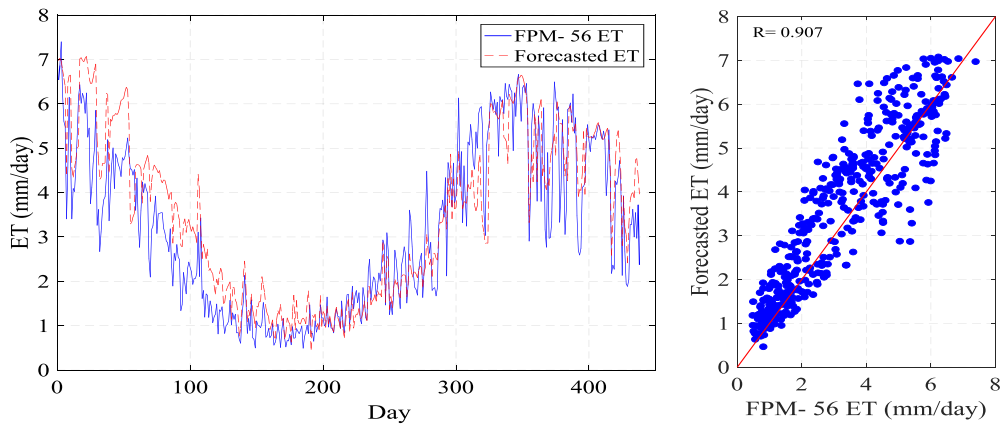
داده‌های ارزیابی				داده‌های آموزش				مدل	سناریوی ورودی	دوره‌ی زمانی
R	I _a	NSE	RMSE (mm/day(week))	R	I _a	NSE	RMSE (mm/day(week))			
۰/۸۹۳	۰/۹۳۹	۰/۷۵۶	۰/۹۰۴	۰/۹۶۵	۰/۹۸۲	۰/۹۳۲	۰/۴۹۱	Coif4(4)- M5	S1	روزانه
۰/۸۷۳	۰/۹۳۰	۰/۷۶۰	۰/۸۹۶	۰/۹۹۳	۰/۹۹۶	۰/۹۸۶	۰/۲۲۶	Coif4(6)- RF		
۰/۹۰۷	۰/۹۴۴	۰/۷۸۲	۰/۸۵۴	۰/۹۷۶	۰/۹۸۸	۰/۹۵۳	۰/۴۰۷	Db6 (7)- M5		
۰/۸۷۳	۰/۹۲۹	۰/۷۴۲	۰/۹۲۹	۰/۹۸۸	۰/۹۹۳	۰/۹۷۳	۰/۳۱۰	Db6 (3)- RF		
۰/۹۹۶	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۰/۱۵۷	۰/۹۹۶	۰/۹۹۸	۰/۹۹۱	۰/۱۷۴	Coif4(3)- M5	S2	روزانه
۰/۹۷۳	۰/۹۸۴	۰/۹۴۴	۰/۴۳۴	۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۰/۱۵۳	Coif4(3)- RF		
۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۰/۱۵۱	۰/۹۹۶	۰/۹۹۸	۰/۹۹۲	۰/۱۶۷	Db6 (3)- M5		
۰/۹۷۶	۰/۹۸۶	۰/۹۴۹	۰/۴۱۲	۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۰/۱۵۳	Db6 (3)- RF		
۰/۹۳۰	۰/۹۵۶	۰/۸۱۴	۰/۷۸۹	۰/۹۷۵	۰/۹۸۷	۰/۹۵۰	۰/۴۱۹	Coif4(6)- M5	S3	روزانه
۰/۹۱۸	۰/۹۵۴	۰/۸۳۰	۰/۷۵۵	۰/۹۹۴	۰/۹۹۷	۰/۹۸۷	۰/۲۱۶	Coif4(4)- RF		
۰/۹۲۸	۰/۹۵۸	۰/۸۴۴	۰/۷۲۲	۰/۹۷۶	۰/۹۸۸	۰/۹۵۳	۰/۴۰۹	Db6(5)- M5		
۰/۹۱۶	۰/۹۵۲	۰/۸۲۹	۰/۷۵۶	۰/۹۹۵	۰/۹۹۷	۰/۹۸۹	۰/۲۰۱	Db6 (5)- RF		
۰/۹۱۷	۰/۹۵۱	۰/۸۲۵	۴/۹۲۱	۰/۹۵۴	۰/۹۷۶	۰/۹۱۱	۳/۷۵۳	Coif4(5)- M5	S1	روزانه
۰/۸۹۵	۰/۹۴۳	۰/۷۹۳	۵/۵۱۱	۰/۹۸۸	۰/۹۹۳	۰/۹۷۳	۲/۰۴۸	Coif4(3)- RF		
۰/۹۴۶	۰/۹۶۰	۰/۸۴۳	۴/۷۹۲	۰/۹۷۶	۰/۹۸۸	۰/۹۵۲	۲/۷۵۴	Db6(5)- M5		
۰/۹۲۵	۰/۹۴۲	۰/۸۱۹	۵/۱۵۷	۰/۹۹۳	۰/۹۹۶	۰/۹۸۴	۱/۵۷۹	Db6 (7)- RF		
۰/۹۸۵	۰/۹۹۲	۰/۹۷۱	۲/۰۷۳	۰/۹۹۰	۰/۹۹۵	۰/۹۸۰	۱/۷۹۹	Coif4(3)- M5	S2	هفتگی
۰/۹۶۲	۰/۹۸۳	۰/۹۳۶	۳/۰۶۸	۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۱/۰۴۴	Coif4(3)- RF		
۰/۹۹۱	۰/۹۹۵	۰/۹۸۱	۱/۶۸۷	۰/۹۹۴	۰/۹۹۷	۰/۹۸۸	۱/۳۹۸	Db6(4)- M5		
۰/۹۷۴	۰/۹۸۵	۰/۹۴۶	۲/۸۲۵	۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۱/۰۶۱	Db6 (3)- RF		
۰/۹۶۱	۰/۹۷۴	۰/۸۹۰	۴/۰۰۸	۰/۹۷۹	۰/۹۸۹	۰/۹۵۸	۲/۵۶۸	Coif4(5)- M5	S3	روزانه
۰/۹۳۳	۰/۹۶۱	۰/۸۵۵	۴/۶۱۰	۰/۹۹۵	۰/۹۹۷	۰/۹۸۹	۱/۳۴۰	Coif4(3)- RF		
۰/۹۴۷	۰/۹۶۵	۰/۸۶۶	۴/۴۳۵	۰/۹۷۲	۰/۹۸۶	۰/۹۴۵	۲/۹۵۹	Db6(4)- M5		
۰/۹۴۱	۰/۹۶۵	۰/۸۷۵	۴/۲۷۹	۰/۹۹۵	۰/۹۹۷	۰/۹۸۹	۱/۳۴۶	Db6 (3)- RF		

ایجاد شدند. با توجه به شکل سری‌های زمانی پارامترهای ورودی و ساختار آن‌ها دو تابع موجک مادر کویفلت مرتبه‌ی چهارم و دوشمی

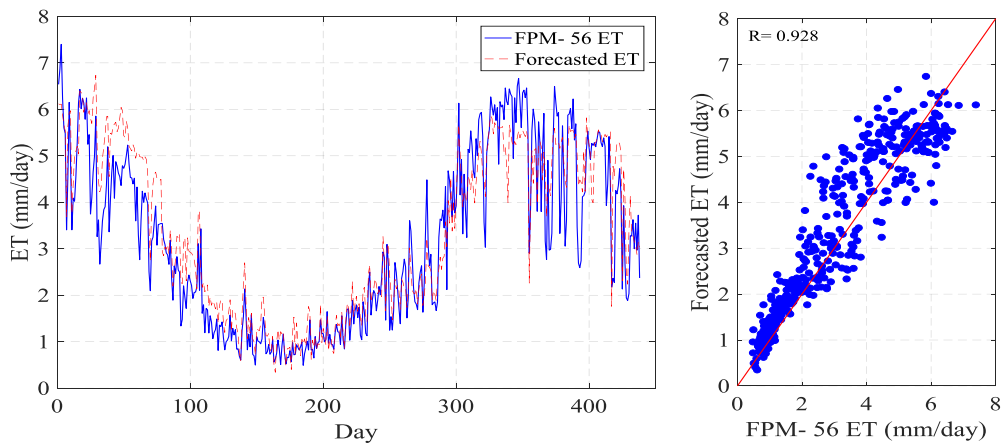
در ادامه و برای سه سناریوی ورودی مطرح در جدول ۱ و همچنین دو رویکرد M5 و RF مدل‌های ترکیبی مبتنی بر موجک

به‌عنوان مثال در مدل‌سازی تبخیر-تعرق روزانه با استفاده از موجک دوبشی مرتبه‌ی ششم در سطح تجزیه‌ی ۷ و در ترکیب با M5 میزان ضریب همبستگی از ۰/۸۸۳ به ۰/۹۰۷ ارتقا یافته و همزمان جذر متوسط مربعات خطا از ۰/۸۹۶ به ۰/۸۵۴ میلی‌متر در روز کاهش یافته است. شکل ۴ و ۵ این مدل و همچنین مدل منتخب سناریوی ورودی S3 را برای فاز ارزیابی دوره‌ی زمانی روزانه نشان می‌دهند. روز صفر در این شکل‌ها بر ۲۰/تیر/۱۳۹۷ منطبق است.

مرتبه‌ی ششم انتخاب شدند. همچنین سطوح تجزیه‌ی ۳ تا ۸ برای تک‌تک سری‌های زمانی انتخاب و پیاده‌سازی شد. نتایج حاصل از این فرآیند ترکیبی و پارامترهای ارزیابی و خطای مربوطه در جدول ۴ آورده شده است. لازم به‌ذکر است که در این جدول مقادیر درج شده در مقابل نام موجک مادر (db و coif) مرتبه‌ی تابع و مقادیر مندرج در داخل پرانتز سطح تجزیه‌ی سری زمانی می‌باشد. همان‌طور که در جدول ۴ ملاحظه می‌شود، فرآیند پیش‌پردازش موجک در تمامی موارد توانسته کارایی مدل منفرد را ارتقا دهد.



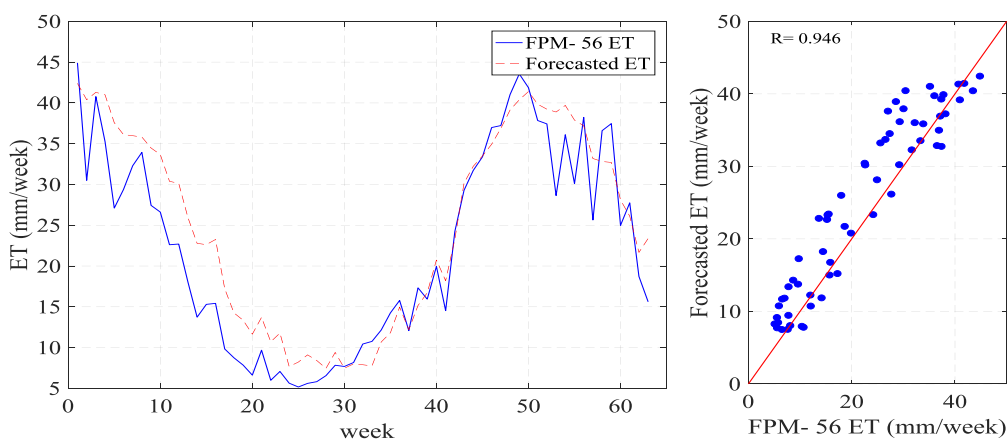
شکل ۴- نمودارهای مدل M5 (7)-db6 برای سناریو S1 در زمان روزانه (داده‌های ارزیابی)



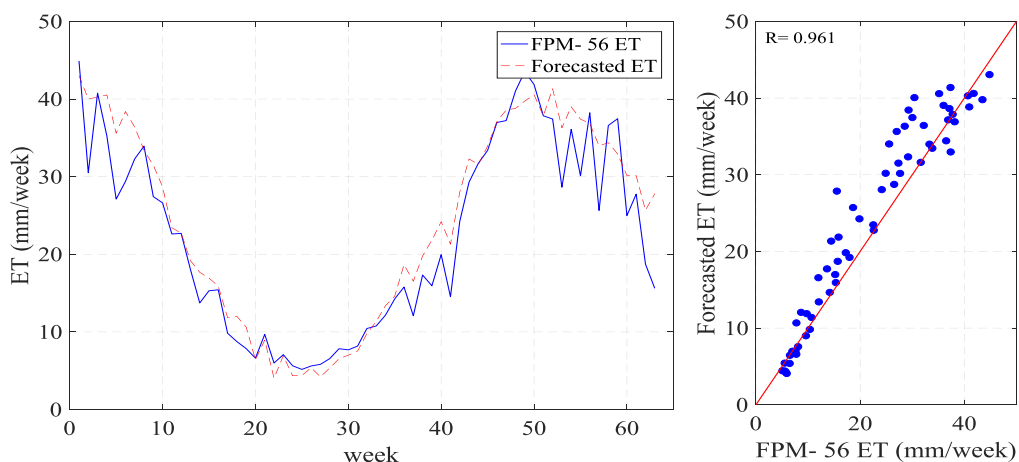
شکل ۵- مدل M5 (5)-db6 برای سناریو S3 در زمان روزانه (داده‌های ارزیابی)

RMSE از ۴/۵۵ به ۴ میلی‌متر در هفته کاهش یافته است. شکل‌های ۶ و ۷ مقادیر مشاهداتی و محاسباتی دو مدل منتخب را در برابر هم و در برابر زمان نشان می‌دهند. این شکل‌ها نیز از ۲۰/تیر/۱۳۹۷ می‌باشند.

فرآیند مذکور در تمامی موارد مشابه برای مدل‌سازی تبخیر-تعرق روزانه و هفتگی نیز به‌طور مشابه تکرار می‌شود. مثلاً در مدل‌سازی تبخیر-تعرق هفتگی با استفاده از موجک مادر کویفلت مرتبه‌ی چهارم و در سطح تجزیه‌ی ۵ در ترکیب با M5 نیز میزان NSE از ۰/۸۵۸ به ۰/۸۹۰ و ضریب همبستگی از ۰/۹۴۸ به ۰/۹۶۱ افزایش یافته و



شکل ۶- مدل M5-(5) db6 برای سناریو S1 در دوره‌ی زمانی هفتگی (داده‌های ارزیابی)



شکل ۷- مدل M5-(5) coif برای سناریو S3 در زمان هفتگی (داده‌های ارزیابی)

رویکردهای ترکیبی همواره قابل قبول و رضایت بخش است، این سناریو به همراه رویکرد ترکیبی موجک-M5 به‌عنوان رویکرد منتخب این پژوهش ارائه می‌گردد. ضمن اینکه به جهت خطای بالاتر برآورد تبخیر-تعرق در مناطق معتدل، نتایج این تحقیق می‌تواند با دقت بالاتری برای مناطق خشک و نیمه‌خشک مورد استفاده قرار گیرد.

نتیجه‌گیری

از آنجا که تبخیر-تعرق (ET) جزء اصلی خروجی معادله‌ی بیلان هیدرولوژیکی می‌باشد، همواره تخمین دقیق‌تر آن حائز اهمیت بوده و بدین سبب مورد توجه محققین مختلف قرار گرفته است. در مقاله‌ی حاضر رویکرد منفرد درخت تصمیم M5 و جنگل تصادفی (RF) به‌منظور برآورد تبخیر-تعرق روزانه و هفتگی در شهر بابلسر بررسی شده و در ادامه تأثیر فرآیند پیش‌پردازش موجک بر کارایی مدل‌ها

با توجه به مدل‌های منفرد و ترکیبی اجرا شده در این تحقیق برای هر دو دوره‌ی زمانی روزانه و هفتگی می‌توان گفت: کلیه‌ی مدل‌های ارائه شده در این مقاله توانسته‌اند نتایج رضایت‌بخشی را ارائه کنند، اما به‌جز یک مورد (سناریوی ورودی S1 در دوره‌ی هفتگی) که رویکرد جنگل تصادفی به‌مقدار جزئی بر مدل درخت تصمیم برتری داشته در سایر موارد قابلیت رویکرد M5 بهتر بوده است. لیکن فرآیند پیش‌پردازش موجک همواره توانسته قابلیت و کارایی همه‌ی سناریوها و رویکردهای محاسبات نرم را ارتقا دهد. نکته‌ی دیگر اینکه با توجه به کوتاه‌تر بودن سری‌های زمانی هفتگی، برای رسیدن به مدل ترکیبی بهینه سطح تجزیه‌ی پایین‌تری لازم است، به گونه‌ای که سطح تجزیه‌ی مناسب دوره‌ی هفتگی عموماً ۳ و حداکثر ۴ بوده است لیکن در مدل‌سازی تبخیر-تعرق روزانه این سطح حتی به ۷ هم رسیده است. همچنین با توجه به اینکه پارامترهای حاضر در سناریوی سوم (دمای حداکثر، نقطه‌ی شبنم، رطوبت نسبی و سرعت باد) به سادگی قابل اندازه‌گیری بوده و نتایج آن خصوصاً در

سبزواری، ی.، نصرالهی، ع.، شریفی‌پور، م. و شاه‌نژاد، ب. ۱۳۹۹. ارزیابی مدل‌های شبکه‌بیزین و ماشین‌بردارپشتیبان در برآورد تبخیر و تعرق مرجع (مطالعه موردی: خرم‌آباد). نشریه آبیاری و زهکشی ایران. ۱۴(۲): ۵۲۲-۵۳۴.

شریفان، ح. و قربانی، خ. ۱۳۹۳. بهبود برآورد تبخیر-تعرق پتانسیل با استفاده از ضریب اصلاحی به کمک مدل درخت تصمیم M5. نشریه آبیاری و زهکشی ایران. ۸(۱): ۶۱-۵۳.

Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. and Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration (Guidelines for computing crop water requirements). FAO Irrigation and drainage paper NO. 56. Food and Agricultural Organization of the United Nations, Rome, 300p.

Antonopoulos, V.Z. and Antonopoulos, A.V. 2017. Daily reference evapotranspiration estimates by artificial neural networks technique and empirical equations using limited input climate variables. Computers and Electronics in Agriculture. 132:86-96.

Bogges, A., and Narcowich, F.J. 2015. A first course in wavelets with Fourier analysis. John Wiley & Sons.

Breiman, L. 2001. Random forests. Machine Learning, 45(1): 5-32.

Falamarzi, Y., Palizdan, N., Huang, Y.F. and Lee, T.S. 2014. Estimating evapotranspiration from temperature and wind speed data using artificial and wavelet neural networks (WNNs). Agricultural Water Management. 140:26-36.

Feng, Y., Cui, N., Gong, D., Zhang, Q. and Zhao, L. 2017a. Evaluation of random forests and generalized regression neural networks for daily reference evapotranspiration modelling. Agricultural Water Management. 193:163-173.

Feng, Y., Jia, Y., Cui, N., Zhao, L., Li, C. and Gong, D. 2017b. Calibration of Hargreaves model for reference evapotranspiration estimation in Sichuan basin of southwest China. Agricultural Water Management. 181:1-9.

Ghorbani, M.A., Deo, R.C., Karimi, V., Yaseen, Z.M. and Terzi, O. 2018. Implementation of a hybrid MLP-FFA model for water level prediction of Lake Egirdir, Turkey. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment. 32(6):1683-1697.

Granata, F. 2019. Evapotranspiration evaluation models based on machine learning algorithms: A comparative study. Agricultural Water Management. 217:303-315.

Hargreaves, G.H. and Samani, Z.A., 1985. Reference crop evapotranspiration from temperature. Applied engineering in agriculture, 1(2):96-99.

Kim, T.W. and Valdés, J.B. 2003. Nonlinear model for

ارزیابی شده است. از آنجا که پارامترهای ورودی متفاوتی برای محاسبه ET استفاده می‌شوند، سه سناریوی مختلف در این تحقیق بررسی شده‌اند، که پس از ارزیابی مدل‌های مختلف، سناریوی سوم که شامل پارامترهای سرعت باد، رطوبت نسبی، دمای حداکثر و نقطه‌ی شبنم به‌عنوان ورودی مدل است، به‌عنوان سناریوی ورودی برتر و رویکرد ترکیبی موجک-M5 به‌عنوان رویکرد مدل‌سازی بهینه برگزیده شده است. مدل مذکور با $R=0.928$ و 0.722 mm/day و $RMSE=4 \text{ mm/week}$ در دوره‌ی روزانه و $R=0.961$ و 4 mm/week در دوره‌ی هفتگی کارایی رضایت‌بخشی را نشان داده است. لازم به‌ذکر است که هرچند شاخص‌های ارزیابی و خطای سناریوی ورودی دوم به‌مقدار جزئی از سناریوی سوم بهتر است، لیکن با توجه به اندازه‌گیری ساده‌تر و در دسترس بودن پارامترهای سناریوی سوم، این سناریو انتخاب شده است. رویکرد پیشنهادی می‌تواند تخمین بسیار مناسبی از تبخیر-تعرق در دوره‌های روزانه و هفتگی با حداقل هزینه و در همه‌ی ایستگاه‌های هواشناسی با هر سطحی از امکانات را ارائه نماید.

منابع

آذرپیرا، ف. و شهایی، س. ۱۳۹۹. پیش‌بینی جریان با استفاده از رویکرد تلفیقی موجک- برنامه‌ریزی بیان‌ژن و ارزیابی تأثیر پارامترهای هواشناسی بر کارایی آن. مدیریت آب و آبیاری. ۱۰(۲): ۲۶۵-۲۷۹.

احمدی، ف.، رادمنش، ف.، میرعباسی نجف‌آبادی، ر. و آیشم، س. ۱۳۹۴. پیش‌بینی تبخیر و تعرق ماهانه گیاه مرجع در شمال غرب کشور با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک و ماشین‌بردارپشتیبان. نشریه آبیاری و زهکشی ایران. ۹(۱): ۶۵-۵۴.

برزکار، ع.، شهایی، س.، نیازمردی، س. و مددی، م. ۱۳۹۹. ارزیابی قابلیت برنامه‌ریزی بیان‌ژن در تخمین تبخیر-تعرق پتانسیل در مقایسه با رابطه هارگریوز- سامانی. نشریه آبیاری و آب ایران (پذیرفته شده).

ستاری، م. و اسمعیل‌زاده، ب. ۱۳۹۵. مقایسه نتایج مدل درختی M5 و برنامه‌ریزی ژنتیک با روش پنمن-مونتیت-فائو برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع. فصلنامه علمی- پژوهشی مهندسی منابع آب. ۹(۳۱): ۲۰-۱۱.

سیاسر، ه. و هنر، ت. ۱۳۹۸. کاربرد مدل‌های ماشین‌بردارپشتیبان، چاید و جنگل تصادفی در برآورد تبخیر-تعرق مرجع روزانه در شمال استان سیستان و بلوچستان. نشریه آبیاری و زهکشی ایران. ۱۳(۲): ۳۷۸-۳۸۸.

- Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 13(1):177-187.
- Quinlan, J.R. 1992. Learning with continuous classes. In 5th Australian joint conference on artificial intelligence, 92:343-348.
- Rezaie-Balf, M., Kisi, O. and Chua, L.H. 2019. Application of ensemble empirical mode decomposition based on machine learning methodologies in forecasting monthly pan evaporation. *Hydrology Research*. 50(2):498-516.
- Shiri, J. 2018. Improving the performance of the mass transfer-based reference evapotranspiration estimation approaches through a coupled wavelet-random forest methodology. *Journal of Hydrology*. 561:737-750.
- Shiri, J., Nazemi, A.H., Sadraddini, A.A., Landaras, G., Kisi, O., Fard, A.F. and Marti, P. 2014. Comparison of heuristic and empirical approaches for estimating reference evapotranspiration from limited inputs in Iran. *Computers and Electronics in Agriculture*. 108:230-241.
- Wang, S., Fu, Z.Y., Chen, H.S., Nie, Y.P. and Wang, K.L. 2016. Modeling daily reference ET in the karst area of northwest Guangxi (China) using gene expression programming (GEP) and artificial neural network (ANN). *Theoretical and Applied Climatology*. 126(3-4):493-504.
- Wu, L., Zhou, H., Ma, X., Fan, J. and Zhang, F. 2019. Daily reference evapotranspiration prediction based on hybridized extreme learning machine model with bio-inspired optimization algorithms: Application in contrasting climates of China. *Journal of Hydrology*. 577:123960.
- Yaseen, Z.M., Deo, R.C., Ebtehaj, I. and Bonakdari, H. 2018. Hybrid data intelligent models and applications for water level prediction. In *Handbook of Research on Predictive Modeling and Optimization Methods in Science and Engineering*. drought forecasting based on a conjunction of wavelet transforms and neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering*, 8(6):319-328.
- Kisi, O., 2011. Evapotranspiration modeling using a wavelet regression model. *Irrigation science*. 29(3):241-252.
- Kisi, O. and Shiri, J., 2012. Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for predicting water table depth fluctuations. *Hydrology Research*. 43(3):286-300.
- Landaras, G., Ortiz-Barredo, A. and López, J.J. 2008. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). *Agricultural Water Management*, 95(5):553-565.
- Mallat, S. 2008. *A Wavelet Tour of Signal Processing: the Sparse Way* 3rd edn (New York: Academic).
- Nourani, V., Baghanam, A. H., Adamowski, J., & Kisi, O. 2014. Applications of hybrid wavelet-artificial intelligence models in hydrology: a review. *Journal of Hydrology*, 514:358-377.
- Olatomiwa, L., Mekhilef, S., Shamshirband, S., Mohammadi, K., Petković, D. and Sudheer, C. 2015. A support vector machine-firefly algorithm-based model for global solar radiation prediction. *Solar Energy*. 115:632-644.
- Partal, T. and Kişi, Ö. 2007. Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting. *Journal of Hydrology*. 342(1-2):199-212.
- Partal, T. and Küçük, M. 2006. Long-term trend analysis using discrete wavelet components of annual precipitations measurements in Marmara region (Turkey). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*. 31(18):1189-1200.
- Qasem, S.N., Samadianfard, S., Kheshtgar, S., Jarhan, S., Kisi, O., Shamshirband, S. and Chau, K.W. 2019. Modeling monthly pan evaporation using wavelet support vector regression and wavelet artificial neural networks in arid and humid climates.

Estimation of Daily and Weekly Evapotranspiration Using Hybrid Approaches of Soft Computing

S. Shahabi^{1*}, F. Azarpira², A. Barzkar²

Received: Jul.29, 2020

Accepted: Aug.31, 2020

Abstract

Since a considerable part of the available water is wasted due to evapotranspiration, a precise estimation of it in short-term and long-term periods is of great importance. In this paper, the capability of the M5 model tree and random forest (RF), as the artificial intelligence approaches, and in combination with the wavelet preprocessing, investigated to estimate the potential daily and weekly evapotranspiration in the synoptic station of Babolsar. Given the time series structure of the input data, the two functions of Coiflet mother wavelet and Daubechies 6 wavelet in the decomposition levels of 3 to 8 were chosen. The four indices of correlation coefficient (R), index of agreement (I_a), Nash-Sutcliffe model efficiency coefficient (NSE) and root mean square error (RMSE) used to evaluate the presented models. The obtained results indicated that although all individual models have desirable efficiency in modeling the evapotranspiration, the use of wavelet preprocessing enhances the performance of individual models in all cases while allows the simpler input scenarios to provide more desirable results. For instance, in the third input scenario (wind speed, maximum temperature, relative humidity, and dew point), the use of Daubechies 6 wavelet in the decomposition level of 5 increased the correlation coefficient of the daily model from 0.908 to 0.928 while reduced the RMSE from 0.833 mm/day to 0.722 mm/day. Similarly, the use of Coiflet-4 mother wavelet in the decomposition level of 5 raised the correlation coefficient of the weekly model from 0.948 to 0.961 while lowered the RMSE from 4.55 mm/week to 4 mm/week. Therefore, in the present study, the efficiency of both individual and hybrid approaches in estimating the evapotranspiration of daily and weekly periods is satisfactory. However, if the hybrid approaches employed, even the use of simpler and more accessible meteorological parameters will provide satisfactory results.

Keywords: Evapotranspiration, M5 Model Tree, Random Forest, Wavelet

1- Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Civil and Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

2- Graduate M.Sc., Department of Water Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

(*- Corresponding Author Email: s.shahabi@kgut.ac.ir)