

مقاله علمی-پژوهشی

پیش‌بینی دبی رودخانه با استفاده از روش ترکیبی حافظه طولانی - کوتاه مدت،
تبدیل موجک و تجزیه مد تجربی در اقلیم نیمه‌خشک و مرطوب

کیومرث روشنگر^{۱*}، صادق عبدالزاد^۲

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۱/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۰۶

چکیده:

کشور ایران با اقلیمی خشک و نیمه‌خشک با سیل‌های مخرب، خشک‌سالی و کم‌آبی روبرو است. خشک‌سالی و سیلاب‌ها می‌تواند محیط‌زیست، فعالیت‌های اقتصادی و اجتماعی را تحت تأثیر قرار دهد. بنابراین بررسی و پیش‌بینی دبی رودخانه‌ها و برنامه‌ریزی مدیریتی به منظور کنترل آن مخصوص مصرف آب در آینده بسیار ارزشمند است. در این پژوهش، تغییرات دبی رودخانه با استفاده از داده‌های آماری از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۲۰ مدل‌سازی شد. داده‌های آماری مربوط به ایستگاه‌های سینوپیک و هیدرومتر یک منطقه نیمه‌خشک در استان آذربایجان غربی شهرستان ارومیه و مرطوب در استان مازندران شهرستان آمل استفاده شد. از دوازده مدل زمانی تعریف‌شده برای شبکه (long short-term memory) یا به اختصار LSTM بهترین مدل مشخص شد. سپس مدل‌سازی LSTM بر پایه روش‌های پیش‌پردازنده تبدیل موجک گسسته (Discrete Wavelet Transform) به اختصار DWT و تجزیه مد تجربی کامل (Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition) به اختصار CEEMD انجام شد. نتایج حاصل نشان داد که مدل منتخب قابلیت و کارایی بالایی در تخمین میزان دبی رودخانه را دارد. از طرفی دیگر روش‌های پیش‌پردازنده باعث بهبود نتایج شدند. به طوری که در تبدیل موجک معیار ارزیابی DC مدل برتر در رودخانه نازلو از ۰/۹۳ به ۰/۹۵ و در رودخانه چالوس از ۰/۸۳ به ۰/۹۰ افزایش یافت. بهترین حالت ارزیابی برای داده‌های آزمون با استفاده از تبدیل موجک برای رودخانه نازلو در اقلیم نیمه‌خشک با معیارهای ارزیابی $R=0/977$ و $DC=0/954$ و $RMSE=0/018$ به دست آمد. همچنین با توجه به نتایج آنالیز حساسیت مشخص شد پارامتر دبی یک روز قبل، تأثیرگذارترین پارامتر در تخمین دبی روزانه است.

واژه‌های کلیدی: تبدیل موجک، تجزیه مد تجربی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، یادگیری عمیق، مدل‌سازی

مقدمه

برخوردار است. از طرفی باید اشاره نمود که رواناب رودخانه یک پدیده غیرخطی است و دارای تغییرات زمانی و مکانی گسترده‌ای است، در نتیجه مدل‌سازی آن به‌سادگی امکان‌پذیر نیست (بهمنش و همکاران، ۱۳۹۳). در این راستا روش‌های هوش مصنوعی (AI^۳) به‌طور گسترده‌ای در مدل‌سازی و تخمین سری‌های زمانی غیرخطی در این نوع فرایندها مورد استفاده قرار گرفته است (سیاری و همکاران، ۱۳۹۰؛ آذری و همکاران، ۱۳۹۲). در سال‌های اخیر هوش مصنوعی توانایی فراوانی در پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی از خود نشان داده‌اند. این روش‌ها چون بیشتر داده محور هستند، نیاز به دانش اولیه راجع به پدیده مورد مطالعه ندارند و در حال حاضر هوش

یکی از نیازهای عمده در طراحی پروژه‌های آبی و خاکی، مقدر دبی رودخانه‌ها است که جهت برآورد آن از روش‌های مختلف استفاده می‌شود. با توجه به بروز سیلاب‌های گوناگون و خطرهای ناشی از رخداد آن که جامعه انسانی و سازه‌های سر راه خود را تهدید می‌کند بنابراین بررسی و اطلاع از جریان رودخانه‌ها از اهمیت زیادی

۱- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
۲- دانشجوی دکتری آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

* - نویسنده مسئول: ایمیل: kroshangar@yahoo.com (Email)

DOR: 20.1001.1.20087942.1402.17.4.8.8

تجزیه مد تجربی (EMD^۶) روشی کاملاً مؤثر استخراج سیگنال از داده‌ها است و برای تجزیه سیگنال در حوزه زمان-فرکانس کاربرد دارند. هوانگ و همکاران، برای پیش‌بینی جریان رودخانه سین در فرانسه از روش تجزیه مد تجربی استفاده کردند و سری زمانی دبی به زیر سری‌های توابع مد ذاتی و باقیمانده تجزیه نمودند (Huang et al., 2009). روشنگر و چمنی، برای مدل‌سازی دبی-اشل از روش رگرسیون فرآیند گاوسی استفاده کردند و برای بهبود نتایج پیش‌بینی از روش تجزیه مد تجربی یکپارچه بهره بردند و نتیجه گرفتند که روش پیش‌پردازی منجر به افزایش دقت مدل‌سازی می‌شود (Roushangar et al., 2021).

میرزا نیا و همکاران (۱۴۰۰) در پژوهشی نشان دادند که موجک باعث بهبود نتایج و پیش‌بینی در مدل‌سازی بارش-رواناب شده است. کیشی و کوبنر، با بررسی داده‌های سه ایستگاه رودخانه غزل ایرماق ترکیه و به‌کارگیری شبکه عصبی چندلایه پرسپترون، الگوریتم نیوتن و روش RBF^۷ نشان دادند که روش شبکه عصبی بهتر از روش رگرسیون بوده و می‌تواند به‌عنوان روشی مناسب برای پیش‌بینی دبی-اشل به‌کاربرده شود (Kisi and Çobaner, 2009). بهزادی و همکاران، در مطالعه‌ای، توسعه عملکرد روش‌های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی یک روز جلوتر رواناب موردبررسی قراردادند و نتایج نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان از روش شبکه عصبی مصنوعی سریع‌تر و دقیق‌تر از خود نشان داده است (Behzad et al., 2009). کیشی و شیرینی، در مطالعات انجام‌شده نشان دادند که ترکیب تبدیل موجک و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی دبی جریان ماهانه به نتایج بالاتری نسبت به ماشین بردار پشتیبان منجر می‌شود (Kisi and Shiri, 2011). در پژوهشی به‌منظور تخمین جریان چند رودخانه غیردائمی واقع در حوضه‌های آبریز نیمه‌خشک کشور قبرس، نتایج نشان داد که روش تلفیقی شبکه عصبی و آنالیز موجک یک روش مؤثر در تخمین جریان در حوضه مورد مطالعه هست (Adamowski and Sun, 2010). کیشی و سیمت، توانایی ترکیب موجک با روش برنامه‌ریزی ژنتیک را در مقایسه با مدل برنامه‌ریزی ژنتیکی به اثبات رساندند (Kisi and Cimen, 2011). داننده مهر و همکاران، دو مدل برنامه‌نویسی ژنتیکی خطی (LGP^۸) و مدل ترکیبی موجک شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی جریان ماهانه دو ایستگاه پی‌درپی مورد مطالعه قراردادند و به این نتیجه رسیدند که بر اساس مدل مرجع و مجموعه داده‌های ورودی و خروجی، روش صریح LGP با عملگرهای محاسباتی هم نتایج بهتری نسبت به مدل WANN از خود نشان داده است (Danandeh Mehr et al., 2013). آدارش و

مصنوعی ابزاری کارآمد برای مدل‌سازی بر روی انبوهی از داده‌های دینامیکی و غیرخطی می‌باشد.

یاسین و همکاران، دبی ماهانه رودخانه دجله را با استفاده از روش یادگیری قدرتمند (ELM^۱) پیش‌بینی کردند و نتایج این روش جدید را با رگرسیون بردار پشتیبان (SVR^۲) و شبکه عصبی عمومی (GRNN^۳) مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که روش ELM از عملکرد بهتری نسبت به دو روش دیگر برخوردار است (Yaseen et al., 2016). بابایی مقدم و همکاران (۱۳۹۵) میزان تغییرات دبی دو رودخانه شاهرود و قزل‌اوزن را مورد بررسی قراردادند. برای رسیدن به این هدف از چهار آزمون تحلیل روند شامل سن، من‌کندال، رگرسیون خطی و اسپیرمن استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده از همه آزمون‌ها در دوره‌های فصلی و سالانه مشابه بود. نتایج همه آزمون‌ها کاهش معنادار دبی رودخانه‌های قزل‌اوزن و شاهرود را نشان داد. لیما و همکاران، به پیش‌بینی دبی روزانه دو رودخانه در کانادا با استفاده از روش ELM پرداختند که نتایج آن‌ها نشان از توانایی این روش در پیش‌بینی جریان داشت (Lima et al., 2016). تائورمینا و همکاران، به انتخاب متغیرهای ورودی جهت پیش‌بینی دبی روزانه با استفاده از الگوریتم ذرات بهینه پرداختند و با استفاده از روش ELM مدل‌سازی بارش-رواناب رودخانه کنتاکی را بررسی کردند. نتایج نشان‌دهنده زمان اجرای کمتر و دقت بالا در مدل‌سازی بود (Taormina et al., 2015).

ژو و همکاران، از مدل رگرسیون فرآیند گاوسی برای تخمین چند ماه بعد دبی رودخانه استفاده کردند و نتیجه گرفتند که روش GPR^۴ با داشتن کمترین میزان خطا و بیش‌ترین همبستگی عملکرد مناسبی دارد (Zhu et al., 2019). گوی و چان، برای مدل‌سازی جریان از روش مبتنی بر کرنل رگرسیون بردار پشتیبان (GPR) استفاده کردند (Choy and Chan, 2003). باوجود توانایی بالای روش‌های هوشمند در تخمین پدیده‌های هیدرولوژیکی نظیر دبی جریان، برخی اوقات این روش‌ها منجر به نتیجه دلخواه و مناسب نمی‌شوند و نیاز به افزایش دقت این مدل‌ها است. وجود ویژگی‌هایی نظیر نویز، غیرخطی و غیر ایستا بودن در بسیاری از پدیده‌های هیدرولوژیکی، به‌خصوص برآورد دبی جریان، موجب پیچیدگی بیش‌تر این پدیده‌ها گشته و از طرف دیگر با توجه به داده‌گرا بودن این مدل‌ها، کیفیت و ویژگی خود این داده‌ها نیز از اهمیت بالایی برخوردار هستند (Danandeh Mehr et al., 2017). از این‌رو پژوهشگران در سال‌های اخیر، از روش‌های پیش‌پردازی زمانی استفاده کردند. روش تبدیل موجک (DWT^۵) و

- 1- Extreme Learning Machine
- 2- Support Vector Regression
- 3- General Regression Neural Network
- 4- Gaussian Process Regression
- 5- Discrete Wavelet Transform

- 6- Ensemble Empirical Mode Decomposition
- 7- Radial Basis Function
- 8- Linear Genetic Programming

سال‌های قبل خیلی دشوار هست. با توجه به مطالعات صورت گرفته در این زمینه بارش و دما بیشترین تأثیر را بر مقدار جریان رودخانه‌ها، رواناب، خشک‌سالی و سیلاب دارد. (سیاری و همکاران، ۱۳۹۰؛ آذری و همکاران، ۱۳۹۲). لذا از اطلاعات موجود دو ایستگاه جهت مقایسه، پارامترهای موردنظر انتخاب گردید. از حافظه طولانی-کوتاه مدت برای مدل‌سازی دبی جریان رودخانه در دو منطقه استفاده شد. دو نوع دیگر مدل‌سازی هم بدون پیش‌پردازش داده‌ها و هم پس از تجزیه داده‌های سری زمانی با استفاده از تبدیل موجک و تجزیه مد تجزیه انجام شد. و نتایج باهم مقایسه گردید. منطقه مورد مطالعه و همچنین مشخصات ایستگاه‌ها و پارامترهای اندازه‌گیری شده در شکل ۱ و جدول ۱ آورده شده است.

تبدیل موجک (DWT): تبدیل موجک ابزاری مؤثر برای استخراج اطلاعات داده با تجزیه سیگنال اصلی به حوزه‌های فرکانس پایین و فرکانس بالا است (Yadav and Eliza., 2017). موجک (Wavelet) یک سری از توابع ریاضی است که جهت تجزیه سیگنال پیوسته به مؤلفه‌های فرکانسی آن به کار می‌رود که سطح تفکیک هر مخلفه برابر با مقیاس آن است. موجک‌ها (که به عنوان موجک مادر شناخته می‌شوند) نمونه‌های انتقال یافته و مقیاس شده یک تابع (موجک مادر) با طول متناهی و نوسانی شدیداً میرا هستند. تابع موجک تابعی است که دو ویژگی مهم نوسانی بودن و کوتاه‌مدت بودن را دارد (Roushangar and Ghasempour., 2020).

$\Psi(x)$ تابعی موجک است اگر و فقط اگر تبدیل فوریه آن $\Psi(\omega)$ شرط زیر را ارضا کند (Lau and Weng., 1995):

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|}{|\omega|^2} d\omega < +\infty \quad (1)$$

این شرط با عنوان شرط پذیرفتگی برای موجک $\Psi(x)$ شناخته می‌شود. $\Psi(x)$ تابع موجک مادر است. (رابطه ۲) که ضرایب a و b در آن نقش انتقال و مقیاس سیگنال موردنظر را دارند (Lau and Weng., 1995).

$$\varphi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (2)$$

توابع موجک دارای انواع بسیاری هستند که مهم‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها شامل هار، مورلت، کلاه مکزیکی، سیملت، گوسین است. تبدیل موجک پیوسته به عنوان روش جایگزین تبدیل فوریه زمان-کوتاه ارائه گردید و هدف آن، فائق آمدن بر مشکلات مربوط به تفکیک پذیری در تبدیل فوریه زمان-کوتاه است. در عمل اکثر سری‌های زمانی هیدرولوژیکی به صورت گسسته در زمان‌هایی مشخص اندازه‌گیری می‌شوند. بنابراین کاربرد موجک گسسته می‌تواند تناسب بهتری با این نوع سری زمانی داشته باشد. تبدیل موجک گسسته در عمل همان تبدیل موجک پیوسته است (نسخه گسسته

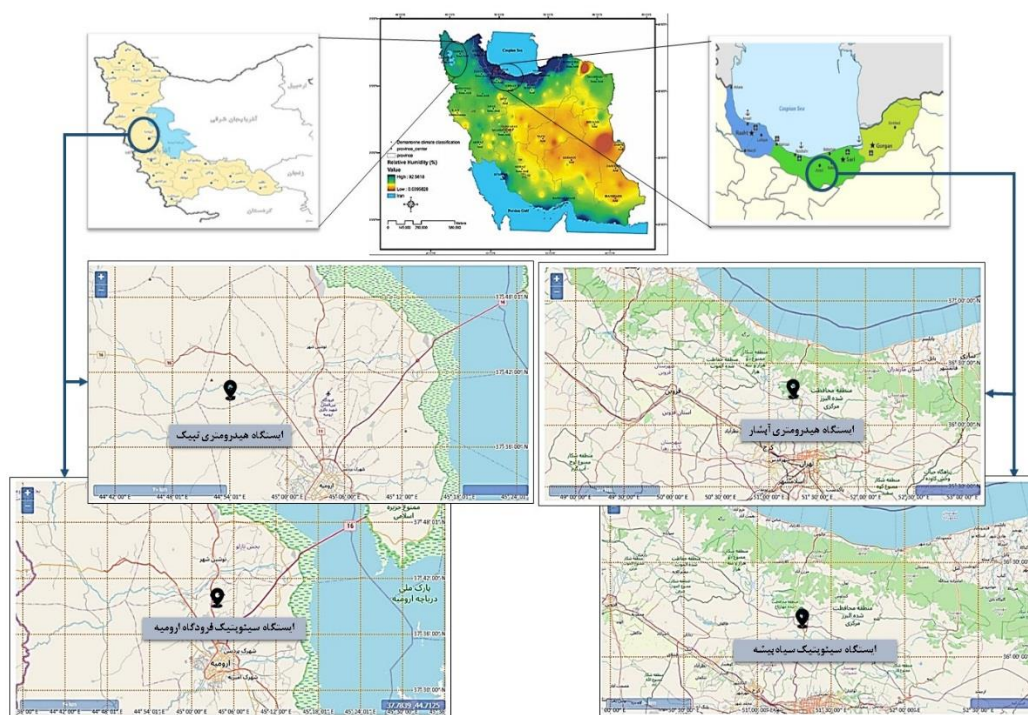
همکاران، ابتدا با استفاده از آزمون نا پارامتریک من-کندال، روند سری‌های زمانی تغییرات سالیانه رسوب از خروجی ۷ ایستگاه اصلی حوضه در هند را تحلیل کردند. سپس روندهای غیرخطی در این سری‌ها را با استفاده از تجزیه مد تجزیه (EMD) استخراج کردند. نتایج مطالعه تحلیل روند، کاهش تغییرات رسوب در ۵ حوضه از ۷ حوضه در هند را علی‌رغم افزایش میزان بارش‌ها در سه حوضه از آن‌ها نشان داد (Adarsh et al., 2016). همچنین در مطالعه‌ای نشان دادند مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی مصنوعی در سری‌های زمانی هیدرولوژیکی دارای دقت بالاتری نسبت به مدل ساده شبکه عصبی مصنوعی است (Alizadeh et al., 2017).

هدف اصلی این مطالعه، مدل‌سازی و پیش‌بینی دبی رودخانه با استفاده از روش ترکیبی LSTM، DWT و CEEMD در دو اقلیم نیمه خشک و مرطوب است. به منظور دست‌یابی به این اهداف از داده‌های اقلیمی حداکثر و حداقل دما، بارش و ساعات آفتابی و دبی جریان رودخانه استفاده شده است. جهت بررسی کارایی روش‌های به کاررفته دو نوع مدل‌سازی هم بدون پیش‌پردازش داده‌ها و هم پس از تجزیه داده‌های سری زمانی مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به تغییرات احتمالی مختلف افزایش یا کاهش دبی رودخانه‌ها تحت تأثیر تغییرات اقلیمی، ارزیابی تغییرات اقلیمی و اثرات جانبی احتمالی آن بر فرآیندهای هیدرولوژیکی در مناطق مختلف کمک بسیار مهمی به برنامه ریزان و مدیران منابع آب برای مقابله با این چالش‌ها در آینده است.

مواد و روش‌ها

موقعیت و ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه: منطقه مورد مطالعه در این پژوهش شامل دو منطقه با دو اقلیم مرطوب و نیمه خشک در کشور ایران است که بر اساس نقشه پهنه‌بندی بوم‌اقلیم شناسی کشور تعیین شد (لشنی‌زند و همکاران، ۱۳۹۳). منطقه یک در استان آذربایجان غربی (شهرستان ارومیه) در اقلیم نیمه خشک و منطقه دو در استان مازندران (شهرستان آمل) در اقلیم مرطوب قرار گرفته است. داده‌های مورد استفاده جهت پیش‌بینی جریان رودخانه در هر منطقه از دو نوع ایستگاه هیدرومتریک یک که شامل پارامتر دبی جریان است و ایستگاه سینوپتیک که شامل پارامترهای دمای حداکثر و حداقل، بارش و تابش خورشیدی است، استفاده شده است. داده‌های اندازه‌گیری شده مربوط به ۲۰ سال (۲۰۰۱ تا ۲۰۲۰) است. در این پژوهش علاوه بر پارامترهای یاد شده می‌توان از سایر پارامترهایی نظیر رطوبت، دمای تر، دمای نقطه شبنم، نم نسبی و میزان ابرناکی و غیره نیز هم‌زمان استفاده نمود ولی به علت عدم اندازه‌گیری این نوع پارامترها در ایستگاه‌های موردنظر و در صورت وجود این پارامترها کمیت و کیفیت پایین داشته و امکان دسترسی به آن‌ها برای

شده آن) که در آن یکسری موجک از تبدیل موجک پیوسته نمونه گرفته است و سامانه های کامپیوتری قابلیت محاسبه آن را با هزینه زمانی کمتر دارا است.



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

جدول ۱- مشخصات ایستگاهها و پارامترهای اقلیمی به صورت روزانه برای دوره آماری ۲۰۰۱ تا ۲۰۲۰

اقلیم	رودخانه	نوع ایستگاه	نام ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	پارامتر	واحد	حد اقل	حد اکثر	میانگین
		هیدرومتر یک	تپیک	۴۴°۵۴'۰۰"	۳۷°۴۱'۰۰"	دبی (Q)	m ³ /s	۰	۱۳۳	۹/۰۷
						دمای حداکثر (Tmax)	°C	-۷/۲	۳۹/۹	۱۸/۸۲
						دمای حداقل (Tmin)	°C	-۱۸/۲	۲۳/۷	۵/۳۱
نیمه خشک	نازلو چای	سینوپتیک	فرودگاه ارومیه	۴۵°۰۲'۵۹"	۳۷°۴۰'۱۲"	بارش (P)	(mm)	۱۶۵/۲۷	۴۴۳/۶۸	۳۰۶/۵۶
						تابش خورشیدی (S)	j/m ²	۰	۱۴/۵	۸/۰۹
		هیدرومتر یک	آبشار	۵۱°۱۵'۲۱"	۳۶°۱۹'۵۰"	دبی (Q)	m ³ /s	۰/۶۳	۶۰	۸/۹
						دمای حداکثر (Tmax)	°C	-۷/۴	۳۵/۴	۱۵/۵۹
						دمای حداقل (Tmin)	°C	-۱۷	۳۲/۴	۶/۴۹
مرطوب	چالوس	سینوپتیک	سیاهبیشه آمل	۵۱°۱۸'۰۰"	۳۶°۱۵'۰۰"	بارش (P)	(mm)	۴۰۰/۵۹	۸۶۸/۹۸	۶۰۷/۱۹
						تابش خورشیدی (S)	j/m ²	۰	۱۴/۶	۵/۲۸

آن نوعی توصیف زمان-مقیاس از سیگنال گسسته با استفاده از فیلترهای دیجیتال ارائه می‌گردد. تبدیل موجک، حاصل شباهت

اصول تبدیل موجک گسسته به روشی تحت عنوان کدینگ زیر باند برمی‌گردد که در سال ۱۹۷۶ سنگ بنای اولیه آن گذارده شد و در

استفاده از جنبه‌های مثبت آماری نویز سفید که توزیع متوازن در حوزه فرکانس دارد، اثر نویز متناوب از روند تجزیه حذف می‌شود. در روش تجزیه مد تجربی یکپارچه کامل (CEEMD) نوبه سفید به صورت دوتایی (یکی مثبت و دیگری منفی) به داده اصلی اضافه می‌شود تا دو سری IMF مجموع ساخته شود. بنابراین ترکیبی متشکل از داده اصلی و نوبه‌ی اضافی داریم که مجموع IMF ها برابر سیگنال اصلی می‌شود و نوبه اضافی دامنه موجی از مرتبه‌ی pm خواهد بود (Wu and Huang, 2004).

حافظه طولانی - کوتاه مدت (LSTM): یادگیری عمیق،

رده‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که از چندین لایه برای استخراج ویژگی‌های سطح بالا از ورودی خام استفاده می‌کنند (Deng and Yu, 2014) یک شبکه عصبی مکرر (RNN) کلاسی از شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که در آن اتصالات مابین گره‌هایی از یک در امتداد یک دنباله زمانی می‌باشند و سبب می‌شود تا الگوریتم بتواند رفتار پویای موقتی را به نمایش بگذارد. برخلاف شبکه‌های عصبی روبه‌جلو، شبکه‌های عصبی مکرر می‌توانند از وضعیت درونی خود برای پردازش دنباله ورودی‌ها استفاده کنند. (Graves et al., 2008 ; Sak et al., 2014). حافظه طولانی-کوتاه مدت یک معماری شبکه عصبی بازگشتی (یک شبکه عصبی مصنوعی) است که در سال ۱۹۹۷ میلادی توسط سب هوخرایتر و یورگن اشمیدهور ارائه شد و بعداً در سال ۲۰۰۰ میلادی توسط فیلیکس ژرس و دیگران بهبود داده شد (Hochreiter and Schmidhuber, 2000 ; Gers et al., 1997). یک سلول RNN توالی $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ با طول متغیر را به عنوان ورودی دریافت می‌کند و در هر گام زمانی، حالت مخفی ht خود را توسط رابطه ۵ به‌روزرسانی می‌کند.

$$\begin{cases} 0 & t = 0 \\ \varphi(h_{t-1}, x_t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

که در آن φ تابع غیرخطی مانند تابع سیگموئید، xt ورودی شبکه در زمان t، ht حالت مخفی در زمان t، ht-1 حالت مخفی در یک واحد تأخیر زمانی است (Chung et al., 2014). عنصر اصلی شبکه LSTM سلول حالت است. شبکه LSTM این توانایی را دارد که اطلاعات جدیدی را به سلول حالت اضافه یا اطلاعات آن را حذف کند. این کار توسط ساختارهایی به نام گیت انجام می‌شود. گیت‌ها مسیر ورودی اطلاعات هستند. آن‌ها از یک لایه شبکه عصبی سیگموئید به همراه یک عملگر ضرب نقطه‌به‌نقطه تشکیل شده‌اند. خروجی لایه سیگموئید عددی بین صفر و یک است که نشان می‌دهد

سنجی (کوریولیشن) بین محتوای فرکانسی (مقیاسی) سیگنال و تابع موجک در مقیاس‌های مختلف است (Adamowski et al., 2009). تجزیه کردن سری‌های زمانی با استفاده از فیلترهای مشخص (موجک و توابع مقیاس گذاری شده) دو نوع زیر سری را به وجود می‌آورد؛ بردارهای تقریبی یا باقیمانده و بردارهای جزئیات. این ضرایب حاصل از در هم پیچیدن سری زمانی اصلی با فیلتر پایین-گذر همان تابع مقیاس گذاری است و فیلتر بالا گذر همان تابع موجک است. تابع تبدیل موجک قابلیت تجزیه سری زمانی به چندین زیر سری زمانی با مقیاس‌های مختلف را دارد و با بررسی زیر سری‌های زمانی منتهجه از سری زمانی کلی، رفتار کوچک مقیاس و بزرگ مقیاس یک فرآیند هیدرولوژیکی را آنالیز می‌کند. روابطی که بیشتر برای تخمین سطح تجزیه مورد استفاده قرار می‌گیرد به صورت زیر است:

$$L = \text{int} \left[\log(N) \right], L = \frac{\log\left(\frac{N}{2p-1}\right)}{\log 2} \quad (3)$$

که در آن L سطح تجزیه، N تعداد نقاط داده در سری زمانی و p برابر با زمان محو شونده برای موجک مادر انتخاب شده است (Chou., 2014).

روش تجزیه مد تجربی (EMD): روش تجزیه مد تجربی

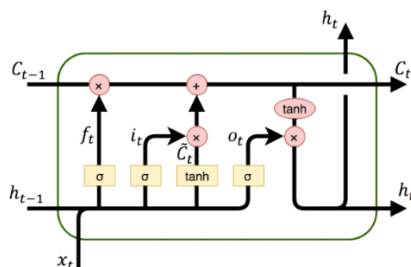
روشی برای تجزیه سیگنال‌های گوناگون است که این عمل در فرآیندی تحت عنوان غربال کردن صورت می‌گیرد. طی این فرآیند سیگنال اصلی به تعدادی مخلفه با محتوای بسامدی متفاوت تجزیه می‌شود. روش EMD طبق رابطه ۴ سیگنال اصلی $x(n)$ را به تعدادی مد ذاتی (IMF) تجزیه می‌کند (Amirat et al., 2018):

$$x(n) = \sum_{i=1}^n c_i(x) + r_n(x) \quad (4)$$

که $r_n(x)$ همان مخلفه باقی مانده، بعد از n تعداد IMFs و $c_i(x)$ است. یک داده ممکن است در یک زمان دارای چندین مد ذاتی باشد. این مدهای نوسانی، تابع‌های مد ذاتی (IMF) نام دارند و دارای دو شرایط هستند: ۱) در کل داده‌ها، تعداد نقاط فرین (اکسترمم) و نقاط صفر باهم برابر و یا حداکثر دارای یک واحد اختلاف هستند، ۲) در هر نقطه میانگین پوش برازش داده شده بر نقاط بیشینه محلی و پوش برازش داده شده بر نقاط کمینه محلی باید صفر باشد. به علت وجود تناوب و نویز در سیگنال‌ها، در برخی موارد به علت اختلاط مدها؛ توزیع حوزه زمان-فرکانس دچار انقطاع می‌شود و عملکرد EMD دچار نقض می‌گردد (چون میانگین IMF ها حالتی نامشخص به خود می‌گیرد). جهت رفع این ایراد، روشی متفاوت با عنوان روش تجزیه مد تجربی یکپارچه (EEMD) پیشنهاد شد. در روند تجزیه سازی آن، حجم محدودی از نویز سفید وارد سیگنال اصلی می‌شود. با

گیت فراموشی، گیت ورودی و گیت خروجی. در نهایت، شکل نهایی سلول LSTM به صورت شکل ۲ خواهد بود و معادلات مربوط به عملکرد گیت‌ها و سلول حالت در رابطه ۶ آورده شده است.

چه مقدار از ورودی باید به خروجی ارسال شود. مقدار صفر یعنی هیچ اطلاعاتی نباید به خروجی ارسال شود درحالی که مقدار یک یعنی تمام ورودی به خروجی ارسال شود. LSTM دارای سه گیت برای کنترل مقدار سلول حالت است (Graves and Schmidhuber, 2005):



شکل ۲- شکل نهایی سلول LSTM

آمارای استفاده گردید که عبارت اند از: ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی (R)، ضریب تبیین که همبستگی بین مقادیر پیش بینی شده و واقعی را نشان می‌دهد و یکی از معیارهای مهم ارزیابی قابلیت یک مدل است (DC) و ریشه میانگین مربعات خطاها که بیانگر میزان انحراف بین مقادیر پیش‌بینی شده است (RMSE). هرچه مقدار R و DC برای یک مدل به یک نزدیک‌تر و مقدار RMSE کوچک‌تر باشد به معنی مطلوب بودن آن مدل است. روابط این پارامترهای آماری به صورت زیر است:

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (I_o - I_p)^2}{\sum_{i=1}^N (I_o - \bar{I}_p)^2} \quad (8)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (I_o - \bar{I}_o) \times (I_p - \bar{I}_p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (I_o - \bar{I}_o)^2 \times \sum_{i=1}^N (I_p - \bar{I}_p)^2}}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (I_o - I_p)^2}{N}}$$

در روابط بالا: I_o مقدار اندازه‌گیری شده، \bar{I}_o متوسط مقدار اندازه‌گیری شده، I_p مقدار پیش‌بینی شده، \bar{I}_p متوسط مقدار پیش‌بینی شده و N تعداد داده‌ها است.

نتایج و بحث

تعریف مدل‌های ورودی: در مطالعه حاضر جهت مدل‌سازی

در روابط بالا، x_t بردار ورودی، h_t بردار حالت مخفی یا بردار خروجی نهایی، f_t بردار فعال‌ساز گیت فراموشی، i_t بردار فعال‌ساز گیت ورودی، o_t بردار فعال‌ساز گیت خروجی، \hat{c}_t بردار فعال‌ساز ورودی سلول، h_{t-1} بردار فعال‌ساز خروجی سلول، c_t بردار حالت سلول، W_f, W_i, W_o, W_z و U_f, U_i, U_o, U_z ماتریس‌های وزنی قابل یادگیری بین ورودی و بردارهای مربوطه، b_f, b_i, b_o, b_z بردارهای بایاس، σ تابع فعال‌ساز سیگموئید و \ominus ضرب نقطه‌ای دو بردار را نشان می‌دهد.

نرمالیزه کردن داده‌ها: یکی از مراحل اصلی در استفاده از روش‌های هوشمند پیش‌پردازش داده‌ها است. با توجه به دامنه وسیع داده‌های ورودی و به منظور افزایش دقت و سرعت مدل‌سازی، داده‌های مورد استفاده در این تحقیق با استفاده از رابطه ۷ در بازه (۰/۱ تا ۱) نرمال شده‌اند و در نهایت مجموع داده‌های فوق برای مدل‌سازی به کار گرفته شده‌اند.

$$X_{istd} = 0.1 + 0.9 \times \left(\frac{X_i - X_{i \min}}{X_{i \max} - X_{i \min}} \right) \quad (7)$$

که در آن $x_{i \min}$ کمترین داده و $x_{i \max}$ بیشترین داده از نظر مقدار است (Roushangar and Shahnazi., 2019).

معیارهای ارزیابی: به منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل از طریق مقایسه داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده، از سه پارامتر

- 1- Correlation Coefficient
- 2- Coefficient of Determination
- 3- Root Mean Squar Error

مدل‌سازی‌ها پس از نرمالیزه کردن داده‌ها ابتدا سری‌های زمانی توسط تبدیل موجک و تجزیه یکپارچه مد تجزیه کامل به زیر سری‌هایی تجزیه گردیده و سپس این زیر سری‌ها به‌عنوان ورودی مدل LSTM استفاده شد. جدول ۲ بیان‌گر مدل‌های زمانی تعریف شده است. لازم به توضیح است که داده‌های سری زمانی دبی جریان از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۴ به‌عنوان داده‌های آموزش و بقیه داده‌ها (۲۰۲۰ تا ۲۰۲۰) به‌عنوان داده‌های آزمون مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

دبی جریان به‌صورت زمانی از پارامترهای دمایی حداکثر $T_{max}(t)$ و حداقل $T_{min}(t)$ بارش $P(t)$ ، تابش خورشیدی $S(t)$ و دبی $Q(t)$ استفاده شده است. اندیس t تأخیر زمانی در هر یک از پارامترها برحسب روز را نشان می‌دهد. به‌این ترتیب که دبی یک روز تابع پارامترهای هواشناسی در همان روز و یا چند روز قبل و همچنین تابع دبی یک روز قبل خود است. این مدل‌سازی در دو رودخانه در دو اقلیم نیمه‌خشک و مرطوب مورد ارزیابی قرار گرفته است. در تمامی

جدول ۲- مدل‌های زمانی تعریف شده

مدل	ورودی	هدف
Q(I)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), S(t)$	$Q(t)$
Q(II)	$T_{min}(t), T_{min}(t-1), T_{max}(t), T_{max}(t-1), P(t), S(t)$	$Q(t)$
Q(III)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), P(t-1), S(t)$	$Q(t)$
Q(IV)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), P(t-1), P(t-2), S(t)$	$Q(t)$
Q(V)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), S(t)$	$Q(t)$
Q(VI)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), P(t-4), S(t)$	$Q(t)$
Q(VII)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), S(t), S(t-1)$	$Q(t)$
Q(VIII)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), S(t), S(t-1), S(t-2)$	$Q(t)$
Q(IX)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), S(t), S(t-1), S(t-2), S(t-3)$	$Q(t)$
Q(X)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), S(t), Q(t-1)$	$Q(t)$
Q(XI)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), S(t), S(t-1), S(t-2), Q(t-1)$	$Q(t)$
Q(XII)	$T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), S(t), S(t-1), Q(t-1)$	$Q(t)$

در جدول ۲ پارامترهای $T_{min}(t), T_{max}(t), P(t), S(t)$ و $Q(t)$ به ترتیب تابش خورشیدی، بارش، دمایی حداکثر، دمایی حداقل و دبی رودخانه با (t) به‌صورت روزانه هست و پارامترهای یادشده با $(t-1), (t-2), (t-3)$ به ترتیب تأخیر زمانی یک و دو و سه روز هست.

به روزهای قبل تعریف گردید و کارایی روش حافظه طولانی - کوتاه مدت مورد بررسی قرار گرفت. بنابراین این مدل‌ها با روش LSTM آنالیز گردید و نتایج حاصله از تحلیل مدل‌ها در جدول ۳ و ۴ نشان داده شد.

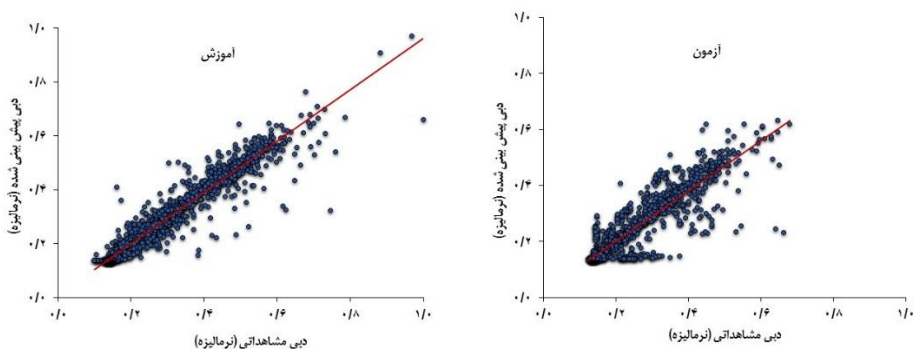
نتایج به‌دست‌آمده برای مدل LSTM بدون تجزیه داده‌ها: جهت تخمین میزان جریان رودخانه بر اساس سری زمانی اصلی و بدون تجزیه آن به چندین زیر سری، دوازده مدل بر اساس داده‌های روزانه دمایی حداکثر، دمایی حداقل، بارش، تابش خورشیدی و دبی مربوط

جدول ۳- نتایج ارزیابی مدل‌سازی زمانی رودخانه چالوس (منطقه مرطوب)

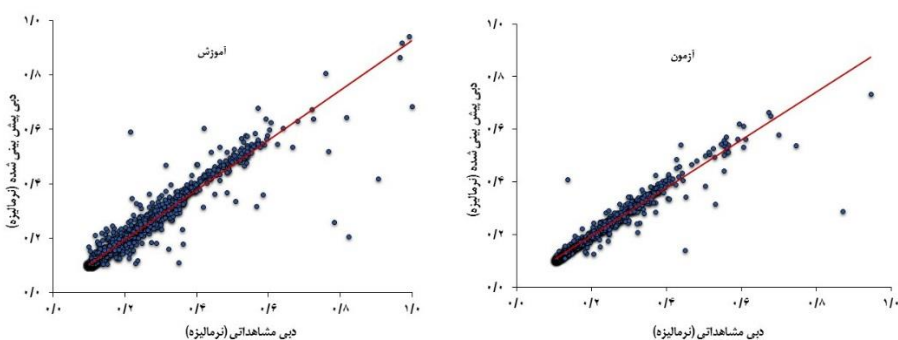
مدل	آموزش			آزمون		
	RMSE	DC	R	RMSE	DC	R
I	۰/۵۳۵	۰/۲۸۱	۰/۰۹	۰/۴۴۴	۰/۱۷۹	۰/۰۹
II	۰/۵۲	۰/۲۵۵	۰/۰۹۲	۰/۴۵۹	۰/۱۵۶	۰/۰۹۱
III	۰/۵۵۳	۰/۳	۰/۰۸۹	۰/۴۳۸	۰/۱۸۴	۰/۰۹
IV	۰/۵۵۸	۰/۳۰۵	۰/۰۸۹	۰/۴۴۲	۰/۱۷۳	۰/۰۹
V	۰/۵۸۵	۰/۳۳۷	۰/۰۸۶	۰/۴۵	۰/۱۹۱	۰/۰۸۹
VI	۰/۶۰۲	۰/۳۵	۰/۰۸۶	۰/۴۲۴	۰/۱۵۷	۰/۰۹۱
VII	۰/۵۸	۰/۳۳۳	۰/۰۸۷	۰/۴۹۳	۰/۲۳۳	۰/۰۸۷
VIII	۰/۶۲۹	۰/۳۸۴	۰/۰۸۳	۰/۵۲۱	۰/۲۶۵	۰/۰۸۵
IX	۰/۶۵۳	۰/۴۱۷	۰/۰۸۱	۰/۵۰۶	۰/۲۰۶	۰/۰۸۸
X	۰/۹۷۶	۰/۹۵۳	۰/۰۲۳	۰/۹۱۷	۰/۸۳۷	۰/۰۴
XI	۰/۹۷۶	۰/۹۴۷	۰/۰۲۴	۰/۹۱۶	۰/۸۳۳	۰/۰۴
XII	۰/۹۷۶	۰/۹۴۹	۰/۰۲۴	۰/۹۱۶	۰/۸۳۶	۰/۰۴

جدول ۴- نتایج ارزیابی مدل‌سازی زمانی رودخانه نازلو (منطقه نیمه خشک)

مدل	آموزش			آزمون		
	RMSE	DC	R	RMSE	DC	R
I	۰/۵۵۱	۰/۳۰۲	۰/۵۱۸	۰/۰۷۶	۰/۲۴۹	۰/۰۷۶
II	۰/۵۸۴	۰/۳۳۸	۰/۵	۰/۰۷۸	۰/۲۲۸	۰/۰۷۸
III	۰/۵۵۸	۰/۳۱۱	۰/۵۴۸	۰/۰۷۵	۰/۲۲۷	۰/۰۷۵
IV	۰/۵۷۳	۰/۳۲۴	۰/۵۵۳	۰/۰۷۴	۰/۲۹۷	۰/۰۷۴
V	۰/۶۰۱	۰/۳۴۷	۰/۵۵۱	۰/۰۷۴	۰/۳۰۳	۰/۰۷۴
VI	۰/۶۰۱	۰/۳۵۶	۰/۵۴۲	۰/۰۷۵	۰/۲۸	۰/۰۷۵
VII	۰/۵۹	۰/۳۴۷	۰/۵۰۶	۰/۰۷۸	۰/۲۱۵	۰/۰۷۸
VIII	۰/۶۲۵	۰/۳۹	۰/۵۰۹	۰/۰۷۸	۰/۲۲۹	۰/۰۷۸
IX	۰/۶۶۲	۰/۴۳۵	۰/۵۲۷	۰/۰۷۷	۰/۲۴۲	۰/۰۷۷
X	۰/۹۷۱	۰/۹۴۱	۰/۹۶۵	۰/۰۲۳	۰/۹۳۱	۰/۰۲۳
XI	۰/۹۷۶	۰/۹۵۴	۰/۹۵۵	۰/۰۲۶	۰/۹۱	۰/۰۲۶
XII	۰/۹۷۶	۰/۹۵۲	۰/۹۵۳	۰/۰۲۷	۰/۹۰۳	۰/۰۲۷



شکل ۳. نتایج مرحله آموزش و آزمون مدل برتر (X) در رودخانه چالوس



شکل ۴- نتایج مرحله آموزش و آزمون مدل برتر (X) در رودخانه نازلو چای

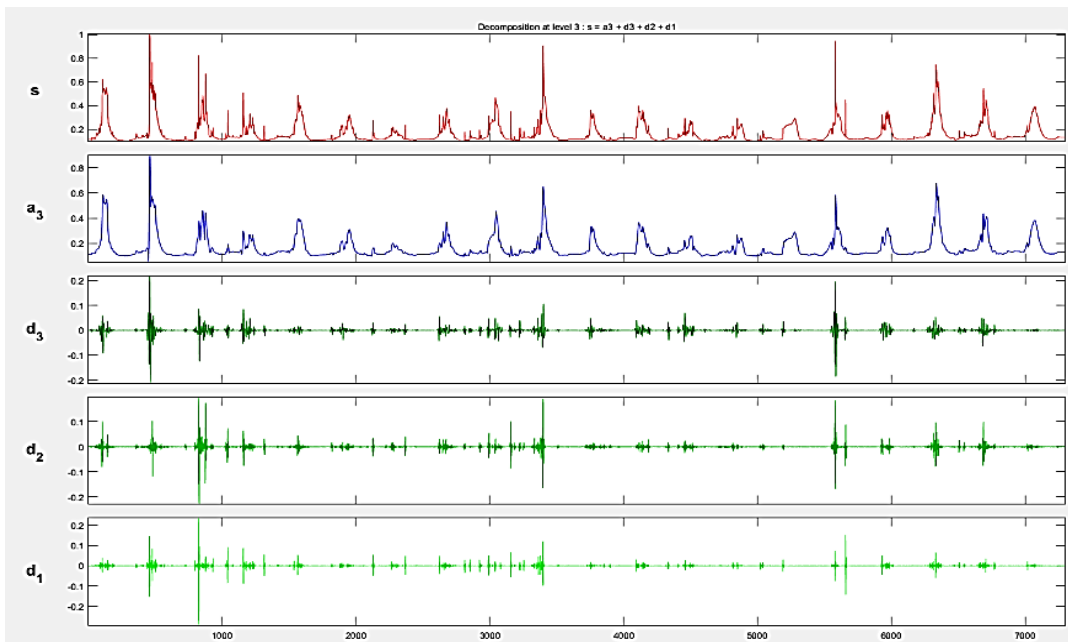
مربوط به اقلیم نیمه‌خشک از نتایج مربوط به اقلیم مرطوب به مراتب بهتر است. نتایج مربوط به دو رودخانه برای سری داده‌های آموزش و آزمون در شکل ۳ و ۴ نشان داده شده است.

نتایج به دست آمده برای مدل LSTM پس از تجزیه داده‌ها: در این قسمت با استفاده از دو روش تجزیه یکپارچه مد تجزیه کامل و تبدیل موجک گسسته ابتدا سری‌های زمانی تجزیه گردید و سپس زیر

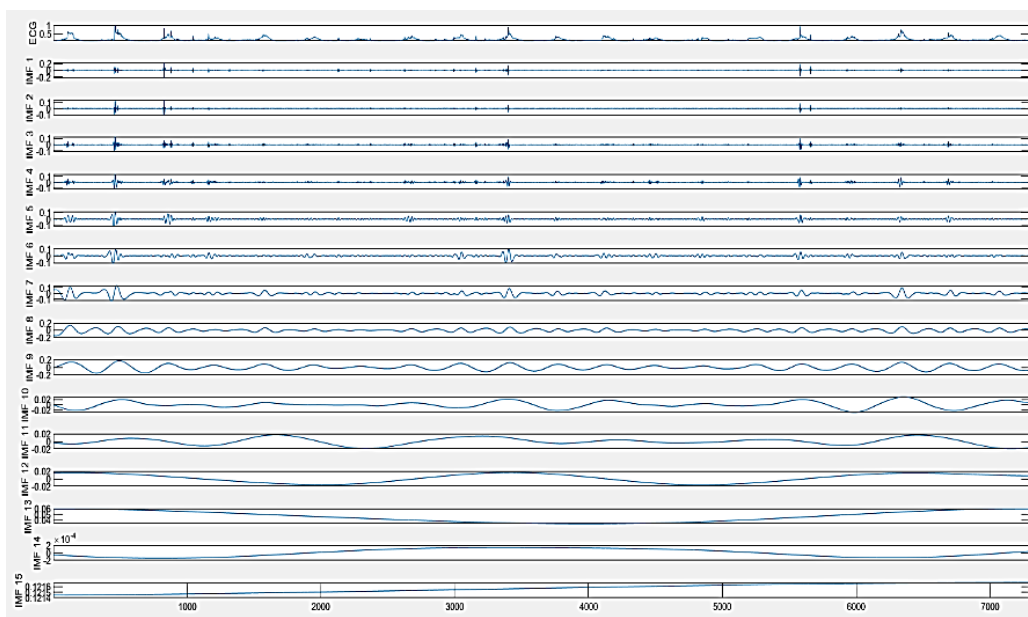
با توجه به نتایج به دست آمده از سه معیار ارزیابی مدل برای داده‌های آموزش و آزمون، مشاهده می‌شود که نتایج برای مدل $Q(X)$ در هر دو رودخانه از مدل‌های دیگر بهتر است. بنابراین نتیجه می‌شود دبی در یک روز تا حد زیادی تابع دبی در روز قبل و دمای حداکثر و حداقل و تابش خورشیدی در همان روز و همچنین بارش مربوط به یک، دو و سه روز قبل است. همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج

پایه از سیگنال اصلی است. این پروسه تا وقتی ادامه می‌یابد که تقریباً سیگنال باقیمانده ثابت شود. در نهایت زیر سری‌های به‌دست‌آمده از هر دو روش، به‌عنوان ورودی به مدل LSTM داده شد. به‌عنوان مثال پیش‌پردازش سری‌های زمانی پارامتر دبی جریان ایستگاه تپیک در مقیاس روزانه توسط تبدیل موجک و همچنین تجزیه مد تجزیه در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده‌شده است.

سری‌های به‌دست‌آمده به‌عنوان ورودی به مدل LSTM داده شد. مدل‌سازی نیز در دو حالت اقلیم نیمه‌خشک و مرطوب انجام شد. اولین قدم برای تجزیه سیگنال با تبدیل موجک انتخاب موجک مادر است. در این تحقیق از موجک مادر db4 با ۳ سطح تجزیه استفاده شد. اساس روش CEEMD نیز تجزیه سیگنال به IMF‌های مختلف و یک سیگنال باقیمانده است که در نهایت مجموع این‌ها، همان سیگنال اصلی خواهد بود. روش تشکیل IMF‌ها بر اساس تفریق تابع



شکل ۵- زیر سری تجزیه‌شده پارامتر دبی در ایستگاه تپیک توسط تبدیل موجک گسسته



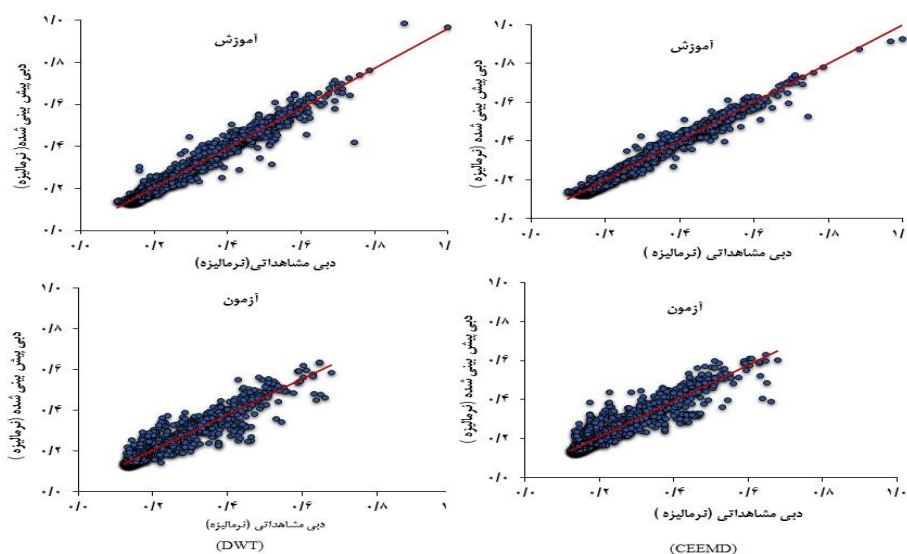
شکل ۶- زیر سری تجزیه‌شده پارامتر دبی در ایستگاه تپیک توسط تجزیه مد تجزیه یکپارچه کامل

جدول ۵- نتایج ارزیابی مدل سازی زمانی پس از تجزیه داده‌ها برای سه مدل برتر (DWT)

منطقه	مدل	آموزش			آزمون		
		RMSE	DC	R	RMSE	DC	R
نیمه خشک	Q(X)	+۰/۹۸۶	+۰/۹۷۴	+۰/۱۴	+۰/۹۷۷	+۰/۹۵۴	+۰/۱۸
	Q(XI)	-۰/۹۸۹	-۰/۹۷۱	-۰/۱۵	-۰/۹۷۶	-۰/۹۴۶	-۰/۰۲
	Q(XII)	-۰/۹۸۷	-۰/۹۷۲	-۰/۱۴	-۰/۹۷۷	-۰/۹۵	-۰/۰۱۹
مرطوب	Q(X)	+۰/۹۸۹	+۰/۹۷۶	+۰/۱۶	+۰/۹۵۳	+۰/۹۰۶	+۰/۰۳
	Q(XI)	-۰/۹۸۹	-۰/۹۷۹	-۰/۱۵	-۰/۹۵	-۰/۹۰۳	-۰/۰۳
	Q(XII)	-۰/۹۹	-۰/۹۸	-۰/۱۴	-۰/۹۵۱	-۰/۹۰۴	-۰/۰۳

جدول ۶- نتایج ارزیابی مدل سازی زمانی پس از تجزیه داده‌ها برای سه مدل برتر (CEEMD)

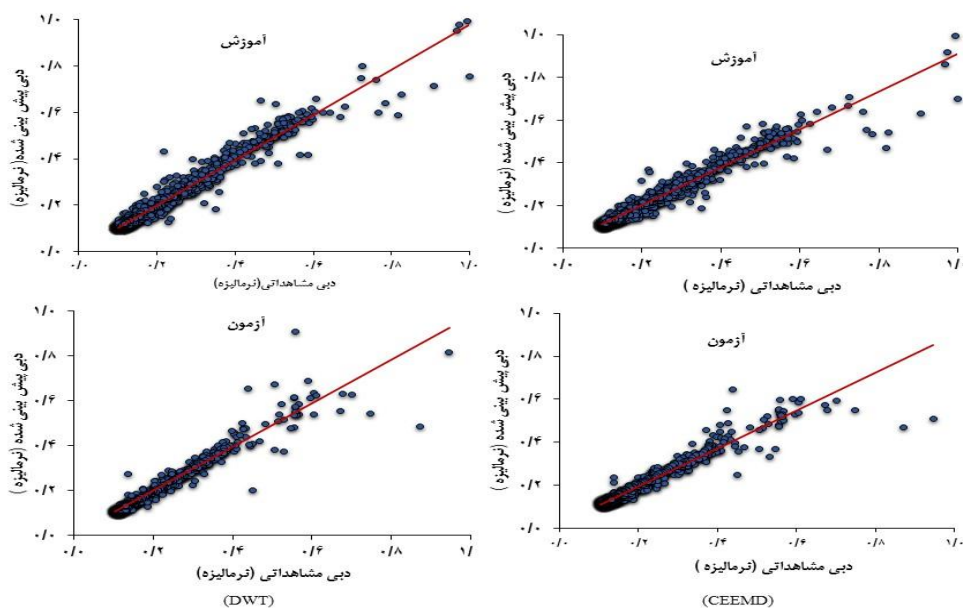
منطقه	مدل	آموزش			آزمون		
		RMSE	DC	R	RMSE	DC	R
نیمه خشک	Q(X)	+۰/۹۸۲	+۰/۹۵۵	+۰/۱۸	+۰/۹۷۲	+۰/۹۴	+۰/۲۱
	Q(XI)	-۰/۹۸۸	-۰/۹۷۷	-۰/۱۳	-۰/۹۷	-۰/۹۳۸	-۰/۰۲۱
	Q(XII)	-۰/۹۸۲	-۰/۹۶۳	-۰/۱۶	-۰/۹۶۸	-۰/۹۳	-۰/۰۲۳
مرطوب	Q(X)	+۰/۹۹۲	+۰/۹۸۵	+۰/۱۳	+۰/۹۴۳	+۰/۸۸	+۰/۲۸
	Q(XI)	-۰/۹۹۴	-۰/۹۸۹	-۰/۱۱	-۰/۹۴	-۰/۸۶۵	-۰/۰۳۶
	Q(XII)	-۰/۹۹۳	-۰/۹۸۶	-۰/۱۲	-۰/۹۴	-۰/۸۷۹	-۰/۰۳۴



شکل ۷- نتایج مرحله آموزش و آزمون مدل برتر Q(X) در رودخانه چالوس پس از تجزیه داده‌ها توسط تبدیل موجک و تجزیه مد تجزیه

برتر در رودخانه نازلو چای در اقلیم نیمه خشک نتایج بهتری نسبت به رودخانه چالوس در اقلیم مرطوب دارد. بنابراین نتیجه می شود دبی جریان در یک روز تابع دبی در روز قبل، دمای حداکثر و حداقل و تابش خورشیدی در همان روز و بارش یک، دو و سه روز قبل خواهد بود. برای همین جهت مقایسه نتایج دو رودخانه پس از پردازش داده‌ها به دو روش ذکر شده در شکل ۷، ۸ آورده شده است.

نتایج حاصل از مدل سازی پس از پردازش داده‌ها توسط تبدیل موجک گسسته و تجزیه مد تجزیه در جدول ۵ و ۶ آورده شده است. همان طور که در نتایج نیز مشاهده می شود تجزیه سری های زمانی تا حدودی باعث بهبود نتایج شده‌اند و تأثیر تجزیه با استفاده تبدیل موجک گسسته بیشتر از روش تجزیه مد تجزیه کامل است. مطابق نتایج به دست آمده مدل Q(X) بهترین مدل است و طبق نتایج بدون پیش پردازش تغییر اقلیم تأثیر چندانی بر روی نتایج ندارد ولی مدل



شکل ۸- نتایج مرحله آموزش و آزمون مدل برتر $Q(X)$ در رودخانه نازلو چای پس از تجزیه داده‌ها توسط تبدیل موجک و تجزیه مد تجزیه

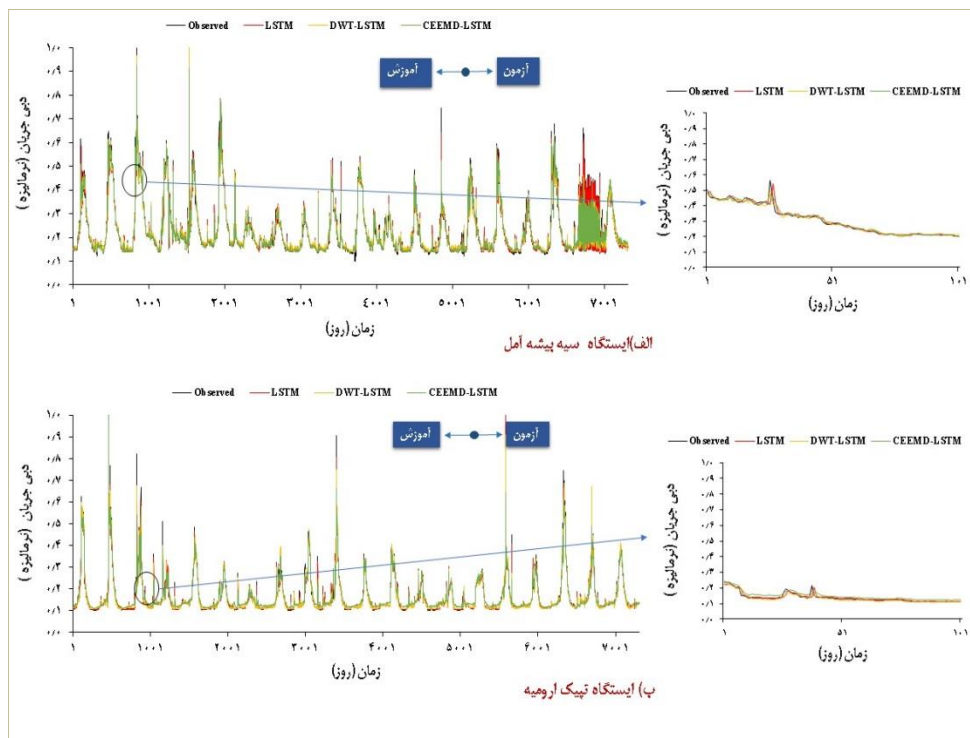
RMSE و افزایش مقدار DC شده است. که با پژوهشی صورت گرفته توسط Adamowski and Sun, (2010) و ثاقبان، (۱۳۹۹) و همچنین میرزا نیا و همکاران، (۱۴۰۰) در خصوص بهبود عملکرد تأثیر موجک برافزایش دقت مدل‌های تخمینی در مدل‌سازی همخوانی دارد.

آنالیز حساسیت: جهت بررسی تأثیر پارامترهای به کاررفته در مدل برتر (مدل $Q(X)$ در حالت تجزیه با تبدیل موجک گسسته) در هر دو رودخانه آنالیز حساسیت انجام گرفت. برای این منظور با حذف تک تک پارامترهای مدل برتر و اجرای دوباره مدل و تعیین معیار ارزیابی RMSE، میزان تأثیر پارامتر حذف شده در کاهش دقت مدل مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از آنالیز حساسیت به صورت شکل ۱۰ ارائه گردیده است. همان‌طور که از شکل مشخص است با حذف پارامتر $Q(t-1)$ دقت مدل تا حدود زیادی کاهش یافته است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که پارامتر $Q(t-1)$ بیشترین تأثیر را در تخمین میزان دبی روزانه دارد.

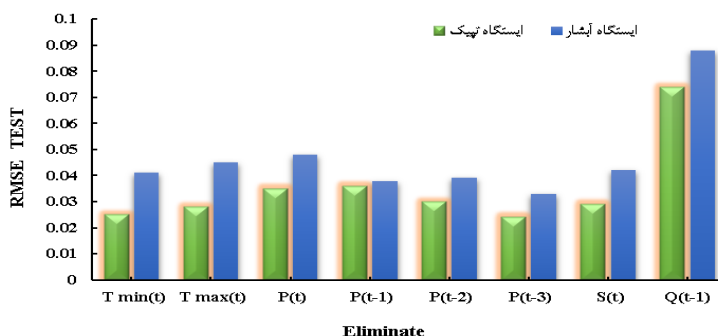
مقایسه نتایج: به منظور مقایسه نتایج به دست آمده از روش‌های مختلف نتایج مربوط به مدل‌سازی سری زمانی دبی هر دو رودخانه در شکل ۹ آورده شده است. در این مطالعه با استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند روش حافظه طولانی - کوتاه مدت و مدل‌های ترکیبی موجک-حافظه طولانی - کوتاه مدت و تجزیه مد تجزیه-حافظه طولانی - کوتاه مدت به پیش بینی دبی جریان در دو اقلیم مختلف پرداخته شد. نتایج معیارهای ارزیابی برای مرحله آزمون مدل‌های برتر با استفاده از روش‌های مذکور در جدول ۷ آورده شده است. مطابق نتایج مشاهده شده در هر دو اقلیم مدل $Q(X)$ با داشتن بیشترین DC و کمترین RMSE به عنوان بهترین مدل ارزیابی شد. با توجه به نتایج در رودخانه نازلو چای معیار DC از ۰/۹۳۱ به ۰/۹۵۴ در تبدیل موجک و در رودخانه چالوس از ۰/۸۳۷ به ۰/۹۰۶ افزایش یافته و معیار RMSE در رودخانه نازلو چای از ۰/۰۲۳ به ۰/۰۱۸ و در رودخانه چالوس از ۰/۰۴۰ به ۰/۰۳۰ کاهش یافته است. اگرچه در هر دو نوع مدل‌سازی پردازش داده‌های باعث بهبود نتایج شده است اما مدل‌سازی با استفاده تبدیل موجک موجب کاهش

جدول ۷. مقایسه معیارهای ارزیابی برای سه روش به کاررفته برای مدل برتر در دو رودخانه

ایستگاه آبشار امل			ایستگاه تپیک ارومیه			معیار ارزیابی
CEEMD LSTM	DWT LSTM	LSTM	CEEMD LSTM	DWT LSTM	LSTM	
۰/۸۸۰	۰/۹۰۶	۰/۸۳۷	۰/۹۴۰	۰/۹۵۴	۰/۹۳۱	DC
۰/۰۳۰	۰/۰۲۸	۰/۰۴۰	۰/۰۲۱	۰/۰۱۸	۰/۰۲۳	RMSE



شکل ۹- مقایسه نتایج مرحله آموزش و آزمون مدل برتر Q(X) بدون تجزیه و پس از تجزیه داده‌ها توسط تبدیل موجک و تجزیه مد تجربی



شکل ۱۰- تأثیر نسبی هر یک از پارامترهای ورودی مدل برتر در دو ایستگاه هیدرومتری تپیک و آبشار

نتیجه گیری

هدف از پژوهش حاضر پیش‌بینی دبی رودخانه با استفاده از روش ترکیبی حافظه طولانی- کوتاه‌مدت (LSTM)، تبدیل موجک و تجزیه مد تجربی در دو اقلیم نیمه‌خشک و مرطوب است. در این پژوهش به منظور دستیابی به این اهداف ابتدا داده‌های اقلیمی حداکثر و حداقل دما، بارش و ساعات آفتابی طی دوره ۲۰۲۰-۲۰۰۱ از سازمان هواشناسی و داده‌های مربوط به ایستگاه‌های هیدرومتری یک از سازمان آب منطقه‌ای برای دو منطقه با اقلیم متفاوت اخذ گردید. رودخانه نازلو چای در اقلیم نیمه‌خشک در استان آذربایجان غربی و رودخانه چالوس در اقلیم مرطوب در استان مازندران هست. دو نوع

مدل‌سازی هم بدون پیش پردازش داده‌ها و هم پس از تجزیه داده‌های سری زمانی با استفاده از تبدیل موجک و تجزیه مد تجربی انجام شد. با توجه به نتایج در هر دو رودخانه مدل Q(X) که شامل پارامترهای ورودی دمایی حداقل و حداکثر همان روز، تابش خورشیدی، دبی یک روز قبل و بارش سه روز قبل بود به‌عنوان مدل برتر شناخته شد. نتایج نشان داد که مدل منتخب قابلیت و کارایی بالایی در تخمین میزان دبی رودخانه را دارد. و روش‌های پیش پردازنده باعث بهبود نتایج شدند. در تبدیل موجک، معیار ارزیابی DC مدل برتر در ایستگاه تپیک رودخانه نازلو چای از ۰/۹۳۱ به ۰/۹۵۴ و در ایستگاه آبشار رودخانه چالوس از ۰/۸۳۷ به ۰/۹۰۶ افزایش یافت. و مقدار RMSE برای ایستگاه تپیک به مقدار ۲۱/۷۴ درصد و ایستگاه

مدیریت آب‌و‌خاک، ۱ (۳): ۶۷-.

Adamowski, K., Prokoph, A. and Adamowski, J. 2009. Development of a new method of wavelet aided trend detection and estimation. *Hydrological Processes: An International Journal*. 23(18): 2686-2696.

Amirat, Y., Benbouzid, M. E. H., Wang, T., Bacha, K. and Feld, G. J. A. A. 2018. EEMD-based notch filter for induction machine bearing faults detection. *Applied Acoustics*. 133: 202-209.

Adarsh, S., VishnuPriya, M. S., Narayanan, S., Smruthi, M. S., George, P. and Benjie, N. M. 2016. Trend analysis of sediment flux time series from tropical river basins in India using non-parametric tests and multiscale decomposition. *Modeling Earth Systems and Environment*. 2(4): 1-16.

Alizadeh, M. J., Kavianpour, M. R., Kisi, O. and Nourani, V. 2017. A new approach for simulating and forecasting the rainfall-runoff process within the next two months. *Journal of hydrology*. 548: 588-597.

Adamowski, J. and Sun, K. 2010. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds. *Journal of Hydrology*. 390(1-2): 85-91.

Behzad, M., Asghari, K., Eazi, M. and Palhang, M. 2009. Generalization performance of support vector machines and neural networks in runoff modeling. *Expert Systems with applications*. 36(4): 7624-7629.

Choy, K. Y. and Chan, C. W. 2003. Modelling of river discharges and rainfall using radial basis function networks based on support vector regression. *International Journal of Systems Science*, 34(14-15), 763-773.

Chou, C. M. 2014. Complexity analysis of rainfall and runoff time series based on sample entropy in different temporal scales. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 28(6): 1401-1408.

Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K. and Bengio, Y. 2014. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. *ArXiv preprint arXiv: 1412.3555*.

Danandeh Mehr, A. D., Nourani, V., Hrnjica, B. and Molajou, A. 2017. A binary genetic programming model for teleconnection identification between global sea surface temperature and local maximum monthly rainfall events. *Journal of Hydrology*. 555: 397-406.

Danandeh Mehr, A. D., Kahya, E., & Olyaie, E. 2013.

آبشار به مقدار ۲۵ درصد بهبود حاصل شد. و بهترین حالت ارزیابی برای داده‌های آزمون با استفاده از تبدیل موجک برای ایستگاه تپیک در اقلیم نیمه‌خشک با معیارهای ارزیابی $R=0/977$ و $DC=0/954$ و $RMSE=0/018$ به دست آمد. همچنین با توجه به نتایج آنالیز حساسیت مشخص شد پارامتر دبی یک روز قبل، تأثیرگذارترین پارامتر در تخمین دبی روزانه است. پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات بعدی همین روش را برای مدل‌سازی حداقل دما و یا حداکثر دما به علت تأثیرپذیری آن بر اقلیم موردبررسی قرار گیرد. همچنین می‌توان جهت پیش‌بینی متوسط دبی ماهانه، فصلی و سالانه از ترکیب هوش مصنوعی (LSTM) و ریزمقیاس‌نمایی آماری SDSM و یا-LARS WG استفاده نمود.

منابع

آذری، م.، مرادی، ح.، ثقفیان، ب.، فرامرزی، م. ۱۳۹۲. ارزیابی اثرات هیدرولوژیکی تغییر اقلیم در حوضه آبخیز گرگان رود. نشریه آب‌و‌خاک علوم و صنایع کشاورزی، ۲۷(۳): ۵۴۷-۵۳۷.

بهمنش، ج.، آزاد طلا تپه، ن.، رضایی، ح.، خلیلی، ک. ۱۳۹۳. اثر تغییر اقلیم بر تبخیر تفرق مرجع، کمبود بارندگی و کمبود فشار بخار هوا در ارومیه. نشریه دانش آب‌و‌خاک، ۲۵(۲): ۹۱-۷۹.

بابایی مقدم، ا.، خالدیان، م.، شاه نظری، ع.، و مرتضی پور، م. ۱۳۹۵. بررسی و پیش‌بینی دبی رودخانه‌های قزل‌اوزن و شاهرود. آکو هیدرولوژی، ۳(۲): ۱۹۵-۲۰۴.

ثاقبیان، س. م. ۱۳۹۹. پیش‌بینی زمانی و مکانی دبی جریان با استفاده از روش‌های تلفیقی هوش مصنوعی و پیش‌پردازش و پس پردازش سری زمانی. نشریه آبیاری و زهکشی ایران، ۱۴(۴): ۱۱۳۷-۱۱۵۱.

سیاری، ن.، علیزاده، ا.، بنایان اول، م.، فرید حسینی، ع.، حسامی‌ترمانی، م. ر. ۱۳۹۰. مقایسه دو مدل گردش عمومی جو پیش‌بینی HadCM3, CGCM2 در پارامترهای اقلیمی و نیاز آبی گیاهان تحت تغییر اقلیم. نشریه آب‌و‌خاک علوم و صنایع کشاورزی، ۲۵(۴): ۹۲۵-۹۱۲.

لشنی‌زند، م.، پیامی، ک.، احمدی، ش.، و ویس‌کرمی، ا. ۱۳۹۳. پهنه‌بندی بوم اقلیم‌شناسی ایران. مهندسی و مدیریت آبخیز، ۲۶(۲): ۱۷۵-۱۸۹.

میرزا نیا، ا.، ملک احمدی، ح.، شاه‌محمدی، ی.، و ابراهیم‌زاده، ع. ۱۴۰۰. تأثیر موجک برافزایش دقت مدل‌های تخمینی در مدل‌سازی بارش-رواناب. مطالعه موردی: حوضه صوفی چای. مدل‌سازی و

- extreme learning machines. *Journal of hydrology*. 537: 431-443.
- Roushangar, K., Chamani, M., Ghasempour, R., Azamathulla, H. M. and Alizadeh, F. 2021. A comparative study of wavelet and empirical mode decomposition-based GPR models for river discharge relationship modeling at consecutive hydrometric stations. *Water Supply*. 21(6): 3080-3098.
- Roushangar, K. and Shahnazi, S. 2019. Evaluating the Performance of Data-Driven Methods for Prediction of Total Sediment Load in Gravel-Bed Rivers. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 50(6): 1467-1477.
- Roushangar, K. and Ghasempour, R. 2020. Monthly precipitation prediction improving using the integrated model based on kernel-wavelet and complementary ensemble empirical mode decomposition. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*. 52(10): 2649-2660.
- Sak, H., Senior, A. W. and Beaufays, F. 2014. Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling.
- Taormina, R. and Chau, K. W. 2015. Data-driven input variable selection for rainfall-runoff modeling using binary-coded particle swarm optimization and Extreme Learning Machines. *Journal of hydrology*. 529: 1617-1632.
- Wu, Z. and Huang, N. E. 2004. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. 460(2046): 1597-1611.
- Yadav, B. and Eliza, K. 2017. A hybrid wavelet-support vector machine model for prediction of lake water level fluctuations using hydro-meteorological data. *Measurement*. 103: 294-301.
- Yaseen, Z. M., Jaafar, O., Deo, R. C., Kisi, O., Adamowski, J., Quilty, J. and El-Shafie, A. 2016. Stream-flow forecasting using extreme learning machines: a case study in a semi-arid region in Iraq. *Journal of Hydrology*. 542: 603-614.
- Zhu, S., Luo, X., Xu, Z. and Ye, L. 2019. Seasonal streamflow forecasts using mixture-kernel GPR and advanced methods of input variable selection. *Hydrology Research*. 50(1): 200-214.
- Streamflow prediction using linear genetic programming in comparison with a neuro-wavelet technique. *Journal of Hydrology*. 505: 240-249.
- Deng, L. and Yu, D. 2014. Deep learning: methods and applications. *Foundations and trends® in signal processing*. 7(3-4): 197-387.
- Felix, A. G., Jürgen, S. and Fred, C. 2000. Learning to forget: Continual prediction with LSTM. *Neural computation*. 12(10): 2451-2471.
- Graves, A., Liwicki, M., Fernández, S., Bertolami, R., Bunke, H. and Schmidhuber, J. 2008. A novel connectionist system for unconstrained handwriting recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 31(5): 855-868.
- Graves, A. and Schmidhuber, J. 2005. Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures. *Neural networks*. 18(5-6): 602-610.
- Gers F, Schmidhuber J, Cummins F. Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM. *Neural computation*. 2000; 12:2451-71.
- Huang, Y., Schmitt, F. G., Lu, Z. and Liu, Y. 2009. Analysis of daily river flow fluctuations using empirical mode decomposition and arbitrary order Hilbert spectral analysis. *Journal of Hydrology*. 373(1-2): 103-111.
- Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. 1997. Long short-term memory. *Neural computation*. 9(8): 1735-1780.
- Kisi, Ö. and Çobaner, M. 2009. Modeling river stage-discharge relationships using different neural network computing techniques. *CLEAN-Soil, Air, Water*. 37(2): 160-169.
- Kisi, O. and Shiri, J. 2011. Precipitation forecasting using wavelet-genetic programming and wavelet-neuro-fuzzy conjunction models. *Water resources management*. 25(13): 3135-3152.
- Kisi, O. and Cimen, M. 2011. A wavelet-support vector machine conjunction model for monthly streamflow forecasting. *Journal of Hydrology*. 399(1-2): 132-140.
- Lau, K. M. and Weng, H. 1995. Climate signal detection using wavelet transform: How to make a time series sing. *Bulletin of the American meteorological society*. 76(12): 2391-2402.
- Lima, A. R., Cannon, A. J. and Hsieh, W. W. 2016. Forecasting daily streamflow using online sequential

Prediction River Discharge Using the Combined Method of Long Short-Term Memory, Wavelet Transform and Empirical Mode Decomposition in Semi-Arid and Humid Climate

K. Roushangar^{1*}, S. Abdelzad²

Received: Jan.23, 2023

Accepted: May.27, 2023

Abstract

Iran is faced with a dry and semi-dry climate with destructive floods, droughts, and water shortages. Droughts and floods can affect the environment, economic, and social activities. Therefore, examining and predicting river discharge and planning management to control it, especially for future water consumption, is very valuable. In this study, changes in river discharge were modeled using statistical data from 2001 to 2020. Statistical data from synoptic and hydrometric stations in a semi-arid region in Urmia city of West Azerbaijan province and a humid region in Amol city of Mazandaran province were used. Out of twelve time-series models defined for the Long Short-Term Memory (LSTM) network, the best model was identified. Then, LSTM modeling was performed based on pre-processing methods of Discrete Wavelet Transform (DWT) and Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition (CEEMD). The results showed that the selected model has high ability and efficiency in estimating the amount of river discharge. On the other hand, pre-processing methods improved the results such that the DC evaluation criterion in the wavelet transform increased from 0.93 to 0.95 in the Nazloo River and from 0.83 to 0.90 in the Chalous River. The best evaluation results for test data using wavelet transform for the Nazloo River in the semi-arid climate with evaluation criteria of $R=0.977$, $DC=0.954$, and $RMSE=0.018$ were obtained. Furthermore, the results of the sensitivity analysis indicated that the discharge parameter of one day before is the most effective in daily discharge estimation.

Keywords: Artificial neural networks, Deep learning, Empirical mode decomposition, Maximum temperature, Wavelet transform

1 - Professor, Dept. of water Eng., Faculty of Civil Eng, University of Tabriz, Tabriz, Iran

2 - PhD Candidate ind Hydraulic Structures, Faculty of Civil Eng, University of Tabriz ,Tabriz, Iran

(*-Corresponding Author Email: kroshangar@yahoo.com)