

علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره بیست و یکم، شماره پنج، مردادماه ۹۸

اثر نویز در پیش‌بینی زمانی جریان و انتقال آلودگی در محیط متخلخل با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی

شهرام موسوی*

sh.mousavi@m-iaui.ac.ir

وحید نورانی^۲

محمد تقی اعلمی^۲

تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۱/۵

تاریخ دریافت: ۹۵/۹/۱۷

چکیده

زمینه و هدف: عدم قطعیت پارامترهای صحرایی، نویز در داده‌های مشاهداتی و شرایط مرزی نامشخص از مهم‌ترین عوامل محدود کننده در مدل‌سازی جریان و انتقال آلودگی در محیط‌های متخلخل است.

روش بررسی: در این تحقیق، دشت میاندوآب به‌عنوان مطالعه موردی برای شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی و غلظت کلراید انتخاب شد. برای مدل‌سازی زمانی انتقال آلودگی از روش‌های هوش مصنوعی استفاده شد. در روش پیشنهادی، ابتدا سری‌های زمانی تراز آب زیرزمینی و غلظت کلراید در پیژومترهای مختلف با استفاده از روش آستانه موجک رفع نویز شدند. در ادامه اثر نویز و رفع نویز در سری‌های زمانی تراز آب زیرزمینی و غلظت کلراید در مدل‌های هوش مصنوعی موردبررسی قرار گرفت. برای این منظور، ۱۴ پیژومتر مختلف با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم عصبی-فازی تطبیقی برای تخمین غلظت کلراید در یک ماه بعد، آموزش و اعتبارسنجی شدند.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که روش آستانه موجک برای رفع نویز سری‌های زمانی می‌تواند تا ۲۵ درصد کارایی مدل‌های هوش مصنوعی را افزایش دهد. همچنین توانایی مدل عصبی-فازی تطبیقی در هر دو مرحله آموزش و صحت‌سنجی به دلیل کارایی منطق فازی برای غلبه بر عدم قطعیت پدیده از شبکه عصبی مصنوعی بیش‌تر بوده است.

بحث و نتیجه‌گیری: استفاده از رفع نویز موجکی سری‌های زمانی به‌عنوان پیش‌پردازش داده‌ها در پیش‌بینی زمانی جریان آب زیرزمینی و انتقال آلاینده‌ها، کارایی مدل‌های هوش مصنوعی را افزایش می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: انتقال آلودگی، محیط متخلخل، هوش مصنوعی، رفع نویز موجکی.

۱- استادیار، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد میانه، دانشگاه آزاد اسلامی، میانه، ایران* (مسوول مکاتبات)

۲- استاد، گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، ایران

Investigating the Effect of Noise on Temporal Prediction of Grounearer Flow and Contaminant Transport in Porous Media using Artificial Intelligence Models

Shahram Mousavi ^{1*}

sh.mousavi@m-iau.ac.ir

Vahid Nourani ²

Mohammad Taghi Alami ²

Admission Date: January 24, 2017

Date Received: December 7, 2016

Abstract

Background and Objective: Uncertainties of the field parameters such as hydraulic conductivity and dispersion coefficient, unknown boundary conditions and the noise of the measured data are among the main limiting factors in the groundwater flow and contaminant transport (GFCT) modeling.

Method: Miandoab plain was investigated as a case study for simulating groundwater level (GL) and chloride concentration (CC). This paper presents an artificial intelligence-meshless model for temporal GFCT modeling. In this study, time series of groundwater level (GL) and chloride concentration (CC) observed at different piezometers of Miyandoab plain (in Iran) were firstly de-noised by the wavelet-based data de-noising approach. Then, the effect of noisy and de-noised data on the performance of artificial intelligence model was compared. For this end, time series of GL and CC observed in 14 different piezometers were trained and verified via artificial neural network (ANN) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) models to predict the GL and CC at one month ahead.

Findings: The results showed that the threshold-based wavelet de-noising approach can enhance the performance of the modeling up to 25%. Reliability of ANFIS model is more than ANN model in both calibration and verification stages due to the efficiency of fuzzy concept to overcome the uncertainties of the phenomenon.

Discussion and Conclusion: Wavelet de-noising approach as a data preprocessing method enhances the performance of the artificial intelligence model in temporal modeling of GFCT.

Keywords: Contaminant Transport, Porous Media, Artificial Intelligence, Wavelet De-noising.

1- Assistant Professor, Young Researchers and Elite Club, Miyaneh Branch, Islamic Azad University, Miyaneh, Iran. *(Corresponding Authours)

2- Professor, Dept. of Water Resources Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Iran.

مقدمه

مدل‌های جعبه سیاه مثل ANN و ANFIS داده محور می-باشند و کارایی مدل‌های داده محور به شدت به کمیت و کیفیت داده‌ها بستگی دارد؛ به علاوه وجود نویزهای پنهان در داده‌ها ممکن است بر کارایی مدل‌های پیش‌بینی انتقال آلاینده‌ها تاثیر گذارد. به همین دلیل رفع نویز داده‌ها به‌عنوان روشی قدرتمند جهت زدودن خطا از داده‌ها مطرح می‌باشد (۸). روش آستانه مویک برای رفع نویز که خصوصیات موضعی سیگنال‌های غیرایستا را در هر دو دامنه فرکانسی و زمانی روش می‌سازد، به‌عنوان یک فیلتر قدرتمند نسبت به سایر روش‌های رفع نویز (برای مثال فیلتر کالمن و واینر فقط در سیستم‌های خطی کاربرد دارد؛ فیلتر کالمن مجموع برای خطاهای گوسین مناسب بود و فقط دو ممان اول خطا را پوشش داد و تاثیر محدودی در ارزیابی عدم قطعیت غیرخطی دارد) مطرح می‌باشد (۹). با توجه ویژه به روش‌های رفع نویز مبتنی بر مویک‌ها، کانس و همکاران (۱۰) و نورانی و همکاران (۱۱) مشخصات چند مقیاسی مویک‌ها را برای بیشینه کردن دقت پیش‌بینی ANN در قالب پیش‌بینی جریان رودخانه تشریح کردند. گیو و همکاران (۱۲) روش رفع نویز مویکی را برای کاهش یا زدودن نویز در سری‌های زمانی رواناب و بهبود عملکرد دستگاه بردار پشتیبان در مدل پیش‌بینی رواناب استفاده کردند. در این تحقیق به‌منظور افزایش کارایی مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی زمانی آلودگی کلراید، از روش آستانه مویک برای رفع نویز به‌عنوان یک پیش‌پردازش داده‌ها مورد استفاده قرار گرفت. به‌منظور بررسی مدل در شرایط واقعی دشت میاندوآب واقع در حوضه دریاچه ارومیه مورد بررسی قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

مطالعه موردی و داده‌ها

به‌منظور آزمون کارایی مدل پیشنهادی در شرایط واقعی، دشت میاندوآب واقع در شمال غرب ایران به‌عنوان مطالعه موردی انتخاب شد. دشت میاندوآب در دلتای رودخانه‌های زرينه‌رود و سمينه‌رود واقع شده است (شکل ۱). دریاچه ارومیه در شمال

آب‌های زیرزمینی نقش مهمی را در زندگی انسان‌ها از طریق تامین آب برای شرب، کشاورزی و صنعت ایفا می‌کند. لذا از مسایل مهم محیط زیستی، مدیریت و حفاظت منابع آب زیرزمینی از آلاینده‌های مختلف می‌باشد. زمانی که آب زیرزمینی آلوده شود، به‌سازی کیفی و خارج کردن آلودگی فرآیندی بسیار کند و در برخی موارد غیرممکن است و می‌تواند سلامتی انسان‌ها را به مخاطره انداخته، اکوسیستم را نابود و باعث نقصان آب گردد. لذا شبیه‌سازی جریان آلودگی و شناسایی منابع آن می‌تواند یک مساله مهم در مهندسی و مدیریت منابع آب باشد و در نتیجه استفاده از مدل‌هایی که بتوانند به خوبی تغییرات آلاینده‌ها را پیش‌بینی کنند، ضروری است. برای مدل‌سازی زمانی تراز آب و غلظت آلودگی در محیط‌های متخلخل روش‌های محاسباتی متعددی از قبیل روش تفاضل محدود، روش احجام محدود، روش المان محدود و روش المان مرزی برای حل عددی معادلات دیفرانسیل پاره‌ای حاکم بر مساله به کار گرفته شده‌اند (۱).

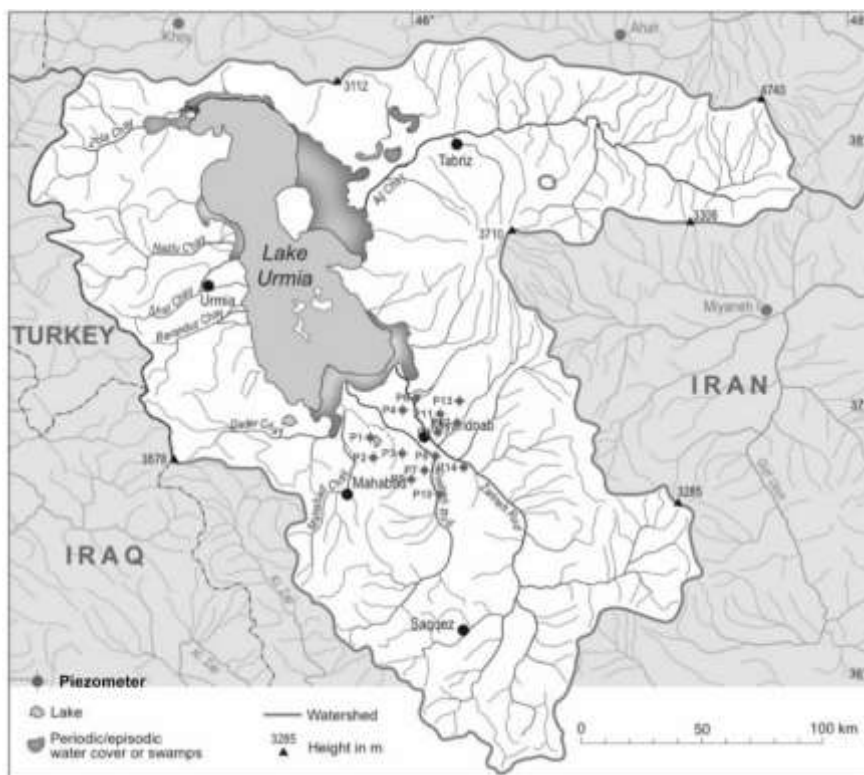
علی‌رغم توانایی روش‌های عددی مبتنی بر اصول فیزیکی برای شبیه‌سازی زمانی و یا مکانی برخی سیستم‌ها، شرایط واقعی تصادفی و وجود عدم قطعیت از قبیل ناهمگنی و غیر ایزتروپی، تاثیر اساسی بر جریان و انتقال مواد محلول در محیط متخلخل داشته و کارایی آن‌ها را محدود می‌کند. در نتیجه زمانی که داده‌های میدانی کافی نباشند یا دقت خروجی مهم‌تر از مفهوم فیزیکی مساله باشد، مدل‌های جعبه سیاه یا داده محور می-توانند جایگزین این روش‌ها شوند. عدم قطعیت و پیچیدگی فرآیندهای آب زیرزمینی باعث شده‌اند تا مدل‌های داده محور از قبیل شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ و سیستم عصبی-فازی تطبیقی^۲ به طور گسترده توسط هیدروژئولیست‌ها به کار گرفته شوند. مطالعات متعددی برای ارزیابی مدل‌های هوش مصنوعی در مدل‌سازی جریان آب و انتقال آلودگی در محیط‌های متخلخل انجام شده است (۲)، (۳)، (۴)، (۵)، (۶) و (۷).

1- Artificial Neural Networks (ANNs)

2- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

میزان غلظت کلراید از ۳/۵۵ تا ۱۳۴۹۰ میلی‌گرم بر لیتر در طول سال های ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۵ تغییر یافته است به طوری که استفاده از آب زیرزمینی در بخشی از مناطق دشت را با مشکل مواجه ساخته است. در سال های اخیر کاهش تراز دریاچه ارومیه تاثیر معنی‌داری در کیفیت آب‌های نزدیک ساحل دریاچه به‌خصوص در غلظت کلراید داشته است. در این مطالعه داده‌های حاصل از ۱۴ پیزومتر (P1, P2, ... و P12) از سال ۱۹۹۸ الی ۲۰۱۵ (۱۸ سال) با فواصل زمانی یک ماه و یک فصل به ترتیب برای تراز آب و غلظت کلراید جمع‌آوری شده است. دبی و غلظت کلراید ماهانه رودخانه زربنه‌رود و نیز بارش ماهانه دشت میاندوآب از سال های ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۵ در مدل‌سازی به کار رفته است. ۷۰٪ داده‌های جمع‌آوری شده برای کالیبراسیون و مابقی برای اعتبار سنجی مدل‌های هوش مصنوعی (ANN یا ANFIS) به کار رفته است.

دشت که بزرگ‌ترین دریاچه نمکی در خاورمیانه است در دو دهه اخیر تحت شرایط تغییرات اقلیمی قرار گرفته است. به دلیل کاهش جریان ورودی از حوضه آبریز به دریاچه و افزایش غلظت نمک در دریاچه در دهه‌های اخیر، یک خط ساحلی طولانی نمک تشکیل شده است. تغییرات اقلیمی حوضه دریاچه و برداشت‌های غیر کنترل شده از آب‌های زیرزمینی منطقه باعث تغییر در مقادیر کمی و کیفی آب در دشت میاندوآب شده است. در این مطالعه غلظت کلراید به‌عنوان ماده آلاینده برای تخمین و پیش‌بینی انتخاب شد. کلراید در آب‌های سطحی و زیرزمینی می‌تواند ناشی از منابع طبیعی و انسانی از قبیل رواناب حاصل از ذوب یخ‌ها به وسیله نمک‌پاشی در جاده‌ها، فاضلاب‌های صنعتی، زهکشی آبیاری، کودهای غیر ارگانیک، شیرابه زباله‌ها، فاضلاب سپتیک تانک، خوراک دامی و نفوذ آب شور دریاها به نواحی ساحلی باشد. در منطقه مورد مطالعه



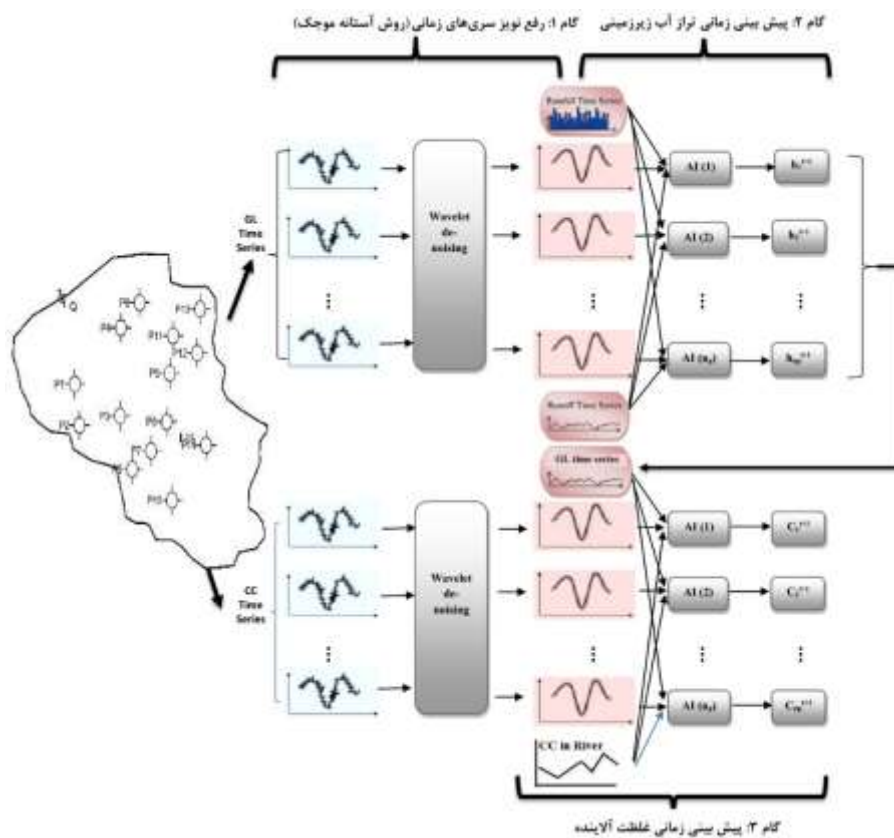
شکل ۱- محدوده مورد مطالعه و موقعیت پیزومترها

Figure 1. Study area and position of piezometers.

مدل پیشنهادی

پارامترهای موثر در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی که شامل تبخیر، برداشت، آبیاری و غیره می‌باشد، به طور غیرصریح در تراز آب زیرزمینی در ماه‌های قبلی در نظر گرفته می‌شود. در مرحله سوم به‌منظور پیش‌بینی زمانی غلظت آلاینده (کلراید) مشابه مرحله قبل از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده می‌گردد. پارامترهای ورودی در این مرحله تراز آب زیرزمینی با تاخیرات زمانی مناسب، تراز آب دریاچه و غلظت کلراید در رودخانه محدوده منطقه مورد مطالعه در نظر گرفته شده‌اند. ورودی‌های در نظر گرفته شده برای گام سوم میزان غلظت آلاینده در ماه-های نامشخص را نیز مشخص می‌سازد. شکل ۲ دیاگرام مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.

این تحقیق برای پیش‌بینی غلظت آلاینده در محیط‌های متخلخل از سه بخش متمایز تشکیل شده است. در ابتدا سری-های زمانی تراز آب و غلظت آلاینده برای کلیه پیژومترها با استفاده از روش آستانه موجک رفع نویز می‌شوند. در ادامه داده‌های رفع نویز شده برای ورودی مدل‌های هوش مصنوعی به‌منظور بررسی اثر نویز در نتایج مدل، به کار گرفته می‌شوند. در گام دوم، تراز آب زیرزمینی در پیژومترهای منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی (ANFIS، ANN) آموزش و صحت سنجی می‌شود. برای این منظور پارامترهای ورودی مدل که شامل بارش، رواناب، تراز دریاچه و تراز آب در زمان‌های قبل می‌باشد، لحاظ شده‌اند. اثرات سایر



شکل ۲- دیاگرام مدل پیشنهادی برای پیش‌بینی تراز آب و غلظت آلودگی (AI: مدل هوش مصنوعی، I: بارش، Q: رواناب، GL: تراز آب زیرزمینی (h)، C: غلظت آلاینده)

Figure 2. Schematic of the proposed AI-meshless model (I = rainfall, Q= runoff, h_i = GL at piezometer i, C = contaminant concentration).

روش رفع نویز موجکی

دوناهو (۱۹۹۵) روش رفع نویز موجکی را بر اساس آستانه‌ها برای به دست آوردن سیگنال‌های رفع نویز شده صحیح ارایه داد (۱۳). این روش که متداول‌ترین روش رفع نویز موجکی است، بدین گونه انجام می‌گیرد: الف- یک مادر موجک مناسب و تعداد سطح تفکیک‌پذیری انتخاب می‌شود. سری‌های زمانی یک‌بعدی اصلی (x_i) به زیرسری تخمین در سطح تفکیک‌پذیری M و زیر سری‌های جزء در سطوح تفکیک‌پذیری مختلف تا سطح M با استفاده از تبدیل موجک تجزیه می‌شوند؛ ب- مقادیر مطلق زیر سری‌های جزء $d_j(t)$ در هر سطح تفکیک‌پذیری j (که $j=1,2,\dots,M$) در صورت کم‌تر بودن از آستانه‌های مشخص T' نشان‌گر سطوح تفکیک‌پذیری نامی باشد. اگر مقادیر مطلق زیر سری‌های جزء بزرگ‌تر از مقدار آستانه T' در آن زیر سری باشند آنگاه اختلافشان با T' بمانند رابطه ۲۴ جایگزین مقادیر زیر سری‌های جزء می‌گردد (۱۳):

$$d_j(t) = \begin{cases} \text{sgn}(d_j(t)) (|d_j(t)| - T') & |d_j(t)| > T' \\ 0 & |d_j(t)| \leq T' \end{cases} \quad (1)$$

رابطه ۲۴ مقادیر آستانه را برای رفع نویز موجکی در هر سطح تفکیک در زیر سری‌های جزء بکار می‌گیرد. زیرسری تخمین آستانه‌گذاری نمی‌شود؛ ج- بازسازی موجکی از داده سری‌های زمانی رفع نویز شده که از زیرسری تخمین در مرتبه تفکیک M و زیر سری‌های جزئی پردازش شده $d_j(t)$ در همه‌ی سطوح تفکیک‌پذیری حاصل می‌شود استنتاج می‌گردد.

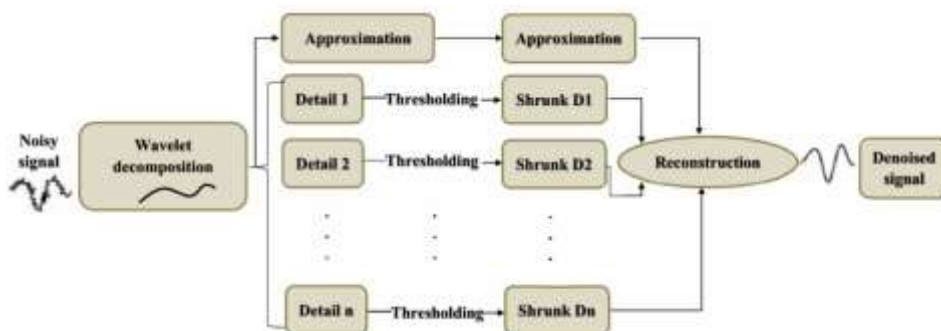
دوناهو و جانستون (۱۹۹۵) بر مبنای مقیاس کم‌ترین خطای مربعات، یک روش بهینه برای حذف خطای گوسین از طریق آستانه کل ارایه کردند (۱۴). در این روش مقدار آستانه از رابطه ۲ محاسبه می‌شود.

$$T' = \hat{\sigma} \sqrt{2 \ln(n)} \quad (2)$$

که n تعداد نمونه‌های خطادار سیگنال و $\hat{\sigma}$ انحراف معیار کلی خطا است. از آنجا که مقدار واقعی واریانس خطا $\hat{\sigma}$ در دسترس نیست، در مورد خطای گوسین می‌توان انحراف معیار $\hat{\sigma}$ را با توجه به رابطه ۳ از روی ضرایب موجک تخمین زد.

$$\hat{\sigma} = \left[\frac{\text{median}(|d_j(t)|)}{0.6745} \right] \quad (3)$$

شکل ۳ روند استفاده از تبدیل موجک برای به دست آوردن سری زمانی بدون نویز را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۳ پس از انتخاب موجک مادر و سطح تجزیه مناسب، سری زمانی اصلی به زیر سری‌های تقریب و جزء تجزیه می‌شود. سپس با اعمال مقدار آستانه و با توجه به نوع آستانه تعیین شده مقادیر بزرگ‌تر از مقدار آستانه به سمت صفر کشیده می‌شوند. در نهایت سری زمانی تفکیک‌شده بازسازی و سری زمانی بدون خطا حاصل می‌شود.



شکل ۳- روند رفع نویز از سری زمانی با استفاده از تبدیل موجک

Figure 3. The process of wavelet based de-noising technique.

مدل‌های هوش مصنوعی

در این تحقیق دو نوع تکنیک هوش مصنوعی برای مدل‌سازی زمانی جریان آب و انتقال آلودگی در محیط متخلخل، شامل شبکه عصبی و سیستم عصبی-فازی تطبیقی مورد استفاده قرار گرفته است. توضیح اجمالی درباره مدل‌های مذکور در بخش بعد ارائه شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی به‌عنوان یک ابزار جعبه سیاه بسیار متداول و به‌طور گسترده در بسیار از مسایل کاربردی استفاده شده است. شبکه عصبی پیش‌رو^۱ به صوت وسیع در مسائل آب و محیط‌زیست به‌عنوان یک تکنیک پیش‌بینی زمانی به کار رفته است (۱۵). شبکه عصبی پیش‌رو با یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و لایه مخفی کالیبره شده با الگوریتم انتشار برگشتی برای مدل‌سازی زمانی غیرخطی آب و محیط‌زیست مناسب می‌باشد (۱۶ و ۱۷).

مدل شبکه عصبی - فازی تطبیقی

مدل ANFIS به‌عنوان یک تابع تخمین‌گر عمومی در بسیاری از مسایل کاربردی مورد استفاده قرار گرفته است. در این تحقیق، به‌منظور غلبه بر عدم قطعیت پدیده (برای مثال در نظر گرفتن یک بارش برای کل محدوده مورد مطالعه) از مدل شبکه عصبی-فازی تطبیقی برای مدل‌سازی زمان تراز آب و انتقال آلودگی استفاده شده است. این مدل دربرگیرنده دو مدل فازی و عصبی در یک ساختار می‌باشد.

بخش فازی رابطه‌ای بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نموده و پارامترهای مربوط به توابع عضویت بخش فازی به وسیله شبکه عصبی تعیین می‌گردد. بنابراین ویژگی‌های هر دو مدل فازی و عصبی در شبکه عصبی-فازی تطبیقی نهفته است (۱۸). ممدانی-آسیلین و تاکاگی-سوگنو دو نوع تکنیک شناخته شده‌ای می‌باشند که به صورت وسیع به‌کاربرده شده‌اند و در سیستم فازی مطلوب بوده‌اند (۱۹). در این تحقیق از روش فازی مرتبه اول سوگنو برای مدل‌سازی زمانی جریان آب و انتقال آلودگی استفاده شده است. همچنین دو نوع معیار ارزیابی

ضریب تبیین (DC) و جذر میانگین مربع خطاها ($RMSE$) برای ارزیابی مدل‌های پیشنهادی به کار گرفته شده‌اند.

نتایج و بحث

در ابتدا به‌منظور تعیین اثر داده‌های نویزدار و بدون نویز در کارایی مدل‌سازی زمانی تراز آب و غلظت کلراید، از روش آستانه مویک برای رفع نویز سری‌های زمانی استفاده شد. برای این هدف، مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی تراز آب و غلظت کلراید در کلیه پیژومترها برای یک گام زمانی بعد آموزش داده شدند. سپس داده‌های رفع نویز شده با روش آستانه مویک در مدل‌های شبکه عصبی و سیستم عصبی-فازی تطبیقی به‌منظور توانایی روش رفع نویز اعمال شدند. در این مدل‌سازی ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و بقیه داده‌ها (به دلیل محدودیت تعداد داده‌ها) برای اعتبار سنجی مدل به کار گرفته شدند. برای تعیین لایه ورودی مدل‌های هوش مصنوعی در تخمین تراز آب زیرزمینی در کلیه پیژومترها، بارش، رواناب، تراز آب دریاچه و تراز آب زیرزمینی در ماه‌های قبل مورد بررسی قرار گرفت.

علاوه بر این، اثر آب‌های سطحی همانند آبیاری در تراز آب زیرزمینی در ماه‌های قبل لحاظ شده است. به منظور بررسی اثر فرآیند فصلی، داده‌های تراز آب زیرزمینی در ۱۱ ماه قبل نیز در مدل‌سازی لحاظ شده است. بر اساس آنالیز حساسیت، مدل‌های مجزای ANN با ورودی‌های مختلف برای مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی در پیژومترهای دشت به شرح زیر تعیین شد:

ترکیب (۱-۱): $h_t, h_{t-1}, h_{t-11}, Q_t, W_t$ برای پیژومترهای

P1, P2, P4 و P6

ترکیب (۱-۲): $h_t, h_{t-1}, h_{t-11}, Q_t, I_t$ برای پیژومترهای P3,

P5, P7, P8 و P10

ترکیب (۱-۳): $h_t, h_{t-1}, h_{t-11}, Q_t$ برای پیژومترهای P9,

P11 و P13

که h_t, Q_t, I_t و W_t به ترتیب بیان‌گر تراز آب زیرزمینی، بارش،

رواناب و تراز دریاچه ارومیه در گام زمانی t است. لایه خروجی

شامل یک نرون تراز آب زیرزمینی در یک گام زمانی بعد (h_{t+1})

می‌باشد.

1- Feed Forward Neural Network

با روش مشابه، مدل ANFIS برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی و غلظت کلراید در کلیه پیرومترها با ترکیب‌های مختلف ورودی به کار بسته شد. در مدل ANFIS تعداد و نوع توابع عضویت و می‌باشند انتخاب تعداد تکرار پارامترهای اساسی که کارایی مدل را تحت تاثیر قرار می‌دهند. استفاده از تعداد زیاد توابع عضویت منجر به نتایج نامطلوب در کارایی مدل می‌شود. توابع عضویت مورد استفاده در این تحقیق تابع گوسی، تابع ترکیبی گوسی، تابع دوزنقه‌ای، تابع مثلثی شکل، تابع زنگوله‌ای، تابع پی شکل، تفاضل دو تابع حلقوی و حاصل ضرب دو تابع حلقوی بوده‌اند. برای مثال جدول ۱ نتایج مدل ANFIS را با ساختارهای مختلف برای پیرومترهای مرکزی نشان می‌دهد. ترکیب‌های ۱-۱ و ۲-۱ با تابع عضویت Trimf و ترکیب ۳-۱ با تابع عضویت Dsgmf و تعداد دو قانون (Rule) مقادیر مناسبی را در مدل‌سازی ANFIS در پی داشتند. همچنین ترکیب‌های ۱-۲ و ۲-۲ با تابع عضویت Gussmf و ترکیب ۳-۲ با تابع عضویت Psigmf بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی غلظت کلراید با استفاده از مدل ANFIS نشان دادند.

اغلب مشاهدات و اندازه‌گیری‌های سری‌های زمانی آب و محیط‌زیست از قبیل تراز آب و غلظت آلاینده ممکن است دارای نویز باشند. انتخاب روش مطمئن برای رفع نویز بستگی به قدرت آن دارد. در این تحقیق، از روش آستانه موجک به‌عنوان یک روش کاربردی در رفع نویز برای سری‌های زمانی تراز آب و غلظت آلودگی استفاده شده است. کارایی این روش مبتنی بر انتخاب موجک مادر مناسب، سطح تجزیه و مقدار آستانه است. بر این اساس، موجک خانواده Daubechie (db) به‌عنوان موجک مادر برای رفع نویز سری‌های زمانی تراز آب و غلظت آلاینده به کار گرفته شد.

به‌منظور کاربرد تحلیل موجک‌ها در فرآیندهای هیدرولوژیکی، نورانی و همکاران (۲۰۰۹) (۱۱) پیشنهادهایی برای انتخاب سطح تجزیه ارایه دادند. بر این اساس به‌منظور آزمون اثر سطح تجزیه، سطوح تجزیه ۳، ۴ و ۵ با فرآیند سعی و خطا و برحسب مقادیر $RMSE$ و R^2 در مدل‌های ANN و ANFIS به کار

در این تحقیق از الگوریتم لونبرگ-مارکارت برای آموزش ANN استفاده شد (۷). بر اساس معیارهای ارزیابی (DC و RMSE)، ساختار مناسب برای ANN از طریق آزمون و خطا برای کلیه پیرومترهای مرکزی مشخص گردید. نتایج نشان داد که بارش تاثیر کمی در مدل‌سازی زمانی تراز آب زیرزمینی به وسیله ANN در پیرومترهای P1, P2, P4, P6, P9, P11, P12 و P13 دارد. این مطلب از نظر فیزیکی با نفوذ پذیری کم خاک‌های سطحی در موقعیت پیرومترهای فوق مطابقت دارد.

به‌منظور تخمین لایه ورودی در مدل‌سازی زمانی غلظت کلراید به وسیله ANN، تراز آب زیرزمینی، غلظت کلراید در رودخانه و تراز آب دریاچه ارومیه به‌عنوان پارامترهای غالب ورودی انتخاب شدند. دبی رودخانه به دلیل دیده شدن اثر آن در تراز آب زیرزمینی در این مرحله در نظر گرفته نشد. بر اساس آنالیز حساسیت، ورودی‌های مختلف برای خوشه‌ها برای مدل‌سازی زمانی غلظت کلراید در آب زیرزمینی دشت میاندوآب به شرح زیر در نظر گرفته شد:

ترکیب (۲-۱): $h_t, h_{t-1}, h_{t-3}, W_t$ و CR_t برای پیرومترهای P6 و P4, P2, P1

ترکیب (۲-۲): $h_t, h_{t-1}, h_{t-3}, W_t$ و CR_t برای پیرومترهای P3, P5, P7, P8, P10 و P14

ترکیب (۲-۳): $h_t, h_{t-1}, CR_{t-1}, CR_t$ برای پیرومترهای P9, P11 و P12

که CR_t نشان‌دهنده غلظت کلراید در رودخانه در گام زمانی t می‌باشند. لایه خروجی شامل یک نرون غلظت کلراید پیرومتر در گام زمانی $t+1$ در نظر گرفته شد.

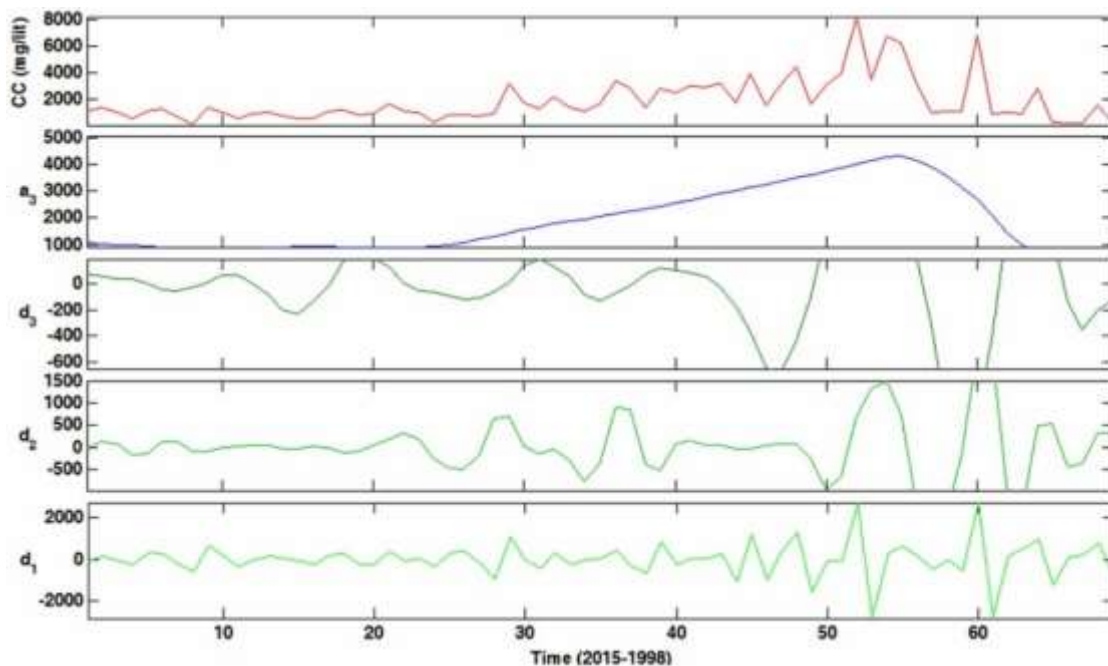
بر اساس ترکیب ورودی (۲-۲) تا (۳-۲) تخمین مقادیر غلظت کلراید ماهانه در منطقه مورد مطالعه برای کلیه پیرومترها که فقط دارای آمار غلظت فصلی هستند، مقدور خواهد بود. بنابراین علاوه بر تخمین غلظت کلراید در ماه‌های مختلف، تخمین مقدار غلظت کلراید برای یک ماه بعد نیز مشخص خواهد شد. نتایج مدل‌های ANN برای تخمین غلظت کلراید در جدول ۱ برای هر پیرومتر نشان داده شده است.

ممکن است به دلیل توانایی سیستم فازی در برای غلبه و کاهش نامعینی‌ها باشد. نتایج حاکی از آن است که توانایی مدل‌های هوش مصنوعی به دلیل وجود نویز در سری‌های زمان تراز آب و غلظت آلاینده به‌خصوص در مقادیر حدی کاهش می‌یابد. بنابراین در مدل‌سازی زمانی از طریق مدل‌های داده محور، آزمون اثر نویز بر سری‌های زمانی که نتایج مدل‌سازی را به شدت تحت تاثیر قرار می‌دهد ضروری است. بر اساس معیارهای ارزیابی ($RMSE$ و R^2)، نتایج نشان داد که روش آستانه موجک برای رفع نویز سری‌های زمانی می‌تواند تا ۲۵ درصد کارایی مدل‌های هوش مصنوعی را افزایش دهد. همچنین کارایی مدل عصبی-فازی تطبیقی حداقل ۵ درصد بیشتر از مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. توانایی مدل عصبی-فازی تطبیقی در هر دو مرحله آموزش و صحت سنجی به دلیل کارایی منطق فازی برای غلبه بر عدم قطعیت پدیده از شبکه عصبی مصنوعی بیشتر بوده است.

بسته شد. نتایج نشان داد که موجک مادر db4 با سطح تجزیه ۳ برای مدل‌سازی مطلوب می‌باشد. برای مثال، جزئیات سطح تجزیه ۳ با موجک مادر db4 برای پیرومتر P1 در شکل ۴ نشان داده شده است.

مقادیر مناسب آستانه برای سری‌های زمانی تراز آب و غلظت کلراید از طریق رابطه دوناو (معادله ۲) مشخص شد. برای مثال، نتایج نشان داد که مقادیر آستانه ۲۰ میلی‌گرم بر لیتر و ۰/۱۵۰ متر به ترتیب برای غلظت کلراید و تراز آب به‌منظور رفع نویز داده‌های پیرومتر P1 مناسب هستند. شکل ۵ سری زمانی رفع نویز شده غلظت کلراید نشان می‌دهد.

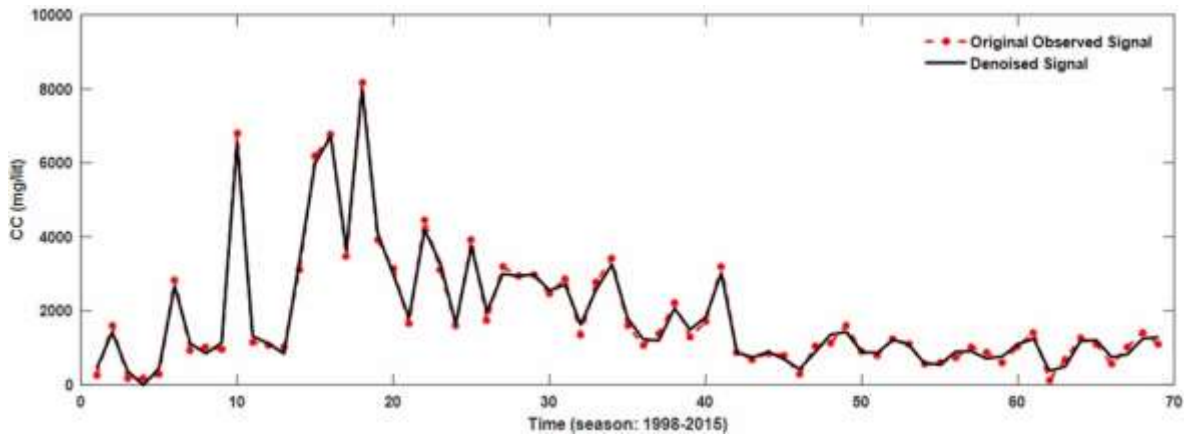
مقایسه مدل‌سازی زمانی غلظت کلراید با داده‌های نویزدار و بدون نویز از طریق روش‌های ANN و ANFIS در جدول ۱ نشان داده شده است. مطابق جدول ۱ وجود نویز در داده‌ها می‌تواند تاثیر بیشتری در روش ANN نسبت به روش ANFIS در هر دو مرحله آموزش و صحت سنجی داشته باشد. این امر



شکل ۴- تجزیه سری‌های مشاهداتی تراز آب در سطح ۳ با موجک مادر db4 برای سری زمانی غلظت کلراید (a3: سیگنال

تقریب؛ d1, d2, d3: جزئیات زیر سیگنال‌ها به ترتیب در سطح ۱، ۲ و ۳)

Figure 4. Decomposition of observed time series at level three via db4 for CC time series (a3: approximation signal; d1, d2, d3: detailed sub-signals at level 1, 2, 3, respectively).



شکل ۵- سری‌های زمانی اصلی و رفع نویز شده غلظت کلراید (CC) در پیزومتر P1

Figure 5. Original and de-noised time series of CC in piezometer P1

نمودن داده‌های غلظت کلراید به صوت ماهانه و تبدیل آن از فصلی به ماهانه مقدور خواهد بود.

به‌عنوان یکی دیگر از نتایج تحقیق حاضر، پس از آموزش و صحت‌سنجی مدل‌های هوش مصنوعی مقادیر غلظت کلراید در ماه‌های نامشخص با استفاده از داده‌های تراز آب، تراز دریاچه و غلظت کلراید در رودخانه قابل تخمین است. بنابراین تکمیل

جدول ۱- مقایسه نتایج مدل‌سازی زمانی غلظت کلراید با استفاده از مدل‌های ANN و ANFIS و داده‌های نویز دار و رفع

نویز شده

Table 2. Comparison of ANN and ANFIS results in temporal modeling of CC using noisy and de-noised data

Model	Noise condition	Threshold	Piezometer	Network structure	RMSE (normalized)		R ²	
					Calibration	Verification	Calibration	Verification
ANN	Noisy	-	P6 ,P4 ,P2 ,P1	۱-۴-۵	۰/۰۸۵	۰/۰۲۵	۰/۸۵۳	۰/۶۱۲
	De-noised	۲۰	P6 ,P4 ,P2 ,P1	۱-۴-۵	۰/۰۴۷	۰/۰۱۵	۰/۹۵۴	۰/۸۵۵
	Noisy	-	.P8 ,P7 ,P5 ,P3 P14 , P10	۱-۶-۵	۰/۱۲۳	۰/۰۲۶	۰/۶۹۴	۰/۵۹۱
	De-noised	۲۰	.P8 ,P7 ,P5 ,P3 P14 , P10	۱-۶-۵	۰/۰۹۸	۰/۰۲۲	۰/۸۰۴	۰/۶۹۴
	Noisy	-	P13 ,P12 ,P11 ,P9	۱-۴-۴	۰/۰۷۷	۰/۰۲۰	۰/۸۶۱	۰/۷۵۰
	De-noised	۲۰	P13 ,P12 ,P11 ,P9	۱-۴-۴	۰/۰۶۶	۰/۰۱۹	۰/۹۱۰	۰/۸۷۱
ANFIS	Noisy	-	P6 ,P4 ,P2 ,P1	gaussmf ^b	۰/۰۴۹	۰/۰۱۵	۰/۹۵۲	۰/۸۵۶
	De-noised	۲۰	P6 ,P4 ,P2 ,P1	gaussmf	۰/۰۴۷	۰/۰۱۳	۰/۹۵۵	۰/۹۰۳
	Noisy	-	.P8 ,P7 ,P5 ,P3 P14 , P10	gaussmf	۰/۱۱۴	۰/۰۲۸	۰/۷۳۶	۰/۶۱۳
	De-noised	۲۰	.P8 ,P7 ,P5 ,P3 P14 , P10	gaussmf	۰/۰۸۹	۰/۰۲۰	۰/۸۳۸	۰/۷۵۷
	Noisy	-	P13 ,P12 ,P11 ,P9	psigmf	۰/۰۶۱	۰/۰۱۴	۰/۹۱۲	۰/۸۸۴
	De-noised	۲۰	P13 ,P12 ,P11 ,P9	psigmf	۰/۰۳۶	۰/۰۰۸	۰/۹۵۶	۰/۹۱۸

است. تغییرات زیاد سری‌های زمانی غلظت کلر (۱۲۴ تا ۸۱۶۵ میلی گرم بر لیتر) در طول سال‌های ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۸ در پیزومترهای نزدیک دریاچه مشاهده می‌شود. اما در دوره زمانی

در سال‌های اخیر کاهش تراز آب و افزایش شوری دریاچه ارومیه بحران‌های محیط‌زیستی را موجب شده است. این تاثیرات در پیزومترهای نزدیک ساحل دریاچه بیش‌تر مشهود

2. Singh, R. M., Datta, B., 2007. Artificial Neural Network Modeling for Identification of Unknown Pollution Sources in Groundwater with Partially Missing Concentration Observation Data, *Water Resources Management*, 21, pp. 557-572.
3. Nourani, V., Mogaddam, A. A., Nadiri, A. O., 2008. An Ann-Based Model for Spatiotemporal Groundwater Level Forecasting, *Hydrological Processes*, 22, pp. 5054-5066.
4. Li, X., Tsai, F. T.-C., 2009. Bayesian Model Averaging for Groundwater Head Prediction and Uncertainty Analysis Using Multimodel and Multimethod, *Water resources research*, 45(9).
5. Taormina, R., Chau, K.-W., 2014. Neural Network River Forecasting with Multi-Objective Fully Informed Particle Swarm Optimization, *Journal of Hydroinformatics*, 17(1), pp. 99-113.
6. Foddis, M. L., Ackerer, P., Montisci, A., Uras, G., 2015. Ann-Based Approach for the Estimation Aquifer Pollutant Source Behaviour, *Water Science and Technology: Water Supply*, 15(6), pp. 1285-1294.
7. Nourani, V., Alami, M. T., Vousoughi, F. D., 2015. Wavelet-Entropy Data Pre-Processing Approach for Ann-Based Groundwater Level Modeling, 524, pp. 255-269.
8. Nourani, V., Hosseini Baghanam, A., Adamowski, J., Kisi, O., 2014. Applications of Hybrid Wavelet–Artificial Intelligence Models in

بین ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۵ نواسانات کمی در غلظت کلر ملاحظه می-شود که این اثر می تواند مربوط به کاهش تراز آب دریاچه و پیشروی آب سفره به طرف دریاچه باشد و کارایی مدل های هوش مصنوعی را تحت تاثیر قرار دهد.

نتیجه گیری

عدم قطعیت پارامترهای فیزیکی فرآیند از قبیل ضریب هدایت هیدرولیکی و پارامتر پخش، شرایط نامعلوم مرزی و ناقص بودن داده های مورد نیاز، عوامل مهمی پیش بینی زمانی تراز آب زیرزمینی و انتقال آلودگی هستند که نتایج مدل سازی را تحت تاثیر قرار می دهند.

در این تحقیق از توانایی های مدل های هوش مصنوعی و رفع نویز سری های زمانی داده های مشاهداتی برای مدل سازی زمانی تراز آب زیرزمینی و غلظت کلر استفاده شده است. بیش تر تحقیقات قبلی از مدل های هوش مصنوعی یا روش های عددی مبتنی بر فیزیک مساله برای مناطق فرضی استفاده نموده اند (۲). در این تحقیق برای تخمین تراز آب زیرزمینی و غلظت کلراید برای یک ماه بعد از روش های غیرخطی هوش مصنوعی (ANN یا ANFIS) به عنوان یک مدل جعبه سیاه و روش آستانه موجک برای حذف نویز در پیرومترهای مشاهداتی در یک دشت واقعی استفاده شده است.

نتایج نشان داد که روش آستانه موجک برای رفع نویز سری های زمانی می تواند تا ۲۵ درصد کارایی مدل های هوش مصنوعی را افزایش دهد. همچنین کارایی مدل عصبی-فازی تطبیقی حداقل ۵ درصد بیش تر از مدل شبکه عصبی مصنوعی می باشد. توانایی مدل عصبی-فازی تطبیقی در هر دو مرحله آموزش و صحت سنجی به دلیل کارایی منطق فازی برای غلبه بر عدم قطعیت پدیده از شبکه عصبی مصنوعی بیشتر بوده است.

Reference

1. Bear, J., Cheng, A. H.-D., 2010. *Modeling Groundwater Flow and Contaminant Transport*, Springer Science, Business Media.

- Wavelet Shrinkage. Journal of the American Statistical Association. 90(432), pp. 1200-1224.
15. Nourani, V., Andalib, G., 2015. Daily and Monthly Suspended Sediment Load Predictions Using Wavelet Based Artificial Intelligence Approaches, Journal of Mountain Science, 12(1), pp. 85-100.
16. Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H., 1989. Multilayer Feedforward Networks Are Universal Approximators, Neural Networks, 2, pp. 359-366.
17. Govindaraju, R. S., 2000. Artificial Neural Networks in Hydrology. II: Hydrologic Applications, Journal of Hydrologic Engineering, 5, pp. 124-137.
18. Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., Mizutani, E., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing; a Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice-Hall.
19. Kacprzyk, J., Pedrycz, W., 2015. Springer Handbook of Computational Intelligence, Springer.
- Hydrology: a Review. Journal of Hydrology. 514, pp. 358-377.
9. Nourani, V., Hosseini Baghanam, A., Rahimi, A. Y., Nejad, F. H., 2014. Evaluation of Wavelet-Based De-Noising Approach in Hydrological Models Linked to Artificial Neural Networks, In: Islam, T., Srivastava, P.K., Gupta, M., Mukherjee, S., Zhu, X., Eds.). Artificial Intelligence Techniques in Earth and Environmental Science, Springer. pp. 209-241.
10. Cannas, B., Fanni, A., See, L., Sias, G., 2006. Data Preprocessing for River Flow Forecasting Using Neural Networks: Wavelet Transforms and Data Partitioning. Physics and Chemistry of the Earth. 31, pp.1164-1171.
11. Nourani, V., Komasi, M., Mano, A., 2009. A Multivariate ANN-Wavelet Approach for Rainfall-Runoff Modeling. Water Resources Management. 23, pp. 2877-2894.
12. Guo, J., Zhou, J., Qin, H. Zou, Q., Li, Q., 2011. Monthly Streamflow Forecasting Based on Improved Support Vector Machine Model. Expert Systems with Applications. 38(10), pp. 13073-13081.
13. Donoho, D. L., 1995. De-noising by Soft-Thresholding. IEEE Transactions on Information Theory. 41, pp. 613-627.
14. Donoho, D. L., Johnstone, I. M., 1995. Adapting to Unknown Smoothness via