

## مدل سازی جامدات محلول با استفاده از روش های هیبریدی محاسبات نرم (مطالعه موردی: حوضه آبریز نازلوچای)

سروین زمان زاد قویدل<sup>۱\*</sup>، مجید منتصری<sup>۲</sup>، هادی ثانی خانی<sup>۳</sup>

۱. دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب دانشگاه ارومیه\*

۲. دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه ارومیه

۳. استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه کردستان

(تاریخ دریافت ۱۳۹۵/۱۱/۱۰؛ تاریخ تصویب ۱۳۹۶/۰۲/۳۱)

### چکیده

رودخانه‌ها اهمیت بسیار زیادی در تأمین آب آشامیدنی و کشاورزی دارند. در این مطالعه، قابلیت روش‌های منفرد و هیبریدی- موجکی شبکه‌های عصبی، سامانه استنتاجی عصبی- فازی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن برای مدل‌سازی میزان جامدات محلول حوضه آبریز نازلوچای ارزیابی شدند. به این منظور از داده‌های کیفیت آب با طول دوره آماری ۱۹ ساله (۱۳۷۲-۱۳۹۰)، چهار ایستگاه هیدرومتری واقع در حوضه آبریز نازلوچای استفاده شد. پس از بررسی صحت داده‌ها و ایستگاه‌های منتخب، با استفاده از تبدیل موجک دابجیز نوع چهارم، سیگنال‌های داده‌های مربوط به آن آنالیز شد. در مدل‌سازی از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها برای آزمون مدل‌ها استفاده شده است. ارزیابی عملکرد مدل‌های به‌کاررفته بر اساس آزمون‌های آماری مختلف، ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا انجام گرفت. نتایج بیان‌کننده عملکرد قابل قبول همه روش‌های منفرد و هیبریدی- موجکی شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی عصبی- فازی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن برای مدل‌سازی میزان جامدات محلول در حوضه آبریز نازلوچای است؛ ولی به ترتیب اولویت WGEF، GEP، WANFIS، ANFIS-SC، WANN، ANFIS-GP و ANN عملکرد بهتری دارند. همچنین مدل هیبریدی برنامه‌ریزی بیان ژن- موجکی با داشتن کمترین میزان RMSE به مقدار ۲۱/۰۷۸ بهترین عملکرد را در بین سایر مدل‌های منفرد و هیبریدی دارد.

**کلیدواژگان:** بیان ژن، تبدیل موجکی، جامدات محلول، نازلوچای.

## مقدمه

آگاهی از کیفیت منابع آب یکی از نیازهای مهم در برنامه‌ریزی و توسعه منابع آب و حفاظت از آن است [۱]. در دهه‌های اخیر با افزایش میزان تقاضای آب، افزایش آلودگی رودخانه‌ها در سراسر دنیا و توسعه تکنیک‌های پیشرفته مانند روش‌های مختلف هوش مصنوعی، مدل‌سازی کمیت و کیفیت آب جریان‌های سطحی برای برنامه‌ریزی، مدیریت و بهره‌برداری بهینه جریان‌های سطحی مورد توجه پژوهشگران و کارگزاران صنعت آب در نقاط مختلف جهان واقع شده است. به این منظور با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی منفرد و ترکیبی، الگوریتم‌های بسیار پیشرفته‌ای توسط محققان برای مدل‌سازی کمیت و کیفیت جریان‌های رودخانه‌ای و زمینه‌های دیگری در منابع آب توسعه یافته است. به طور مثال، بانژاد و همکارانش [۲] با توسعه مدل هیبریدی شبکه عصبی- موجکی<sup>۱</sup> و مقایسه آن با مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در تخمین و شبیه‌سازی پارامترهای کیفی، جامدات محلول (TDS)، هدایت الکتریکی (EC) و نسبت جذب سدیم (SAR) رودخانه‌های جاجرود تهران در ایستگاه هیدرومتری رودک و قره‌سو کرمانشاه و همچنین در ایستگاه هیدرومتری دوآب مرک به این نتیجه دست یافتند که با توجه به کارایی زیاد شبکه عصبی- موجکی در پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب رودخانه‌ها می‌توان از این مدل برای به‌کارگیری تصمیم‌های مدیریتی و همچنین برای حصول اطمینان از نتایج پایش و کاهش هزینه پایش استفاده کرد. رجایی و جعفری [۱] با به‌کارگیری روش‌های شبکه عصبی، رگرسیون خطی چندمتغیره، برنامه‌ریزی ژنتیک و ترکیب عصبی- موجکی به مدل‌سازی نسبت جذب سدیم (SAR) ماهانه در ایستگاه رودبار رودخانه سفیدرود اقدام کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد عملکرد مدل ترکیبی عصبی- موجکی مناسب‌تر است. در مطالعه گانگ‌مینگ و همکارانش [۳] ارزیابی کیفیت و تغذیه دریاچه دونگتینگ<sup>۲</sup> با استفاده از مدل تلفیقی تبدیل موجکی و شبکه‌های عصبی مصنوعی (WANN) در دو مرحله انجام شد. نتایج پژوهش آنها نشان داد در هر دو دوره، کیفیت بسیار بد آب و تغذیه بسیار زیاد موجب خشکسالی در این حوضه شده بود. سنگور و همکارانش [۴] از روش شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین

میزان غلظت اکسیژن محلول در آب رودخانه ملن<sup>۳</sup> ترکیه استفاده کردند. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری‌شده و داده‌های به‌دست‌آمده از مدل بیشتر از ۰/۹۲ برآورد شد. نورانی و صالحی [۵] آنالیز موجک را با مفهوم شبکه عصبی فازی برای تخمین بارش حوضه ليقوان چای تبریز ارتباط دادند. نتایج پژوهش آنها نشان داد مدل پیشنهادی می‌تواند هر دو وقوع کوتاه‌مدت و بلندمدت بارندگی را به‌علت استفاده سری‌های زمانی چندمقیاسی<sup>۴</sup> از لایه ورودی شبکه عصبی مصنوعی تخمین بزند. زوو و همکارانش [۶] جریان ماهانه را با استفاده از روش‌های ARMA و DWT، مدل ترکیبی پیش‌بینی کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد مدل ترکیبی نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری داشت. نجاح و همکارانش [۷] توانایی شبکه عصبی را در پیش‌بینی شاخص‌های کیفی آب رودخانه جوهر<sup>۵</sup> مالزی و توانایی برآورد مقدار EC و TDS و کدورت در این حوضه را تأکید کردند. ساین و همکارانش [۸] از شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از کلیه پارامترهای کیفیت آب در دسترس برای مدل‌سازی میزان اکسیژن محلول و اکسیژن مورد نیاز بیولوژیکی در رودخانه گمتی<sup>۶</sup> هند استفاده کردند. این تحقیق نشان داد روش شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان یکی از روش‌های قابل استفاده با عملکرد مناسب برای برآورد پارامترهای کیفیت آب رودخانه‌ها به‌شمار می‌رود. رجائی [۹] روش منفرد و هیبریدی سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی- موجکی<sup>۷</sup> را برای پیش‌بینی رسوبات معلق به‌کار گرفت. نتایج پژوهش ایشان نشان داد عملکرد روش ترکیبی بهتر از روش منفرد است. کیشی و شیری [۱۰] توانایی دو مدل ترکیبی برنامه‌ریزی بیان ژن- موجکی<sup>۸</sup> و تبدیل موجک- فازی عصبی برای پیش‌بینی بارش روزانه را مطالعه کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد مدل ترکیبی تبدیل موجک- برنامه‌ریزی ژنتیک عملکرد مطلوب‌تری نسبت به مدل تبدیل موجک- فازی عصبی دارد. زوو و لیو [۱۱] با پیش‌بینی پارامترهای کوتاه‌مدت کیفیت آب در شهرستان داچان<sup>۹</sup>،

3. Melen

4. Multi-Scale

5. Johor

6. Gomti

7. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System -Wavelet (WANFIS)

8. Gene Expression Programming -Wavelet (WGEP)

9. Duchan

1. Artificial Neural network -Wavelet (WANN)

2. DongtingLake

فازی عصبی-موجکی نسبت به فازی عصبی عملکرد بهتری دارد. روان سالار و همکارانش [۱۷] با استفاده از روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش ترکیبی موجک- شبکه‌ی عصبی مصنوعی به پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول ۳۰ دقیقه‌ای رودخانه کالدر<sup>۴</sup>، ایستگاه هیدرومتری متلی بریدج<sup>۵</sup> واقع در UK<sup>۶</sup> پرداختند. نتایج پژوهش آنها بیان‌کننده‌ی عملکرد بهتر مدل ترکیبی نسبت به مدل منفرد است. شفاعی و کیشی [۱۸] با استفاده از مدل‌های ARMA، ANFIS، SVM و ترکیب این مدل‌ها با تئوری موجک، تراز سطح آب دریاچه وان<sup>۷</sup> ترکیه را پیش‌بینی کردند. نتایج پژوهش آنها بیان‌کننده‌ی برتری مدل‌های ترکیبی در مقایسه با مدل‌های منفرد بود و همچنین در میان مدل‌های ترکیبی، مدل WSVM عملکرد مطلوب‌تری داشت. با توجه به اینکه رودخانه نالوچای یکی از رودخانه‌های مهم و تأثیرگذار استان آذربایجان غربی به لحاظ تأمین آب شرب و کشاورزی منطقه است، بررسی وضعیت کیفی آب این حوضه اهمیت ویژه‌ای دارد. با توجه به اهمیت مدل‌سازی پارامترهای کیفی آب و جامع‌نبودن بررسی‌ها و مطالعات پیشین در این زمینه، مدل‌های متعدد هوش مصنوعی منفرد و هیبریدی-موجکی در حوضه آبریز یادشده به کار گرفته شد. در این مطالعه روش‌های منفرد هوش مصنوعی و ترکیبی جدید تبدیل موجک (Wavelet Transform) با نظریه شبکه‌های عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی، برنامه‌ریزی بیان ژن، شبکه‌های تلفیقی به نام هیبرید شبکه‌ی عصبی-موجکی (WANN)، استنتاجی فازی عصبی-موجکی (WANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجکی (WGEP) برای مدل‌سازی کیفیت آب توسعه داده شد. سپس به عملکرد آنها بر اساس معیارهای ارزیابی رایج توجه شد. شایان یادآوری است که روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی با دو روش افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی در محیط MATLAB توسط پژوهشگر کدنویسی شد و به نظر می‌رسد تلفیق تئوری موجک با شبکه‌های یادشده به کاهش خطا در مدل‌سازی منجر خواهد شد.

استان جیانگسی<sup>۱</sup> واقع در کشور چین با استفاده از روش‌های مختلف شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش ترکیبی آنها با تبدیل موجک به این نتیجه رسیدند که روش ترکیبی علاوه بر سرعت آموزش زیاد، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های منفرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی دارد. موسوی و همکارانش [۱۲] با مقایسه روش‌های مختلف هوش مصنوعی، ANFIS، ANN، Wavelet-ANN و Wavelet-ANFIS با ساختارهای متعدد، برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، به این نتیجه دست یافتند که ترکیب تبدیل موجک با روش‌های هوش مصنوعی منفرد می‌تواند عملکرد مدل‌ها را ارتقا بخشد. قویدل و منتصری [۱۳] با استفاده از چهار روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی مدل دسته‌بندی تفریقی و افراز شبکه و برنامه‌ریزی بیان ژن، جامدات محلول رودخانه زینه‌رود واقع در استان آذربایجان غربی را مدل‌سازی کردند. ایشان به ترتیب اولویت برنامه‌ریزی بیان ژن، سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی مدل افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی و در نهایت شبکه‌ی عصبی مصنوعی را به‌عنوان بهترین مدل پیشنهاد کردند. یارار [۱۴] روش‌های ARIMA و ترکیبی موجکی-فازی عصبی (WNF) را برای پیش‌بینی جریان پنج ایستگاه هیدرومتری در حوضه ساکاریا<sup>۲</sup> ترکیه به کار گرفت. او برای مقایسه نتایج از شاخص RMSE استفاده کرد. نتایج پژوهش ایشان نشان داد مدل WNF عملکرد بهتری نسبت به مدل ARIMA داشت. عزیزاده و کویان‌پور [۱۵] روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش ترکیبی شبکه‌ی عصبی مصنوعی-موجکی را برای پیش‌بینی پارامترهای روزانه کیفیت آب از جمله شوری، دما و پارامترهای روزانه و ساعتی اکسیژن محلول حوضه هیلوبای<sup>۳</sup> واقع در اقیانوس آرام به کار گرفتند. نتایج پژوهش آنها نشان داد مدل‌های ترکیبی شبکه‌ی عصبی مصنوعی-موجکی عملکرد بهتری دارند. همچنین مدل‌های ترکیبی علاوه بر عملکرد بهتر مدل‌های ساعتی نسبت به مدل‌های روزانه، توانایی مدل‌سازی در شرایط وجود داده‌های گمشده و نامنظم بودن اندازه‌گیری‌ها را دارد. اوزگور و بوراک کاباتاش [۱۶] با استفاده از روش‌های فازی عصبی و موجک-فازی عصبی بار معلق را پیش‌بینی کردند. نتایج مطالعات آنها نشان داد روش

4. Calder  
5. Methley Bridge  
6. United Kingdom  
7. Van

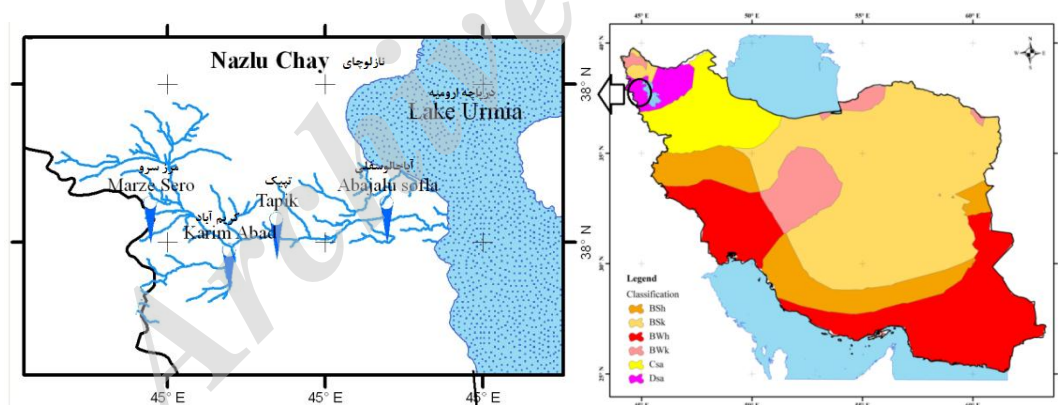
1. Jiangxi  
2. Sakarya  
3. Hilo Bay

## مواد و روش‌ها

## منطقه مطالعه شده و داده‌ها

زیرحوضه نازلوچای در قسمت غربی دریاچه ارومیه با وسعتی برابر ۵۱۰۰ کیلومترمربع واقع شده و از این نظر سومین زیرحوضه از حوضه آبریز دریاچه ارومیه است. نازلوچای از رودخانه‌های مستقل حوضه آبریز دریاچه ارومیه است که در شمال غربی و در شمال مرکز شهرستان ارومیه جریان دارد و از کوه‌های کمال، بره‌خیز، قایدوک و هرچین واقع در حدود ۳۵ کیلومتری غرب شهر ارومیه سرچشمه می‌گیرد و در نهایت به دریاچه ارومیه می‌ریزد. دما در این حوضه بین صفر تا ۲۰ درجه زیر صفر در فصل زمستان و تا ۴۰ درجه بالای صفر در فصل تابستان تغییر می‌کند [۱۹]. رژیم جریان آب رودخانه‌های این حوضه از بارندگی و ذوب برف ناشی می‌شود و بیشترین میزان دبی در فصل بهار به وجود می‌آید. همچنین بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی کوپن گیجر<sup>۱</sup> این حوضه در رده طبقه‌بندی D قرار دارد. موقعیت جغرافیایی حوضه آبریز نازلوچای بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی کوپن گیجر و مشخصات عمومی ایستگاه‌های هیدرومتری منتخب در شکل ۱ و جدول ۱ آمده است.

داده‌های کیفیت آب رودخانه نازلوچای اخذ شده از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان غربی، در همه ایستگاه‌ها در دسترس نبوده است و فقط تعداد ایستگاه هیدرومتری محدودی آمار با کیفیت و کمیت مناسب دارند. بنابراین، در این تحقیق از داده‌های چهار ایستگاه هیدرومتری تپیک، آبالوسفلی، کریم‌آباد و مرز سرو با کیفیت مناسب و طول دوره آماری مشترک ۱۹ ساله، به‌عنوان ایستگاه‌های مبنا استفاده شده است. داده‌های کیفیت آب رودخانه نازلوچای با مجموع تعداد ۵۶۳ نمونه‌برداری در ایستگاه‌های مبنا برای دوره آماری ۱۳۷۲ تا ۱۳۹۰ در دسترس بوده و بیشترین تعداد نمونه مربوط به ایستگاه کریم‌آباد است (جدول ۱). این نمونه‌ها شامل پارامترهای بی‌کربنات ( $\text{HCO}_3$ )، کلرید (Cl)، سولفات ( $\text{SO}_4$ )، کلسیم (Ca)، منیزیم (Mg)، سدیم (Na)، هدایت هیدرولیکی (EC)، اسیدیته (pH)، جامدات محلول (TDS) و دبی جریان رودخانه است. مشخصات آماری پارامترهای کیفیت آب در حوضه مطالعه شده در جدول ۲ آمده است. با توجه به جدول ۲ مشاهده می‌شود که ضریب تغییرات پارامتر کیفی TDS برابر ۰/۲۱ و کمترین میزان ضریب تغییرات مختص اسیدیته (pH) است.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی حوضه آبریز نازلوچای و ایستگاه‌های هیدرومتری منتخب بر اساس طبقه‌بندی کوپن گیجر

جدول ۱. مشخصات عمومی حوضه آبریز نازلوچای در ایستگاه‌های هیدرومتری منتخب<sup>۱</sup>

ایستگاه	رودخانه	نمونه‌برداری	ارتفاع از سطح دریا (m)	طول جغرافیایی (°E)	عرض جغرافیایی (°N)
تپیک	نازلوچای	۱۵۷	۱۴۵۰	۴۴°۵۴'	۳۷°۴۱'
آبالوسفلی	نازلوچای	۹۰	۱۲۹۰	۴۵°۰۸'	۳۷°۴۳'
کریم‌آباد	نازلوچای	۱۶۳	۱۵۸۰	۴۳°۴۸'	۳۷°۳۷'
مرز سرو	بردوک	۱۵۳	۱۶۴۰	۴۴°۳۸'	۳۷°۴۳'

1. Koppen Geiger

جدول ۲. مشخصات آماری پارامترهای کیفیت آب و جریان رودخانه در حوضه آبریز نازلوچای

پارامترها	واحد	میانگین	کمترین	بیشترین	انحراف معیار	ضریب تغییرات
Q	m <sup>3</sup> /s	۹/۶۱	۰/۱۱	۸۹/۹۵	۱۴/۹۰	۱/۵۵
TDS	mg/l	۲۶۰/۷۴	۱۳۰/۰۰	۴۳۰/۰۰	۵۳/۵۲	۰/۲۱
EC	μmhos / cm	۳۹۷/۵۵	۲۰۰/۰۰	۶۴۰/۰۰	۸۲/۴۸	۰/۲۱
PH	-	۷/۶۷	۶/۴۰	۸/۶۰	۰/۳۸	۰/۰۵
HCO <sub>3</sub>	meq/l	۳/۴۷	۱/۵۰	۵/۵۰	۰/۷۰	۰/۲۰
CL	meq/l	۰/۳۲	۰/۱۰	۰/۸۰	۰/۱۴	۰/۴۳
SO <sub>4</sub>	meq/l	۰/۸۰	۰/۰۴	۱/۸۵	۰/۳۱	۰/۳۸
Ca	meq/l	۲/۶۰	۱/۲۰	۴/۱۰	۰/۴۹	۰/۱۹
Mg	meq/l	۱/۴۳	۰/۱۰	۳/۵۰	۰/۶۰	۰/۴۲
Na	meq/l	۰/۴۳	۰/۱۰	۱/۱۵	۰/۲۱	۰/۴۹

**تبدیل موجک**

تبدیل موجک اولین بار در سال ۱۹۸۰ به‌عنوان یک ابزار آنالیز سیگنال‌ها معرفی شد. این تبدیل برای غلبه بر ضعف تبدیل فوریه ابداع شد. در روش فوریه موج‌های پایه، موج‌های سینوسی و کسینوسی (هارمونیک) هستند، در حالی که محتوای فرکانسی هر فرکانس فقط یک نقطه است. همچنین روش تبدیل فوریه فقط محتوای فرکانس هر موج را مشخص می‌کند و زمان وقوع هر فرکانس در موج اصلی را نشان نمی‌دهد. تبدیل موجک عملگری است که یک تابع را به مجموعه‌ای از تبدیل موجک مادر<sup>۱</sup> اصلاح‌شده تبدیل می‌کند که این تبدیل موجک‌های اصلاح‌شده همان تبدیل موجک دختر<sup>۲</sup> هستند [۲]. دو نوع تبدیل موجک وجود دارد: ۱. تبدیل موجکی پیوسته<sup>۳</sup> (CWT)، ۲. تبدیل موجکی گسسته<sup>۴</sup> (DWT). تبدیل موجکی پیوسته با رابطه زیر بیان می‌شود:

$$CWT_S^\psi(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int s(t) \psi_{s,\tau}^*(t) dt \quad (1)$$

در رابطه یادشده S مقیاس (مقادیر مثبت)؛ τ انتقال و \* مزدوج مختلط است که S و τ می‌تواند مقادیر پیوسته یا گسسته را برای در تبدیل موجکی پیوسته یا گسسته به خود اختصاص دهد. ψ(t) تابع موجک مادر نامیده می‌شود. از انواع موجک‌های مادر می‌توان به دابچیز<sup>۵</sup>، هار<sup>۶</sup>، سیملت<sup>۷</sup> و... اشاره کرد. سطح تجزیه از دیگر

1. Mother Wavelet
2. Daughter Wavelet
3. Continues Wavelet Transform
4. Discrete Wavelet Transform
5. Daubechies
6. Haar
7. Symlet

عوامل مهم و تأثیرگذار در روند تجزیه داده‌ها است که معمولاً بر اساس رابطه ۲ تعیین می‌شود که در آن n، سطح تجزیه و n<sub>i</sub> طول سری است.

$$n = [\log n_i] \quad (2)$$

تبدیل گسسته موجکی برای پیش‌پردازش و تحلیل سری‌های زمانی مناسب‌تر از تبدیل پیوسته موجکی است، زیرا داده‌های تبدیل‌یافته تبدیل موجکی گسسته اجزای اضافی نداشته و بنابراین تبدیل معکوس را می‌توان برای هر دسته از داده‌های زمان-بسامد به کار برد. فرایند تجزیه سیگنال شامل یک یا چند مرحله است که در تجزیه چندمرحله‌ای، موج پس از اولین مرحله تفکیک با تجزیه مجدد قسمت تقریبی، تجزیه موج ادامه می‌یابد [۲۰]. نتایج تجزیه موجک را می‌توان در قالب رابطه ۳ بیان کرد:

$$S = \sum_{i=1}^n d_n + a_n \quad (3)$$

که در این رابطه S سیگنال واقعی، d جزئیات، a تقریب و n تعداد مراحل تجزیه است. در این مطالعه از موجک مادر دابچیز نوع چهارم (db4) برای تجزیه و آنالیز داده‌ها استفاده شد.

**شبکه عصبی مصنوعی**

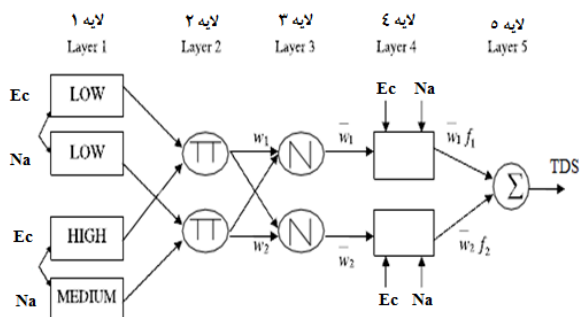
شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان یکی از تکنیک‌های اصلی سیستم هوش مصنوعی براساس سیستم عصبی و مغز انسان توسعه داده شده است. در این تکنیک دینامیک با پردازش داده‌های مشاهداتی، ساختمان روابط و وابستگی حاکم بر پدیده مد نظر یادگیری و تعیین می‌شود. سپس از مدل آموزش‌یافته برای پیش‌بینی رخداد‌های آتی این پدیده

$$TDS = p_r EC + q_r Na + r_r \quad (۴)$$

قانون ۲: اگر EC در حالت LOW (کم) و Na در حالت MEDIUM (متوسط) باشد، آن گاه:

$$TDS = p_r EC + q_r Na + r_r \quad (۵)$$

ساختار ANFIS پنج لایه دارد که در شکل ۳ نشان داده شده است. روش آموزش اصلی در این سیستم، روش پس‌انتشار خطاست [۲۳]. در این مطالعه، از دو روش سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی، مدل افراز شبکه با تابع عضویت متغیر و مدل دسته‌بندی تفریقی با شعاع دسته متغیر، تعداد تکرار ۱۰۰ و ورودی‌های مشابه با سایر روش‌های مدل‌سازی، بهترین مدل‌ها تعیین شد.

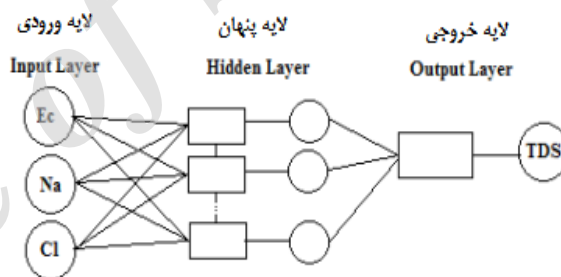


شکل ۳. نمای مدل سامانه استنتاجی عصبی- فازی تطبیقی برای مثال ساده یادشده

### برنامه‌ریزی بیان ژن

روش برنامه‌ریزی ژنتیک جزء روش‌های الگوریتم گردشی محسوب می‌شود که مبنای این روش‌ها بر اساس نظریه تکمیل داروین است. فرایند گام‌به‌گام حل یک مسئله با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک متشکل از پنج مرحله به شرح زیر است: ۱. انتخاب مجموعه ترمینال؛ ۲. انتخاب مجموعه توابع؛ ۳. شاخص اندازه‌گیری دقت مدل؛ ۴. مؤلفه‌های کنترل؛ ۵. شروط توقف اجرای برنامه. اولین مرحله در مدل‌سازی، انتخاب تابع برازش مناسب است که در این مطالعه با بررسی انواع توابع برازش، تابع RMSE به عنوان تابع برازش برتر برای مدل‌بندی انتخاب شد. مرحله بعدی انتخاب عملگرهای اصلی برای ساخت درخت تجزیه است که در این مطالعه از عملگرهای ریاضی پیش‌فرض نرم‌افزار GeneXpro، استفاده شد. خلاصه‌ای از پارامترهای به کار گرفته‌شده در مدل‌سازی جامدات محلول رودخانه نازلوچای در جدول ۳ آورده شده است.

استفاده می‌شود [۲۱]. در این تکنیک، ساختمان مدل مطابق شکل ۲ از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل یافته است. توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی با تعریف و تعیین تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون‌ها در لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی، تابع محرک کنترل‌کننده مقدار خروجی هر نورون در لایه‌های پنهان، شیوه یادگیری یا آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌دهی و ساختمان مدل انجام می‌شود [۲۲]. در این مطالعه برای مدل‌سازی میزان جامدات محلول در آب رودخانه نازلوچای به‌ازای سه پارامتر مؤثر کیفیت آب، یک ساختار سه‌لایه (لایه ورودی، پنهان و خروجی) و الگوریتم لونیگ مارگارت<sup>۱</sup> برای آموزش مدل، تابع محرک متغیر لوگ-سیگموئید<sup>۲</sup> و تانژانت-سیگموئید<sup>۳</sup> در لایه پنهان، تابع محرک خطی<sup>۴</sup> در لایه خروجی، تعداد متغیر نورون‌ها در لایه پنهان و تعداد تکرار برابر یک هزار بار استفاده شده است.



شکل ۲. نمودار شماتیک یک شبکه عصبی چندلایه با ورودی‌های مدل

### سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی

این سامانه ابزاری کارآمد برای تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌ای محدود است که به‌ازای هر درجه از صحت قابل استفاده است. این سیستم پیاده‌سازی یک سیستم فازی سوگنو<sup>۵</sup> به‌صورت ساختار شبکه‌ای پیش‌رونده است [۲۳]. اگر فرض کنیم یک سامانه استنتاج فازی دو ورودی EC و Na و یک خروجی TDS داشته باشد، مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی اگر-آن‌گاه به این صورت بیان می‌شود: قانون ۱: اگر EC در حالت LOW (کم) و Na در حالت HIGH (زیاد) باشد، آن‌گاه:

1. Levenberg-Marquardt (LM)
2. Log-Sigmoid
3. Tan-Sigmoid
4. Linear Transfer Function
5. Sugeno

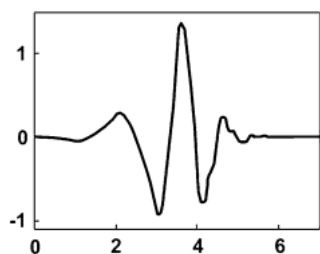
جدول ۳. پارامترهای به‌کار گرفته‌شده در برنامه‌ریزی بیان ژن

۰/۳	نرخ ترکیب تک‌نقطه‌ای	۰/۱	نرخ برگشت	۳۰	کروموزوم‌ها
۰/۳	نرخ ترکیب دونقطه‌ای	۰/۱	نرخ ترانهش ژنی	۸	طول هر رأس
۰/۱	نرخ ترکیب ژنی	۰/۰۴	نرخ جهش	۳	تعداد ژن‌ها

جدول ۴. نتایج آزمون F برای بررسی معناداری اختلاف پارامترهای کیفیت آب و جریان بین ایستگاه‌های مبنا

پارامترها	Q (EC)	HCO <sub>3</sub> (Ca)	CL (SO <sub>4</sub> )	Mg (Na)	TDS (PH)
	۲۶/۶۶۶*	۲۸/۵۰۶*	۲۶/۳۹۰*	۳۲/۲۶۴*	۲۹/۹۶۷*
F <sub>calculated</sub>	(۳۷/۰۴۵*)	(۲/۳۶۰)	(۸/۰۶۴*)	(۵۲/۹۱۷*)	(۰/۴۶۱)

یادشده با روند داده‌های اصلی است [۲۴]. شکل ۴ روند موجک دابجیز نوع چهارم را نشان می‌دهد.



شکل ۴. موجک دابجیز نوع چهارم (db4)

در مدل‌سازی میزان جامدات محلول رودخانه از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و از ۲۰ درصد داده‌ها برای آزمون مدل‌ها استفاده شد. سپس نتایج به‌دست‌آمده برای بررسی و مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف بر اساس سه آزمون آماری کمی معتبر و رایج شامل ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و قدر مطلق میانگین خطا (MAE) و یک روش گرافیکی ارزیابی‌شده و مدل برتر تعیین شده است.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (TDS_{io} - \overline{TDS_o})(TDS_{ie} - \overline{TDS_e})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (TDS_{io} - \overline{TDS_o})^2 \sum_{i=1}^N (TDS_{ie} - \overline{TDS_e})^2}} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (TDS_{io} - TDS_{ie})^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |TDS_{io} - TDS_{ie}| \quad (10)$$

که در آنها،  $TDS_{io}$ : مقادیر مشاهداتی،  $TDS_{ie}$ : مقادیر برآوردی،  $\overline{TDS_o}$  و  $\overline{TDS_e}$  به‌ترتیب میانگین مقادیر برآوردی و مشاهداتی را نشان می‌دهد.

### مراحل تحقیق

داده‌های ۱۹ ساله کیفیت آب حوضه آبریز نازلوچای در چهار ایستگاه منتخب (به‌جز pH و Ca)، بر اساس آزمون  $F_{test}$  اختلاف آماری معنادار در سطح اطمینان ۹۵ درصد ( $F_{calculated} > F_{critical}$ ) دارند (جدول ۴). در نتیجه داده‌های ایستگاه‌های منتخب مستقل از هم طبقه‌بندی شده و می‌توانند به‌عنوان معرف واقعی از کیفیت آب رودخانه نازلوچای در نقاط مختلف رودخانه باشند. پس از اطمینان از صحت انتخاب ایستگاه‌ها، پارامترهای ورودی مدل‌ها بر اساس معناداری آزمون همبستگی پیرسون در سطح ۹۵ درصد و تأثیرگذاری اصلی بر میزان جامدات محلول تعیین شد. برای نرمال‌سازی داده‌های اصلی قبل از مدل‌سازی و بازگشت از حالت نرمال به مقادیر اصلی پس از مدل‌سازی به‌ترتیب از روابط ۶ و ۷ استفاده شد.

$$X_N = \frac{X_R - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (6)$$

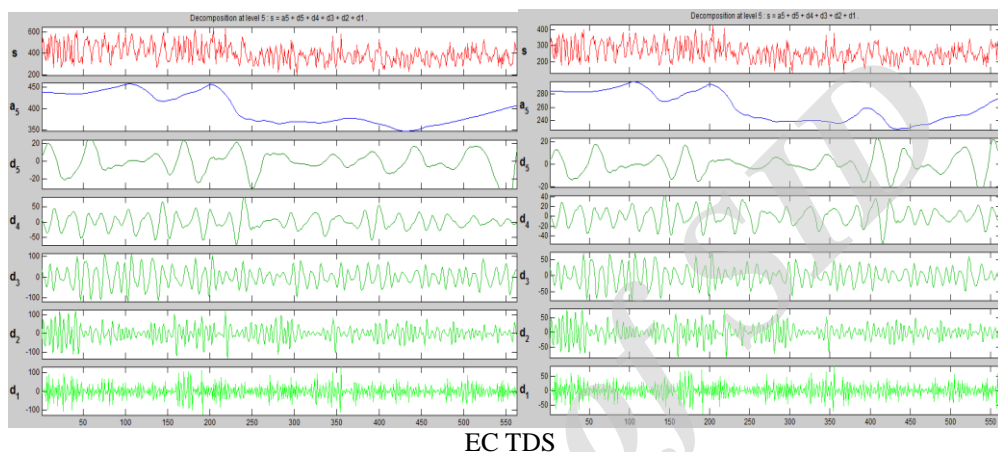
$$X_R = X_N (X_{max} - X_{min}) + X_{min} \quad (7)$$

در این مطالعه، پس از تجزیه پارامترهای ورودی و خروجی با استفاده از تبدیل موجک (موجک مادر دابجیز نوع ۴)، روش‌های منفرد و هیبریدی شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوریتم پس‌انتشار خطای لونیبرگ-مارگارت، روش سامانه استنتاجی عصبی-فازی تطبیقی مبتنی بر مدل افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی و برنامه‌ریزی بیان ژن با تبدیل موجک (موجک مادر دابجیز نوع ۴)، به‌ازای داده‌های چهار ایستگاه هیدرومتری با دوره آماری ۱۹ ساله، برای مدل‌سازی استفاده شده است. با توجه به طول سری که ۵۶۳ عدد است، بر اساس رابطه ۲ داده‌های مد نظر در سطح پنج تجزیه شد. دلیل انتخاب موجک دابجیز نوع ۴ شباهت زیاد روند موجک

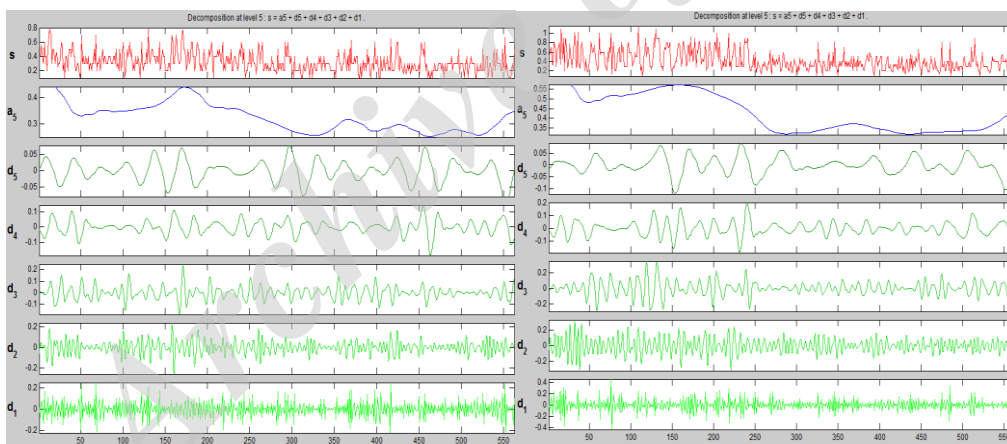
**بحث و نتایج**

با توجه به ضرایب همبستگی پارامترها، سه پارامتر EC، Na و Cl برای مدل سازی TDS انتخاب شد. ابتدا سه پارامتر ورودی و یک پارامتر خروجی با استفاده از تبدیل موجک یک بعدی (موجک دابچیز نوع ۴) آنالیز شد. نمودارهای تجزیه و بازه مقادیر تجزیه شده سیگنال های تقریبی (a) و سیگنال های جزئی ( $d_i, i=1, \dots, 5$ ), برای هر یک از پارامترها در شکل ۵ و جدول ۵ آورده شده است.

با توجه به شکل ۵ و جدول ۵ مشاهده می شود در همه پارامترهای EC، Na، Cl و TDS سیگنال های تقریبی سری داده ها با فرکانس کم و سیگنال های جزئی به ترتیب از ۱ تا ۵ (بالا به پایین)، سری داده ها با فرکانس زیاد و دوره بازگشت کم را تولید می کند. همچنین بازه تغییرات سری داده های تولیدی جزئی توسط موجک دابچیز نوع ۴ به ترتیب از پنج تا یک افزایش می یابد. به طوری که بازه تغییرات سیگنال جزئی d1 پارامتر TDS بین ۸۴/۳۳- تا ۹۹/۲۵+ است.



EC TDS



Cl Na

شکل ۵. تجزیه موجک دابچیز نوع ۴ پارامترهای کیفیت آب در سطح ۵

جدول ۵. نتایج مقادیر تجزیه موجک دابچیز نوع ۴ پارامترهای کیفیت آب در سطح ۵

پارامترهای کیفیت آب	بازه	S*	a <sub>5</sub>	d <sub>5</sub>	d <sub>4</sub>	d <sub>3</sub>	d <sub>2</sub>	d <sub>1</sub>
TDS	کمترین	۱۳۰	۲۲۷/۳۴	-۲۴/۹۱	-۴۲/۶۹	-۸۷/۵۴	-۷۵/۲۸	-۸۴/۳۳
	بیشترین	۴۰۰	۲۹۷/۵۶	+۲۵/۵۵	+۵۱/۱۵	+۷۴/۶۵	+۹۳/۳۶	+۹۹/۲۵
EC	کمترین	۲۰۰	۳۵۱/۰۲	-۵۶/۵۶	-۴۸/۷۹	-۱۰۴/۵۶	-۱۱۶/۶۱	-۱۳۰/۰۶
	بیشترین	۶۴۰	۴۵۷/۱۷	+۴۸/۲۱	+۵۲/۴۹	+۱۲۶/۹۸	+۱۴۱/۲۹	+۱۵۲/۹۶
Na	کمترین	۰/۱۰	۰/۳۱	-۰/۰۷	-۰/۱۴	-۰/۳۷	-۰/۴۰	-۰/۳۶
	بیشترین	۰/۱۵	۰/۶۳	+۰/۰۷	+۰/۱۳	+۰/۴۳	+۰/۴۴	+۰/۳۷
CL	کمترین	۰/۱۰	۰/۲۲	-۰/۰۶	-۰/۱۳	-۰/۲۰	-۰/۲۵	-۰/۲۳
	بیشترین	۰/۸۰	۰/۴۵	+۰/۰۷	+۰/۱۲	+۰/۲۱	+۰/۳۱	+۰/۲۶



هیبریدی- موجکی به‌ترتیب ۰/۵۸، ۰/۵۴، ۰/۴۰، ۰/۳۴، ۰/۶۱ و ۰/۳۷ است. همچنین تعداد قوانین فازی در همه مدل‌های منفرد و هیبریدی- موجکی دسته‌بندی تفریقی ۳ است. ساختار مدل عصبی- فازی ترکیبی از ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی و سیستم فازی است. بنابراین، علاوه بر آموزش مدل توسط داده‌های مشاهداتی به‌منظور برآورد پارامترهای توابع عضویت (عملکرد شبکه عصبی مصنوعی)، مزیت‌های مدل فازی را در شبیه‌سازی پدیده‌های پیچیده و غیرخطی را دارد. این ویژگی می‌تواند دلیلی بر برتری مدل عصبی- فازی تطبیقی در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی عنوان شود [۲۴]. در مدل هیبریدی با ترکیب بهترین نتایج مدل‌های افراز شبکه- موجکی و دسته‌بندی تفریقی- موجکی، مدل برتر سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی- موجکی با ضریب همبستگی ۰/۹۱۰ و ریشه میانگین مربعات خطا ۲۱/۷۴۸ به‌دست آمد. نتایج و مشخصات مدل‌های بهینه منفرد و هیبریدی- موجکی محاسبات نرم مربوط به داده‌های دوره آزمون در جدول ۶ آورده شده است.

بر اساس نتایج مشاهده می‌شود که همه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن عملکرد قابل قبول برای تخمین مقدار جامدات محلول داشتند؛ ولی به‌ترتیب اولویت عملکرد، می‌توان برنامه‌ریزی بیان ژن، سامانه استنتاجی عصبی فازی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی را معرفی کرد. همچنین مدل‌های هیبریدی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های منفرد همسان دارد. به‌طور کلی، به‌ترتیب اولویت WANN.SC، ANFIS-GP، ANN و عملکرد مناسب‌تری دارند. در شکل‌های ۶ و ۷ نمودار مقادیر TDS مشاهداتی و برآوردی مدل‌های منفرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، سامانه عصبی فازی تطبیقی، برنامه‌ریزی بیان ژن و مدل‌های هیبریدی- موجکی همراه با نمودارهای نکویی برازش مربوط به داده‌های دوره آزمون نشان داده شده است.

پس از آنالیز داده‌های اصلی و سری داده‌های تولیدی توسط تبدیل موجک، با استفاده از هشت روش منفرد و هیبریدی محاسبات نرم یادشده مدل‌سازی میزان جامدات محلول رودخانه نازلوچای انجام گرفت. در روش منفرد مدل‌سازی با به‌کارگیری مستقیم داده‌های اصلی و در روش هیبریدی بر اساس مجموع مدل‌سازی هر یک از زیرسری‌های تولیدی در سطح پنجم تبدیل موجک، انجام گرفت. به‌منظور یافتن ساختار بهینه شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوریتم لونیگ مارگارت، پارامترهایی مانند تعداد نورون‌ها (یک تا ۱۵ نورون) در لایه پنهان، توابع محرک در لایه‌های پنهان به روش سعی و خطا آزمایش شد. بهترین مدل بر اساس کمترین میزان مربعات خطا، تعداد تکرار ۱۰۰۰ و سرعت آموزش ۰/۰۱ برای حوضه آبریز مطالعه‌شده تعیین شد. الگوریتم لونیگ مارگارت در دسته الگوریتم‌های سریع پس‌انتشار که از تکنیک‌های استاندارد بهینه‌سازی عددی استفاده می‌کند، قرار گرفته و به‌دلیل استفاده از ماتریس ژاکوبین به جای ماتریس هسین در ساختار محاسباتی، پیچیدگی محاسباتی در آن کمتر است و کارایی بسیار زیادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد. تعداد نورون ۵ در روش منفرد شبکه عصبی مصنوعی و تعداد نورون‌های ۵، ۳، ۳، ۲ به‌ترتیب در زیرسری‌های D1, ..., D5, A5 روش هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی- موجکی بهترین عملکرد را داشتند. در روش عصبی- فازی تطبیقی تحلیل حساسیت مدل بر مبنای نوع و تعداد توابع عضویت در مدل افراز شبکه و پارامتر شعاع دسته (محدوده تغییرات آن بازه صفر تا یک است) در مدل دسته‌بندی تفریقی انجام گرفت. بهترین مدل با استفاده از سامانه استنتاجی نوع سوگنو، اندازه گام ۰/۰۲، اندازه گام افزایشی ۱/۱، اندازه گام کاهش ۰/۹ و الگوریتم آموزشی هیبرید<sup>۱</sup> تعیین شد که ترکیب روش گرادیان کاهش و کمترین مربعات خطاست. در همه مدل‌های منفرد و هیبریدی افراز شبکه سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی- موجکی، تابع عضویت گوسی<sup>۲</sup> به تعداد ۲ تا ۴ بهترین عملکرد را داشتند. در روش دسته‌بندی تفریقی سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی، شعاع دسته در مدل منفرد ۰/۵۷ و در زیرسری‌های

1. Hybrid  
2. Gauss

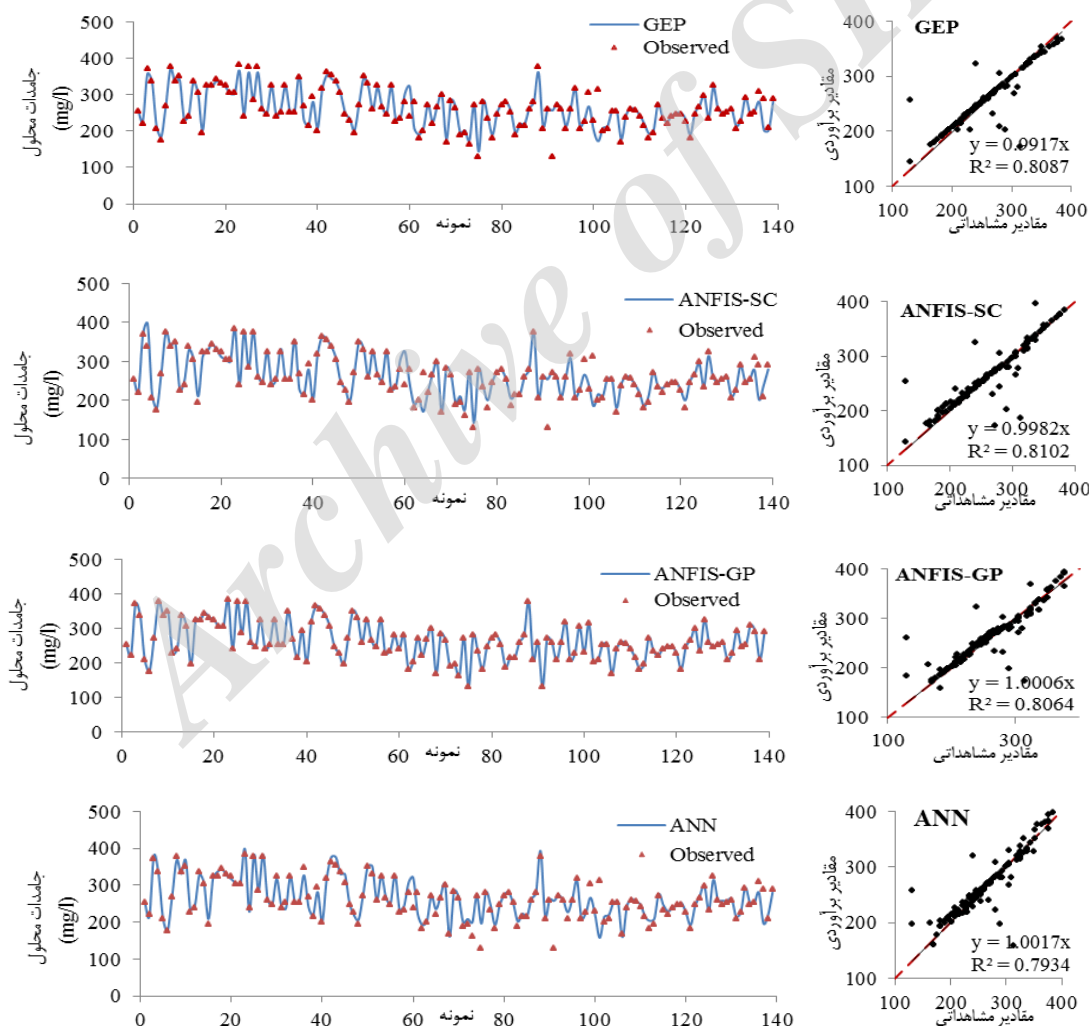
جدول ۶. نتایج و مشخصات مدل‌های بهینه منفرد و هیبریدی- موجکی محاسبات نرم در دوره آزمون

مدل‌ها	مشخصات مدل	پارامترهای آماری		
		R	RMSE	MAE
مدل‌های منفرد	ANN (tansig- purelin- $\delta$ )	۰/۹۰۳	۲۳/۶۸۱	۱۱/۱۲۵
	ANFIS-GP (gauss- [۳ ۲ ۳]- ۱۸- ۵۸- ۱۸- ۱۶)	۰/۹۰۸	۲۲/۹۹۸	۱۱/۳۰۵
	ANFIS-SC (۰/۵۷- ۳- ۳۰- ۱۲- ۱۸)	۰/۹۱۰	۲۲/۷۴۶	۹/۰۶۲
مدل‌های هیبریدی	GEP	۰/۹۱۷	۲۱/۷۰۷	۹/۲۴۲
	WANN	۰/۸۹۳	۲۲/۷۴۹	۱۱/۸۲۲
	WANFIS-GP	۰/۹۰۲	۲۲/۴۴۲	۱۱/۵۶۰
	WANFIS-SC	۰/۹۰۸	۲۲/۰۴۵	۱۰/۷۹۳
	WANFIS	۰/۹۱۰	۲۱/۷۴۸	۱۰/۱۲۹
	WGEP	۰/۹۰۹	۲۱/۰۷۸	۹/۴۹۴

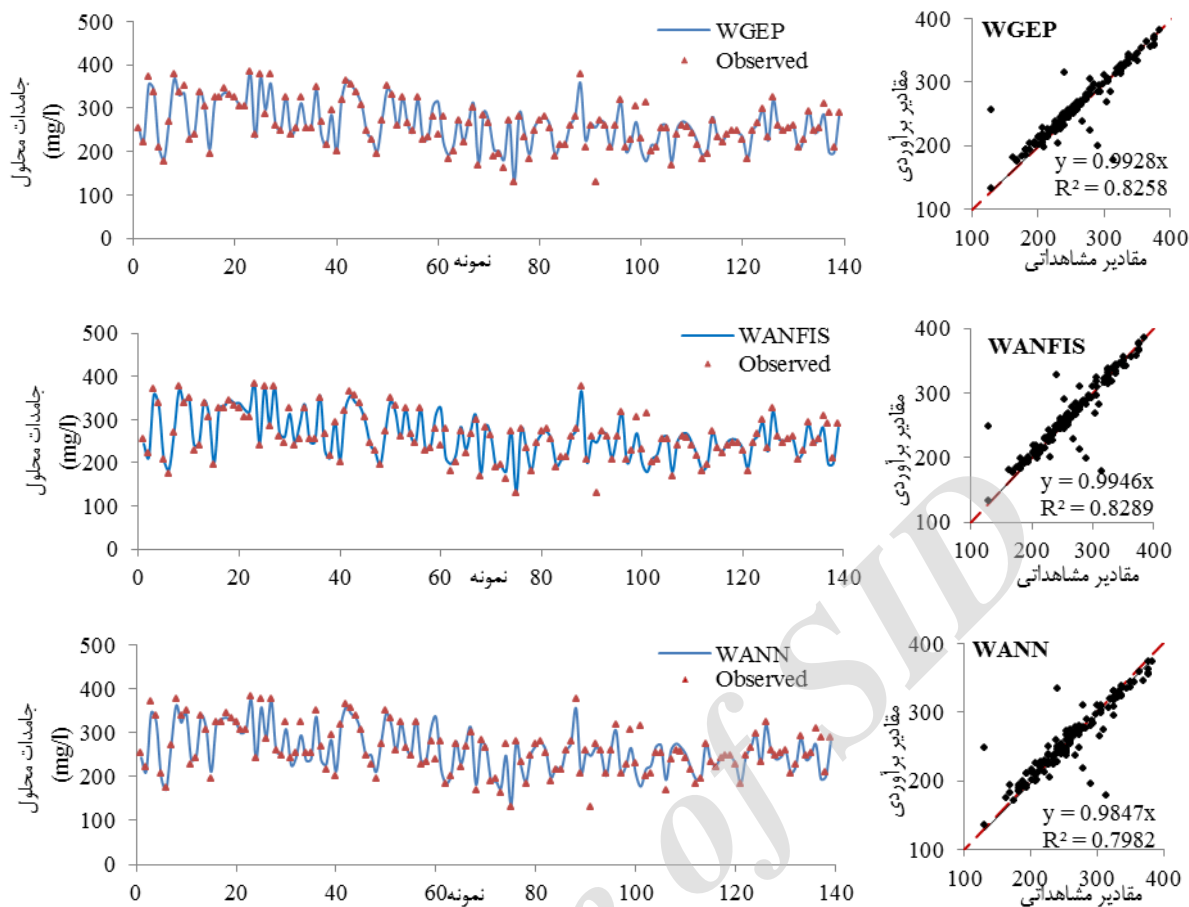
\*ANN (تعداد نورون - نوع تابع محرک لایه خروجی - نوع تابع محرک لایه پنهان)

\*ANFIS-GP (تعداد پارامترهای غیرخطی - تعداد پارامترهای خطی - تعداد گره‌ها - تعداد قوانین فازی - [تعداد توابع عضویت] - نوع تابع عضویت)

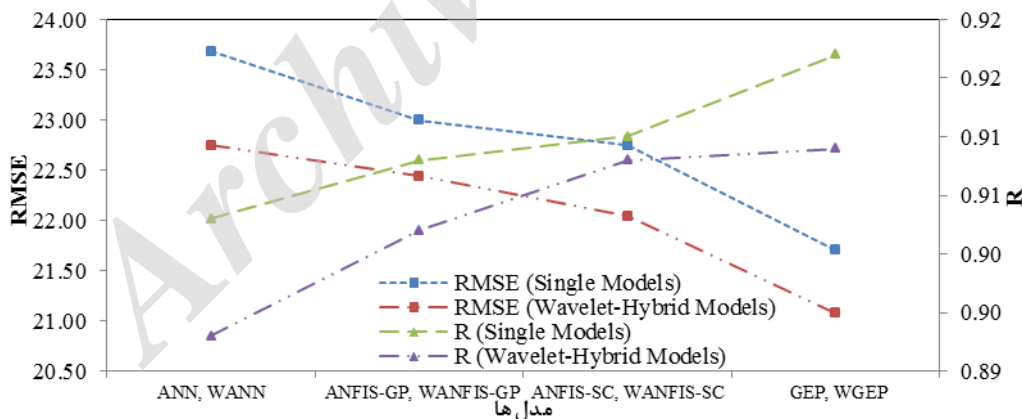
\*ANFIS-SC (تعداد پارامترهای غیرخطی - تعداد پارامترهای خطی - تعداد گره‌ها - تعداد قوانین فازی - شعاع دسته)



شکل ۶. نمودار نکویی برازش و منحنی‌های مشاهداتی و برآوردی مدل‌های منفرد GEP، ANFIS-SC، ANFIS-GP و ANN در دوره آزمون



شکل ۷. نمودار نکویی برازش و منحنی‌های مشاهداتی و برآوردی مدل‌های هیبریدی WANN و WANFIS، WGEF در دوره‌ی آزمون



شکل ۸. تغییرات R و RMSE مدل‌های منفرد و هیبریدی- موجکی

برازش داده‌شده بین مقادیر برآوردی و مشاهداتی معادله  $y=ax$  است. با توجه به معادلات رگرسیونی مستخرج، ضریب  $a$  در همه‌ی روش‌ها به عدد واحد (نیمساز ربع اول) نزدیک است که بیان‌کننده‌ی کم‌بودن میزان انحرافات داده‌های برآوردی است. با اینکه ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و برآوردی و ریشه‌ی میانگین مربعات

با توجه به شکل‌های ۶ و ۷ مشاهده می‌شود که مدل عصبی فازی تطبیقی افراز شبکه و هیبریدی عصبی فازی- موجکی بیشترین و کمترین مقادیر را بهتر از سایر مدل‌ها تخمین زده است. همچنین مدل‌های منفرد مقادیر بیشترین غلظت را بیشتر از مقدار واقعی نسبت به مدل‌های هیبریدی تخمین زده است. معادله‌ی رگرسیونی

خطا در همه روش‌های محاسبات نرم به‌کار گرفته‌شده معنادار است، مقادیر این ضرایب بیان‌کننده عملکرد برتر برنامه‌ریزی بیان ژن است. با توجه به اینکه برنامه‌ریزی بیان ژن در ادامه سیر تکاملی مدل‌های هوش مصنوعی به‌وجود آمده‌اند، از مزیت‌های این روش نسبت به سایر روش‌های هوش مصنوعی می‌توان تعیین ساختار متغیرهای ورودی و خروجی، ساختار بهینه مدل، ضرایب روابط ریاضی و انتخاب خودکار مؤثرترین متغیرهای ورودی را عنوان کرد [۲۴]. شکل ۸ تغییرات R و RMSE مدل‌های منفرد و هیبریدی- موجکی به‌کارگرفته‌شده را نشان می‌دهد. به‌رغم زیادبودن ضریب همبستگی مدل‌های منفرد نسبت به مدل‌های هیبریدی- موجکی، کاهش ریشه میانگین مربعات خطا در مدل‌های هیبریدی- موجکی که معیار بسیار مهم ارزیابی مدل‌هاست، دلالت بر برتری مدل‌های هیبریدی- موجکی دارد. با توجه به جدول ۶ و شکل ۸ مدل هیبریدی برنامه‌ریزی بیان ژن- موجکی با

داشتن کمترین میزان RMSE به مقدار ۲۱/۰۷۸ بهترین عملکرد را در بین سایر مدل‌های منفرد و هیبریدی دارد. در این میان، مدل برنامه‌ریزی بیان ژن به‌دلیل ارائه رابطه ریاضی حاکم بر مدل‌سازی میزان جامدات محلول در رودخانه نازلوچای اهمیت خاصی دارد. در جدول ۷ روابط ریاضی و ضرایب به‌دست‌آمده از برنامه‌ریزی بیان ژن برای مدل‌سازی جامدات محلول حوضه آبریز نازلوچای آورده شده است. همچنین به‌دلیل مطالعات محدود جهانی در زمینه تخمین میزان جامدات محلول در رودخانه‌ها با استفاده از روش‌های هیبرید محاسبات نرم- موجکی، این مطالعه جزء تحقیقات جامع انجام‌شده در کشور و در حوضه آبریز نازلوچای است، که نتایج این تحقیق در زمینه تخمین پارامترهای کیفی آب رودخانه‌ها با نتایج تحقیقات سنگرور و همکارانش [۴] در تخمین میزان COD، ساین و همکارانش [۸] در تخمین میزان BOD و COD و برزگر و همکارانش [۲۵] در تخمین EC همخوانی دارد.

جدول ۷. روابط ریاضی مدل‌های بهینه برنامه‌ریزی بیان ژن

مدل‌ها	روابط ریاضی
منفرد	$EC[\text{Exp}(\text{Cl} - \text{Exp}(\text{Cl}))]^{\sqrt{2}} + \text{Sin}(\text{Cl}^{\sqrt{2}}) - \text{Na} + \text{Cl} + \sqrt{2} / \sqrt{9} \text{Exp}[(\text{Exp}(\text{Cl}) + \text{Na})^{\sqrt{2}} \cdot (\text{Cl})^{\sqrt{2}}] + 16 / 4$
A5	$\text{Exp}(\text{Cl}) + \text{Sin}(\text{Na}) - [\text{exp}(\text{Na})]^{\sqrt{2}} + (\text{EC} - \text{Na}) + 4 / 84$
D5	$EC[(\text{Cos}(\text{Na} - 8 / 93)) + (\text{Cos}(\text{Cos}(8 / 93 \text{Na} + \text{Cl}))^{\sqrt{2}})] - \text{Na}[8 / 48 - \text{Na} + \text{Cl}]$
هیبریدی	D4 $EC[\text{Cos}(\sin(a \tan(\cos(\text{Na}))))]^{\sqrt{2}}] - \text{Cl}[28 / 28 - \text{Cl}] - 6 / 89 \text{Na}$
D3	$\text{Sin}(\text{Na} - \text{Cl}) - 2 \text{Na} + 0 / 6 \text{EC} + a \tan[\text{Na} + \text{Sin}(2394 / 8 \text{Cos}(\text{Cl}))] + \text{Sin}(\text{EC} + 3 \text{Na} - 6 / 94)$
D2	$a \tan[57 / 28 (\text{EC})^{\sqrt{2}} \cdot \text{Cl}(\text{EC} - \text{Cl})] - a \tan[92 / 4 a \tan(\text{Cl} + \text{Na})] + 0 / 6 \text{EC}$
D1	$\text{Sin}[\text{Cos}(\text{EC}^{\sqrt{2}})] - 0 / 07 (\text{Na} + \text{EC}) + \text{Cl}[18 - 8 / 14 (\text{EC})(\text{Cl})]$
مجموع مدل زیرسری‌ها	<b>TDS=A5+D5+D4+D3+D2+D1</b>

### نتیجه‌گیری

در این مطالعه برای تخمین مقدار جامدات محلول رودخانه‌های حوضه آبریز نازلوچای در چهار ایستگاه یادشده، از روش‌های منفرد شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی عصبی فازی تطبیقی مدل افراز شبکه، دسته‌بندی تفریقی، برنامه‌ریزی بیان ژن و هیبریدی عصبی- موجکی، عصبی فازی- موجکی و برنامه‌ریزی بیان ژن- موجکی استفاده شد. بر اساس نتایج می‌توان گفت که روش‌های منفرد و هیبریدی- موجکی یادشده با حفظ خصوصیات هیدرولوژیکی داده‌های مشاهداتی (تصادفی بودن، مستقل بودن و نداشتن روند)،

کاهش اتلاف زمان و هزینه برای اندازه‌گیری‌های مستقیم آزمایشگاهی پارامترهای کیفیت آب می‌تواند به‌عنوان ابزاری توانمند برای تخمین پارامترهای کیفی، برنامه‌ریزی و مدیریت بهینه کیفیت آب رودخانه تأثیر مهمی داشته باشند. همچنین نتایج بیان‌کننده بهبود عملکرد مدل‌های هیبریدی- موجکی (با کاهش ریشه میانگین مربعات خطا و قدر مطلق میانگین خطا) در مقایسه با مدل‌های منفرد محاسبات نرم با استفاده از تجزیه سیگنال‌هاست. تجزیه سیگنال‌ها به کمک تابع گسسته تبدیل موجک دابچیز نوع چهارم به ساده‌تر شدن سیگنال‌ها منجر شد که عامل بسیار

- [6]. Zhou HC, Peng Y, Liang G-H. The research of monthly discharge predictor-corrector model based on wavelet decomposition. *Water Resour Manag.* 2008; 22(2):217-227.
- [7]. Najah A, Elshafie A, Karim O, Jaffar O. Prediction of Johor river water quality parameters using artificial neural networks. *European Journal of Scientific Research.* 2009; 28: 422-35.
- [8]. Sighn KP, Basant A, Malik A, Jain G. Artificial neural network modeling of the river water quality-A case study. *Ecological Modelling.* 2009; 220: 888-895.
- [9]. Rajae T. Wavelet and neuro-fuzzy conjunction approach for suspended sediment prediction. *Clean-Soil Air Water.* 2010; 38(3):275-286. [Persian]
- [10]. Kisi O, Shiri J. Precipitation forecasting using wavelet-genetic programming and wavelet-neuro-fuzzy conjunction models. *Water Resour Manag.* 2011; 25:3135-3152.
- [11]. Xu L, Liu S. Study of short-term water quality prediction model based on wavelet neural network. *Mathematical and Computer Modelling.* 2013; 58.(3-4):807-813.
- [12]. Moosavi V, Vafakhah M, Shirmohammadi B, Ranjbar M. Optimization of wavelet-ANFIS and wavelet-ANN hybrid models by Taguchi method for groundwater level forecasting. *Arab. J. Sci. Eng.* 2013b; DOI 10.1007/s13369-013-0762-3.
- [13]. Ghavidel S.Z.Z, Montaseri M. Application of different data-driven methods for the prediction of total dissolved solids in the Zarinroud basin. *Stochastic environmental research and risk assessment.* 2014; 28(8): 2101-2118.
- [14]. Yazar A. A hybrid wavelet and neuro-fuzzy model for forecasting the monthly streamflow data. *Water Resour Manag.* 2014; 28:553-565.
- [15]. Alizadeh MJ, Kavianpour MR. Development of wavelet-ANN models to predict water quality parameters in Hilo Bay, Pacific Ocean. *Marine Pollution Bulletin.* 2015; 98(1-2):171-178.
- [16]. Özger M, Burak Kabataş M. Sediment load prediction by combined fuzzy logic-wavelet method. *Journal of Hydroinformatics.* 2015; 17 (6): 930-942.
- [17]. Ravansalar M, Rajae T, Ergil M. Prediction of dissolved oxygen in River Calder by noise elimination time series using wavelet transform. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence.* 2015; DOI:10.1080/0952813X.2015.1042531.

مهم و تأثیرگذار در بهبود عملکرد مدل‌های هیبریدی نسبت به مدل‌های منفرد محاسبات نرم است. از طرفی، متفاوت بودن ساختار و الگوی حل مسئله میان روش‌های مختلف هوش مصنوعی می‌تواند دلیلی بر تفاوت عملکرد مدل‌های مطالعه‌شده، باشد. همچنین از دیگر مزایا و برتری‌های محاسبات نرم که به افزایش قابلیت کاربردی‌تر شدن مبدل‌سازی منجر می‌شود، می‌توان به ارائه رابطه ریاضی حاکم بر پیش‌بینی میزان جامدات محلول در حوضه آبریز مطالعه‌شده توسط مدل برنامه‌ریزی بیان ژن اشاره کرد. ارائه رابطه ریاضی حاکم بر مسئله با تلفیق تئوری موجک می‌تواند راهبردی جدید در تبدیل علم مدل‌های هوش مصنوعی (مدل‌های جعبه سیاه) به علم ریاضیات به حساب آید. به‌رغم نتایج قابل قبول روش‌های هوشمند مطالعه‌شده به‌کارگیری روش هیبرید-موجکی برنامه‌ریزی بیان ژن ( $RMSE=27/078$ ) برای پیش‌بینی وضعیت کیفی رودخانه‌ها توصیه می‌شود. در نهایت، پیشنهاد می‌شود عملکرد این روش‌ها در برآورد سایر پارامترهای کیفیت آب رودخانه‌های کشور نیز بررسی و با نتایج مطالعات قبلی مقایسه و تحلیل شود.

#### منابع

- [1]. Rajae T, Jafari H. Prediction of Water Sodium Absorption Ratio (SAR) using ANN and Wavelet Conjunction Model (Case Study: Rudbar Station of Sefidrud River). *Journal of water and soil.* 2016; 26(2.2): 189-205.
- [2]. Banejad H, Kamali M, Amirmoradi K, Olyae E. Forecasting Some of the Qualitative Parameters of Rivers Using Wavelet Artificial Neural Network Hybrid (W-ANN) Model (Case of study: Jajroud River of Tehran and Gharaso River of Kermanshah). *Iran. J. Health & Environ.* 2012; 6(3).[Persian]
- [3]. Guang-ming Z, Hong-wei L, Xiang-can J, XU M. Assessment of the water quality and nutrition of the Dongting lake with wavelet neural network. *Journal of Hunan University.* 2005; 32:91-94.
- [4]. Sengorur B, Dogan E, Koklu R, Samandar A. Dissolved oxygen estimation using artificial neural network for water quality control. *Fresenius Environmental Bulletin.* 2006; 15:1064-1067.
- [5]. Noorani V, Salehi K. Modeling of rainfall - runoff using fuzzy neural network and adaptive neural networks and fuzzy inference methods compare. *Prosceedings of 4th National Congress on Civil Engineering.* 2008; Tehran. [Persian]

- [18]. Shafaei M, Kisi O. Lake Level Forecasting Using Wavelet-SVR Wavelet-ANFIS and Wavelet-ARMA Conjunction Models. *Water Resources Management*. 2015; DOI:10.1007/s11269-015-1147-z.
- [19]. National Geographical Organization. The Gazetteer Of Rivers In The I.R Of Iran, Orumiyeh Lake Watershed. National Geographical Organization Publication. 2016; First Volume, p 67 and 77.
- [20]. Toufani P, Mosaedi A, Fakheri Fard A. Prediction of Precipitation Applying Wavelet Network Model (Case study: Zarringol station, Golestan province, Iran). *Journal of Water and Soil*. 2011; 25(5): 1217-1226.
- [21]. Jain SK, Das A, Srivastava DK. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. *Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE*. 1999; 125(5) 263-271.
- [22]. Caudill M. Neural networks primer: Part I. *AI Expert*. 1987; 2(12): 46-52.
- [23]. Shafaei Y, Farzaneh M, Teshnehlab M. Modeling of producing trip by using Adaptive Neuro-Fuzzy. *Issue of Engineering Faculty*. 2002; 36(3): 361-170. [Persian]
- [24]. Aalami M.T, Sadeghfam S, Fazelifard M.H, Naghipour L. *Data Series Modeling*. 2013; Tabriz, University of Tabriz.
- [25]. Barzegar R, Adamowski J, Asghari Moghaddam A. Application of wavelet-artificial intelligence hybrid models for water quality prediction: a case study in Aji-Chay River, Iran. *Stoch Environ Res Risk Assess*. 2016; DOI 10.1007/s00477-016-1213-y.

Archive of SID