

## پیش‌بینی تأثیرات شوک هیدرولیکی فاضلاب در رخدادهای غیرمترقبه با استفاده از ترکیب عملگر موجک و الگوریتم شبکه هوش مصنوعی

حمید سرخیل<sup>۱\*</sup>، علی احسانی افراکتی<sup>۲</sup>، محمد طلائیان عراقی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشیار گروه زمین‌شناسی کاربردی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه خوارزمی، کرج  
<sup>۲</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده محیط زیست، سازمان حفاظت محیط زیست، کرج  
<sup>۳</sup> استادیار دانشکده محیط زیست، سازمان حفاظت محیط زیست، کرج

دریافت: ۱۳۹۹/۱/۱۷، پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۹، نشر آنلاین: ۱۳۹۹/۱۲/۹

### چکیده

با توجه به توسعه شهرنشینی و محدودیت منابع آب شیرین، اهمیت تصفیه فاضلاب و رفع آلودگی محیط زیست مورد توجه است. جریان فاضلاب ورودی می‌تواند به‌طور قابل توجهی طی پدیده‌های جوی یا رخدادهای تقویمی افزایش یابد که در نتیجه، ایجاد شوک هیدرولیکی و به تبع آن باعث از بین رفتن پروسه‌های بیولوژیکی تصفیه‌خانه‌ها شود. به‌طوری‌که این شوک‌های هیدرولیکی با کاهش زمان، ماند هیدرولیکی و زمان تصفیه کمتر میکروارگانیسم‌ها همراه است، پس مواد آلی سریع‌تر از سیستم خارج شده و راندمان تثبیت و حذف آلاینده‌ها به شدت کاهش می‌یابد. در این تحقیق از داده‌های روزانه تصفیه‌خانه زرگنده، از سال ۱۳۹۳ تا سال ۱۳۹۷ استفاده شد، داده‌های چهار سال اول برای آموزش و ارزیابی شبکه عصبی و داده‌های سال پنجم برای آزمایش شبکه عصبی استفاده گردید و همچنین با استفاده از عملگر موجک نرم‌افزار متلب (Matlab)، نویز موجود در داده‌های ورودی شناسایی و حذف شد. سپس خروجی آن به‌عنوان ورودی برای الگوریتم شبکه عصبی با سه لایه پنهان و ۴۳ نورون در کلیه لایه‌ها با توابع انتقال تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید تعیین شد. مقادیر رگرسیون دارای حداقل ۰/۹۶ و حداکثر ۰/۹۹ انطباق است و این نشان از مدل‌سازی متناسب و بسیار کارآمد ترکیبی موجک و شبکه عصبی است. به‌طوری‌که با توجه به تعداد ۱۸۲۵ داده موجود و تفاوت مقداری آن‌ها، بالاترین میزان RMSE و MSE مربوط به دسته تست به ترتیب برابر مقادیر ۵۳/۵۳ و ۲۸۶۵/۵۵ است.

**کلیدواژه‌ها:** پیش‌بینی دبی، شوک هیدرولیکی، شبکه عصبی مصنوعی، موجک، تصفیه‌خانه فاضلاب شهری.

### ۱- مقدمه

تخلیه‌شده به تصفیه‌خانه فاضلاب دارد. در حالت پایدار، یک تصفیه‌خانه فاضلاب معمولاً عملکرد مناسبی دارد، زیرا این شرایط مشابه شرایط طراحی است. با این حال، تغییرات دبی، بخش بزرگی از عمر یک تصفیه‌خانه را تشکیل می‌دهند و بیشتر مشکلات مشاهده‌شده درست در زمانی است که تصفیه‌خانه باید شرایط مجاز خروجی را طی این تغییرات دبی رخ داده برآورده کند (Smith و Gamaledin، ۲۰۰۲).

ورودی فاضلاب به تصفیه‌خانه معمولاً توسط کانالی روباز طراحی، محاسبه و اجرا می‌شود که جهت انتقال فاضلاب به هر کدام از فازهای تصفیه‌خانه است. در صورت بروز شرایط بحرانی شامل تعمیرات واحدها، ورود بیش از ظرفیت جریان فاضلاب یا بروز هرگونه مشکل در سیستم؛ از کانال انحرافی به‌عنوان کانال By Pass در ابتدای کانال اصلی فاضلاب برای رفع مشکل شوک

فاضلاب شهری از تجمیع فاضلاب خانه‌ها، شهرک‌ها و بعضی اوقات ترکیبی با فاضلاب بهداشتی یا صنعتی است که پس از ورود به یک تصفیه‌خانه، عمل تصفیه روی آن انجام می‌شود. پساب از طریق نهرهای فاضلاب تخلیه می‌شود و یا گاهی در یک مخزن فاضلاب دفع می‌شود. بنابراین ترکیب فاضلاب‌ها تأثیر زیادی بر وضعیت محیط زیست محلی داشته، بنابراین اهمیت بررسی میزان فاضلاب ورودی و هم‌چنین شاخص‌های کیفی محیط زیستی آن حائز اهمیت است (Sarkheil و همکاران، ۲۰۱۸ و ۲۰۱۸).

میزان دبی ورودی فاضلاب به یک تصفیه‌خانه فاضلاب بستگی به ویژگی‌های جغرافیایی منطقه، وقوع حوادث هواشناسی، جمعیت، سرانه مصرف آب، فرهنگ، سرانه تولید فاضلاب، قیمت هر لیتر آب و درنهایت نوع و فناوری سیستم جمع‌آوری فاضلاب

\* نویسنده مسئول؛ شماره تماس: ۰۹۱۲۶۷۳۳۷۰۸

افزایش نرخ جریان سبب افزایش درصد عبور مواد جامد و معلق می‌شود که در نتیجه باعث کاهش راندمان فیلتراسیون و کاهش درصد تصفیه می‌شود (Ncube Pidou و همکاران، ۲۰۱۶). از طرفی طی آزمایش‌های انجام‌شده نشان داده‌شده است که ایجاد شوک هیدرولیکی راندمان حذف COD از حدود ۸۰ درصد به حدود ۲۰ درصد کاهش یافت. با افزایش نرخ دبی لجن برگشتی راندمان حذف COD از حدود ۲۵ درصد به حدود ۶۰ درصد افزایش یافت. ایجاد هم‌زمان شوک هیدرولیکی به‌عنوان اثر منفی و افزایش لجن برگشتی به‌عنوان اثر مثبت باعث کاهش ۴۳ درصدی راندمان حذف گردید (حبیبی و همکاران، ۱۳۹۱).

شبکه عصبی مصنوعی یک فن شناسایی الگو در پیش‌بینی منابع آب است. شبکه عصبی مصنوعی توانایی پیش‌بینی تقریباً دقیق با توجه به الگوریتم آموزشی مناسب و تابع انتقال را دارد. پس از تعیین اجزای شبکه عصبی، برنامه اجرا شد که نتایج به‌دست‌آمده به‌وضوح نشانگر یک فن ماندگار توسط ANN برای پیش‌بینی مصرف آب متوسط است (Velasco و همکاران، ۲۰۱۸). با توجه به جوان بودن موزجک در مسائل آب و فاضلاب، منابع آب و آب‌خیزداری و ... گذراندن مراحل ابتدایی این تئوری می‌تواند ایده‌ای نو برای سایر محققین باشد. که ترکیب آن با شبکه عصبی نتیجه بسیار خوبی را به همراه دارد. با استفاده از ANN و داده‌های شاخص BOD و DO، یک مشکل اساسی در کنترل کیفیت و پیش‌بینی داده‌های آلودگی رودخانه‌ها حل شد (Gomolka و همکاران، ۲۰۱۸).

مدل‌سازی عددی هیدرولیکی سیستم جمع‌آوری فاضلاب شهری منجر به در نظر گرفتن ظرفیت هیدرولیکی موردنیاز برای جمع‌آوری بارش سنگین شد زیرا جریان ورودی و نفوذ، بازده تصفیه را در تصفیه‌خانه آب کاهش داده و این شوک هیدرولیکی تأثیر مستقیمی بر آلودگی آبی دارند که باید به‌شدت نظارت شوند زیرا برای تضمین سلامت عمومی و وضعیت خوب محیط طبیعی ما حیاتی است (Genty، ۲۰۱۴).

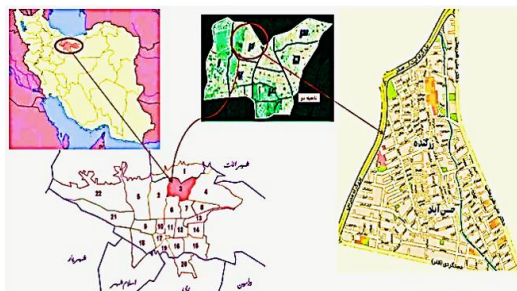
همچنین ارزیابی کارایی حذف آلاینده رودخانه‌ها و حوضچه‌های توزیع با توجه به ویژگی‌های مختلف شرایط هیدرولیکی آن‌ها می‌تواند به ارزیابی مناسب و حفاظت از رودخانه‌ها کمک کند (Jia و همکاران، ۲۰۱۹). این روش جدید برای حل مسئله کنترل کیفیت آب بیان می‌کند که یک سیستم اندازه‌گیری توزیعی باید با یک سیستم کنترل مرکزی تحلیلی هوشمند ANN کار کند. از این روش می‌توان برای ارزیابی وضعیت کنترل کیفیت آب، اکسیژن خواهی بیوشیمیایی و اکسیژن محلول استفاده کرد (Shweta و همکاران، ۲۰۱۸). از شبکه عصبی مصنوعی و پارامترهای اساسی پساب به‌منظور برآورد مشخصات

هیدرولیکی استفاده می‌شود که به‌طور موقت فاضلاب خام بدون انجام هیچ تصفیه‌ای از طریق این کانال مستقیماً به رودخانه یا محل تخلیه هدایت‌شده که خود باعث آلودگی محیط‌زیست می‌شود. جریان فاضلاب ورودی ممکن است به‌طور قابل‌توجهی در اتفاقات مختلف طبیعی یا فرهنگی افزایش یابد که حوادث طبیعی از قبیل بارش، سیل و ... و رویدادهای فرهنگی من‌جمله اعیاد و جشن‌های فرهنگی، سنتی یا دینی است. افزایش روزافزون جمعیت و محدودیت تصفیه‌خانه‌ها برای تصفیه فاضلاب خود صحه‌ای بر این نکته است که امکان تجمع آب در سطح شهر وجود دارد و یکی از راه‌حل‌های این بحران هدایت فوری آن به کانال‌های فاضلاب است که این خود موجب ایجاد شوک افزایش جریان در تصفیه‌خانه شده و ظرفیت هیدرولیکی تصفیه‌خانه فاضلاب را به بیش‌ازحد مجاز می‌رساند که در نتیجه منجر به از بین رفتن پروسه‌های بیولوژیکی و سپس کاهش راندمان تصفیه شود. از آنجاکه قوانین محیط زیستی نسبت به مسئله تصفیه فاضلاب در چند سال اخیر بسیار سخت‌گیرانه شده است، بررسی مشکل و ارائه راه‌حل در این زمینه بسیار ضروری است (Bitton، ۲۰۰۵). در تحلیل بارگذاری هیدرولیکی یک تصفیه‌خانه فاضلاب، حداکثر میزان تبدیل روزانه به فاضلاب، بسته به یک ماه خاص، مشهود است. ضریب تأثیر عوامل بر جریان فاضلاب روزانه از ۱/۰۷ تا ۲/۷۸ است (Chmielowski و همکاران، ۲۰۱۶). که این بدان معنی است که شوک هیدرولیکی در مقدارهای حدودی مشخص و اکثراً در زمان مشخصی از سال اتفاق می‌افتد.

با توجه به آن‌که هزینه‌های زیادی در طراحی و ساخت و بهره‌برداری از تصفیه‌خانه‌های فاضلاب صرف می‌شود، ضروری است با بررسی دقیق و تحقیقات علمی قبل از اجرا و راه‌اندازی مشکلات حاکم بر این تصفیه‌خانه‌ها را به حداقل برسانیم همچنین برای بهینه‌سازی روند تصفیه؛ بسیار مفید است. بنابراین توانایی پیش‌بینی بار هیدرولیکی (دبی) ورودی به یک تصفیه‌خانه فاضلاب در طی چنین حوادثی برای بهینه‌سازی روند تصفیه؛ بسیار مفید است. اکثر مدل‌های هیدرولوژیکی و هیدرولیکی که سیستم‌های جمع‌آوری فاضلاب را توصیف می‌کنند، مستلزم اطلاع دقیق از سیستم هستند و معمولاً مبتنی بر تعداد زیادی از پارامترها می‌باشند که اندازه‌گیری بعضی از آن‌ها نامشخص یا دشوار است (Smith و Gamaledin، ۲۰۰۲).

تأثیرات شوک‌های سمی، هیدرولیکی و آلی بر روی عملکرد یک راکتور SBR باعث تغییرات قابل‌توجهی در COD شد. نارسایی سیستم در تصفیه فاضلاب مخصوصاً زمانی رخ می‌دهد که ترکیب شوک آلی و هیدرولیکی اعمال شود (Velasco و همکاران، ۱۹۹۶؛ Mizouri و Ghazaly، ۲۰۱۳).

فاضلاب با روش تماس و تثبیت با استفاده از دستگاه‌های هوادهی عمقی و سطحی اقدام شده است (جوزی و فرنقی، ۱۳۹۲)



شکل ۲- موقعیت تصفیه‌خانه زرگنده

### ۲-۲- عملگر موجک<sup>۶</sup>

موجک دسته‌ای از توابع ریاضی هستند که برای تجزیه سیگنال به مؤلفه‌های فرکانسی آن به کار می‌رود که با عبور موج از فیلتر موجک، داده‌ها به دو دسته تقریب<sup>۷</sup> و جزئیات<sup>۸</sup> تقسیم می‌شوند. تقریب‌ها شامل اجزایی با مقیاس بزرگ (فرکانس پایین) و جزئیات شامل اجزایی با مقیاس کوچک (فرکانس بالا) می‌باشند. هدف اصلی در حذف نویز این است که سیگنال بازسازی شده تا حد امکان به سیگنال اصلی نزدیک بوده و درعین حال خواص اصلی سیگنال چون میزان همواری آن نیز حفظ شود. مسئله حذف نویز را نیز می‌توان از دیدگاهی دیگر، به‌عنوان تخمین ضرایب موجک سیگنال اصلی از روی ضرایب موجک سیگنال نویزی به حساب آورد. از این‌رو در مقالات مختلف روش‌های متعددی برای ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی با تبدیل موجک ارائه شده و در حذف نویز سیگنال، مورداستفاده قرار گرفته است (Chen و همکاران، ۲۰۰۵). موجک مادر استفاده شده در این تحقیق با توجه به آزمون و خطای نتایج و مشخصه فرکانسی داده، سیم لت<sup>۹</sup> بوده که ویژگی‌های آن سیمتریک اورتوگونال<sup>۱۰</sup> و بایو اورتوگونال<sup>۱۱</sup> است که در شکل (۳) شکل ۳- فیلترهای پابین‌گذر و بالاگذر و در Error! Reference source not found. آن‌ها مشاهده می‌کنیم.

کیفی فاضلاب و کنترل کارآمدتر بر عملکرد تصفیه‌خانه‌های فاضلاب صنعتی استفاده شد که مقادیر R به‌دست آمده از مدل‌ها در بازی ۰/۸ تا ۰/۹۴ قرار دارند که نشان از دقت مناسب آن در پیش‌بینی است (سراجی و همکاران، ۱۳۹۴).

نتایج استفاده از دبی خروجی تصفیه‌خانه آب در الگوریتم شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)<sup>۲</sup> به جهت پیش‌بینی آب مصرفی؛ نشان داد که شبکه عصبی ترکیبی قادر است داده‌ها را با دقت بالا (RMSE=۰/۲۷ و CC=۰/۹۱) پیش‌بینی نماید (قاسمی و ورجانی، ۱۳۹۷).

در این پژوهش قصد داریم توسط هوش مصنوعی برای جلوگیری از معضلات موجود در تصفیه‌خانه در زمان مواجهه با شوک هیدرولیکی، با استفاده از داده‌های سالیان اخیر میزان و مقدار دبی ورودی را پیش‌بینی کرده و با توجه به نتایج آن با هماهنگ ساختن زودتر از موعد وضعیت بیولوژیکی تصفیه‌خانه به بهبود راندمان تصفیه بپردازیم. ابتدا با استفاده از ترکیب عملگر موجک نویزهای مربوط به داده‌های پنج ساله تصفیه‌خانه حذف شد که این نویزها حاصل خطای اندازه‌گیری یا ثبت آن می‌باشند که از پیشروی کار به‌شدت جلوگیری می‌کردند. سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم لونبرگ-مارکوات<sup>۳</sup> و سه‌لایه؛ پیش‌بینی داده‌های سال پنجم انجام شده که برای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی، شعاع رگرسیون<sup>۴</sup> و میزان خطا<sup>۵</sup> بررسی می‌شود که در شکل (۱) خلاصه‌ای کلیت پروژه مشاهده می‌شود.



شکل ۱- نمای کلی از روش کار

### ۲- روش تحقیق

#### ۲-۱- تصفیه‌خانه مورد مطالعه

تصفیه‌خانه زرگنده در محله زرگنده تهران قرار دارد (شکل ۲). نوع فاضلاب تصفیه‌شده در این تصفیه‌خانه فقط فاضلاب خانگی است. به‌منظور افزایش ظرفیت تصفیه‌خانه و تأمین شرایط محیط‌زیستی مناسب و آلوده نشدن محیط اطراف و نیز بازگشت پساب تصفیه‌شده به رودخانه زرگنده، به بهینه‌سازی تصفیه‌خانه

۷. Approximation

۸. Details

۹. Wavelet Symlets 8 (Sym 8)

۱۰. Symmetrical orthogonal

۱۱. Bio orthogonal

۲. Particle swarm optimization

۳. Lunberg-Marquardt algorithm

۴. Regression

۵. MSE or RMSE

۶. Wavelet transform

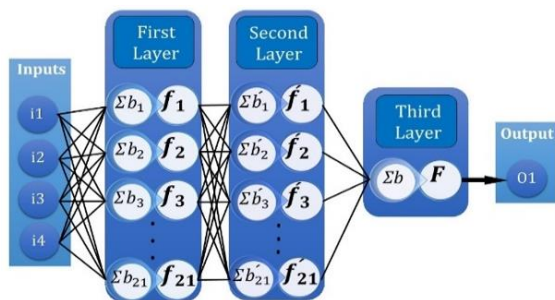
و داده سال پنجم برای آزمایش شبکه عصبی استفاده شده است. شبکه عصبی شامل چهار سال داده برای ورودی و یک سال داده برای خروجی است. در این شبکه کلیه ۱۸۲۵ داده به صورت یکجا به آن وارد شده است تأخیرهای زمانی ۳۶۵ روزه به آن اعمال شده است و تحت حلقه‌ای ماتریس‌های ورودی و خروجی به صورت خودکار پر شده است. در این تحقیق ۴ المان و ۳۶۵ نمونه از هر کدام از آن‌ها و برای خروجی نیز یک المان و ۳۶۵ نمونه از آن را به عنوان ورودی در نظر گرفته‌ایم.

الگوریتم بهینه‌ساز مورد استفاده در این پژوهش، الگوریتم لونیبرگ-مارکوات است که برای یافتن کمینه یک تابع غیرخطی چند متغیره که به عنوان یک روش استاندارد برای حل مسئله کمینه مربعات برای توابع غیرخطی درآمده است، الگوریتم لونیبرگ-مارکوات بین الگوریتم گاوس-نیوتون و روش نزول گرادینتی درون‌یابی می‌کند.

در جدول (۱) نتایج ساختاری شبکه بهینه‌شده و توابع و نورون‌های انتخابی در هر لایه مشاهده می‌شود. از آنجایی که خروجی ما شامل فقط یک المان است، پس در لایه خروجی با داشتن یک تابع خطی و یک نورون این فرآیند به خاتمه می‌رسد که شکل (۵) آن را نشان می‌دهد.

جدول ۱- نتایج ساختاری شبکه بهینه‌شده

مشخصه	لایه پنهان ۱	لایه پنهان ۲	خروجی
نوع شبکه	پرسپترون چندلایه		
تابع انتقال	تانژانت سیگموئید	لگاریتم سیگموئید	$y = x$
الگوریتم بهینه	لونیبرگ-مارکوات		
دوره یادگیری	۵۰۰		
ضریب مومنتوم	۱۰		
تعداد نورون‌ها	۲۱	۲۱	۱

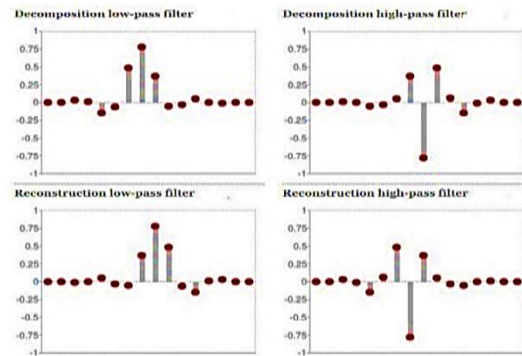


شکل ۵- ساختار شبکه عصبی

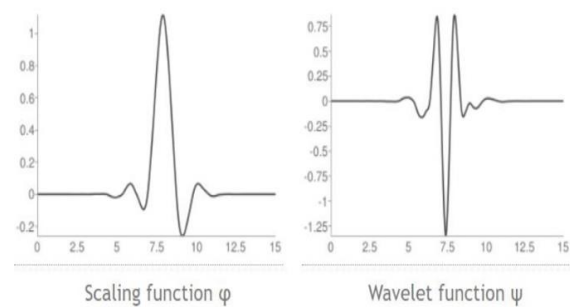
### ۳- نتایج و بحث

#### ۳-۱- نحوه توزیع داده‌ها

نحوه توزیع مقادیر یک متغیر تصادفی حول میانگین را توسط واریانس و میزان پراکندگی داده‌های یک مجموعه را که توسط انحراف معیار مشخص می‌شود را در شکل (۶) مشاهده می‌کنیم.



شکل ۳- فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر



شکل ۴- تابع عملگر و مقیاس موجک

#### ۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی

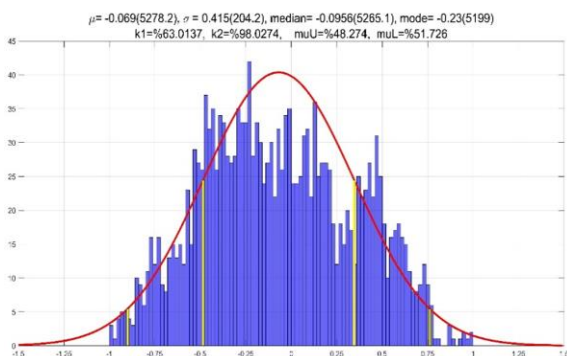
شبکه‌های عصبی مصنوعی ANN مدل‌های محاسبه‌ای هستند که از مغز انسان الهام گرفته‌اند. پیشرفت‌های عمده در سال‌های اخیر با استفاده از ANN صورت گرفته است (Sarkheil و همکاران، ۲۰۱۳؛ Shweta و همکاران، ۲۰۱۸). به منظور یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی، ورودی و خروجی داده باید شامل نمونه‌های کافی باشند. همچنین در شبکه‌های عصبی تحمل خطا بسیار بالا است. زیرا اطلاعات در سراسر سیستم به طور منظم پراکنده می‌باشند (قاسمی و ورجانی، ۱۳۹۷).

شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم بسیار مرکب است که دارای قدرت تحمل خطای بالایی است تا زمانی که بخشی از شبکه دچار اختلال شد شبکه با شکست مواجه نشود (Sarkheil و همکاران، ۲۰۰۹؛ Jitender و همکاران، ۲۰۱۳). خاصیت تعمیم دهی شبکه را قادر می‌سازد تا تنها با برخورد با تعداد محدودی نمونه، یک قانون کلی از آن را به دست آورده، نتایج این آموخته‌ها را به موارد مشابه از قبل نیز تعمیم دهد. توانایی که در صورت نبود آن سیستم باید بی‌نهایت واقعیت‌ها و روابط را به خاطر سپرد. از طریق تعمیم، شبکه‌های عصبی مصنوعی در طول فرآیند آموزش، پس از مطالعه و یادگیری، قادر به ایجاد پاسخ مطلوب به مسائلی خواهد بود تاکنون با آن‌ها مواجه نشده است (قاسمی و ورجانی، ۱۳۹۷).

در این تحقیق با استفاده از داده‌های پنج‌ساله، از سال ۱۳۹۳ تا سال ۱۳۹۷ است که چهار سال اول برای آموزش شبکه عصبی

بیشترین فعالیت را نشان می‌دهند. اگر با محدود کردن حداکثر مقادیر آن‌ها، قدرت جزئیات را محدود کنیم باعث کاهش نویز در هنگام جدا کردن جزئیات در اکثر اوقات می‌شویم. در این پژوهش از داده‌های خام بدون هیچ‌گونه پیش‌پردازش اولیه استفاده شده است که در سه سطح موج داده‌های گسسته نویز گیری شد. که نتایج آن‌ها در **Error! Reference source not found. (۷)** قابل مشاهده است، نتیجه موجک کاملاً رضایت‌بخش است و ناپیوستگی سیگنال بر روی نقطه شکست به طرز مناسبی نرم‌تر شده است و همچنین باقی‌مانده‌ها مانند نمونه نویز سفید به نظر می‌رسند.

همان‌طور که از شکل (۸) پیداست باقی‌مانده از سیگنال اصلی که همان نویز حذف‌شده است را تحت دیاگرام‌هایی مشاهده می‌کنیم که نمودارهای نمایش داده‌شده شامل داده‌های آماری تجمعی (میانگین، حالت، میانه) و پراکندگی (دامنه، انحراف استاندارد) است. علاوه بر این، ابزار نمودارهای توزیع فرکانس (هیستوگرام و هیستوگرام‌های تجمعی) و همچنین نمودارهای سری زمانی همبستگی و بسامد مشاهده می‌شود.



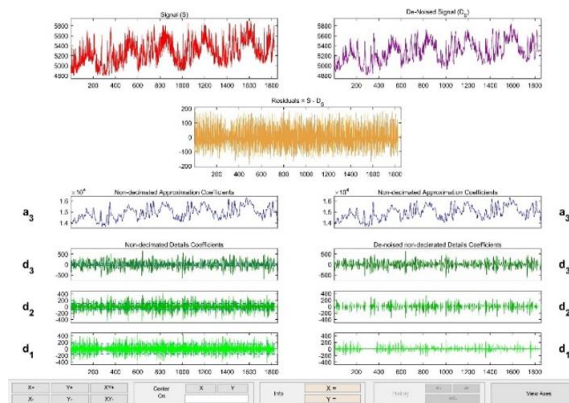
شکل ۲- نحوه توزیع، نمایه‌های مرکزی آماری داده‌ها

### ۳-۳- صحت‌سنجی مدل و ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی

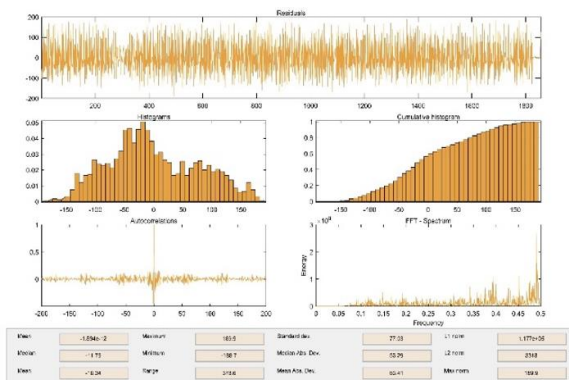
برای بررسی اعتبار نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌ها، آماره  $R^2$  مورد ارزیابی قرار گرفت ولی با توجه به این مسئله که مقدار  $R^2$  تحت تأثیر پراکندگی داده‌ها است علاوه بر آن از پارامترهای دیگر استفاده کرد (نوری و اشرفی، ۱۳۸۷). به‌منظور ارزیابی عملکرد شبکه (صحت مدل)، از سه شاخص آماری مختلف استفاده شد. به‌همین دلیل از دیگر پارامترها نظیر ریشه متوسط مربعات خطا (RMSE)  $^{12}$  و میانگین مربعات خطا (MSE)  $^{13}$  نیز برای بررسی اعتبار نتایج استفاده می‌شود (Manly, ۱۹۹۴).

در شکل (۹)

از آنجایی که توزیع داده‌ها بسیار شبیه توزیع نرمال بوده پس از آن رو می‌توان گفت که حول میانگین متقارن بوده و زنگوله‌ای شکل است. این ویژگی باعث می‌شود که تقریباً نیمی از داده‌ها بیشتر از میانگین (۳/۴۸٪) و نیم دیگر داده‌ها کمتر از میانگین باشند (۷/۵۱٪). همچنین این ویژگی به این معنی است که پیشامدهایی که به یک اندازه از میانگین فاصله دارند، دارای احتمال وقوع یکسانی باشند. میانگین (۲/۵۲۷۸)، میانه (۱/۵۲۶۵) و مد (۱۹۹/۵) در این توزیع حدوداً باهم برابر هستند. که نشان می‌دهد در اکثر اوقات دبی مقداری بین میانگین تا مد را می‌گیرد. سطح زیر منحنی در بازه یک انحراف معیار ۶۳٪، در بازه دو انحراف معیار ۹۸٪ درصد است که با تعاریف توزیع نرمال تطابق دارد و مشخص می‌شود که حدود ۶۳٪ اوقات دبی در بازه ۵۰۷۶ تا ۵۴۸۱ و حدود ۹۸٪ اوقات نیز در بازه ۴۸۷۳ تا ۵۶۸۳ است. از این رو می‌توان نتیجه گرفت که شوک‌های هیدرولیکی در ۲٪ اوقات اتفاق می‌افتد و باعث صدمه به سیستم بیولوژیکی تصفیه‌خانه و کاهش راندمان آن می‌شوند.



شکل ۶- موج تقریب و جزئیات



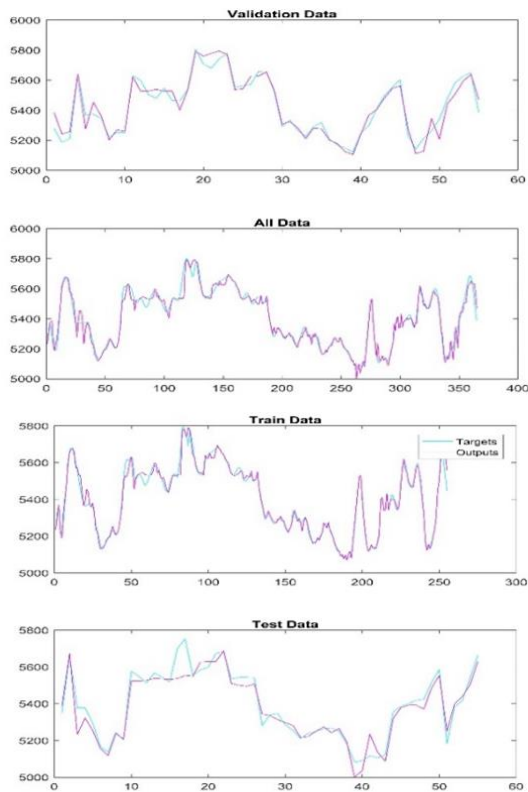
شکل ۷- گراف مربوط به سیگنال نویز

### ۳-۲- نویزگیری توسط موجک

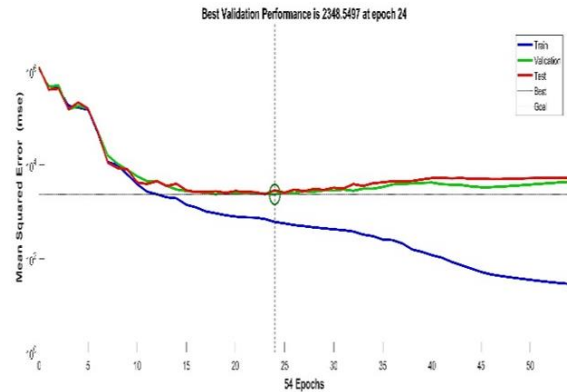
بیشتر نویز در قسمتی از سیگنال رخ می‌دهد که جزئیات



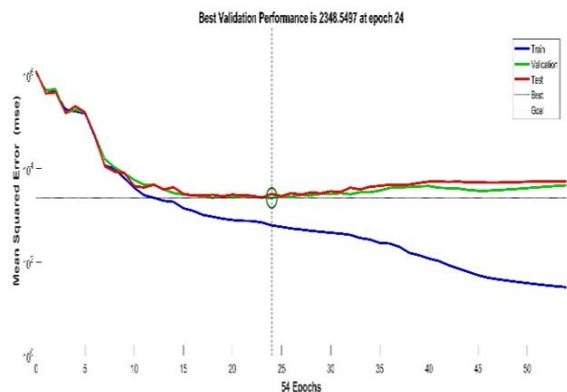
دیگری را دارند، باین حال بالاترین میزان RMSE و MSE مربوط به دسته آزمون به ترتیب برابر مقدار فقط ۵۳/۵۳ و ۲۸۶۵/۵۵ برای تمامی داده‌های این دسته است. همچنین برای کلیه داده‌ها این مقادیر به ترتیب برابر ۳۴/۷۵ و ۱۲۰۸/۲۵ است که در مقابل ۳۶۵ داده خطایی بسیار ناچیز محسوب می‌شود. این نمودارها تصویر واضحی از نحوه عملکرد مناسب شبکه‌های عصبی ساخته شده را نشان می‌دهد. مقادیر پراکندگی کلیه خطاها برای هر سه دسته داده در قالب هیستوگرام خطا نیز در شکل (۱۲) قابل مشاهده است که بیش از ۸۰٪ داده‌ها دارای خطایی در بازه  $-31.03 < Error < +32.66$  می‌باشند. البته باید به این نکته اشاره کرد که حدوداً ۷۰٪ داده‌ها خطایی کمتر از فقط ۱۷ واحد دارند.



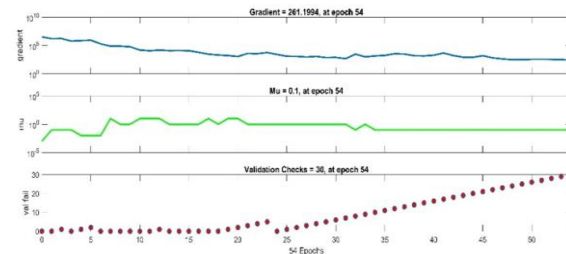
شکل ۱۱- تطبیق نمودار داده‌های خروجی و هدف



شکل ۹- نمودار پیشرفت روند کمینه‌سازی خطا برای هر سه دسته داده‌ها را مشاهده می‌کنیم که در بیستمین مرحله که همان مرحله توقف فرآیند است که خطابه مقدار  $MSE=2348.5$  تنزل پیدا کرده است. با توجه به کاهش گرادینان از  $3.37 \times e+6$  به 261.19 می‌توان عملکرد خوب شبکه را در شکل (۱۰) مشاهده کرد که در ۵۴امین تکرار شبکه برای بهینه‌سازی و بررسی اعتبار داده‌ها، به علت ۳۰ شکست متوالی در پیش‌بینی و بهبود عملکرد شبکه، فرآیند متوقف شده است.



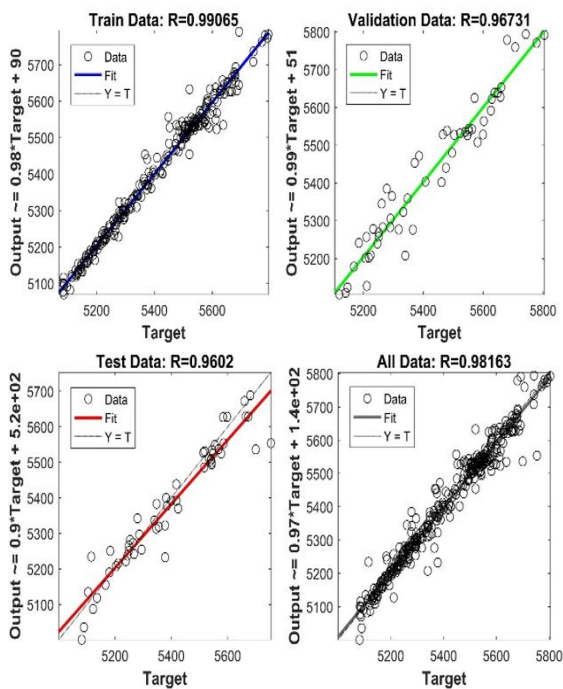
شکل ۹- نمودار پیشرفت روند کمینه‌سازی خطا برای هر سه دسته داده‌ها



شکل ۱۰- نمایش نمودارهای پیشرفت مشخصات شبکه

همان‌گونه که از شکل (۱۱) پیداست با توجه به این که تعداد داده‌های هدف ۳۶۵ مورد بوده و هر کدام مقداری بسیار متفاوت از

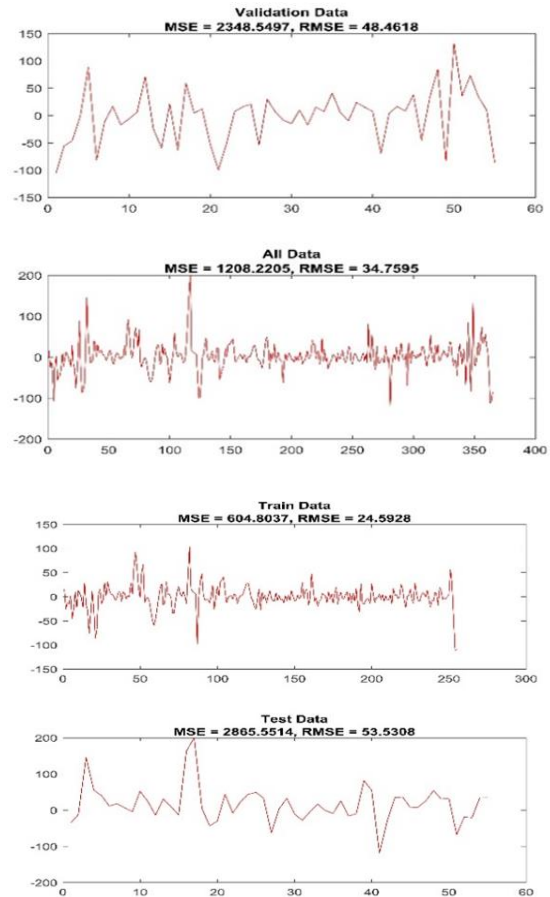
نتایج شبکه عصبی بهینه‌شده برای پیش‌بینی دبی فاضلاب در نمودارهای زیر نشان داده شده است. با توجه به این نکته که در آموزش شبکه عصبی می‌توان از ترکیبات مختلف لایه‌های پنهان و با تعداد نورون مختلف استفاده نمود، اما با بررسی ضرایب همبستگی ( $R^2$ ) به دست آمده می‌توان میزان همبستگی داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده را نشان داد که معماری به کار رفته در این پژوهش با بیش‌ترین مقدار ضریب همبستگی، بهترین عملکرد شبکه عصبی در پیش‌بینی و مدل‌سازی از خود را نشان داد. مقادیر رگرسیون برای تمامی دسته‌بندی داده‌ها را در شکل (۱۴) ملاحظه می‌کنید که حداقل آن ۹۶٪ و حداکثر آن ۹۹٪ است که با توجه به میزان بالای همبستگی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده می‌توان به کاربردی بودن شبکه عصبی تربیت شده با میزان عملکرد بالا اشاره نمود.



شکل ۱۴- نمایش رگرسیون برای هر چهار دسته

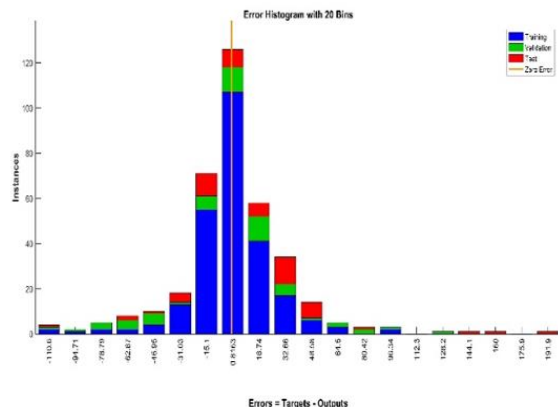
### ۳-۴- تطبیق دبی پیش‌بینی شده با داده‌های واقعی

با توجه به روزهای دارای پیک دبی در رخدادهای محلی سه روز به‌عنوان شاخص برای بررسی انتخاب شدند که آن‌ها شامل شب یلدا و فجر و عید سال نو پیک مقدار دبی را داریم که می‌خواهیم این سه روز را پیش‌بینی کنیم. علت انتخاب این سه روز با توجه به شکل (۱۲) تمامی داده‌ها که مربوط به داده سال ۹۷ و مقدار پیش‌بینی آن است، می‌توان دریافت که هر سه مورد با توجه به این که در فصل زمستان (کمینه مصرف) هستند اما به‌طور ناگهانی مقدار آن‌ها به‌شدت افزایش می‌یابد که این مسئله همانند شوک هیدرولیکی تأثیر مخربی بر شرایط بیولوژی و



شکل ۳- میزان خطای مابین داده‌های خروجی و هدف

تطبیق مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده برای میزان دبی فاضلاب داده‌های آموزش و اعتبارسنجی، آزمون و داده‌های کل می‌توان ورودی و خروجی‌های شبکه را دارای انطباق در نظر گرفت. این انطباق باعث کاهش فاصله میان داده‌های پیش‌بینی و داده‌های واقعی می‌شود که این بدان معناست که خطای کمتری از حاصل تفاضل آن‌ها (مقدار خطا) به دست می‌آید که شکل (۱۳) این موضوع را برای هر چهار دسته داده نشان می‌دهد.



شکل ۱۳- هیستوگرام خطا

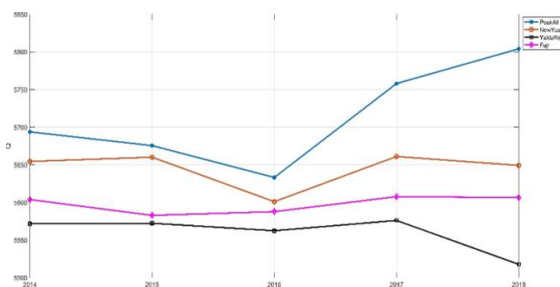
### شکل ۱۵- روند دبی شوک‌های ناگهانی هیدرولیکی برای ۳ روز مشخص

مهم‌ترین و اصلی‌ترین نمودار در این پژوهش، قطعاً شکل (۱۶) است که بیانگر مقایسه میان مقدار دبی پیش‌بینی شده و مقدار دبی واقعی شوک‌های هیدرولیکی سه روز مشخص شده در سال ۲۰۱۸ است. از آنجایی که مقدار همبستگی کلی داده‌ها در شکل (۱۱) برابر مقدار ۰.۹۸٪ است باید انتظار یک پیش‌بینی دقیق از مقدار دبی این نقاط را داشت. بیش‌ترین مقدار خطا در این نقاط برابر ۱۴ واحد برای شب یلدا است که این مقدار خطا با توجه به حجم داده‌های ورودی و خروجی و تناوب مقداری آن‌ها، بسیار مطلوب است. همچنین در

جدول ۲- مقادیر عددی داده روزهای خاص و مقایسه آن با مقدار پیش‌بینی‌اش بیان شده است که در شکل‌های (۱۵) و (۱۶) از این اعداد برای ترسیم روند دبی و مقایسه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی استفاده شده است.

هیدرولیکی تصفیه‌خانه فاضلاب می‌گذارد. علت انتخاب سه نقطه در وهله اول با توجه به شرایط فرهنگی موجود در کشور ایران بود که در هر سه مورد جشن، پاکیزگی و دیدوبازدید افزایش چشمگیری دارد؛ اما بعد از مشاهده داده‌ها، انتخاب آن‌ها به‌عنوان نمونه، حتمی شد.

در ابتدا روند موارد انتخابی را در شکل (۱۵) شکل ۱۵ مشاهده می‌کنیم. بیشینه کل به‌صورت یک المان فقط به جهت وضوح بیشتر نمودار و تعیین حد نهایی هر سال نمایش داده شده است. به‌طورکلی دو المان عید و فجر مقادیر حول مقدار ثابتی نوسان می‌کند اما برای المان شب یلدا، سیر نزولی و برای المان بیشینه کل، سیر صعودی مشاهده می‌شود که علت این دو مورد اخیر را به‌ترتیب می‌توان رشد ضعیف اقتصادی و تشدید گرما بیان کرد.

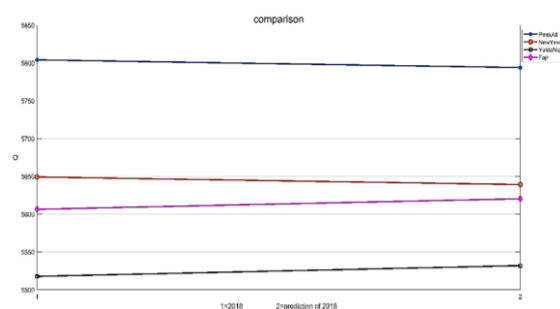


جدول ۲- مقادیر عددی داده روزهای خاص و مقایسه آن با مقدار پیش‌بینی‌اش

سال	۹۳	۹۴	۹۵	۹۶	۹۷	پیش‌بینی ۹۷ توسط ANN
بیشینه سالیانه	۵۶۹۳/۷۹	۵۶۷۵/۵۱	۵۷۲۷/۳۶	۵۷۴۱/۴۷	۵۸۰۴/۰۹	۵۷۹۳/۹
عید سال نو	۵۵۶۸/۱۶	۵۵۷۵/۳۵	۵۶۴۸/۴۶	۵۶۸۳/۸۸	۵۷۱۳/۱۹	۵۷۲۲/۱۱
شب یلدا	۵۶۱۰/۹۶	۵۶۲۳/۸۵	۵۶۴۵/۲۵	۵۶۹۸/۶۶	۵۷۲۲/۲۸	۵۷۱۸/۸۹
دهه فجر	۵۵۷۷/۱۸	۵۵۵۱/۸۶	۵۵۹۸/۸	۵۶۰۲/۳۱	۵۶۳۳/۱۷	۵۶۵۰/۳۶

انجام شده، در زیر ارائه می‌شود:

- تعدیل شوک در مبدأ با نصب سپتیک<sup>۱۴</sup> تانک در خروجی مراکز تجاری و شهری دارای نوسان متصل به شبکه فاضلاب.
- استفاده از راکتور بیوفیلیمی بستر متحرک (MBBR)<sup>۱۵</sup> به جای لجن فعال یا دیگر دستگاه‌های آسیب‌پذیر (بلادر و محمدیاری، ۱۳۸۴).
- هوشمندسازی سیستم توسط شبکه هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی حجم فاضلاب ورودی.
- استفاده از نيزارهای مصنوعی با جریان زیرسطحی در موارد ممکن (خرم‌نژادیان و طاهری، ۱۳۹۲).
- استفاده از فیلترهای مولتی‌مدیا جهت کاهش شدت افت فشار و انتقال مواد جامد تحت بارهای هیدرولیکی بالا (Ncube و همکاران، ۲۰۱۶).



شکل ۱۶- مقایسه بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده برای سال

### ۳-۵- پیشنهادها برای تعدیل شوک هیدرولیکی

با توجه به اثرات مخرب شوک هیدرولیکی بر تصفیه‌خانه‌ها؛ چند پیشنهاد با توجه به تحقیقات صورت گرفته و مطالعات



عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندلایه متغیره براساس تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای پیش‌بینی غلظت میانگین روزانه مونوکسید کربن: بررسی موردی شهر تهران"، مجله علمی- پژوهشی فیزیک زمین و فضا، ۱۳۸۷، ۱، ۱۳۵-۱۵۳. جوزی ع، فرنقی ا، "ارزیابی مخاطرات تصفیه‌خانه زرگنده تهران با استفاده از روش تلفیقی PHA و 'JSA' نشریه محیط‌زیست طبیعی و مجله منابع طبیعی ایران، ۱۳۹۲، ۶۶ (۳).

حبیبی م، "اثرات ناشی از شوک هیدرولیکی بر راندمان تصفیه‌خانه فاضلاب شیراز در مقیاس پایلوت"، همایش ملی و نمایشگاه تخصصی مهندسی محیط زیست، ۱۳۹۱، ۹.

خرم‌نژادیان ش، طاهری ه، "بررسی استفاده از نی‌زارهای مصنوعی برای تصفیه فاضلاب های شهری"، اولین همایش سراسری محیط زیست، انرژی و پدافند زیستی، ۱۳۹۲، تهران.

سراجی م ح، حسنلوح، پازوکی م، نایب ح، "به‌کارگیری روش‌های آماری برای افزایش دقت مدل‌سازی تصفیه‌خانه‌های فاضلاب صنعتی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی"، مجله بازیافت آب، ۱۳۹۴، ۲ (۲).

قاسمی ورجانی ه، "توسعه یک شبکه عصبی ترکیبی برای پیش‌بینی تقاضای ماهانه آب شرب شهر کرج"، مجله نخبگان علوم و مهندسی، ۱۳۹۷، ۳ (۵).

محمدباری ن، بلادر ع، "بررسی عملکرد راکتور بیوفیلیمی بستر متحرک (MBBR) در تصفیه مخلوط فاضلاب‌های شهری و صنعتی"، هشتمین همایش ملی بهداشت محیط، ۱۳۸۴.

مهربانی س م، برقی ا، مهربانی م، "مقاومت دستگاه‌های بیولوژیکی چرخان به تغییرات ناگهانی"، انجمن مهندسی شیمی ایران، ۱۳۸۷.

Barr T, Taylor J, Duff S, "Effect of hrt, srt and temperature on the performance of activated sludge reactors treating bleached kraft mill effluent", Water Research, 30, 1996.

Bitton G, Wastewater Microbiology, Florida: Department of Environmental Engineering Sciences University of Florida, Gainesville, 2005, 765.

Chen XL, Tian M, Yao WB, "GPR signal de-noising by using wavelet networks", IN 4th Int. Conf. on Machine Learning and Cybernetics, 2005.

Chmielowski K, Młyński D, Młyńska A, "Analysis of hydraulic load of a wastewater treatment plant in Jasło", Journal of Water and Land Development, 2016, Jalso, 28.

Gamaledin AW, Smith D, "A neural network model to predict the wastewater inflow incorporating rainfall events", Water Research, 2002, 36, 12.

Genty S, "Numerical hydraulic modeling of urban waste water collecting systems", Lyon: KTH Royal Institute of Technology, 2014.

Gomolka Z, Twarog B, Zeslowska E, Lewicki A, Kwiat T, "Using artificial neural networks to solve the problem represented by bod and do indicators", Water, 2018, 10, 26.

- خنثی‌سازی کاهش راندمان با تغییر دبی جریان لجن برگشتی (حبیبی و همکاران، ۱۳۹۱).

- استفاده از یک سیستم بیولوژیکی چرخان آکنده (برقی و مهربانی، ۱۳۸۷).

#### ۴- نتیجه‌گیری

در آموزش شبکه عصبی می‌توان از ترکیبات مختلف لایه‌های پنهان و با تعداد نورون مختلف استفاده نمود، اما بررسی ضرایب همبستگی ( $R^2$ ) به‌دست‌آمده میزان خطای شبکه در پیش‌بینی را نشان می‌دهد و معماری (ساختار شبکه) به‌کاررفته با بیش‌ترین مقدار ضریب همبستگی، بهترین عملکرد شبکه عصبی در پیش‌بینی و مدل‌سازی را نشان می‌دهد. در روش شبکه عصبی علاوه بر اهمیت نوع داده‌های ورودی و تقسیم‌بندی داده‌ها انتخاب تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در هر لایه، نوع توابع انتقال و تابع آموزش شبکه عصبی هم از اهمیت بالایی برخوردار است. با توجه به نتایج شبکه آموزش داده‌شده شبکه با دولایه پنهان و ۱۴ نورون در دولایه با تابع انتقال تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید، بهترین عملکرد بهینه‌سازی ساختار شبکه را نشان می‌دهد.

به‌منظور ارزیابی عملکرد شبکه (صحت مدل)، از سه شاخص آماری مختلف و بررسی رگرسیون استفاده شد. با توجه به تعداد و اختلاف مقداری زیاد داده‌ها، باین‌حال بالاترین میزان RMSE و MSE مربوط به دسته آزمون به‌ترتیب برابر مقدار فقط  $۵۳/۵۳$  و  $۲۸۶۵/۵۵$  برای تمامی داده‌های این دسته است. همچنین برای کلیه داده‌ها این مقادیر به‌ترتیب برابر  $۳۴/۷۵$  و  $۱۲۰۸/۲۵$  است که در مقابل  $۳۶۵$  داده خطایی بسیار ناچیز محسوب می‌شود. همچنین با توجه به تمامی مقادیر رگرسیون‌ها که حداقل آن  $۰.۹۶$  و حداکثر آن  $۰.۹۹$  است که حاکی از عملکرد فوق‌العاده شبکه عصبی است. با توجه به ضریب همبستگی مطلوب در نتایج شبکه و همسانی ضرایب همبستگی و همچنین میزان MSE کل داده‌ها، می‌توان گفت دقت شبکه عصبی در پیش‌بینی میزان دبی فاضلاب از سطح بسیار مطلوبی برخوردار است.

نتایج حاصل از پیش‌بینی به ما نشان داد که شبکه عصبی به‌خوبی می‌تواند مقدار شوک هیدرولیکی در آینده را به ما نشان دهد. زمانی که شوک به سیستم وارد می‌شود باعث برهم خوردن مانایی و پایداری سیستم شده و از طرفی تا چند روز سیستم را مختل می‌کند تا به شرایط عادی برگردد. حال با داشتن این مقادیر می‌توانیم با تنظیم مقدار زمان‌ماند و برگشت لجن درصد بسیار زیادی از شوک را بدون ساخت حوضچه متعادل‌ساز یا کاهش حجم حوض که در نتیجه منجر به کاهش هزینه‌ها می‌شود.

#### ۵- مراجع

نوری ر، اشرفی خ، اژدرپور ا، "مقایسه کاربرد روش‌های شبکه

- Jia Z, Chen C, Luo W, Zou J, Wu W, Xu M, Tang Y, "Hydraulic conditions affect pollutant removal efficiency in distributed ditches and ponds in agricultural landscapes", *Science of the Total Environment*, 2019, 649.
- Jitender S, Mohit Y, Ankit J, "Artificial neural network", *International Journal of Scientific Research and Education*, 2013, 1 (6), 108-118.
- Manly BFJ, "Multivariate statistical methods. Department of mathematics and statistics. University of Otago, New Zealand", Chapman and hall, 1994, 215.
- Mizzouri N, Ghazaly S, "Individual and combined effects of organic, toxic, and hydraulic shocks on Individual and combined effects of organic, toxic, and hydraulic shocks on", *Journal of Hazardous Materials*, 2013, 333-344.
- Ncube P, Pidou M, Stephenson T, Jefferson B, Jarvis P, "The effect of high hydraulic loading rate on the removal efficiency of a quadruple media filter for tertiary wastewater treatment", *Water Research*, 2016, 107, 102-112.
- Sarkheil H, Alinia F, Hassani H, "Fractures distribution modeling using fractal and multi-fractal-neural network analysis in Tabnak hydrocarbon field", *Arabian Journal of Geosciences*, 2013, 3, 945-956.
- Sarkheil H, Alinia F, Hassani H, "The fracture network modeling in naturally fractured reservoirs using artificial neural network based on image loges and core measurements", *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 2009, 3, 3297-3306.
- Sarkheil H, Azimi Y, Rahbari S, "Fuzzy wastewater quality index (fwwqi) for environmental quality assessment of industrial wastewater, a case study for south pars special economic and energy zone", *Journal of Civil and Environmental Engineering*, University of Tabriz, 2019.
- Sarkheil H, Azimi Y, Rahbar, S, "Fuzzy wastewater quality index determination for environmental quality assessment under uncertain and vagueness conditions", *International Journal of Engineering*, 2018, 31 (8), 1196-1204.
- Sarkheil H, Hassani H, Alinya F, Enayati AA, Motamedi H, "A Forecasting system of reservoir fracture based on artificial neural network and borehole images information-exemplified by reservoir fractures in tabnak feild", *International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM: Surveying Geology and Mining Ecology Management*, 2009, 563.
- Shweta G, Tripti J, Nidhi T, "Artificial neural network: a review and its application in managing water quality control", *International Journal of Scientific Development and Research (IJS DR)*, 2018, 3 (6), 5.
- Velasco L, Granados, A, Ortega J, "Performance analysis of artificial neural networks training algorithms and transfer functions for medium-term water consumption forecasting", *(IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2018, 9.

## EXTENDED ABSTRACT

# Prediction of Hydraulic Shock Wastewater in Unexpected Events using a Combination of Wavelet Operator and Artificial Intelligence Network Algorithm

Hamid Sarkheil<sup>a,\*</sup>, Ali Ehsani-Afrakati<sup>b</sup>, Mohammad Talaeian Araghi<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Applied Geology Department, Faculty of Earth Sciences, Kharazmi University, Karaj, Iran

<sup>b</sup> Human Environment Department, College of Environment, DOE, Karaj, Iran

Received: 06 April 2020; Accepted: 28 February 2021

---

### Keywords:

Discharge prediction, Hydraulic shock, Artificial neural network, Wavelet, Urban wastewater treatment plant.

---

## 1. Introduction

Due to the development of urbanization and the limitation of freshwater resources, the importance of wastewater treatment and environmental pollution is of great importance. Inlet wastewater flow can be significantly increased during atmospheric phenomena or chronological events, thereby causing hydraulic shock and consequently destroying biological processes in treatment plants. So that these hydraulic shocks are associated with reduced hydraulic retention time and less purification time for microorganisms, the organic matter is removed from the system faster and the efficiency of stabilization and removal of pollutants is greatly reduced. Therefore, the composition of wastewater has a great impact on the local environmental situation, so it is important to study the amount of incoming wastewater as well as its environmental quality indicators (Sarkheil et al., 2018; Sarkheil et al., 2019).

## 2. Methodology

### 2.1. Case study

In this study, daily data of Zargandeh treatment plant from 2015 to 2018 were used

### 2.2. Wavelet and ANN modeling

ANN artificial neural networks are computational models inspired by the human brain. Major improvements have been made in recent years using ANN (Sarkheil et al., 2013; Shweta et al., 2018). An artificial neural network is a highly complex system that has a high fault tolerance system until part of the network is disrupted and the network does not fail (Sarkheil et al., 2009; Jitender et al., 2013). The generalizability of the network enables it to obtain a general rule of thumb by dealing with only a limited number of samples, and to generalize the results of these lessons to similar cases in advance.

The first four years of data were used to train and evaluate the neural network and the fifth-year data were used to test the neural network and were also identified and eliminated by using the MATLAB wavelet operator in the input data. Then its output was determined as input for the neural network algorithm with three hidden layers and 43 neurons in all layers with sigmoid tangent and sigmoid logarithm transfer functions.

---

\* Corresponding Author

E-mail addresses: sarkheil@khu.ac.ir (Hamid Sarkheil), aliehsaniwork@gmail.com (Ali Ehsani-Afrakati), m.talaeian@yahoo.com (Mohammad Talaeian Araghi).

### 3. Results and discussion

#### 3.1. Denoising by Wavelet

In this study, raw data was used without any initial pre-processing, which was denoised at three levels

#### 3.2. Artificial neural network performance evaluation and validation

The regression values have a minimum of 96% and a maximum of 99% of adaptation, indicating a highly efficient and excellent modeling of the combination of wavelet and neural networks. According to the number of 1825 data available and their difference, the highest RMSE and MSE of the test category were 53.53 and 2865.55, respectively.

#### 3.3. Matching the predicted $Q$ with real data

Since the overall data correlation value is 98%, it has to be expected to provide an accurate prediction of the value of the selected points. The maximum amount of error in these points is just 14 units which are very desirable considering the volume of input and output data and the frequency of them.

### 4. Conclusions

Due to the development of urbanization and the limitation of freshwater resources, the importance of wastewater treatment and environmental pollution is of great importance. Inlet wastewater flow can be significantly increased during atmospheric phenomena or chronological events, thereby causing hydraulic shock and consequently destroying biological processes in treatment plants. So that these hydraulic shocks are associated with reduced hydraulic retention time and less purification time for microorganisms, the organic matter is removed from the system faster and the efficiency of stabilization and removal of pollutants is greatly reduced. In this study, daily data of Zargandeh treatment plant from 2015 to 2018 were used, the first four years of data were used to train and evaluate the neural network, and the fifth-year data were used to test the neural network and were also identified and eliminated by using the MATLAB wavelet operator in the input data. Then its output was determined as input for the neural network algorithm with three hidden layers and 43 neurons in all layers with sigmoid tangent and sigmoid logarithm transfer functions. The regression values have a minimum of 96% and a maximum of 99% of adaptation, indicating a highly efficient and excellent modeling of the combination of wavelet and neural networks. According to the number of 1825 data available and their difference, the highest RMSE and MSE of the test category were 53.53 and 2865.55, respectively.

### 5. References

- Jitender S, Mohit Y, Ankit J, "Artificial neural network", International Journal of Scientific Research and Education, 1 (6), 108-118.
- Sarkheil H, Azimi Y, Rahbari S, "Fuzzy Wastewater Quality Index Determination for Environmental Quality Assessment under Uncertain and Vagueness Conditions", International Journal of Engineering, 2018, 31 (8), 1196-1204.
- Sarkheil H, Azimi Y, Rahbari S, "Fuzzy wastewater quality index (fwwqi) for environmental quality assessment of industrial wastewater, a case study for south pars special economic and energy zone", Journal of Civil and Environmental Engineering, University of Tabriz, 2019.
- Sarkheil H, Alinia F, Hassani H, "Fractures distribution modeling using fractal and multi-fractal-neural network analysis in Tabnak hydrocarbon field", Arabian Journal of Geosciences, 2013, 3, 945-956.
- Sarkheil H, Alinia F, Hassani H, "The fracture network modeling in naturally fractured reservoirs using artificial neural network based on image loges and core measurements", Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 2009, 3, 3297-3306.
- Shweta G, Tripti J, Nidhi T, "Artificial neural network: a review and its application in managing water quality control", International Journal of Scientific Development and Research (IJS DR), 2018, 3 (6), 5.