

علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره بیست و دوم، شماره نه، آذر ماه ۹۹

## تخمین TSS خروجی تصفیه‌خانه فاضلاب اهواز با استفاده از مدل‌های هوشمند

مجتبی قائدرحمتی<sup>۱</sup>

هادی معاضد<sup>۲</sup>

پروانه تیشه‌زن<sup>۳\*</sup>

[partishehzan@scu.ac.ir](mailto:partishehzan@scu.ac.ir)

تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۴/۲۶

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۴/۲۵

### چکیده

**مقدمه:** محدودبودن منابع آب شیرین در جهان، به‌خصوص در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران، رویکرد استفاده مجدد از پساب‌های شهری را اجتناب‌ناپذیر ساخته است. از مهمترین شاخص‌های بررسی میزان آلودگی فاضلاب و مقایسه با استانداردهای مختلف جهت بازاستفاده یا تخلیه به منابع آبی TSS می‌باشد که آزمایشی هزینه بر و زمان‌بر است. مطالعه حاضر در سال ۱۳۹۵ با هدف تخمین TSS خروجی تصفیه‌خانه فاضلاب اهواز با استفاده از مدل‌های هوشمند انجام یافته است.

**مواد و روش‌ها:** با توجه به زمان‌بر و هزینه‌بر بودن آزمون TSS، در این تحقیق، توانمندی سه مدل رگرسیون خطی چندمتغیره، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی جهت تخمین TSS فاضلاب خروجی از تصفیه‌خانه فاضلاب با استفاده از نرم‌افزار MATLAB و SPSS 21 بررسی شد. براین اساس ترکیبات مختلفی از پارامترهای کیفی فاضلاب، طی دوره آماری ۸ ساله (۱۳۹۴-۱۳۸۷) به عنوان ورودی مدل‌ها در دو حالت روزانه و ماهانه مورد ارزیابی قرار گرفت.

**نتایج:** مدل رگرسیون حداکثر ضریب تعیین ( $R^2$ ) برای مراحل آموزش و صحت‌سنجی را به‌ترتیب در دوره روزانه ۰/۷۵ و ۰/۶۷ و در دوره ماهانه ۰/۶۸ و ۰/۶۶ به‌دست آورد؛ ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) در این آزمون ۰/۰۳۳ و ۰/۰۲۵ در دوره روزانه و ۰/۰۵۳ و ۰/۰۵۳ در دوره ماهانه، به‌دست آمد. حداکثر  $R^2$  با شبکه عصبی مصنوعی به‌ترتیب برای مراحل آموزش و صحت‌سنجی در دوره روزانه ۰/۸۷ و ۰/۷۹ و در دوره ماهانه ۰/۸۷ و ۰/۸۵ و RMSE برابر ۰/۰۳۰ و ۰/۰۲۳ در دوره روزانه و ۰/۰۳۴ و ۰/۰۳۱ در دوره ماهانه، به‌دست آمد. نتایج بیشترین  $I^2$  را برای مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی نشان دادند که در دوره روزانه ۰/۹۱ و ۰/۸۳ و در دوره ماهانه ۰/۸۹ و ۰/۸۷ و مقدار RMSE برابر ۰/۰۲۶ و ۰/۰۲۵ در دوره روزانه و ۰/۰۳۱ و ۰/۰۲۸ در دوره ماهانه، به‌ترتیب برای مراحل آموزش و صحت‌سنجی بود.

۱- کارشناس ارشد مهندسی عمران-محیط‌زیست، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

۲- استاد دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

۳- استادیار دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران (نویسنده مسوول)

**نتیجه‌گیری:** براساس یافته‌های تحقیق هر سه مدل در تخمین مقدار TSS فاضلاب خروجی کاربرد مناسبی داشتند، اما مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی به دلیل برازش بهتر و خطای کم‌تر، مدلی مناسب‌تر است.

**کلمات کلیدی:** فاضلاب، مواد جامد معلق، رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی، استنتاج فازی عصبی تطبیقی

# Estimation of Effluent TSS of Ahvaz Wastewater Treatment Plant Using Inelegant Models

Mojtaba Ghaed Rahmati<sup>1</sup>

Hadi Moazed<sup>2</sup>

Parvaneh Tishehzan<sup>3</sup>

[partishehzan@scu.ac.ir](mailto:partishehzan@scu.ac.ir)

Accepted: 2019.07.17

Received: 2018.07.16

## Abstract

**Introduction:** The limitation of fresh water resources in the world, especially in arid and semi-arid regions such as Iran, has inevitably led to the reuse of urban wastewater. One of the most important indicators of sewage pollution and comparison with different standards for reuse or discharge to the water resources is TSS. The present study was conducted in 2016 with the aim of estimation of effluent TSS of Ahvaz wastewater treatment plant using inelegant models.

**Material and methods:** Regard to costly and time-consuming measurement tests of TSS, the capability of multivariate linear regression model, Artificial Neural Network (ANN), and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) was studied to estimate (TSS) in wastewater treatment plant output by MATLAB and SPSS 21 software. Accordingly, various compounds of sewage quality parameters were evaluated during the 8-year statistical period (2008-2015) as input of models in two daily and monthly modes.

**Results:** The results of the regression model indicated that the maximum  $R^2$  for training and verification were 0.75 and 0.67 in daily and 0.68 and 0.66 in monthly period, respectively. The root mean square error (RMSE) in this test was 0.033 and 0.025 in the daily period and 0.053 and 0.053 in the monthly period. The maximum  $R^2$  in ANN for training and verification were 0.87 and 0.79 in daily and 0.87 and 0.85 in monthly period, respectively. The RMSE in this test was 0.030 and 0.023 in the daily period and 0.034 and 0.031 in the monthly period. Meanwhile, the maximum  $R^2$  in ANFIS for training and verification were 0.91 and 0.83 in daily and 0.89 and 0.87 for monthly period, respectively. The RMSE in this test was 0.026 and 0.025 in the daily period and 0.031 and 0.028 in the monthly period.

**Conclusion:** The results confirmed the application of three models is appropriate, but the ANFIS was considered as a more appropriate model.

**Keywords:** Wastewater, Total Suspended Solid, Regression, ANN, ANFIS

---

1- M.Sc., Environmental Engineering, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

2- Professor, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

3- Assistant Professor, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran \*(Corresponding Author)

## مقدمه

می‌شود. از توابع محرک می‌توان توابع سیگموئیدی، خطی و آستانه‌ای را نام برد.

شبکه عصبی با شناسایی الگو به مدل‌سازی می‌پردازد که در نتیجه برای هر کاربرد خاص، نتیجه متفاوت از دیگری می‌دهد. از مزایای مدل‌های هوشمند می‌توان به قابلیت تقریب‌زنی هر تابع، قابلیت تطبیق یا به‌روزرسانی خود، پایداری و سادگی کار با آن و عدم نیاز به درک عمیق از روابط بین متغیرها و تابع‌ها اشاره کرد (۲).

از جمله محدودیت‌های روش‌های خبره مانند شبکه عصبی و سیستم فازی عصبی این است که با توجه به این‌که این روش‌ها از طریق آموزش و یادگیری از داده‌های قبلی شکل می‌گیرند، برای استفاده در کار عملی مرتب نیاز به به‌روز رسانی (آموزش مجدد) دارد تا تغییرات جدید را دربر گرفته و پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه دهد. همچنین این روش‌ها در صورت استفاده از برون‌یابی احتمالا دارای خطاهای بیشتری هستند. زیرا داده‌ها در محدوده خارج از محدوده آموزش قرار می‌گیرند. این امر ضرورت بهنگام کردن مدل‌ها را نشان می‌دهد (۳).

مدل‌های هوشمند در مطالعات مختلفی برای مدل کردن فرایندهای مختلف تصفیه فاضلاب استفاده شده است. شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای مدل‌سازی عملکرد تصفیه‌خانه فاضلاب اکباتان تهران و تصفیه‌خانه فاضلاب EL-AGAMY مصر استفاده شد و نتایج حاکی از مناسب بودن این مدل برای تخمین  $BOD_5$ ، COD و TSS بود (۴ و ۵). همچنین از مدل‌های فازی ممدانی و سوگنو برای ارزیابی عملکرد تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز برای برآورد  $BOD_5$  و TSS استفاده شد که مدل فازی سوگنو برآورد دقیق‌تری داشت اگرچه هر دو مدل دارای ضرایب همبستگی بالایی بودند (۶).

منطق فازی به تنهایی نمی‌تواند روند سینماتیکی برای یک کنترل‌کننده فازی داشته باشد. از این رو مدل سیستم شبکه فازی عصبی تطبیقی ارائه شد (۷). سیستم ANFIS از

فاضلاب یکی از عوامل آلودگی محیط‌زیست است که باید آن را به طریق بهداشتی جمع‌آوری، تصفیه و مجدداً به گردش آب در طبیعت برگرداند. تصفیه فاضلاب تولید پسابی را خواهد نمود که در جهت برآورد بخشی از نیازهای جامعه از جمله مصارف کشاورزی، آبیاری فضای سبز، پرورش آبزیان، استفاده‌های تفریحی، تغذیه منابع آب‌های زیرزمینی و مصرف صنایع، مفید تشخیص داده شده است. در عملیات تصفیه فاضلاب TSS (کل ذرات جامد معلق)<sup>۱</sup> از مهمترین شاخص‌های بررسی میزان آلودگی فاضلاب و نیز برای مقایسه با استانداردهای مختلف جهت بازاستفاده می‌باشد. بنابراین اندازه‌گیری و پایش متوالی آن در تصفیه‌خانه فاضلاب امری ضروری است. از آنجایی که اندازه‌گیری این پارامتر در آزمایشگاه نیاز به صرف هزینه، انرژی و زمان دارد، بررسی رفتاری آن در تصفیه‌خانه‌ها در قالب مدل‌های تخمین‌گر راهگشاست. شبکه عصبی مصنوعی<sup>۲</sup> یکی از این مدل‌هاست. نتایج مطالعات Ozkaya و Demir (۲۰۰۷) در خصوص استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در تحلیل مسائل غیرخطی علوم محیط‌زیست حاکی از سادگی و انعطاف‌پذیری آن‌هاست (۱).

شبکه عصبی مصنوعی در واقع مدل ساده شده‌ای از مغز انسان می‌باشد. این شبکه یک ساختار ریاضی است که توانایی نشان دادن فرایندها و ترکیبات دلخواه غیرخطی جهت ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های هر سیستمی را داراست. شبکه عصبی از سلول‌ها عصبی به‌نام نرون و واحدهای ارتباطی به‌نام آکسون تشکیل یافته است. هر شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه تشکیل شده است که عبارتند از: لایه ورودی، لایه خروجی و لایه پنهان. بر روی هر یک از این لایه‌ها تعدادی نرون به عنوان واحدهای پردازنده وجود دارد که با اتصالاتی وزن‌دار به همدیگر مرتبط می‌شوند. برای انتقال خروجی‌های هر لایه به لایه‌های بعدی از توابع محرک استفاده

1 Total Suspended Solids (TSS)

2 Artificial Neural Network (ANN)

به‌منظور مدل‌سازی عملکرد تصفیه‌خانه فاضلاب شهر ملاتیا در ترکیه، یک مدل هوشمند ANN با کمک آنالیز موجک در کاهش ابعاد پارامترهای ورودی به شبکه عصبی توسعه داده شد و پارامتر TSS فاضلاب خروجی را با سطحی مطلوب تخمین زده شد (۱۳).

از مدل رگرسیون چندمتغیره نیز به‌منظور مدل‌سازی رفتار تصفیه‌خانه فاضلاب Sfax در جنوب شرقی تونس استفاده شده است. آن‌ها با داشتن پارامترهای فاضلاب ورودی بین سال‌های ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۰ شامل TSS, T, pH, COD, BOD<sub>5</sub>, TKN<sup>۳</sup> و FC<sup>۴</sup> توانستند با ضرایب تعیین به ترتیب ۰/۹۷۳، ۰/۹۴۶ و ۰/۹۲۵ برای پارامترهای فاضلاب تصفیه‌شده BOD<sub>5</sub>, COD, TSS تصفیه‌خانه مذکور را مدل کنند (۱۴).

تصفیه‌خانه غرب اهواز نقش مهمی در کاهش بار ورودی به رودخانه کارون دارد و بررسی عملکرد و مدل‌سازی پارامتر مهم TSS که آزمایش‌هایی زمان‌بر و هزینه‌بر دارد، می‌تواند به مدیران آب و فاضلاب اهواز جهت بهره‌برداری بهینه سیستم و برنامه‌ریزی برای استفاده مجدد فاضلاب تصفیه‌شده کمک قابل توجهی نماید. در مدل‌سازی می‌توان از مدل‌های ساده تا پیشرفته استفاده نمود. رگرسیون خطی چندمتغیره علاوه بر این که مدل ساده‌ای است، توانایی ارائه مدل ریاضی را در محیط ساده‌ای نظیر اکسل دارد. اما توانایی آن در مقایسه با دو مدل‌های تخمین‌گر دیگر در مطالعات گذشته مشاهده نشد. از سوی دیگر در مطالعات قبلی سعی در تخمین پارامترهای مورد نظر در یک دوره زمانی (معمولاً روزانه) صورت گرفته است. اما گاهی تخمین پارامترهای ماهانه کمک خوبی به برنامه‌ریزان می‌نماید. پارامترهای زیادی می‌تواند بر مقدار TSS خروجی تاثیر بگذارد. اما اندازه‌گیری مداوم آن‌ها گاهی ممکن نیست. از این رو تحقیق حاضر با هدف مدل‌سازی عملکرد تصفیه‌خانه فاضلاب غرب اهواز در جهت برآورد TSS پساب خروجی در دو حالت روزانه و ماهانه و شرایط تعداد

الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به‌منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند. مدل فازی عصبی تطبیقی براساس تغییر در میزان مقادیر و دامنه توابع تعلق در تکرارهای مختلف جهت رسیدن به شبکه مناسب براساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند. در مدل سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی از روش استنتاجی تاکاگی سوگنو استفاده می‌شود. زمانی عمل شبیه‌سازی به درستی استفاده شده است که تمامی پارامترهای مؤثر در ساختار مدل طوری تعیین گردند که مقدار خطای مدل به حداقل مقدار خود برسد و هم‌چنین مقادیر کارایی، بیشترین مقدار را داشته باشند. تعداد و نوع ورودی‌ها، شکل توابع عضویت از عوامل مؤثر بر مدل فازی عصبی می‌باشد (۷).

از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)<sup>۱</sup> نیز برای مدل‌سازی فرایند تصفیه فاضلاب صنعتی و نیز تصفیه فاضلاب بیمارستانی جهت تخمین مقدار COD خروجی استفاده شد. مقایسه نتایج دو مدل ANFIS و ANN نشان‌دهنده نتایج بهتر و بازدهی بیشتر ANFIS نسبت به روش ANN بود. البته هر دو مدل، روش‌های مدل‌سازی بادوام، منعطف و موثری را برای سیستم لجن فعال ارائه دادند (۶۱۱-۸).

توانایی الگوریتم ژنتیک در تخمین پارامترهای فاضلاب خروجی شامل TSS, BOD<sub>5</sub> و pH در مقایسه با ANN برای شبیه‌سازی تصفیه‌خانه فاضلاب نیمه مکانیکی (لاگون هوادمی) شماره یک شهر مشهد با استفاده از آمار یک دوره چهار ساله و با استفاده از داده‌های فاضلاب ورودی از قبیل COD, BOD<sub>5</sub>, Q, TSS, T, pH و DO<sup>۲</sup> بررسی شد. نتایج برای پارامتر BOD<sub>5</sub> در مدل شبکه عصبی مصنوعی، ضریب همبستگی ۰/۸۶ و درصد جذر میانگین مربعات خطای ۱۴ درصد، و در مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک، ضریب همبستگی ۰/۹۳ و درصد جذر میانگین مربعات خطای ۱۰ درصد را نشان داد (۱۲).

3- Total Kejeldal Nitrogen (TKN)  
4- Fecal Coliform (FC)

1- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)  
2- Dissolved Oxygen(DO)

که این کار مانع کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها و سبب جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون‌ها می‌گردد. با روش نرمال‌سازی هر عدد تبدیل به عددی بین ۰ تا ۱ می‌شود تا بتوان آن‌ها را در تابع شبکه عصبی به کار برد (۱۶). با توجه به این که پژوهشگران از روابط مختلفی برای نرمال‌سازی استفاده می‌کنند برای بررسی دقت روابط از ۵ رابطه پر کاربرد زیر استفاده شده است. روابط (۱) و (۵) توسط فتحی و همکاران (۱۷)، رابطه (۲) توسط نورانی و کماسی (۱۸)، رابطه (۳) توسط اسدی و همکاران (۱۹) و رابطه ۵ توسط حقدادی و همکاران (۲۰) ارائه شده است.

$$y = 0.5 + (0.5 \times \left( \frac{x - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}} \right)) \quad (1)$$

$$y = \left( \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) \quad (2)$$

$$y = 0.05 + (0.95 \times \left( \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right)) \quad (3)$$

$$y = 0.1 + (0.8 \times \left( \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right)) \quad (4)$$

$$y = 0.5 + (0.5 \times \left( \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right)) \quad (5)$$

که در این روابط  $x$  داده مورد نظر،  $\bar{x}$  میانگین داده‌ها،  $x_{max}$  حداکثر داده‌ها،  $x_{min}$  حداقل داده‌ها و  $y$  داده نرمال شده می‌باشد. پس از نرمال‌سازی داده‌های موجود با رابطه‌های (۱) تا (۵) و گرفتن رگرسیون خطی مشخص شد که رابطه (۱) بهترین عملکرد را برای نرمال‌سازی داده‌ها دارد. در ابتدا با در نظر گرفتن تعداد پارامترهای مستقل زیادی چون دما، کدورت، pH، EC، COD، TSS، SVI<sup>۳</sup>، BOD<sub>5</sub>، V و DO مربوط به فاضلاب ورودی و خروجی، حوضچه ته‌نشینی اولیه، حوض هوادهی اول و دوم با استفاده از رگرسیون خطی و با کمک روش Stepwise موجود در نرم‌افزار SPSS مهمترین پارامترهای تاثیرگذار بر روی TSS فاضلاب خروجی مشخص شدند. برای این کار TSS فاضلاب خروجی به عنوان متغیر وابسته و سایر پارامترهای ذکر شده در بالا به عنوان متغیرهای مستقل در ساخت مدل‌ها به کار

ورودی‌های مختلف انجام شد. همچنین کارایی مدل رگرسیون خطی چندمتغیره در مقایسه با مدل ANN و ANFIS مورد ارزیابی قرار گرفت.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

تصفیه‌خانه فاضلاب غرب اهواز (چنبییه) در زمینی به مساحت ۱۳ هکتار طی سال‌های ۱۳۷۲-۱۳۶۸ از نوع تصفیه زیستی لجن فعال با جمعیت تحت پوشش ۲۰۰/۰۰۰ نفر و با ظرفیت اسمی ۶۰۰ لیتر در ثانیه با هدف تصفیه بخشی از فاضلاب تولیدی شهر اهواز و جلوگیری از آلودگی تنها منبع آشامیدنی شهر اهواز یعنی رودخانه کارون و نیز افق آینده زمین‌های کشاورزی منطقه احداث شد.

### داده‌های آموزشی و داده‌های صحت‌سنجی

طبق نظر سلگی و همکاران (۱۵) اصولاً در هر نوع شبکه عصبی با هر روش دلخواه و هر نوع معماری، داده‌ها به دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند که شامل داده‌های آموزشی<sup>۱</sup> و داده‌های صحت‌سنجی<sup>۲</sup> می‌باشند. بدین منظور در این تحقیق نیز از ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۵ درصد برای صحت‌سنجی استفاده شده است. یعنی از مجموع ۸ سال، داده‌های سال‌های ۱۳۸۷ تا آخر ۱۳۹۲ (به مدت ۶ سال) برای آموزش مدل‌ها و از داده‌های سال‌های ۱۳۹۳ و ۱۳۹۴ (به مدت ۲ سال) برای صحت‌سنجی مدل‌ها استفاده شد. ضمناً، در دو مدل ANN و ANFIS، داده‌های آموزش خود به سه دسته ۷۵ درصد داده‌های آموزش، ۱۵ درصد داده‌های اعتبارسنجی و ۱۰ درصد داده‌های تست طبقه‌بندی می‌شوند.

### آماده‌سازی داده‌های ورودی

به علت این‌که وارد کردن داده‌های خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود از روش نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شده است

1-Train

2-Verification

3-Sludge Volume Index (SVI)

گرفتگی شد. در نتیجه ۴ معماری مختلف براساس تعداد ورودی مختلف برای ساخت مدل‌های ANN و ANFIS در نظر گرفته شد (جدول ۱). نتایج این مدل‌سازی نشان داد که مهمترین پارامترهای تاثیرگذار بر روی TSS فاضلاب خروجی شامل

گرفتگی شد. در نتیجه ۴ معماری مختلف براساس تعداد ورودی مختلف برای ساخت مدل‌های ANN و ANFIS در نظر گرفته شد (جدول ۱). نتایج این مدل‌سازی نشان داد که مهمترین پارامترهای تاثیرگذار بر روی TSS فاضلاب خروجی شامل

#### جدول ۱ - معماری‌های مختلف پارامترهای ورودی به مدل‌های دوره روزانه

**Table1- Different architectures of input parameters into daily period's models**

Structure	input	output
۱	Tur-P, TSS-P***	TSS-O *
۲	Tur-P, TSS-P, SVI	TSS-O
۳	Tur-P, TSS-P, SVI, Tur-I **	TSS-O
۴	Tur-P, TSS-P, SVI, Tur-I, EC-P	TSS-O

(settling basin) (primal) P -\*\*\* (input) I -\*\* (output) O -\*

سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی در نظر گرفته شد (جدول ۲). مهمترین پارامترهای تاثیرگذار بر روی TSS ماهانه فاضلاب خروجی شامل میانگین ماهانه متغیرهای COD و TSS و حوضچه ته‌نشینی اولیه، SVI، کدورت ورودی و حوضچه ته‌نشینی اولیه می‌باشد.

برای تخمین TSS ماهانه خروجی فاضلاب نیز ابتدا پارامترهای تاثیرگذار به روش Backward تعیین شدند و چهار معماری مختلف براساس تعداد ورودی مختلف برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی ماهانه رگرسیون غیرخطی، شبکه عصبی مصنوعی و

#### جدول ۲- معماری‌های مختلف پارامترهای ورودی به مدل‌های دوره ماهانه

**Table2- Different architectures of input parameters into monthly period's models**

Structure	Input	Output
۱	COD-P, TSS-P ***	TSS-O *
۲	COD-P, TSS-P, SVI	TSS-O
۳	COD-P, TSS-P, SVI, Tur-P	TSS-O
۴	COD-P, TSS-P, SVI, Tur-P, Tur-I **	TSS-O

(settling basin) (primal) P -\*\*\* (input) I -\*\* (output) O -\*

برای مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار MATLAB 2013b از جعبه‌ابزار Neural Network tool (nntool) و (nftool) استفاده شد. برای این مدل‌سازی از شبکه عصبی مصنوعی نوع شبکه‌های رو به جلو و ۱۲ تابع آموزش مختلف و توابع انتقال TANSIG،

برای مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار MATLAB 2013b از جعبه‌ابزار Neural Network tool (nntool) و (nftool) استفاده شد. برای این مدل‌سازی از شبکه عصبی مصنوعی نوع شبکه‌های رو به جلو و ۱۲ تابع آموزش مختلف و توابع انتقال TANSIG،

که در این رابطه‌ها،  $T_i$  مقادیر مشاهداتی،  $O_i$  مقادیر خروجی از مدل و  $N$  تعداد داده‌ها می‌باشند. همچنین برای بررسی کارایی مدل نمودارهای مقایسه‌ای مقادیر پیش‌بینی و مشاهده‌ای ترسیم شدند.

### نتایج

#### مدل‌سازی با مدل رگرسیون خطی چندمتغیره برای TSS

به منظور اجرای مدل رگرسیون خطی چندمتغیره برای معماری‌های مختلف ذکر شده از نرم‌افزار SPSS 21 استفاده شد که نتایج آن برای بهترین ساختار معماری‌های مختلف در جدول (۳) آورده شده است. جدول ۴ معادلات رگرسیون به‌دست آمده را نشان می‌دهد.

خروجی با تعداد یک نرون به‌عنوان خروجی شبکه استفاده شد. به‌منظور مدل‌سازی با سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی نرم‌افزار MATLAB 2013b، جعبه‌ابزار Neuro-Fuzzy Design (anfisedit) به‌کار گرفته شد. برای ساخت مدل‌ها از تابع عضویت ورودی و توابع عضویت خروجی constant و linear استفاده شد. از روش بهینه‌سازی backprop و بازه خطا صفر و تعداد تکرار ۱۰ تا ۵۰ استفاده شد. جهت مقایسه مدل‌های ساخته‌شده و انتخاب بهترین مدل در تخمین مقدار TSS خروجی تصفیه‌خانه فاضلاب از مقدار ریشه مجموع مربعات خطا (رابطه ۶) و مقدار ضریب تعیین (رابطه ۷) استفاده شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - O_i)^2} \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (T_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N T_i^2} \right] \quad (7)$$

#### جدول ۳- نتایج مدل رگرسیون خطی چندمتغیره برای معماری‌های مختلف TSS روزانه

Table3- Multivariate linear regression results for different daily TSS architectures

Verification RMSE	Training RMSE	Verification R <sup>2</sup>	Training R <sup>2</sup>	
۰/۰۲۶۵	۰/۰۳۵۱	۰/۶۲۱	۰/۶۴۴	Structure 1
۰/۰۲۶۲	۰/۰۳۴۶	۰/۶۳۳	۰/۶۸۶	Structure 2
۰/۰۲۵۶	۰/۰۳۳۸	۰/۶۵۱	۰/۷۲۸	Structure 3
۰/۰۲۵۴	۰/۰۳۳۳	۰/۶۷۰	۰/۷۵۳	Structure 4

#### جدول ۴- معادلات رگرسیون خطی چندمتغیره شاخص‌های TSS روزانه و ماهانه

Table4- Multivariate linear regression equations for daily and monthly TSS

Equation	Structure	Index	Row
$0.807 \text{ Tur}_p + 0.362 \text{ TSS}_p + 0.05^{***}$	One	* TSS <sub>D</sub>	1
$0.788 \text{ Tur}_p + 0.376 \text{ TSS}_p - 0.071 \text{ SVI} + 0.027$	Two	TSS <sub>D</sub>	2
$0.802 \text{ Tur}_p + 0.43 \text{ TSS}_p - 0.063 \text{ SVI} - 0.052 \text{ Tur}_i + 0.034^{****}$	Three	TSS <sub>D</sub>	3
$0.809 \text{ Tur}_p + 0.423 \text{ TSS}_p - 0.059 \text{ SVI} - 0.058 \text{ Tur}_i + 0.055 \text{ EC}_p + 0.05$	Four	TSS <sub>D</sub>	4
$0.743 \text{ COD}_p + 0.503 \text{ TSS}_p + 0.072$	One	TSS <sub>M</sub>	5
$0.642 \text{ COD}_p + 0.564 \text{ TSS}_p - 0.319 \text{ SVI} - 0.039$	Two	TSS <sub>M</sub>	6
$0.383 \text{ COD}_p + 0.527 \text{ TSS}_p - 0.325 \text{ SVI} + 0.339 \text{ Tur}_i - 0.027$	Three	TSS <sub>M</sub>	7
$0.379 \text{ COD}_p + 0.691 \text{ TSS}_p - 0.284 \text{ SVI} + 0.4 \text{ Tur}_i - 0.161 \text{ Tur}_p + 0.003$	Four	TSS <sub>M</sub>	8

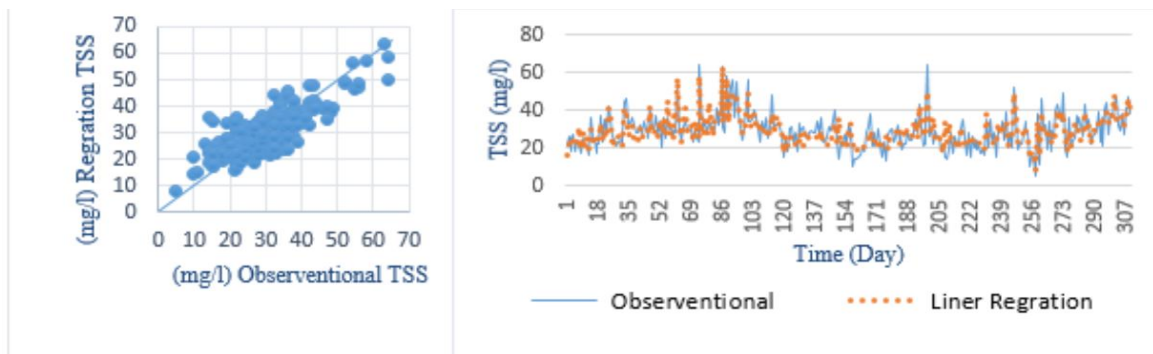
(input) i -\*\*\*\* (settling basin) (primal) P -\*\*\* (Month) M-\*\* (Day) D-\*



را با مقادیر مشاهداتی آن مقایسه می‌کند و نمودار سمت چپ وضعیت این دو را نسبت به هم در طول زمان بر اساس روز در مرحله آموزش نشان می‌دهد.

در قسمت سمت چپ شکل ۱ علاوه بر محورهای افقی و عمودی نمودار، نیمساز آن‌ها یعنی خط  $y=x$  هم رسم شده است. لذا علاوه بر معیارهای ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطا برای تشخیص بهترین مدل، می‌توان از پراکندگی نقاط نسبت به نیمساز محورهای مختصات و شیب خط عبوری از این نقاط نیز بهره برد.

همان‌گونه که در جدول ۳ مشخص است، معماری چهار میزبان ضریب تعیین بیشتر و ریشه میانگین مربعات خطای کمتری نسبت به سایر معماری‌ها در هر دو مرحله آموزش (به ترتیب ۰/۷۵ و ۰/۳۳) و صحت‌سنجی (به ترتیب ۰/۶۷ و ۰/۰۲۵) دارد. یکی از روش‌های تشخیص قابلیت پیش‌بینی مدل، استفاده از نمودارهای خطا و پیش‌بینی برای مجموعه داده‌های فرایندی است. نتایج معماری چهار به‌عنوان بهترین مدل حاصل برای مرحله صحت‌سنجی در شکل ۱ آورده شده است. نمودار سمت راست مقادیر TSS خروجی حاصله از مدل رگرسیون خطی چندمتغیره



شکل ۱- مقایسه مقادیر حاصل از رگرسیون خطی با مقادیر مشاهداتی TSS خروجی روزانه در مرحله صحت‌سنجی

Figure 1- Comparison of linear regression values with observation values of daily output TSS at verification stage

۲ نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی ساخته‌شده جهت صحت‌سنجی TSS خروجی برای معماری چهارم و مقایسه با مقادیر مشاهده شده ارائه شده است. بالاترین ضریب تعیین در معماری چهارم با ضریب تعیین ۰/۸۷ در مرحله آموزش و ۰/۸ در مرحله صحت‌سنجی و کمترین ریشه میانگین مربعات خطا (به-ترتیب ۰/۰۲۹۸ و ۰/۰۲۳۲ در مراحل آموزش و صحت‌سنجی) دارا بود. بهترین ساختار معماری ۴ از قانون آموزش Levenberg-Marquart و تابع محرک tansig با ۵ نرون لایه ورودی، ۱۱ نرون لایه میانی و یک نرون لایه خروجی و ۲۲ تکرار به‌دست آمد. شکل ۲ تطابق خوب مقادیر پیش‌بینی‌شده و مشاهده‌شده را در این روش مدل‌سازی نشان می‌دهد.

نتایج مدل‌سازی با مدل شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های روزانه

برای اجرای مدل شبکه عصبی از جعبه ابزار Neural Network موجود در نرم‌افزار MATLAB نسخه 2013b استفاده شد. با توجه به معماری‌های مختلف تعریف‌شده و با انتخاب تعداد نرون‌های مختلف مدل‌سازی انجام شد. به این صورت که تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد ورودی‌های شبکه، تعداد نرون لایه خروجی برابر با یک و تعداد نرون لایه میانی به صورت سعی و خطا و از ۶ تا ۲۰ در نظر گرفته شد که این تعداد نرون با توجه به اطلاعات تجربی انتخاب شده است که نتایج بهترین ساختار آن برای معماری‌های مختلف در جدول ۵ آورده شده است. در شکل

### نتایج مدل‌سازی با مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای داده‌های روزانه

خروجی برای معماری چهارم ارائه شده است. اگرچه همه معماری‌ها به خوبی مقدار TSS روزانه را برآورد نمودند، اما معماری چهارم با ساختار شامل تابع عضویت ورودی trimf و تابع عضویت خروجی linear با تعداد تکرار ۱۰ بیشترین ضریب تعیین (۰/۹۱) در مرحله آموزش و ۰/۸۳ در مرحله صحت‌سنجی) را به دست داد. کمترین ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۲۵۱) در مرحله صحت‌سنجی) نیز در این معماری حاصل شد. شکل ۳ پراکنش مناسب نقاط را در اطراف خط نیم‌ساز (بین مقادیر مشاهده شده و برآورد شده) نشان می‌دهد.

برای مدل‌سازی با سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی نیز از نرم‌افزار MATLAB و جعبه ابزار مربوط به ANFIS استفاده شد. ساختارهای مختلف در هر یک از معماری‌های مختلف و تعداد تکرارهای مختلف مورد بررسی قرار گرفت. نتایج مدل سیستم ANFIS ساخته شده برای صحت‌سنجی (پیش‌بینی) خروجی برای بهترین ساختار معماری‌های مختلف در جدول ۶ ارائه شده است. در شکل (۳) نتایج مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی ساخته شده جهت صحت‌سنجی TSS

### جدول ۵ - نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی برای معماری‌های مختلف دوره روزانه

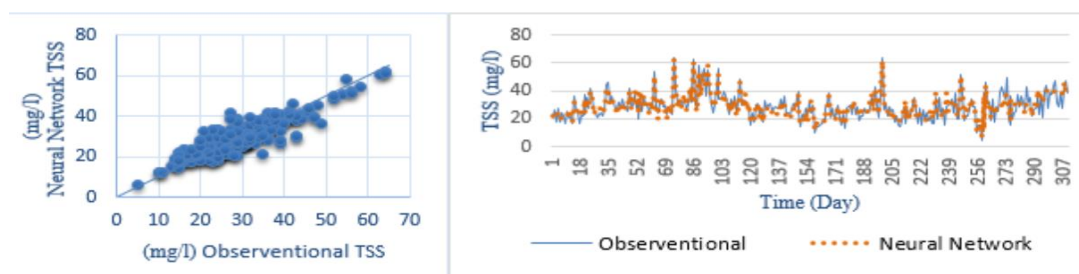
Table5- Artificial Neural Network model results for different daily period architectures

Verification RMSE	Training RMSE	Verification R <sup>2</sup>	Training R <sup>2</sup>	
۰/۰۲۴۷	۰/۰۳۲۰	۰/۷۵	۰/۷۸	Structure 1
۰/۰۲۳۶	۰/۰۳۰۱	۰/۷۵	۰/۸۳	Structure 2
۰/۰۲۳۴	۰/۰۲۹۹	۰/۷۷	۰/۸۵	Structure 3
۰/۰۲۳۲	۰/۰۲۹۸	۰/۸۰	۰/۸۷	Structure 4

### جدول ۶ - نتایج مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای معماری‌های مختلف دوره روزانه

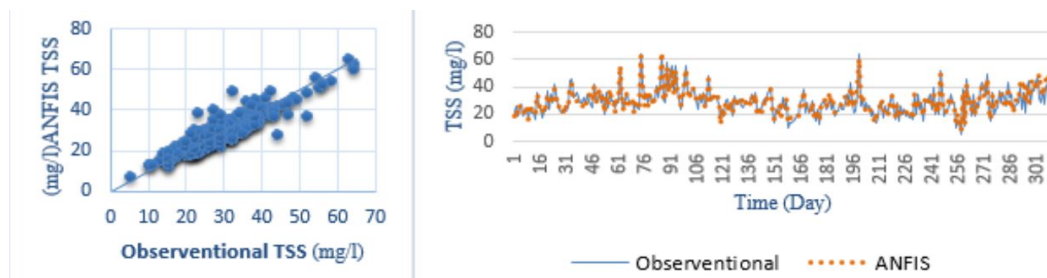
Table 6- The results of the model of adaptive neural fuzzy inference system for different daily period architectures

Verification RMSE	Training RMSE	Verification R <sup>2</sup>	Training R <sup>2</sup>	
۰/۰۲۵۳	۰/۰۳۱۲	۰/۷۱	۰/۸۰	Structure 1
۰/۰۲۶۴	۰/۰۲۹۱	۰/۷۷	۰/۸۴	Structure 2
۰/۰۲۵۹	۰/۰۲۷۳	۰/۸۱	۰/۸۸	Structure 3
۰/۰۲۵۱	۰/۰۲۶۴	۰/۸۳	۰/۹۱	Structure 4



شکل ۲ - مقایسه مقادیر حاصل از ANN با مقادیر مشاهداتی TSS خروجی دوره روزانه در مرحله صحت‌سنجی

Figure 2- Comparison of ANN values with observation values of daily output TSS at verification stage



شکل ۳- مقایسه مقادیر حاصل از سیستم ANFIS با مقادیر مشاهداتی TSS خروجی دوره روزانه (صحت‌سنجی)

**Figure 3- Comparison of the values of ANFIS system with observation values of daily output TSS (verification)**

نتایج مدل‌سازی با مدل شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های

ماهانه

با توجه به معماری‌های مختلف تعریف‌شده (جدول ۲) و با انتخاب تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد ورودی‌های شبکه، تعداد نرون لایه خروجی برابر با یک و تعداد نرون لایه میانی به صورت سعی و خطا و از ۶ تا ۲۰، مدل‌سازی صورت پذیرفت (جدول ۸). در شکل ۵ نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی ساخته‌شده جهت صحت‌سنجی TSS ماهانه فاضلاب خروجی برای معماری چهارم ارائه شده است.

برآورد TSS خروجی ماهانه

مدل‌سازی با مدل رگرسیون خطی چندمتغیره برای TSS ماهانه

مدل رگرسیون خطی چندمتغیره برای چهار معماری‌های مختلف ذکر شده توسط نرم‌افزار SPSS 21 انجام شد (جدول ۷). معادلات به‌دست آمده در جدول ۴ ذکر شده است. همان‌طور که از جدول ۷ مشخص است، معماری چهارم میزان  $R^2$  بیشتر و RMSE کمتری نسبت به سایر معماری‌ها در هر دو مرحله آموزش و صحت‌سنجی دارد. نتایج معماری چهارم به‌عنوان بهترین مدل حاصله برای مرحله صحت‌سنجی در شکل ۴ آورده شده است.

جدول ۷- نتایج مدل رگرسیون خطی چندمتغیره برای معماری‌های مختلف TSS ماهانه

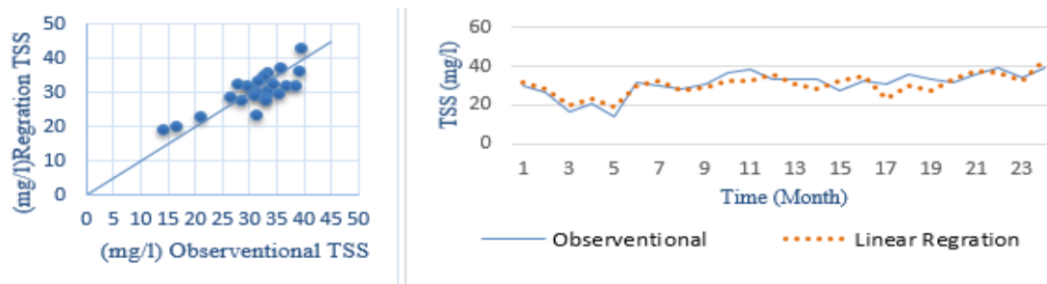
**Table 7- Multivariate linear regression results for different monthly TSS architectures**

Verification RMSE	Training RMSE	Verification $R^2$	Training $R^2$	
۰/۰۵۹۳	۰/۰۵۷۴	۰/۵۹۷	۰/۶۱۴	Structure 1
۰/۰۵۷۱	۰/۰۵۵۹	۰/۶۱۵	۰/۶۳۴	Structure 2
۰/۰۵۵۶	۰/۰۵۴۹	۰/۶۳۵	۰/۶۵۶	Structure 3
۰/۰۵۳۴	۰/۰۵۳۱	۰/۶۵۸	۰/۶۸۰	Structure 4

جدول ۸- نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی برای معماری‌های مختلف دوره ماهانه

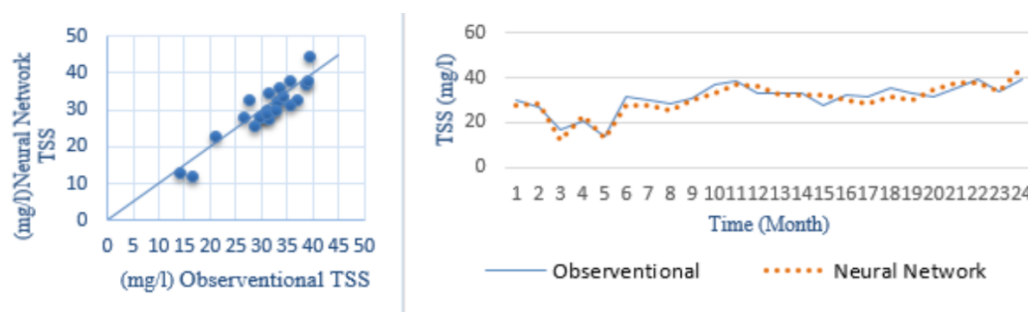
**Table 8- Artificial Neural Network Model Results for Different Monthly Architectures**

Verification RMSE	Training RMSE	Verification $R^2$	Training $R^2$	
۰/۰۴۶۰	۰/۰۵۱۲	۰/۷۸	۰/۸۰	Structure 1
۰/۰۳۸۸	۰/۰۳۹۰	۰/۷۸	۰/۸۱	Structure 2
۰/۰۳۶۷	۰/۰۳۸۱	۰/۸۱	۰/۸۳	Structure 3
۰/۰۳۰۷	۰/۰۳۴۱	۰/۸۵	۰/۸۷	Structure 4



شکل ۴- مقایسه مقادیر حاصل از رگرسیون خطی با مقادیر مشاهداتی TSS خروجی ماهانه (صحت‌سنجی)

Figure 4- Comparison of linear regression values with observation values of monthly output TSS (verification)



شکل ۵- مقایسه مقادیر حاصل از ANN با مقادیر مشاهداتی TSS خروجی دوره ماهانه (مرحله صحت‌سنجی)

Figure 5- Comparison of ANN values with observation values of monthly output TSS (verification)

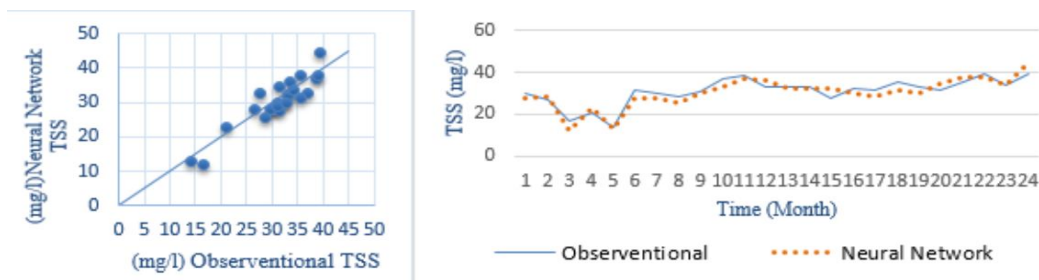
ساختارهای مختلف در هر یک از معماری‌های مختلف و تعداد تکرارهای مختلف مورد بررسی قرار گرفت (جدول ۹). شکل ۶ نتایج مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی ساخته شده جهت صحت‌سنجی TSS خروجی برای معماری ۴ ارائه داده است.

نتایج مدل‌سازی با مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای داده‌های ماهانه برای مدل‌سازی با سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی نیز از نرم‌افزار MATLAB و جعبه ابزار مربوط به ANFIS استفاده شده است.

جدول ۹ - نتایج مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی برای معماری‌های مختلف دوره ماهانه

Table 9- The results of the model of comparative neural fuzzy inference system for different monthly architectures

Verification RMSE	Training RMSE	Verification R <sup>2</sup>	Training R <sup>2</sup>	
۰/۰۳۵۴	۰/۰۳۸۵	۰/۸۰	۰/۸۱	Structure 1
۰/۰۳۳۲	۰/۰۳۵۸	۰/۸۱	۰/۸۴	Structure 2
۰/۰۳۰۳	۰/۰۳۳۴	۰/۸۴	۰/۸۶	Structure 3
۰/۰۲۷۸	۰/۰۳۰۶	۰/۸۷	۰/۸۹	Structure 4



شکل ۶- مقایسه مقادیر حاصل از سیستم ANFIS با مقادیر مشاهداتی TSS خروجی دوره ماهانه (صحت‌سنجی)

Figure 6- Comparison of ANFIS values with observation values of monthly output TSS (verification)

#### بحث

COD فاضلاب ورودی برای ساخت مدل استفاده کرده و فقط تعداد لایه‌های میانی را تغییر داد (۲۱). ارزیابی کارایی تصفیه بیولوژیکی فاضلاب با کمک روش شبکه عصبی مصنوعی برای استانبول ترکیه نیز با کمک هفت پارامتر دی، فسفات و نترات کل، SS، COD و BOD فاضلاب ورودی و خروجی انجام شد (۲۲). ضریب تعیین  $R^2$  یکی از شاخص‌های بررسی معادلات پیش‌بینی است. طبق نظر Chin (۱۹۹۸) مقادیر ۰/۱۹، ۰/۳۳ و ۰/۶۷ به‌عنوان ملاکی برای مقادیر ضعیف، متوسط و قوی ضریب تعیین در نظر گرفته می‌شود (۲۳). براین اساس، نتایج به‌دست آمده برای مدل رگرسیون خطی چندمتغیره نشان می‌دهد که این مدل در معماری ۲ تا ۴ ضریب تعیین قوی برای برآورد TSS روزانه دارد که در این بین معماری ۴ بالاترین ضریب تعیین (۰/۷۵) را نشان داد. همچنین معماری ۴ توانست با ضریب تعیین مرحله آموزش در محدوده قوی و در مرحله صحت‌سنجی با ضریب تعیین نزدیک به قوی (۰/۶۶) TSS ماهانه را به خوبی پیش‌بینی نماید. هرچند مقادیر ضریب تعیین برای هر دو مرحله آموزش و صحت‌سنجی به‌نسبت مدل‌سازی با رگرسیون خطی برای داده‌های روزانه (آموزش ۰/۷۵۳ و صحت‌سنجی ۰/۶۷۰) پایین‌تر است، اما نزدیکی ضرایب تعیین در این جا (آموزش ۰/۶۸۰ و صحت‌سنجی ۰/۶۵۸)، نشان‌دهنده این است که مدل رگرسیون خطی برای داده‌های ماهانه توانسته است داده‌های مرحله صحت‌سنجی را با دقت بسیار خوبی تخمین زند و عملکرد

نیاز روزافزون جامعه به منابع آبی جدید مانند فاضلاب تصفیه‌شده از یک طرف و لزوم رعایت مسایل زیست محیطی از سوی دیگر، ارزیابی عملکرد تصفیه‌خانه‌های فاضلاب را ضروری می‌سازد. یکی از پارامترهای مهم و تاثیرگذار در بررسی استانداردهای استفاده مجدد و تخلیه به منابع آبی و ... میزان مواد جامد معلق است. پارامترهای بسیاری بر روی TSS خروجی فاضلاب می‌توانند موثر باشند، اما همه از نظر تاثیرگذاری دارای اهمیت یکسانی نیستند و از طرفی در مدل‌سازی ممکن است افزایش ورودی‌ها باعث افزایش خطای مدل‌سازی شود، لذا بهتر است ابتدا پارامترهای موثر بر TSS فاضلاب تصفیه‌شده مشخص شوند. در این تحقیق پارامترهای اندازه‌گیری‌شده معمول تصفیه‌خانه در واحدهای فاضلاب ورودی، حوضچه ته‌نشینی اولیه، حوض هوادهی اول و دوم و فاضلاب خروجی (شامل ۱۱ پارامتر ذکرشده در مواد و روش‌ها) با استفاده از رگرسیون خطی و با کمک روش Stepwise مشخص شدند. براین اساس ۴ معماری با تعداد ورودی مختلف مشخص شد. همان‌گونه که از جدول ۱ و ۲ مشخص است معماری ۱ تا ۴ به‌ترتیب دارای دو، سه، چهار و پنج داده ورودی است. این امر کمک می‌کند که در شرایط حداقل داده نیز بتوان از مدل‌سازی استفاده نمود. Rafat Motaali و همکاران (۲۰۱۴) از هفت داده ورودی برای مدل‌سازی با شبکه عصبی استفاده کردند (۱۲). مطالعه دیگری برای مدل‌سازی TSS فاضلاب شهر غزه از ۵ پارامتر دما، pH، TSS، BOD و

COD و TSS فاضلاب خروجی تصفیه‌خانه تبریز مقایسه کردند که هر سه مدل کارایی خوبی را نشان داد. البته مدل فازی ساجنو برتری بیشتری نسبت به دو مدل دیگر داشت.

برای بالا بردن دقت کار از شبکه فازی عصبی تطبیقی نیز استفاده شد. با توجه به ضرایب تعیین و مقادیر ریشه میانگین مربعات خطای به دست آمده می‌توان دریافت که مدل ANFIS توانسته است شاخص TSS روزانه را برای تصفیه‌خانه فاضلاب غرب اهواز به خوبی تخمین زند و عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر داشته باشد. این مدل در هر ۴ معماری ضریب تعیین قوی را نشان داد ولی معماری ۴ بالاترین مقدار  $R^2$  (۰/۹۱) و ۰/۸۳ در مرحله آموزش و صحت سنجی برآورد TSS روزانه و مقادیر ۰/۸۹ و ۰/۸۷ در مرحله آموزش و صحت سنجی برآورد TSS (ماهانه) را نشان داد. یعنی این معماری توانسته است رابطه قوی بین ۵ پارامتر ورودی و ذرات معلق خروجی برقرار نماید. پای و همکاران (۹) نیز توانایی بالای ANFIS در شبیه‌سازی خصوصیات فاضلاب را اثبات نموده‌اند. آن‌ها برای شاخص TSS با استفاده از مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی به ضریب همبستگی (R) ۰/۹۶ و مقدار ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۴۳ و با بهره‌گیری از مدل شبکه عصبی مصنوعی به ضریب همبستگی (R) ۰/۸۹ و مقدار ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۷۱ دست یافتند و نشان دادند که مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی توانسته است عملکرد بهتری در تخمین شاخص TSS نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی داشته باشد.

مقایسه سه مدل نشان داد که سیستم ANFIS نتایج مناسب‌تری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره داشت. این نتیجه با یافته‌های محققان در مورد مقایسه شبکه عصبی و عصبی فازی (۴ و ۷) تطابق خوبی دارد. اکیل اندسوار و کویتا (۲۷) در مورد برآورد  $BOD_5$  نیز نشان دادند که شبکه عصبی فازی بهتر از رگرسیون چند متغیره بوده است. واجدی و شاه‌حسینی (۸) با استفاده از ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و نمودارهای تطبیقی داده‌های شبیه‌سازی و

مطلوبی داشته باشد. پراکنش مناسب اطراف خط نیم‌ساز نشان‌دهنده مناسب بودن روش رگرسیون برای برآورد مقدار TSS روزانه است. Belhaj و همکاران (۲۰۱۴) نیز برای شاخص TSS تصفیه‌خانه فاضلاب اسفاکس به‌وسیله رگرسیون خطی چندمتغیره به ضریب تعیین ۰/۹۲۵ را دست یافتند (۱۳).

در مدل‌سازی با شبکه عصبی برای TSS روزانه و ماهانه، معماری ۴ در مرحله صحت‌سنجی با ضرایب تعیین به ترتیب ۰/۸ و ۰/۸۵ دقت بالای مدل در پیش‌بینی را نشان می‌دهد. RMSE نیز پایین‌ترین مقدار را در معماری ۴ نشان داد. در واقع مدل شبکه عصبی مصنوعی توانسته است تاثیر پارامترهای شاخص بر TSS روزانه و ماهانه را برای تصفیه‌خانه فاضلاب غرب اهواز با ضریب تعیین قوی تخمین زده و عملکرد مطلوبی داشته باشد. پراکنش مناسب نقاط اطراف نیم‌ساز ۴۵ درجه نیز تطابق خوب مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده را نشان می‌دهد. مطالعات دیگری مانند مجال و همکاران (۲۴) و نیز مهدی پور و شکوهیان (۲۵) نیز نشان دادند که شبکه عصبی برای پیش‌بینی شاخص کل مواد معلق می‌تواند به خوبی به کار برده شود. نکته قابل توجه دیگر این است که همه معماری‌های مورد بررسی با شبکه عصبی ضریب تعیین قوی را نشان دادند. بسیاری اوقات در تصفیه‌خانه مشکلاتی در اندازه‌گیری پارامترهای مختلف رخ می‌دهد که در صورت محدودیت مدل‌سازی به یک ساختار یا معماری، کاربرد مدل‌ها را محدود می‌کند. ولی در این پژوهش ۴ ساختار مورد بررسی با تعداد پارامترهای مختلف نتیجه قابل قبولی را نشان دادند. به عبارت دیگر اگرچه وجود همه پارامترهای تاثیرگذار بر روی TSS فاضلاب خروجی (کدورت و TSS حوضچه ته‌نشینی اولیه، SVI، کدورت فاضلاب ورودی و EC حوضچه ته‌نشینی اولیه) می‌تواند به برآورد قوی از ذرات معلق خروجی منجر شود، ولی در صورت وجود داده‌های کمتر ورودی می‌توان از معماری‌های دیگر (۱ تا ۳) نیز به خوبی برای برآورد TSS استفاده نمود. شکری و همکاران (۲۶) با کاربرد ۵ داده ورودی، سه مدل شبکه عصبی مصنوعی، فازی ممدانی و ساجنو را برای ارزیابی BOD،

- Environmental Modelling & Software*. Vol. 22, pp. 815-822.
- Karamooz, M., Tabesh, M., Nazeef, S., Moridi, A., 2005. *Applications of artificial neural network and*
  - Neuro-fuzzy inference system to predict pressure of water pipe networks. Journal of water and wastewater*. Vol.53, pp.3-14. (persian)
  - Tabesh, M., Dini. M., 2009. *Forecasting daily urban water demand using artificial neural networks, a case study of Tehran urban water. Journal of water and wastewater*. Vol.1, pp. 84-95 (persion)
  - Zare Abyaneh, h. Bayat Varkeshi, M., Bayat Varkeshi, j., 2012. *Application of Artificial Neural Networks in Evaluation of Ekbatan Wastewater Treatment Plant. Journal of Ecology*. Vol. 38(3), pp.98-85. (persion) .
  - Nasr, M. S., Moustafa, M. A., Seif, H. A., El Kobrosy, G., 2012. *Application of Artificial Neural Network (ANN) for the prediction of EL-AGAMY wastewater treatment plant performance-EGYPT. Alexandria Engineering Journal*. Vol.51 (1), pp. 37-43.
  - Shokri, S., Asghari Moghadam, A., Nadiri. A., 2013. *Evaluation of efficiency of Tabriz wastewater treatment plant using different fuzzy systems. National Conference on Environmental Research of Iran. Shahid Mofatheh Faculty. Hamedan*. Pages: 19 (persion).
  - Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani. E., 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning*

پیش‌بینی نشان دادند که سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی توانایی بالاتری در مدل‌سازی فرایند لجن فعال تصفیه‌خانه پتروشیمی مبین دارد.

### نتیجه‌گیری

مطالعه حاضر نشان داد که در هر دو دوره روزانه و ماهانه، معماری ۴ در مدل‌های شبکه عصبی، رگسیون چند متغیره و شبکه عصبی فازی، نتایج بهتری نسبت به سایر معماری‌ها دارد، ولی معماری‌های دیگر نیز جواب‌های قابل قبول و نزدیک به مقادیر مشاهده‌ای داشتند. بنابراین برای تصفیه خانه فاضلاب اهواز می‌توان بسته به شرایط و با توجه به پارامترهای کیفی فاضلاب در دسترس، جهت تخمین TSS فاضلاب خروجی از پارامترهای ورودی مختلف استفاده کرد. همچنین با توجه به نتایج به دست آمده، مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی نسبت به رگسیون و مدل شبکه عصبی مصنوعی برای هر دو دوره روزانه و ماهانه در مراحل آموزش و صحت‌سنجی عملکرد بهتری داشته است. لازم به ذکر است که عملکرد هر سه مدل در تخمین مقدار TSS خروجی این تصفیه‌خانه در دوره روزانه نسبت به دوره ماهانه مناسب‌تر بوده است.

### سپاس‌گزاری

از مدیریت آب و فاضلاب اهواز، مدیریت تصفیه‌خانه غرب اهواز و همچنین کارشناسان این تصفیه‌خانه و سایر کارکنان اداره آب و فاضلاب اهواز جهت همکاری‌های به‌عمل آمده سپاس‌گزاریم. همچنین از حمایت مالی معاونت پژوهش و فناوری دانشگاه شهید چمران اهواز در قالب پژوهانه (GN:۹۵/۳/۰۲/۳۱۴۰۰) در انجام این تحقیق تشکر و قدردانی می‌گردد.

### References

- Ozkaya, B., Demir, A., Bilgili. M.S., 2007. *Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field-scale landfill bioreactors. Journal:*

- pages: 14.(persion)
14. Hanbay, D., Turkoglu, I., Demir, Y., 2008. *Prediction of wastewater treatment plant performance based on wavelet packet decomposition and neural networks. Expert Systems with Applications*. Vol.34 (2), pp.1038-1043.
  15. Belhaj, D., Jaabiri, I., Turki, N., Azri, C., Kallel, M., Ayadi. H., 2014. *Descriptive and multivariable analysis of the water parameters quality of Sfax sewage treatment plant after rehabilitation. Journal of Computer Engineering*. Vol.16 (1), pp. 81-91.
  16. Solgi, A., Radmanesh, F., Zarei, H., Nourani. V., 2014. *Hybrid Models Performance Assessment to Predict Flow of Gamasyab River. International journal of Advanced Biological and Biomedical Research*. Vol. 2(5), pp. 1837-1846.
  17. Riad, S., Mania, J., Bouchaou, L., Najjar. Y., 2004. *Rainfall-runoff model usingan artificial neural network approach. Mathematical and Computer Modelling*. Vol. 40(7-8), pp. 839-846.
  18. Fathi, P. Mohammadi, Y., Homaii, M., 2009. *Intelligent Modeling Time Series Monthly Input to Sanandaj Vahdat Dam. Journal of Soil and Water (Science and Technology of Agriculture)*. Vol.(1) 23, pp. 220-209.(persion)
  19. Nourani, V., Komasi. M., 2013. *A geomorphology-based ANFIS model for multi-station modeling of rainfall-runoff process. Journal of Hydrology*, Vol.490, pp.41-55.
  20. Asadi, S., Shahrabi. J., Abbaszadeh, P., *and Machine Intelligence. Prentice-Hall International. New Jersey*.
  9. Vagedi, M., Shah Hoseini, Sh., 2014. *Acoustic sludge process modeling by comparative fuzzy-inductive inference system. Journal of water and wastewater*. Vol.4, pp. 111-108. (persion)
  10. Wan, J., Huang, M., Ma, Y., Guo, W., Wang, Y., Zhang HSun, X., 2011. *Prediction of effluent quality of a paper mill wastewater treatment using an adaptive network-based fuzzy inference system. Applied Soft Computing*. Vol.11 (3), pp. 3238-3246.
  11. Pai, T. Y., Yang, P. Y., Wang, S. C., Lo, M. H., Chiang, C. F., Kuo, J. LChang, Y. H., 2011. *Predicting effluent from the wastewater treatment plant of industrial park based on fuzzy network and influent quality. Applied Mathematical Modelling*. Vol.35 (8), pp. 3674-3684.
  12. Pai, T. Y., Wan, T. J., Hsu, S. T., Chang, T. C., Tsai, Y. P., Lin, C. Y. Yu, L. F., 2009. *Using fuzzy inference system to improve neural network for predicting hospital wastewater treatment plant effluent. Computers & Chemical Engineering*. Vol.33 (7), pp.1272-1278.
  13. Rafat Motaali, F., Danesh, Sh., Rajabi Mashhadi. H., 2014. *Evaluation and management of semi-mechanical treatment plants by predicting their waste effluent quality by genetic algorithm optimized neural network model. 5th National Conference on Water, Wastewater and Waste. Tehran*.



- E., 2007. *Use of artificial neural network black-box modeling for the prediction of wastewater treatment plants performance. Journal of Environmental Management*. Vol. 83(3), pp. 329-338.
26. Mehdi Pour, A., Shokohian, M., 2012. *Investigating the Effect of Input Sewage Parameters on Estimation accuracy of Outlet TSS Using Artificial Neural Networks Based Sensitivity Analysis. 7th Civil Engineering Congress. University of Sistan and Baluchestan. Zahedan*. pages:8.(persion)
27. Shokri, S., Nadiri. A., Asghari Moghadam, A., 2014. *Evaluation of wastewater treatment efficiency of Tabriz using artificial intelligence models. Journal of Echology*, 40(4), pp.827-844(persion)
28. Akilandeswari, S., Kavitha. B., 2013. *Determination of biochemical oxygen demand by adaptive neuro fuzzy inference system. Journal: Pelagia Research Library*. Vol.4, pp.101-104.
- Tabanmehr. S., 2013. *A New Hybrid Artificial Neural Networks for Rainfall-Runoff Process Modeling. Neurocomputing*. Pp. 05-23.
21. Haghdaei, N., Zarei-Hanzaki, A., Khalesian, A.R., Abedi. H.R., 2013. *Artificial neural network modeling to predict the hot deformation behavior of an A356 aluminum alloy. Materials & Design*. Vol. 49, pp. 386-391.
22. Hamada, M., Zaqoot, H.A., Jreiban, A.A., 2018. *Application of artificial neural networks for the prediction of Gaza wastewater treatment plant performance-Gaza strip, Journal of Applied Research in Water and Wastewater*, 5 (1), pp. 399-406.
23. Turkmenler, H. and Pala, M., 2017. *Performance assessment of advanced biological wastewater treatment plants using artificial neural networks. International journal of engineering technologies*. Vol. (3):3; pp.151-156.
24. Chin, W.W., 1998. *The partial Least squares approach to structural equation modeling. Mosern methods for business research*. Vol.295 (2), pp. 295-336.
25. Mjalli, F. S., Al-Asheh, S., Alfadala, H.