

پیش‌بینی نرخ برگشت لجن با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، مطالعه موردنی: تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه

امیر حسن امیری‌فرد^۱

رضا ابراهیم‌پور^۲

فتح‌الله غلامی بروجنی^۱

(دریافت ۹۱/۱۱/۵ پذیرش ۹۲/۴/۱۶)

چکیده

بین پارامترهای مختلف کمی و کیفی فاضلاب و میزان لجن برگشتی مورد نیاز، که یکی از مهم‌ترین پارامترهای بهره‌برداری از تصفیه خانه‌های فاضلاب بهروش لجن فعال است، ارتباط علت و معلولی پیچیده و غیر خطی وجود دارد. همچنین شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای مزایایی از قبیل قدرت یافتن قدرت معمولی پیچیده و غیر خطی توسط ابزارهای محاسباتی ساده ریاضی، داشتن قدرت تعمیم بالا و همچنین سرعت بالا در مرحله آزمایش‌آند و می‌توانند به صورت یک ابزار نرم‌افزاری در بهره‌برداری از تصفیه خانه فاضلاب مورد استفاده قرار گیرند. در این پژوهش میزان لجن برگشتی در تصفیه خانه فاضلاب شهر تربت حیدریه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و با توجه به داده‌های ورودی یک‌ساله مورد بررسی قرار گرفت. پارامترهای مختلف تأثیرگذار در میزان لجن برگشتی از قبیل دبی و دمای فاضلاب ورودی، COD، BOD₅، TSS، خروجی، غلظت لجن برگشتی، غلظت مواد معلق مایع مخلوط و همچنین میزان لجن فعال جمع‌آوری شده، به شبکه‌های عصبی MLP و RBF اعمال شد. نتایج این مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی MLP می‌تواند با دقت پیش از ۹۳ درصد میزان لجن برگشتی مورد نیاز در سیستم‌های متداول بیولوژیکی تصفیه فاضلاب بهروش هواهی گستردگی را پیش‌بینی نماید.

واژه‌های کلیدی: تصفیه فاضلاب، شبکه عصبی مصنوعی، لجن فعال برگشتی

Using Artificial Neural Networks to Estimate the Return Sludge Rate A Case Study of Torbat Heydarieh Wastewater Treatment Plant

F. Gholami-Boroujeni¹

R. Ebrahimpour²

A.H. Amirifard³

(Received Jan. 24, 2013 Accepted July 7, 2013)

Abstract

There are complex and nonlinear causal relationships among the different quality and quantity parameters of wastewater and return activated sludge, which is one of the most important parameters in the operation of activated sludge wastewater treatment plants. On the other hand, Artificial Neural Networks (ANNs) have advantages such as the ability to identify and extract complex and nonlinear causal relations using simple mathematical formulas, high generalizing power, and high speed that make them capable of being used as a powerful software in the operation of wastewater treatment plants. In this study, the application of artificial neural networks (ANNs) for determining the amount of return activated sludge in Torbat Heydarieh wastewater treatment plant is investigated based on one-year inlet flow data. The different parameters involved in this process such as inlet flow and temperature, inlet and outlet total suspended solids, inlet and outlet BOD₅ and COD, MLSS, and the amount of return activated sludge were collected and applied to MLP and RBF artificial neural networks (ANNs). Results showed that MLP is capable of estimating the return activated sludge required in conventional biological wastewater treatment systems such as extended aeration and that its estimation accuracy is above 93%.

Keywords: Wastewater Treatment, Artificial Neural Network, Return Activated Sludge.

1. Assist. Prof. of Environmental Health, Faculty of Public Health, Urmia University of Medical Sciences, Urmia
2. Assist. Prof. of Electronic, Dept. of Electrical and Computer Eng., Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran
3. MSc Student, Dept. of Electrical and Computer Eng., Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran (Corresponding Author)
a.amirifard@gmail.com

- ۱- استادیار گروه بهداشت محیط، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی ارومیه
- ۲- استادیار گروه الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت دیر شهید رجایی، تهران
- ۳- کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت دیر شهید رجایی، تهران (نویسنده مسئول) a.amirifard@gmail.com

۱- مقدمه

فعال برگشتی، استفاده کرد و به این ترتیب بخشی از مشکلات بهره‌برداری تصفیه خانه فاضلاب، کاهش داده می‌شد. پژوهش‌های زیادی در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی سیستم‌های بیولوژیکی تصفیه فاضلاب انجام شده است. در سال ۲۰۰۷، مالی و همکاران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به مدل‌سازی سیستم بیولوژیکی تصفیه فاضلاب به صورت مدل جعبه سیاه پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با توجه به داده‌های ورودی یک‌ساله تصفیه خانه، میزان COD، BOD و TSS پساب خروجی و همچنین میزان لجن برگشتی مورد نیاز تصفیه خانه دوچه قطر با سیستم لجن فعال را مدل نماید [۵]. همچنین نصر و همکاران در سال ۲۰۱۲، به بررسی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور پیشگویی در بهره‌برداری یک تصفیه خانه فاضلاب به منظور کاهش هزینه‌های بهره‌برداری در مصر پرداختند. در این مطالعه داده‌ای مربوط به COD، BOD، TSS ورودی، دمای محیط، pH، غلظت MLSS در حوض هواده‌ی، نیتروژن و فسفر به مدت یک‌سال در شبکه مورد استفاده قرار گرفت. نتایج این پژوهش نشان داد شبکه FFBP^۲ با ضریب همبستگی ۰/۹ می‌تواند لجن برگشتی را در این تصفیه خانه تخمین بزند [۶]. پای و همکاران با استفاده از سیستم‌های فازی، توانایی شبکه‌های عصبی را ارتقا داده و موفق شدند میزان SS، COD و pH را با معادل MSE ۰/۱۹ و ۲/۲۵ و ۲/۰۰۸ توسط صفر پیش‌بینی نمایند [۷]. داوت و همکاران در سال ۲۰۰۸ توسط شبکه عصبی مصنوعی توانستند میزان TSS تصفیه خانه شهر متیه ترکیه را با دقت خوب پیش‌بینی نمایند. برای این‌کار داده‌های جمع‌آوری شده بیش از یک‌سال آزمایشگاه را به عنوان داده‌های خام اولیه استفاده نمودند [۸]. همچنین کریگر در دانشگاه پنیسولا در یک پژوهه دانشگاهی در سال ۲۰۰۷ یک شبکه عصبی مصنوعی طراحی کرد به‌ نحوی که داده‌های ورودی آن به صورت مستقیم در هر لحظه از سیستم کنترل مرکزی یک تصفیه خانه پایلوت و سایت هواشناسی منطقه در اختیار شبکه قرار می‌گرفت. او داده‌هایی از قبیل دبی لحظه‌ای و دبی هفت‌های گذشته، TKN فعلی و هفت‌های گذشته، COD، دمای حداقل، میزان بارندگی و شماره ماه سال را در اختیار شبکه عصبی قرار می‌داد و مقادیر دبی و TKN و COD هفته بعد توسط شبکه پیش‌بینی می‌شد و بهره‌بردار می‌توانست تدایر لازم را در خصوص کنترل بهتر پارامترهای تصفیه خانه به کار گیرد [۹]. خطای و کثیری در سال ۲۰۱۱ نیز یک تصفیه خانه فاضلاب بیولوژیکی را توسط شبکه عصبی مدل‌سازی نمودند [۱۰]. دانایمین و همکاران COD، TSS و MLSS پساب خروجی تصفیه خانه

فرایند لجن فعال یکی از روش‌های بیولوژیکی تصفیه فاضلاب شهری و صنعتی است. برای رسیدن به عملکرد مناسب در فرایند لجن فعال، بهره‌بردار باید جرم میکربی (M)، غلظت اکسیژن محلول در حوض هواده‌ی (DO) و زمان ماند و نسبت مناسب غذا به میکروارگانیسم در این حوضچه‌ها را کنترل نماید. میزان لجن برگشتی به عوامل زیادی نظیر دبی ورودی به حوض هواده‌ی، کیفیت فاضلاب ورودی، نرخ رشد میکروارگانیسم‌ها (سینتیک‌های باکتریایی و ثابت‌های فرایند میکربی)، غلظت توده بیولوژیکی موجود در حوضچه و غلظت لجن برگشتی (MLSS) وغیره بستگی دارد [۱]. از آنجاکه میزان لجن برگشتی به سیستم لجن فعال یک رابطه غیر خطی و پیچیده با سایر پارامترهای تصفیه خانه و همچنین شرایط محیطی (دمای محیط، شرایط کمی و کیفی فاضلاب در زمان‌های مختلف وغیره) دارد، بهره‌برداری موافقیت آمیز یک تصفیه خانه به روش لجن فعال، مستلزم آگاهی و کنترل دائم بهره‌بردار از فاکتورهایی است که بر فرایند تأثیر می‌گذارند. برای فعال نگاه داشتن دائم ارگانیسم‌ها در سیستم لجن فعال، بهره‌بردار باید شرایط محیطی مناسب (مخصوصاً نسبت غذا به میکروارگانیسم، اکسیژن محلول، pH وغیره) و همچنین میزان لجن برگشتی مناسب مورد نیاز در حوض هواده‌ی را فراهم کند [۲]. شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای مزایایی از قبیل قدرت یافتن روابط علت و معلولی پیچیده و غیر خطی توسط ابزارهای محاسباتی ساده ریاضی، داشتن قدرت تعیین بالا و همچنین سرعت بالا در مرحله آزمایش‌اند و می‌توانند به صورت یک ابزار نرم افزاری در بهره‌برداری از تصفیه خانه فاضلاب مورد استفاده قرار گیرند. یکی از روش‌های هوش مصنوعی که در سطح وسیعی در بهره‌برداری از تصفیه خانه‌ای فاضلاب از یک دهه گذشته آغاز شده و برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای مورد نیاز در این هستند [۳]. ANNها در ابتدا نیاز به اندازه‌گیری اولیه متوجه و دقیق از تغییرات سیستم دارند، تا بتوانند به نحو صحیح آموزش بینند و بعد از آموزش شبکه عصبی، تعداد دفعات اندازه‌گیری‌ها و تمرکز آن‌ها می‌تواند کمتر باشد. اگر مقادیر خروجی شبکه عصبی با مقادیر واقعی تفاوت پیدا کرد، شبکه می‌تواند با داده‌های جدید آموزش داده شود که این کار به صورت نرم افزاری می‌تواند انجام شود [۴]. در نتیجه می‌توان با اعمال داده‌های مختلف فرایند لجن فعال در تصفیه خانه فاضلاب به شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابتدا آنها را آموزش داده و سپس از آن‌ها برای پیش‌بینی میزان لجن

² Feed Forward Back Propagation

^۱ Artificial Neural Networks (ANN)

دستگاه الکتروپمپ لجن کش مستغرق فاضلابی با ظرفیت ۳۶ متر مکعب به لاکون های لجن ارسال می شود [۱۲].

میزان اکسیژن محلول (DO)، pH، دمای، دما و کدورت فاضلاب ورودی و دبی لجن برگشتی، و لجن مازاد و همچنین دبی، کدورت، اکسیژن محلول و pH پساب خروجی به صورت آنلاین توسط تجهیزات ابزار دقیق نصب شده، اندازه گیری و برای ثبت به دستگاه PLC^۴ ارسال می شود. همچنین پارامترهایی از قبیل TSS، COD^۵ در واحدهای مختلف و SVI در حوض هوادهی در آزمایشگاه تصفیه خانه اندازه گیری و ثبت می شود. در نهایت بهره بردار با توجه به داده های ثبت شده به طور ساعتی و روزانه، میزان لجن برگشتی مورد نیاز را به صورت تجربی (با توجه به اطلاعات قبلی تصفیه خانه) و محاسباتی (با استفاده از روش بالانس جرمی و غلط MLSS در حوض هوادهی که طبق گزارش طراح تصفیه خانه باید ۳۵۰۰ میلی گرم در لیتر باشد) بدست می آورد و تعداد پمپ لجن برگشتی و مازاد را مشخص می کند و برای اجرا به اپراتور، اعلام می کند. کلیه تغییرات بالا از قبیل تعداد پمپ های روش، ساعت کاری آنها، دبی لجن وغیره توسط PLC ثبت و ضبط شده و نمودارهای آن نیز تهیه می شود. در شکل ۱ تجهیزات ابزار دقیق نصب شده در واحد بیولوژیکی به صورت شماتیک ترسیم شده است [۱۲].

این پژوهش در سه مرحله زیر انجام شد:

- جمع آوری داده های خام ورودی:

- طراحی شبکه عصبی مصنوعی و اعمال داده های خام به آنها؛
- اجرای شبکه و آنالیز آماری داده های خروجی.
اطلاعات و داده هایی که توسط PLC و آزمایشگاه به مدت یک سال و به تعداد ۲۰۰ عدد ثبت شده بود، به عنوان داده های خام در شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. فرایند آموزش برای این الگوریتم ها که شامل تغییر پارامترهای تأثیرگذار در شبکه عصبی از قبیل تعداد لایه های مخفی در شبکه MLP تعداد نرون لایه های پنهان، نرخ یادگیری، تعداد مراحل آموزش و درصد تغییر وزن ها در هر مرحله است، در دفعات زیاد و با دوتابع انتقال سیگموئید و تاثرات انجام شد و با آزمایش شبکه با داده های ارزیابی و مشاهده نتایج حاصل، بهینه تعداد نرون ها در لایه مخفی و پارامترهای نرون های لایه مخفی به وسیله سعی و خطاب بدست آمد و هر بار فرایند آموزش و ارزیابی مدل با هدف کاهش میزان میانگین مربع خطای^۶ تکرار شد. این روند تا جایی که تفاوت بین داده های واقعی (داده های ارزیابی) و داده های پیش بینی شده به

فاضلاب آنکارا را با مقدار مجذور مربعات خطای^۱ معادل ۵/۰۳ درصد، ۱۷/۱ درصد و ۳/۷۷ درصد پیش بینی کردند [۱۱]. ایشان به منظور پیش بینی پارامترهای پساب خروجی تصفیه خانه، مقدار پارامترهای مختلف ورودی از قبیل دبی، COD، TKN، لجن فعال دفعی WAS، لجن فعال برگشتی RAS و میزان اکسیژن محلول حوض هوادهی (DO) و همچنین میزان (SS) اندازه گیری شده قبلی را به عنوان داده های خام ورودی به شبکه اعمال کردند. آنها برای این کار مدت ۲۹۰ ساعت (۱۲ روز) ضمن نظارت بر بهره برداری، به ازای هر دو ساعت، کلیه داده ها که به صورت آنلاین و یا توسط آزمایشگاه اندازه گیری می شد را ثبت کردند و از آنها به عنوان داده های خام ورودی به شبکه عصبی استفاده کردند [۱۱]. کاربردهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی نشان دهنده توانمندی بالای مدل های هوشمند عصبی در پیش بینی پارامترهای مختلف فاضلاب است. از طرفی با توجه به توان ارزیابی ارتباطات غیر خطی آنها، استفاده از مدل سازی شبکه های عصبی به منظور پیش بینی میزان لجن فعال برگشتی ضروری به نظر می رسد.

در این پژوهش امکان سنجی کاربرد شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه^۲ و توابع شعاع پایه^۳ در پیش بینی میزان لجن برگشتی مورد نیاز در تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه مورد بررسی قرار گرفت.

۲- مواد و روش ها

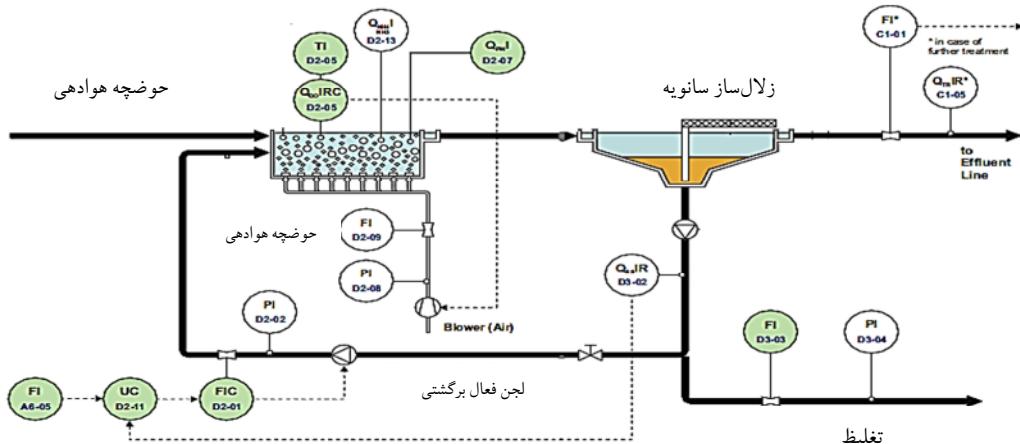
شهر تربت حیدریه، مرکز شهرستان تربت حیدریه در استان خراسان رضوی و در فاصله تقریبی ۱۵۰ کیلومتری جنوب غربی مشهد، قرار دارد. متوسط سرعت ترین ماه سال در دی ماه حدود ۴/۷ درجه سلسیوس و متوسط گرم ترین ماه سال در تیر ماه حدود ۳۴ درجه سلسیوس است. تصفیه خانه فاضلاب این شهر از نوع تصفیه فاضلاب با طرح لجن فعال از نوع هوادهی گستردۀ است. ظرفیت متوسط آن ۱۵۰ لیتر در ثانیه و حداکثر ظرفیت، ۳۰۰ لیتر در ثانیه است. مراحل تصفیه فاضلاب در این تصفیه خانه عبارت اند از: آشغال گیر، دانه گیر با هوادهی، واحد اندازه گیری جریان، واحد تصفیه بیولوژیکی به روش لجن فعال (هوادهی گستردۀ)، تهنشینی ثانویه، واحد گندزدایی UV. در این طرح لجن فعال توسط (۱+۳) دستگاه الکتروپمپ لجن کش مستغرق فاضلابی با ظرفیت ۲۷۰ متر مکعب (هر پمپ حدود ۹۰ متر مکعب در ساعت) به حوضچه تقسیم حوض های هوادهی وارد می شود و لجن مازاد نیز توسط (۱+۱)

¹ Root Mean Square Error (RMSE)

² Multilayer Perception (MLP)

³ Radial Basis Function (RBF)

⁴ Programmable Logic Controller
⁵ Mean Square Error (MSE)



شکل ۱- تجهیزات ابزار دقیق نصب شده در واحد بیولوژیکی

پیش‌بینی خروجی مناسب، داده‌های آزمایش که قبلاً از داده‌های اولیه استخراج شده بود، به شبکه اعمال شد و خروجی‌های به دست آمده از آن با خروجی‌های واقعی مقایسه و درصد صحت پیش‌بینی به نسبت داده‌های اعمال شده برای آزمایش محاسبه شد.

مقادیر اندازه‌گیری و ثبت شده پارامترهای مختلف فاضلاب که توسط تجهیزات ابزار دقیق روى خط و آزمایشگاه، اندازه‌گیری شده بودند، به عنوان داده‌های ورودی و خروجی شبکه در نظر گرفته شدند. داده‌های مربوط به دبی و دمای فاضلاب ورودی، TSS ورودی و خروجی، BOD_5 ورودی و خروجی، COD ورودی و خروجی، غلظت لجن برگشتی (X_R)، غلظت مواد معلق مایع مخلوط (MLSS) در حوض هواده، به عنوان داده خام ورودی و میانگین میزان دبی لجن فعل برگشت داده شده به حوض‌های هواده به عنوان داده‌های خروجی به شبکه اعمال شد. در مواردی که تعداد دفعات اندازه‌گیری بیش از یکبار در ۲۴ ساعت بود، (مانند مقادیری که توسط اندازه‌گیرها انجام می‌شود)، از مقدار متوسط استفاده شد و دبی نیز به صورت میانگین روزانه به شبکه اعمال شد. از آنجا که نتایج آنالیز نمونه‌های پساب تصفیه‌خانه نشان می‌دهد، تصفیه‌خانه با این شرایط بهره‌برداری توانسته است استانداردهای خروجی را تأمین نماید، میزان لجن برگشتی محاسبه و اعمال شده توسط بهره‌بردار به عنوان مقادیر بهینه در نظر گرفته شد. پس از آموزش شبکه عصبی و تنظیم پارامترهای آن می‌توان مطمئن بود که شبکه عصبی موجود می‌تواند در حد یک بهره‌بردار متخصص، میزان لجن برگشتی مورد نیاز را محاسبه و برآورد کند. در جدول ۱ پارامترهای استفاده شده به عنوان داده خام شبکه عصبی، آورده شده است.

لازم به ذکر است که هر یک از مقادیر جدول ۱ به صورت مستقیم یا غیر مستقیم بر میزان لجن برگشتی تأثیرگذار است.

حداقل بر سد، ادامه یافت. رابطه ۱ نحوه محاسبه میزان MSE را نشان می‌دهد

$$MSE = \sum_{i=1}^n e_i^2 / n \quad (1)$$

که در این رابطه

n تعداد پیش‌بینی‌ها و e_i خطای پیش‌بینی i است، که از تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی به دست می‌آید. انتخاب بهترین شبکه بر اساس کمترین MSE و بالاترین درصد صحت صورت می‌گیرد. در هر کدام از شبکه‌ها برای همگرایی بهتر و رسیدن به حداقل خطای آموزش در تعداد مراحل مختلف^۱ انجام می‌شود.

پس از اجرای الگوریتم تصحیح وزن‌ها تا رسیدن به کمترین خطای کلی، چندین معیار برای توقف الگوریتم پیشنهاد می‌شود که در این تحقیق از دو معیار زیر استفاده شد

- ۱- اگر خطای (که قرار است کمینه شود)، از یک سطح آستانه کمتر بشود، می‌توان پذیرفت که شبکه با خطای قابل قبولی آموزش دیده است.

- ۲- اگر میزان تغییرات خطای در طی دو گام متوالی کمتر از یک سطح آستانه باشد یا به عبارت دیگر، روند کاهش خطای با سرعت کند انجام شود، می‌توان چنین برداشت کرد که نزدیک کمینه کلی است. لذا در این حالت نیز تصمیم به توقف الگوریتم آموزش گرفته می‌شود.

پس از آن که شبکه با داده‌های اولیه صحیح آموزش داده شود و با توجه به نتایج ارزیابی با داده‌های ارزیابی، وزن‌های آن تغییر پیدا کند، قادر خواهد بود تا با دریافت داده‌های مشابه، پاسخ مناسب را پیش‌بینی نماید. بهمین منظور برای بررسی میزان توانایی شبکه در

¹ Epoch

جدول ۱ - پارامترهای اعمال شده به نرون‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی

پارامتر	توضیحات	حداکثر	میانگین	حداقل
Flow	میزان جریان فاضلاب ورودی	۵۳۰	۴۰۹	۲۸۹
Temp _{In}	دماهی فاضلاب ورودی	۳۵	۱۸	۱
TSS _{In}	جامدات معلق کل ورودی	۴۴۷	۲۷۲	۱۲۶
TSS _{Out}	جامدات معلق کل خروجی	۶۰	۵۳	۴۵
BOD _{5in}	ورودی BOD	۳۴۸	۲۲۶	۱۱۰
BOD _{5out}	خروجی BOD	۴۵	۳۷	۳۰
COD _{In}	ورودی COD	۶۴۲	۳۸۲	۱۷۳
COD _{Out}	خروجی COD	۹۹	۸۱	۶۱
X _R	میزان غلظت لجن برگشتی	۹۹۹۳	۹۰۹۳	۸۰۱۲
MLSS	جامدات معلق مایع مخلوط	۵۸۴۰	۴۱۴۱	۳۰۱۷
RAS	میزان لجن فعال برگشتی	۲۷۰	۱۹۲	۱۲۴

رابطه ۲ برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد. با استفاده از این رابطه کلیه داده‌ها در دامنه ۰ و ۱ قرار می‌گیرند.

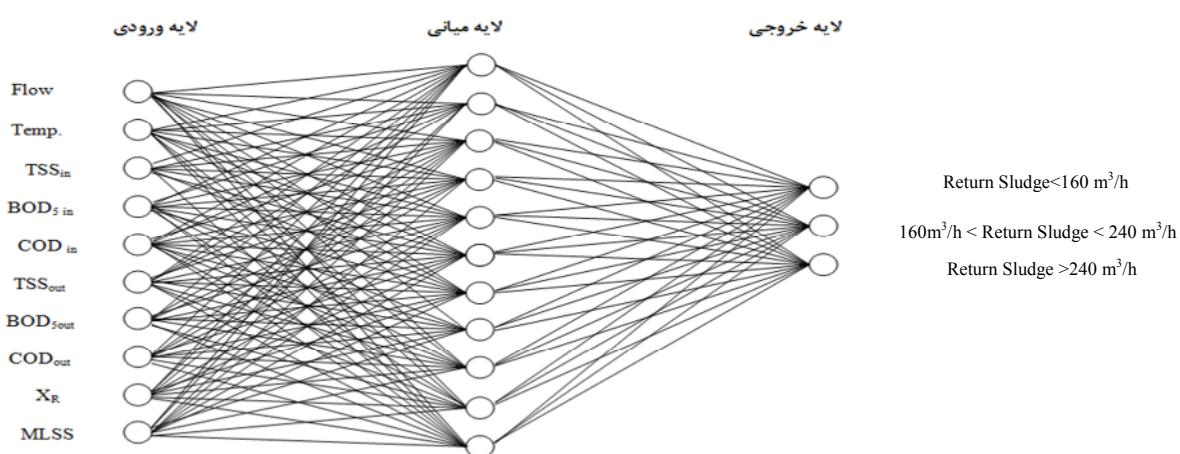
$$\bar{X} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (2)$$

که در این رابطه

\bar{X} داده نرمال شده، X_i داده مورد استفاده و X_{\min} و X_{\max} حداقل و حداکثر داده‌ها در سری مورد نظر است [۱۳].

۳- طراحی شبکه، ورود داده‌های خام و آنالیز نتایج
شبکه‌ای با ۱۰ نرون در لایه ورودی (داده ورودی) و سه نرون در لایه خروجی (تعیین متوسط میزان لجن برگشتی مورد نیاز در شبانه روز) طراحی شد. در شکل ۲ یک نمونه ساختار شبکه عصبی MLP با یک لایه میانی مورد استفاده در این پژوهش نمایش داده شده است.

به همین منظور و برای اطمینان از تأثیرگذاری آنها در میزان لجن برگشتی، ۸ مدل شبکه عصبی با تعداد ۹ ورودی (با حذف یک پارامتر) تشکیل داده شد و مشاهده شد که درصد صحت پیش‌بینی شبکه عصبی به مقادیر کمتر از ۹۰ درصد کاهش پیدا کرد. با توجه به اینکه ممکن است در ثبت داده‌ها در آزمایشگاه، کم‌دقیقی صورت گیرد و یا در هنگام اندازه‌گیری و آزمایش مشکلاتی وجود داشته باشد، کلیه داده‌های جمع آوری شده قابل استفاده نیست. به همین دلیل ابتدا تمامی داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت و داده‌های نامناسب که تغییرات آنها نسبت به داده‌های قبل و بعد از آنها غیر منطقی بود، از مجموعه داده‌ها حذف شدند و سپس برای افزایش دقت و سرعت فرایندهای شبکه‌های عصبی، داده‌های مورد استفاده نرمال شدند. برای این منظور، روش‌های متعددی ارائه شده که در این پژوهش از

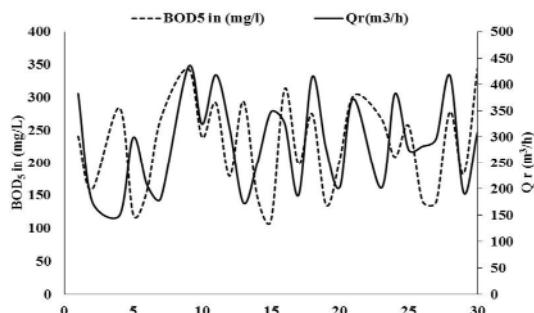


شکل ۲- یک نمونه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده در این پژوهش

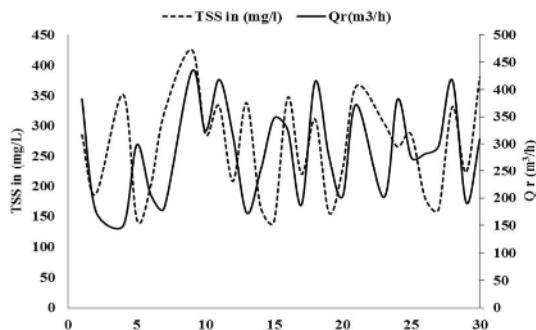
در این پژوهش برای انجام مراحل مذکور اعم از تشکیل شبکه عصبی، آموزش، ارزیابی، اصلاح وزن‌ها و در نهایت آزمایش شبکه عصبی از ابزار موجود در نرم افزار MATLAB-Ver 7.8.0.347(R2009a) استفاده شد.

۴- نتایج و بحث

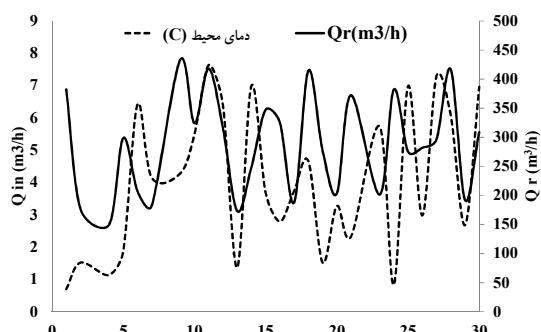
در شکل‌های ۳ تا ۸ ارتباط بین پارامترهای ورودی (دبی ورودی، BOD ورودی، COD ورودی، TSS ورودی) و غلظت (MLSS) و دبی لجن برگشتی آورده شده است.



شکل ۴- بررسی اثر تغییرات میزان اکسیژن خواهی بیولوژیکی ورودی بر میزان لجن برگشتی در تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه

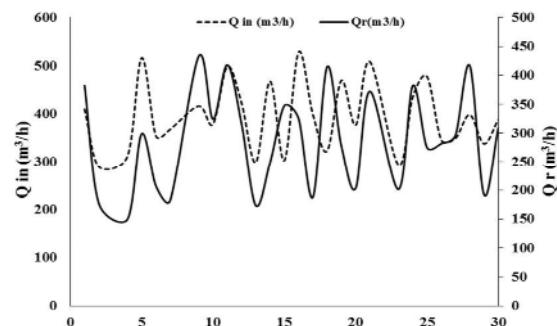


شکل ۶- بررسی اثر تغییرات میزان مواد معلق ورودی بر میزان لجن برگشتی در تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه

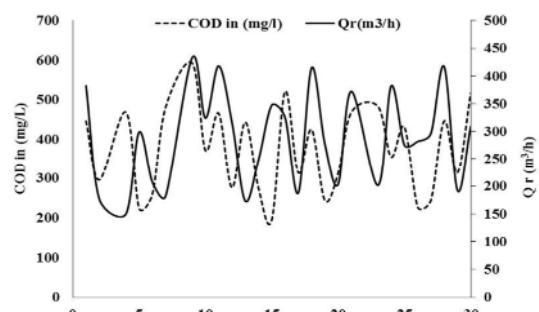


شکل ۸- بررسی اثر تغییرات غلظت دمای فاضلاب ورودی بر میزان لجن برگشتی در تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه

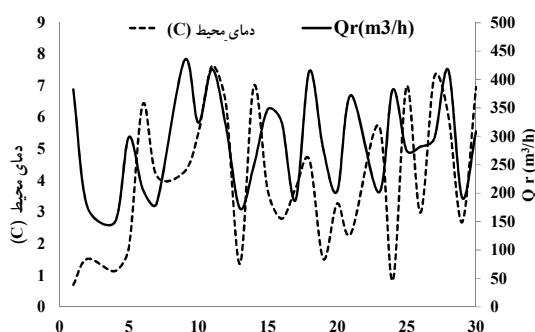
در مرحله اول ترتیب کلیه داده‌ها توسط دستورات نرم افزاری جاگذاشت، به نحوی که داده‌های مربوط به فصل‌های مختلف سال، به صورت غیر منظم به شبکه اعمال شدند و پس از نرمالیزه کردن داده‌ها با روش بیان شده در بخش قبل، ۷۵ درصد داده‌ها (۱۵۰ عدد) به عنوان ورودی آموزش و ارزیابی مدل، و ۲۵ درصد به عنوان داده‌های آزمایش مدل (۵۰ عدد) انتخاب شدند. از مجموع داده‌های آموزش و ارزیابی، ۱۰۰ عدد برای آموزش و ۵۰ عدد برای ارزیابی استفاده شدند به نحوی که شبکه عصبی با داده‌های اولیه آموزش یافت و پس از ارزیابی با داده‌های باقیمانده، وزن‌های آن تغییر یافته و اصلاح شد.



شکل ۳- بررسی اثر تغییرات دبی ورودی بر میزان لجن برگشتی در تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه



شکل ۵- بررسی اثر تغییرات میزان اکسیژن خواهی شیمیایی ورودی بر میزان لجن برگشتی در تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه



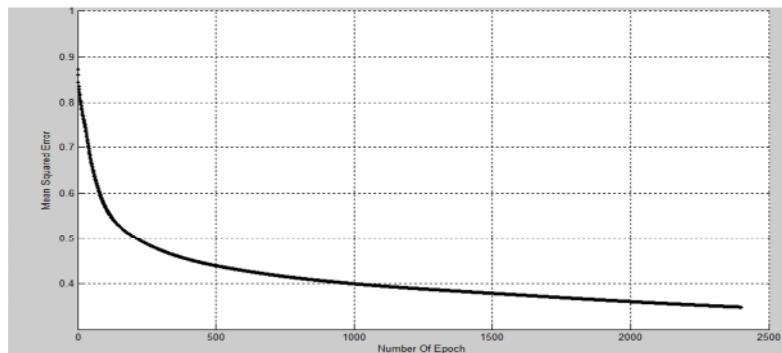
شکل ۷- بررسی اثر تغییرات دمای محیط بر میزان لجن برگشتی در تصفیه خانه فاضلاب تربت حیدریه

نهايت خطای ارزیابی در آن برابر با 0.0193 و درصد صحت، $93/07$ درصد بود و بهترین شبکه RBF شبکه‌ای با ۱۸ نرون در لایه مخفی و با 2400 آزمایش در مراحل مختلف که میزان MSE برابر $3488/0$ و درصد صحت آن $25/54$ درصد بود، در نهايٰت شبکه MLP به عنوان بهترین شبکه انتخاب شد تا برای پيش‌بینی تعداد پمپ‌های مورد نياز برای برگشت لجن فعال مورد استفاده قرار گيرد. نتایج افزایش تعداد تكرارها در بهترین حالات شبکه MLP و RBF در شکل‌های ۹ و ۱۰ قابل مشاهده است.

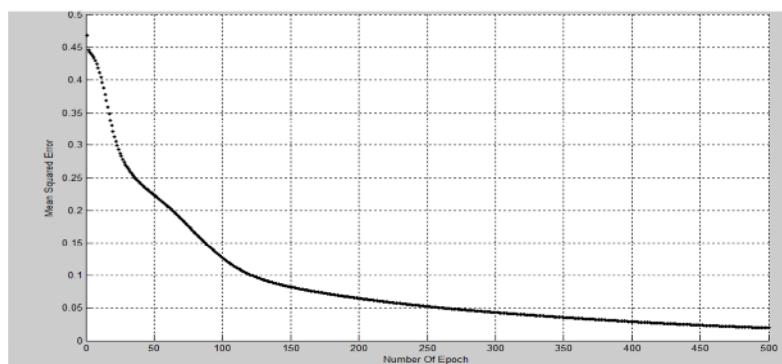
۵- نتایج عملکرد شبکه در پيش‌بینی میزان لجن برگشتی
نتایج عملکرد شبکه برای پيش‌گويی تعداد پمپ‌ها در جدول ۲ ارائه شده است. با توجه به نتایج ارائه شده، روند نزول كميٰت ميانگين مربع خطأ (MSE) در شبکه MLP در عدد $131/00$ و در شبکه RBF در عدد $2010/00$ تقریباً ثابت می‌شود که با توجه به میزان MSE‌ها می‌توان نتایج را راضی‌بخش دانست.
بهترین نتیجه برای شبکه MLP از نظر درصد صحت پيش‌بینی‌های انجام شده به ازای داده‌های آزمایش، شبکه‌ای با ۱۲ نرون در لایه مخفی و با 700 بار تكرار مراحل آموزش که در

جدول ۲- بهترین نتایج شبکه RBF و MLP به ازای تعداد نرون لایه ميانی

درصد صحت	خطای ارزیابی	تعداد تكرار	تابع آستانه	توبولوژی	نوع شبکه
۸۹/۰۵	۰/۰۱۴۲	۶۰۰	TanSig	۱۰-۱۶-۳	
۸۷/۴۵	۰/۰۳۴۵	۵۰۰	TanSig	۱۰-۱۸-۳	
۹۳/۰۷	۰/۰۱۹۳	۷۰۰	LogSig	۱۰-۱۲-۳	MLP
۹۱/۰۳	۰/۰۱۹۵	۷۰۰	LogSig	۱۰-۱۶-۱۲-۳	
۹۰/۳۴	۰/۰۲۸۸	۴۰۰	LogSig	۱۰-۱۴-۸-۳	
۴۹/۲۵	۰/۰۳۱۵	۲۰۰۰	TanSig	۱۰-۱۲-۳	
۵۰/۷۵	۰/۰۳۰۱۰	۲۲۰۰	TanSig	۱۰-۱۵-۳	
۵۴/۲۵	۰/۰۳۴۸۸	۲۴۰۰	TanSig	۱۰-۱۸-۳	RBF
۴۸/۶۳	۰/۰۲۰۱۰	۲۴۰۰	LogSig	۱۰-۱۲-۳	
۴۹/۰۵	۰/۰۳۷۷۵	۲۲۰۰	LogSig	۱۰-۱۵-۳	



شکل ۹- ميانگين مربع خطای آموزش و خطای ارزیابی در مقابل تعداد مراحل آموزش در شبکه شعاع پایه



شکل ۱۰- ميانگين مربع خطای آموزش و خطای ارزیابی در مقابل تعداد مراحل آموزش در شبکه پرسپترون چند لایه

مستلزم صرف وقت و هزینه برای انجام آزمایش‌ها در دو یا چند بازه زمانی مختلف خواهد بود.

۶- نتیجه‌گیری

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، برای پیش‌بینی میزان لجن برگشتی مورد نیاز و در نتیجه پیش‌بینی تعداد پمپ‌های فعال لجن برگشتی مورد نیاز در تصفیه‌خانه‌های فاضلاب به روش لجن فعال، می‌تواند بسیار ارزشمند باشد. با توجه به اینکه مشخصات کمی و کیفی فاضلاب ورودی به تصفیه‌خانه، شرایط محیطی، دما و سایر پارامترهای تأثیرگذار در طراحی تصفیه‌خانه‌های فاضلاب با یکدیگر متفاوت است، امکان استفاده از شبکه عصبی آموزش‌دیده در یک تصفیه‌خانه برای سایر تصفیه‌خانه‌های مشابه وجود ندارد و می‌توان گفت، شبکه عصبی در یک تصفیه‌خانه در شرایطی قابل استفاده است که با داده‌های صحیح و قابل قبول همان تصفیه‌خانه آموزش ببیند و از طرفی هر چقدر دقت اندازه‌گیری و ثبت داده‌های عصبی بیشتر باشد و همچنین اگر این داده‌ها قبل از اعمال به شبکه عصبی توسط یک کارشناس فرایند بررسی شده و مقادیر تکراری و غیر قابل قبول آن حذف شوند، نتایج حاصل از شبکه عصبی دقیق‌تر خواهد بود. در نتیجه می‌توان گفت که پارامترهای ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی، اثر زیادی بر توانایی یادگیری و پیش‌بینی‌های مدل‌های مختلف این شبکه‌ها دارند.

۷- قدردانی

به‌این وسیله از شرکت دیگاب به‌خاطر در اختیار قرار دادن اطلاعات مربوط به تصفیه‌خانه فاضلاب تربت حیدریه قدردانی می‌شود.

برای پیش‌بینی تعداد پمپ‌های مورد نیاز لجن برگشتی، دو نوع شبکه عصبی مصنوعی نظارت شده که به وسیله الگوریتم انتشار به عقب آموزش دیده‌اند، بررسی شد. این کار با استفاده از متغیرهای ورودی که شامل برخی از خصوصیات فاضلاب ورودی و لجن بودند، انجام شد. مدل ANN نهایی با موفقیت رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی را یاد گرفت. همچنین شبکه MLP در مقایسه با شبکه RBF توانایی بیشتری در فرایند پیش‌بینی داشت. نتایج نشان داد که شبکه MLP می‌تواند با دقت ۹۳ درصد تغییرات، میزان لجن برگشتی را در شرایط مختلف پیش‌بینی نمایند. این پژوهش نشان داد که استفاده از مدل ANN ابزار مؤثری برای پیش‌بینی تعداد پمپ لجن برگشتی با توجه به پارامترهای فاضلاب است، یکی از مزایای این پژوهش این است که برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی نیازی به انجام آزمایش‌های جدید و نمونه‌برداری مجدد نیست و می‌توان با داده‌های جمع‌آوری شده توسط تجهیزات ابزار دقیق روی خط و آزمایشگاه در طول یک یا چند سال تصفیه‌خانه، شبکه عصبی مورد نظر را آموزش داد. بدیهی است در صورتی که اطلاعات جمع‌آوری شده بیشتری که به مرور زمان در دوره بهره‌برداری از تصفیه‌خانه فاضلاب به دست می‌آید، در اختیار شبکه عصبی قرار گیرد، می‌توان مطمئن بود که نتایج خروجی شبکه تا حد سیار بالایی قابل اطمینان است. از طرفی با توجه به اینکه جمع آوری داده‌ها توسط اپراتورها با دقت نسبتاً کمی انجام می‌شود، ممکن است نتایج حاصل از شبکه عصبی نیز از صحت کمتری برخوردار باشند. در حالی که با انجام آزمایش در یک بازه مشخص و جمع‌آوری داده‌ها به صورت دقیق و با نظارت کامل می‌توان با اطمینان بیشتر از نتایج شبکه عصبی نهایی استفاده کرد که این امر

- مراجع

1. Tchobanoglou, G., and Burton F., L. (2003). *Wastewater engineering: Treatment, disposal and reuse*, 4th Ed., Mecalf and Eddy, McGraw-Hill Inc., New York.
2. Hakan, M. (2004). "Modeling of activated sludge process by using artificial neural networks." M.Sc. Thesis, School of Natural and Applied Sciences of Middle East Technical University.
3. Zhang, Q., and Stanley, S. J. (1999). "Real-time water treatment process control with artificial neural networks." *J. Environ Eng.* 125(2), 153-160.
4. Hamed, M.M., Khalafallah, M.G., and Hassanien, E.A. (2004). "Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks." *Environ. Model and Soft.*, (19), 919-928.
5. Mjalli, F.S., Al-Asheh, S., and Alfadala, H.E. (2007). "Use of artificial neural network black-box modeling for the prediction of wastewater treatment plants performance." *J. of Environmental Management*, 83, 329-338.
6. Nasr, M., Medhat, S., Hamdy, A.E., and Galal El Kobrosy, G. (2012) "Application of artificial neural network (ANN) for the prediction of EL-AGAMY wastewater treatment plant performance-EGYPT." *Alexandria Engineering Journal*, 51, 37-43.

7. Paia, T.Y., Yanga, P.Y., Wang, S.C., Loa, M.H., Chiangd, C.F., Kuoa, J.L., Chua, H.H., Sua, H.C., Yua, L.F., Hua, H.C., and Chang, Y.H. (2011). "Predicting effluent from the wastewater treatment plant of industrial park based on fuzzy network and influent quality." *Applied Mathematical Modelling*, 35 (8), 3674-3684.
8. Davut, H., and Demirb, T. (2008). "Prediction of wastewater treatment plant performance based on wavelet packet decomposition and neural networks." *Expert Systems with Applications*, 34, (2), 1038-1043.
9. Tyagi, R. D., Du, Y. G., Sreekrishnan, T. R., and Villeneuve, J. P. (2008). "Neural model for the operational control of activated sludge processes." *Process Biochem.*, 28, 259-267.
10. Ali, R., Khataee, M., and Kasiri, B. (2011). "Modeling of biological water and wastewater treatment processes using artificial neural networks." *CLEAN – Soil, Air, Water*, 39 (8), 742-749.
11. Du Nyamin Gu, C., Lu, S., and U Kru, D. (2010). "Artificial neural network modelling of a large-scale wastewater treatment plant operation." *Bioprocess Biosys. Eng.*, 33 (9), 1051-1058.
12. Khorasan Water and Wastewater Co. Contractor: Digab Co., Consulting Engineers: Mahab Ghods Co. (2000). *Contract of design, made, erection and operation of Torbat Heydarieh water and wastewater treatment plant*, 34-72. (In Persian)
13. Pai, T.Y., Wang, S.C., Chiang, C.F., Su, H.C., Yu, L.F., Sung, P.J., Lin, C.Y., and Hu, H.C. (2009). "Improving neural network prediction of effluent from biological wastewater treatment plant of industrial park using fuzzy learning approach." *Bioprocess Biosyst Eng.*, 32, 781-790.