

تصفیه بیولوژیکی فاضلاب بهداشتی در یک راکتور ناپیوسته متوالی (SBR) توسط ریزجلبک کلرلا ولگاریس: تأثیر پارامترهای عملیاتی و مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

سمیرا مرادلی^۱، عباس خوشحال^{۲*}

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی شیمی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران samiramoradli1991@yahoo.com

۲. استادیار، مهندسی شیمی، گروه مهندسی شیمی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۲/۱۰

تاریخ وصول مقاله: ۱۳۹۷/۰۳/۱۶

چکیده

در این تحقیق با ساخت یک پایلوت راکتور ناپیوسته متوالی (SBR) و استفاده توأمان از میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک کلرلا ولگاریس، کارایی این سیستم در تصفیه فاضلاب بهداشتی نیروگاه سیکل ترکیبی یزد مطالعه شد. بدین منظور اثر pH، دما، غلظت COD در فاضلاب ورودی و دبی هوا بر میزان حذف COD و غلظت باقیمانده آن در پساب بررسی شد. شرایط بهینه برای حذف COD از فاضلاب بهداشتی در pH برابر ۸، دمای ۳۰ °C، COD فاضلاب ورودی ۶۰۰ mg/l و دبی هوای ۵۰ l/min به دست آمد. تحت شرایط بهینه مقدار COD باقیمانده در پساب به ۳۴ mg/l رسید که نشان‌دهنده افزایش کارایی سیستم مورد نظر است. همچنین به منظور مدل‌سازی فرایند و پیش‌بینی غلظت COD باقیمانده، از یک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش لونیگ-مارکوارت استفاده شد. توابع انتقال tansig برای لایه میانی، purelin برای لایه خروجی و تعداد ۷ نورون در لایه میانی به عنوان مدل بهینه برای این شبکه انتخاب شد. نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی تطابق خوبی با داده‌های آزمایشگاهی داشت. برای این مدل‌سازی، مقادیر ضریب همبستگی (R^2) و معیارهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) به ترتیب ۰/۹۴۴ و ۰/۰۳۴ به دست آمد.

کلیدواژه

تصفیه فاضلاب، راکتور ناپیوسته متوالی (SBR)، ریزجلبک کلرلا ولگاریس، شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌سازی.

۱. سرآغاز

(al., 2007). روش‌های مختلف فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی برای تصفیه فاضلاب وجود دارد. فرایندهای بیولوژیکی به منظور حذف مواد آلی هزینه و مصرف انرژی کمتری نسبت به روش‌های فیزیکی و شیمیایی دارند (Metcalf & Eddy, Inc, 2003). تصفیه فاضلاب به روش راکتور ناپیوسته متوالی (SBR)^۱ فرایند بیولوژیکی تصفیه فاضلاب است که برای تصفیه طیف گسترده‌ای از فاضلاب‌های خانگی و صنعتی طراحی شده است (Dionisi et al., 2016). این روش به دلیل امکان تأثیرگذاری بر

آب یکی از مهم‌ترین منابع مورد استفاده بشر است. با توجه به افزایش فعالیت‌های صنعتی و شهرنشینی، در دسترس بودن آب باکیفیت روزبه‌روز کاهش می‌یابد. همراه با کاهش کمیت منابع آب، انتشار پساب‌های صنعتی، کشاورزی و شهری در محیط‌های پذیرنده آبی نیز از دیگر عوامل تهدیدکننده منابع محدود آب کشور محسوب می‌شود. از این رو تصفیه فاضلاب و استفاده مجدد از فاضلاب تصفیه‌شده، امری ضروری است (Parthiban et

زمینه تصفیه فاضلاب با استفاده از ریزجلبک‌ها آمده است. Martinez و همکارانش (۲۰۰۰) در تحقیق خود به بررسی نقش ریزجلبک‌ها در تصفیه فاضلاب پرداختند. مصرف ترکیبات نیتروژن و فسفر موجود در فاضلاب توسط ریزجلبک‌ها برای رشد و استفاده از ظرفیتشان به منظور حذف فلزات سنگین نتیجه این تحقیق بود. Lim و همکارانش (۲۰۱۰) از ریزجلبک کلرلا و لگاریس^۴ برای تصفیه بیولوژیکی فاضلاب صنایع نساجی استفاده کردند و موارد مربوط به حذف رنگ و کاهش اکسیژن مورد نیاز شیمیایی^۵ (COD) را در غلظت‌های مختلف فاضلاب بررسی کردند. میزان حذف رنگ از ۴۱/۸ درصد تا ۵۰ درصد و کاهش COD از ۳۸/۲ درصد تا ۶۲/۳ درصد نتیجه این تحقیق بود. Mirquez و همکارانش (۲۰۱۶) در تحقیق خود نشان دادند، ریزجلبک‌ها می‌توانند در تصفیه فاضلاب شهری، قبل از ورود به محیط‌های طبیعی استفاده شوند و به بهبود کیفیت پساب بیانجامند. طبق گزارش‌ها ملکوتیان و همکاران (۱۳۹۵)، استفاده از ریزجلبک کلرلا و لگاریس در تصفیه فاضلاب صنعتی راندمان بالایی دارد. در این تحقیق شرایط بهینه برای تصفیه فاضلاب در pH برابر ۶، دمای ۲۵ درجه سانتی‌گراد، زمان تماس تعادلی ۶۰ دقیقه و مقدار جاذب ۲ gr/l به دست آمد. شایان ذکر است که در مطالعات صورت گرفته تنها به استفاده از ریزجلبک‌ها در امر تصفیه اکتفا شده است اما در تحقیق حاضر استفاده توأمان از میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک کلرلا و لگاریس برای تصفیه فاضلاب بهداشتی و به همراه آن توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی^۶ چندلایه، برای پیش‌بینی غلظت COD باقیمانده در پساب صورت گرفته است که مطالعات زیادی در این زمینه انجام نشده است.

هدف از این تحقیق استفاده توأمان از میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک کلرلا و لگاریس برای بهبود تصفیه فاضلاب بهداشتی نیروگاه سیکل ترکیبی یزد به دلیل عملکرد نامناسب تصفیه‌خانه آن است. بدین منظور نخست یک واحد پایلوت راکتور SBR با میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک کلرلا و لگاریس راه‌اندازی می‌شود. در مرحله بعد

جمعیت میکروبی و نیز سادگی و بهره‌برداری آسان، توانایی بالایی در حذف آلاینده‌ها دارد (Aguado et al., 2009). علاوه بر این انعطاف‌پذیری، راندمان و ظرفیت بالا، مقرون به صرفه بودن و عدم نیاز به سیستم‌های الکتریکی پیچیده باعث اهمیت استفاده از این روش تصفیه بیولوژیکی در تصفیه فاضلاب‌های شهری و صنعتی شده است (Dionisi et al., 2016). در تمام سیستم‌های SBR عمل تصفیه در قالب ۵ مرحله به صورت متوالی انجام می‌شود که شامل پر شدن فاضلاب، هوادهی و انجام واکنش، ته‌نشینی، تخلیه فاضلاب خروجی و مرحله سکون است (Singh & John, 2013). در مرحله پر شدن، فاضلاب خام به راکتور وارد و با میکروارگانیسم‌های موجود در راکتور مخلوط می‌شود. در مرحله هوادهی واکنش‌های مختلف بیولوژیکی از جمله نیتریفیکاسیون^۲، دنتریفیکاسیون^۳ و جداسازی فسفر انجام می‌شود. پس از آن، میکروارگانیسم‌ها از فاضلاب تصفیه شده جدا شده (مرحله ته‌نشینی) و پساب تصفیه شده از راکتور تخلیه می‌شود (Bagheri et al., 2015). در کنار روش‌های موجود در امر تصفیه، سیستم کشت ریزجلبک‌ها نیز می‌توانند نقش ارزنده‌ای را در تصفیه فاضلاب ایفا کنند، زیرا ریزجلبک‌ها قادرند برداشت و حذف مواد مغذی، فلزات سنگین، مواد آلی و پاتوژن‌ها را از پساب افزایش دهند. نکته قابل توجه در تصفیه فاضلاب با استفاده از ریزجلبک‌ها، همزیستی و همکاری آن‌ها با میکروارگانیسم‌ها، در فرایند تصفیه است (Hoffmann, 1998). در این ارتباط، ریزجلبک‌ها گاز دی‌اکسیدکربن تولیدی در نتیجه فعالیت‌های متابولیسمی میکروارگانیسم‌ها را جذب کرده و در فرایند فتوسنتز، برای تولید ترکیبات مختلف استفاده می‌کنند و از طرف دیگر اکسیژن تولیدی ریزجلبک‌ها، در فرایندهای متابولیسمی میکروارگانیسم‌ها استفاده شود بنابراین در صورتی که از ریزجلبک‌ها در کنار دیگر میکروارگانیسم‌ها برای انجام عمل تصفیه استفاده شود، به بهبود کیفیت پساب و در نتیجه افزایش راندمان سیستم تصفیه منجر خواهد شد (Niczyporuk et al., 2012). در ادامه چند نمونه از تحقیقات انجام گرفته در

۷۰ cm و حجم ۱۲۰ لیتر بود. همچنین یک دیفیوزر، عملیات هوادهی را در این قسمت انجام می داد. با توجه به مشخصات دیفیوزر به کار رفته در پایلوت و فشار مورد نیاز، برای هوادهی از کمپرسور هوا استفاده شد. فاضلاب پس از تصفیه در این ناحیه، از ناحیه هوازی سر ریز شده و وارد ناحیه ته نشینی یا زلال ساز می شد. مخزن ناحیه ته نشینی یک مخزن مکعب مستطیل به طول ۳۸ cm، ارتفاع ۷۰ cm، عرض ۳۸ cm و حجم ۱۰۰ لیتر از جنس پلاکسی گلاس بود. در ناحیه زلال ساز، پس از ته نشین شدن لجن ها و مواد معلق موجود در فاضلاب، پساب خروجی وارد حوضچه ای می شود که بدین منظور تعبیه شده بود. همچنین پس از چند سیکل کاری، لجن ته نشین شده در این ناحیه از پایین مخزن خارج می شد. هر سیکل جریان در این راکتور ۸ ساعت شامل ۵ دقیقه پر شدن، ۴۵۰ دقیقه هوادهی، ۲۰ دقیقه ته نشینی و ۵ دقیقه تخلیه بود. شکل ۱ نمایی از پایلوت راکتور SBR مورد استفاده را نشان می دهد.

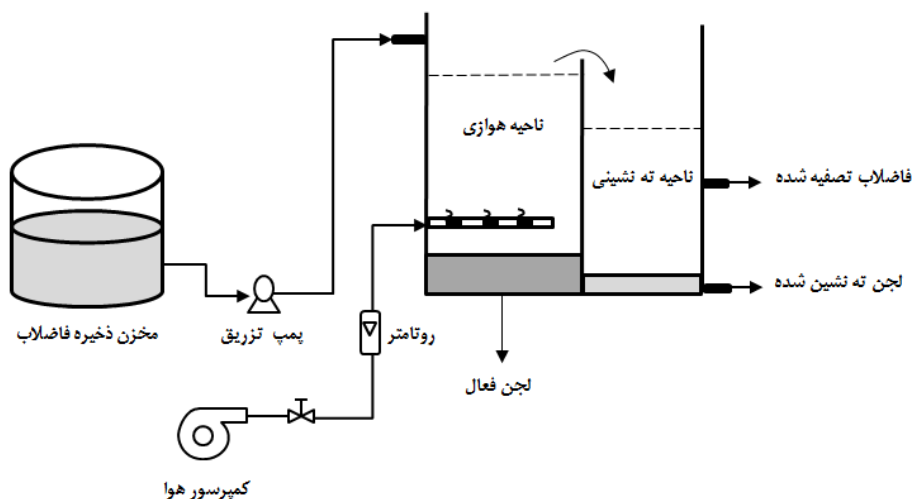
در این تحقیق برای رقیق سازی فاضلاب اولیه در غلظت های مختلف COD، از آب مقطر استفاده شد و غلظت COD با استفاده از ویال های^۷ مخصوص، به روش اسپکتروفتومتری^۸ و با دستگاه اسپکتروفتومتر ساخت شرکت هک^۹ اندازه گیری شد. به منظور هوادهی، از یک کمپرسور هوا ساخت شرکت هایلا^{۱۰}، با فشار ۰/۳۵ Mpa، توان ۱۰۲ W و حداکثر دبی خروجی ۱۰۰ l/min و از روتامتر^{۱۱} ساخت شرکت فیشر^{۱۲} با قابلیت اندازه گیری شدت جریان ۰-۱۰۰ l/min برای اندازه گیری دبی هوا استفاده شد. برای کنترل دمای فاضلاب از آب گرم استفاده شد و از ترمومتر^{۱۳} دیجیتال ساخت شرکت آکوالیتیک^{۱۴} برای اندازه گیری دما استفاده شد. pH سیستم به وسیله pH متر دیجیتالی ساخت شرکت هک اندازه گیری شد و در صورت نیاز به افزایش یا کاهش pH، بی کربنات سدیم یا اسیدسولفوریک با خلوص ۹۳/۲ درصد با سیستم دوزینگ^{۱۵} پمپ آلدوز^{۱۶} به فاضلاب تزریق شد. برای پمپاژ فاضلاب به راکتور نیز یک پمپ کف کش ساخت شرکت لئو^{۱۷} با دبی اسمی ۴/۸ m³/hr در نظر گرفته شد.

سیستم با متغیرهایی چون pH، دما، غلظت COD در فاضلاب ورودی و دبی هوا بررسی می شود و در نهایت مقادیر بهینه این پارامترها برای دستیابی به مقدار بهینه شاخص COD مشخص می شود. یکی دیگر از جنبه های این تحقیق توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه، برای پیش بینی غلظت COD باقیمانده است. پیش بینی کیفیت پساب در فرایندهای تصفیه فاضلاب می تواند مبنایی برای تصمیم گیری های مدیریتی تصفیه خانه های فاضلاب فراهم کند تا بر اساس آن خطرهای میکروبی را به حداقل برسانند و عملیات تصفیه فاضلاب را بهینه سازند (Bagheri et al., 2015). با به کارگیری شبکه های عصبی مصنوعی نیازی به توصیف ریاضی پدیده های درگیر در فرایند نیست و می تواند در شبیه سازی و افزایش مقیاس سیستم های بیولوژیکی پیچیده مفید باشد (Khataee et al., 2010).

۲. مواد و روش ها

۱.۲. مواد و تجهیزات

راکتور SBR مورد استفاده شامل مخزن ذخیره فاضلاب، مخزن هوازی و مخزن ته نشینی بود. مخزن ذخیره فاضلاب از جنس پلی اتیلن به قطر ۵۲ cm، ارتفاع ۱۰۲ cm و حجم ۲۲۰ لیتر بود. فاضلابی که در این تحقیق استفاده شد، فاضلاب بهداشتی نیروگاه سیکل ترکیبی یزد بود که عمدتاً شامل فضولات انسانی، آب دور ریز ناشی از شستشوی سرویس ها و دور ریز آشپزخانه بود. با بررسی بار آلودگی فاضلاب ورودی به صورت هفتگی مشخص شد که مقدار COD آن در ابتدای هفته که با افزایش تعداد کارکنان شرکت مصادف می گشت، حداکثر ۱۱۰۰ mg/l و در انتهای هفته که از تعداد کارکنان شرکت کاسته می شد، حداقل ۳۰۰ mg/l بود. این فاضلاب پس از پمپاژ، وارد بخش هوازی می شد و در تماس نزدیک با ریز جلیک ها، میکروارگانیسم ها و لجن فعال موجود در این ناحیه قرار می گرفت. ناحیه هوازی متشکل از مخزنی مکعب مستطیلی از جنس پلاکسی گلاس به طول و عرض ۴۲ cm، ارتفاع



شکل ۱. نمایی از پایلوت SBR

حداکثر مقدار خود رسید، می توان بار آلی را افزایش داد. در ابتدای راه اندازی، COD ورودی با مقدار 300 mg/l (حداقل بار آلی) وارد سیستم شد. به مدت ۲۰ روز پس از راه اندازی اولیه راکتور، راندمان حذف به حداکثر مقدار خود رسید و میکروارگانیسم ها و ریزجلبک ها با شرایط موجود سازگار شدند. پس از آن در سیکل های ۸ ساعت و در مقادیر مختلف pH، دما، COD فاضلاب ورودی و دبی هوا مقادیر COD باقیمانده در پساب به دست آمد. برای انجام آزمایش های مورد نظر، نمونه گیری از سیستم در فواصل زمانی یک ساعت صورت گرفت. جدول ۱، شرایط عملیاتی راکتور مورد مطالعه را نشان می دهد.

۲.۲. راه اندازی و بهره برداری از راکتور SBR

به منظور تأمین میکروارگانیسم های مورد نیاز برای راه اندازی راکتور، لجن فعال از خط برگشت لجن تصفیه خانه فاضلاب نیروگاه سیکل ترکیبی یزد تهیه شد. همچنین با توجه به کیفیت ریزجلبک کلرلا و لگاریس و قابلیت دسترسی به آن، این ریزجلبک به مقدار مورد نیاز از برکه تثبیت فاضلاب شهر یزد تهیه شد و توأمان به درون راکتور انتقال یافتند. نخستین و مهم ترین مرحله در تصفیه بیولوژیکی فاضلاب، تطابق و سازگاری میکروارگانیسم های موجود، با فاضلاب مورد تصفیه است. بدین منظور در ابتدای راه اندازی که فعالیت لجن کم است، باید بار آلی کمی را به راکتور اعمال کرد. وقتی راندمان حذف به

جدول ۱. شرایط عملیاتی راکتور SBR

مقادیر	واحد	پارامتر
۱- ۲- ۳- ۴- ۵- ۶- ۷- ۸	Hr	زمان
۴- ۵- ۶- ۷- ۸- ۹- ۱۰	-	pH
۱۰- ۲۰- ۳۰- ۴۰- ۵۰- ۶۰- ۷۰	l/min	دبی هوا
۲۰- ۲۵- ۳۰- ۳۵- ۴۰- ۴۵	°C	دما
۳۵۵- ۵۱۰- ۷۲۰- ۸۱۵- ۹۴۰- ۱۱۰۰	mg/l	COD ورودی

(Coulibaly et al., 2000): خامی‌کیا و همکاران، ۱۳۹۵؛

ندیری و همکاران، (۱۳۹۳).

در مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، دقت پیش‌بینی شبکه به تعداد نورون‌های لایه پنهان، توابع انتقال و آموزش شبکه بستگی دارد. بنابراین این متغیرها برای بهینه‌سازی ساختار شبکه انتخاب شدند. در این پژوهش ساختار شبکه از نوع پرسپترون چندلایه^{۱۸} (MLP) از نوع پس انتشار خطا به‌عنوان شبکه‌ای ساده و پرکاربرد در مدل‌سازی فرایندهای تصفیه فاضلاب انتخاب شد. شبکه مورد استفاده متشکل از سه لایه با تعدادی نورون در هر یک از لایه‌ها بود. تعداد نورون‌های لایه‌های ورودی و خروجی به‌ترتیب برابر با تعداد متغیرهای ورودی و خروجی فرایند بوده است و تعداد بهینه نورون‌های لایه پنهان، با حدس و خطا به دست آمد. مقادیر pH، دما، غلظت COD در فاضلاب ورودی و دبی هوا به‌عنوان بردار اطلاعات ورودی مدنظر قرار گرفت و از غلظت COD در پساب خروجی به‌عنوان بردار تابع هدف (نورون خروجی) استفاده شد. از توابع تانژانت سیگموئیدی (tansig)، لگاریتم سیگموئیدی (logsig) و تابع خطی (purelin) نیز به‌عنوان توابع انتقال لایه میانی (f) و تابع خطی به‌عنوان تابع انتقال لایه خروجی (f') استفاده شد. این توابع از رایج‌ترین و کاربردی‌ترین توابع انتقال در مدل‌سازی فرایندهای تصفیه فاضلاب توسط شبکه عصبی مصنوعی هستند (ندیری و همکاران، ۱۳۹۳؛ Xi et al., 2011). شکل ۲ طرح کلی از شبکه عصبی مورد استفاده در این مطالعه را نشان می‌دهد.

آموزش شبکه عصبی مصنوعی بر اساس الگوریتم‌های مختلف صورت می‌گیرد. در این مطالعه، از الگوریتم پس انتشار لونیبرگ-مارکوورت^{۱۹} برای آموزش شبکه مورد نظر استفاده شد. انتخاب این الگوریتم به دلیل سرعت همگرایی و کارایی بالای آن در بهینه‌سازی و آموزش شبکه بود (Sahoo & Ray, 2006).

۳.۲. مدل‌سازی راکتور با شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ساختارهای ریاضی هستند که به تقلید از سیستم‌های عصبی زیستی برای پردازش اطلاعات طراحی شده‌اند. این شبکه‌ها از واحدهای مختلف به هم پیوسته‌ای تشکیل شده‌اند که به‌صورت موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند. این واحدها را نورون می‌گویند. نورون کوچک‌ترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد (Ongen et al., 2013). ساختار کلی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دارای سه لایه به نام‌های لایه ورودی، لایه‌های میانی (پنهان) و لایه خروجی است (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۹۱). نورون‌های لایه‌های مختلف با توابع انتقال مربوطه، کار آموزش شبکه که همان یافتن ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه است را به عهده دارند. هر نورون لایه پنهان، بردار ورودی را در وزن‌های خود ضرب و با مقدار خطا جمع می‌کند و حاصل این عبارت، ورودی خالص به تابع انتقال خواهد شد:

$$n_i = b_i + \sum_{j=1}^m (W_{in}(j, i) \times In_j) \quad , i = 1, 2, \dots, N' \quad (1)$$

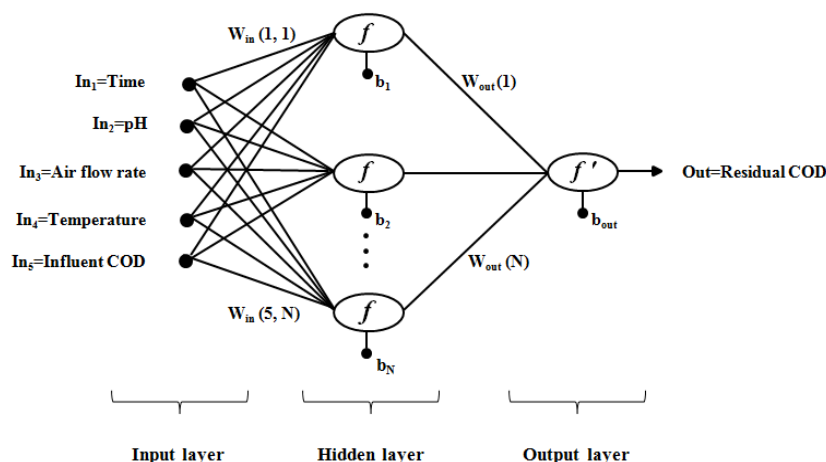
که در آن، n_i ورودی هر نورون، b_i بردار خطا به شبکه، m تعداد ورودی‌های شبکه، $W_{in}(j, i)$ ماتریس وزن‌های شبکه، In_j متغیر ورودی به شبکه و N' تعداد نورون‌های لایه پنهان است. تابع انتقال لایه پنهان (f) بر n_i عمل کرده و خروجی هر نورون در لایه پنهان (a_i) تعیین می‌شود:

$$a_i = f(n_i) \quad (2)$$

خروجی شبکه نیز از معادله زیر به دست می‌آید:

$$out = f' \left(b_{out} + \sum_{i=1}^{N'} (W_{out}(i) \times a_i) \right) \quad , i = 1, 2, \dots, N' \quad (3)$$

در این رابطه f' تابع انتقال لایه خروجی است



شکل ۲. مدل محاسباتی شبکه عصبی

نامناسب و غیرمنطقی از مجموعه داده‌ها حذف شدند که در این مرحله ۲۰۸ داده به دست آمد که برای انجام مدل‌سازی، نرمال شدند. به منظور افزایش سرعت همگرایی و دقت شبکه عصبی، نیاز است داده‌های ورودی و خروجی، نرمال شوند. در این تحقیق برای نرمال‌سازی داده‌ها از رابطه زیر استفاده شد. با استفاده از این رابطه تمامی داده‌ها در بازه ۰ تا ۱ نرمال شدند.

$$\bar{X} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

که در آن \bar{X} داده نرمال شده، X_i داده اولیه مورد نظر و X_{\min} و X_{\max} حداقل و حداکثر داده‌ها در سری مورد نظر هستند. پس از آنکه شبکه آموزش دید و صحت و دقت آن ارزیابی شد، داده‌های خروجی از شبکه (نتایج مدل‌سازی) مطابق رابطه (۵) به مقدار حقیقی و اولیه برگردانده شدند (Xi et al., 2011).

$$X_i = \bar{X}(X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min} \quad (5)$$

در این الگوریتم، داده‌های خروجی از شبکه با داده‌های تجربی مقایسه و میزان خطا محاسبه می‌شود. سپس خطای محاسبه شده، به عقب (لایه‌های پیشین) انتقال می‌یابد و وزن‌های انتخاب شده در مدل، اصلاح می‌شود. این فرایند مربوط به اصلاح وزن‌ها، در شبکه ادامه می‌یابد تا بهترین وزن‌ها که صحیح‌ترین خروجی را برای سیستم ایجاد می‌کنند، شناسایی و انتخاب شوند. در حقیقت در این روش با تصحیح مرتب خطا، وزن‌های مناسب به دست می‌آید. با مشخص شدن مناسب‌ترین وزن‌ها، فرایند آموزش شبکه متوقف شده و وزن‌های مربوطه تثبیت می‌شوند. در نهایت این وزن‌ها درباره ورودی‌های جدید که در قالب داده‌های مربوط به ارزیابی دقت مدل است، اعمال می‌شوند. در این حالت با مقایسه نتایج حاصل از مدل با مقادیر تجربی، درباره کارایی شبکه قضاوت می‌شود. در این مطالعه برای آموزش و ارزیابی دقت شبکه عصبی، از نرم‌افزار MATLAB V7.0 (R2014) استفاده شد.

۴.۲. نرمال‌سازی داده‌ها

از آنجا که در هر کار آزمایشگاهی، خطای دستگاهی و انسانی سبب می‌شود برخی از داده‌های به‌دست‌آمده منطقی نباشند، در این تحقیق نیز نخست تمامی داده‌های آزمایشگاهی که شامل ۲۳۶ داده بود، بررسی و داده‌های

۵.۲. آنالیز حساسیت

آنالیز حساسیت عملی است که به ازای آن میزان و نحوه توزیع داده‌های ورودی با بیشترین تأثیر روی خروجی مدل مشخص شود. در واقع با تحلیل حساسیت پارامترهای

شده)، Y_{exp} خروجی آزمایشگاهی (واقعی)، \bar{Y} میانگین داده‌های آزمایشگاهی و N تعداد داده‌ها هستند. چنانچه مجذور میانگین مربعات خطا به صفر و ضریب همبستگی به ۱ میل کند، نشان دهنده دقت بالای مدل سازی خواهد بود (Bagheri et al., 2015; Khataee et al., 2010).

۳. نتایج و بحث

۳.۱. تأثیر COD فاضلاب ورودی بر عملکرد سیستم

تصفیه

یکی از پارامترهای مهمی که می‌تواند بر عملکرد سیستم تصفیه فاضلاب تأثیر فراوانی داشته باشد، میزان بار آلودگی فاضلاب ورودی به سیستم است. از آنجایی که در طول سال به دلایل مختلف ممکن است بار آلودگی فاضلاب کم یا زیاد شود، از این رو بررسی این مسئله که این تغییرات چه تأثیری بر عملکرد سیستم تصفیه می‌گذارند، بسیار ضروری است. بدین منظور فاضلاب‌هایی با COD های مختلف تهیه شد تا اثر تغییر بار آلودگی بر عملکرد سیستم تصفیه بررسی شود. تهیه فاضلاب با COD های مختلف توسط رقیق‌سازی فاضلاب در غلظت‌های مختلف به دست آمد. شکل ۳ تغییرات غلظت COD باقیمانده را برحسب زمان در مقادیر مختلف COD فاضلاب ورودی و در pH برابر ۸، دمای 30°C و دبی هوای 80 l/min نشان می‌دهد. با توجه به شکل ملاحظه می‌شود که افزایش بار آلودگی فاضلاب ورودی، سبب افزایش مقدار COD باقیمانده در پساب شده است. با توجه به تأثیر مخرب افزایش بار COD فاضلاب ورودی نتیجه‌گیری شد کنترل بار COD ورودی در یک محدوده تقریباً ثابت ضروری است. این کار باعث خواهد شد تا سوبسترای لازم برای رشد میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها به‌طور مستمر و به مقدار لازم و کافی تأمین شود. همان‌طور که پیشتر اشاره شد، حداکثر مقدار COD فاضلاب ورودی نیروگاه 1100 mg/l و حداقل آن 300 mg/l بود. بنابراین با برقراری جریان برگشتی از پساب خروجی از تصفیه‌خانه به مخزن ذخیره

ورودی سبب کاهش مراحل سعی و خطا و شناخت مهم‌ترین پارامترهای مؤثر بر پدیده مورد نظر می‌شود. در این تحقیق به‌منظور ارزیابی اهمیت نسبی متغیرهای ورودی، فرایند ارزیابی بر پایه ماتریس وزنی شبکه عصبی و معادله گارسون^{۲۰} استفاده شد. معادله پیشنهاد شده براساس پاریشن‌بندی وزن‌های اتصالی به‌صورت رابطه (۶) است:

$$I_j = \frac{\sum_{m=1}^{m=N_k} \left(\frac{|w_{jm}^{ih}|}{\sum_{k=1}^{N_i} |w_{km}^{ih}|} \times |w_{mn}^{ho}| \right)}{\sum_{k=1}^{k=N_i} \left\{ \sum_{m=1}^{m=N_k} \left(\frac{|w_{km}^{ih}|}{\sum_{k=1}^{N_i} |w_{km}^{ih}|} \right) \times |w_{mn}^{ho}| \right\}} \quad (6)$$

که در آن، I_j اهمیت نسبی زمین متغیر ورودی بر متغیر خروجی، N_i و N_k به ترتیب تعداد نورون‌های ورودی و مخفی، W وزن بین لایه‌ها بوده که در آن، اندیس‌های i, h, o به ترتیب به لایه‌های ورودی، مخفی و خروجی اشاره دارد و اندیس‌های m, k و n به ترتیب نورون‌های ورودی، مخفی و خروجی را نشان می‌دهند (قربانی و همکاران، ۱۳۹۲).

۶.۲. معیارهای ارزیابی مدل سازی

برای بررسی کمی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی، از معیارهای مجذور میانگین مربعات خطا^{۲۱} (RMSE) و ضریب همبستگی^{۲۲} (R^2) به‌صورت زیر استفاده شد.

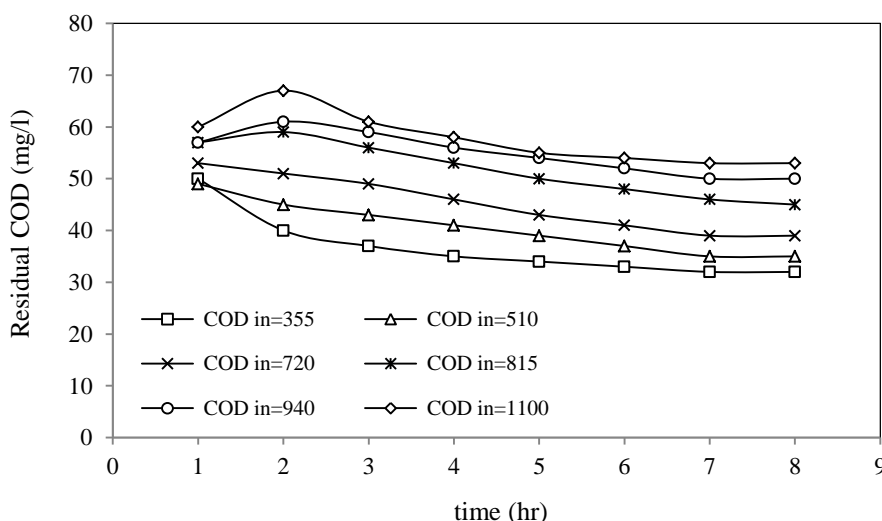
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{pre} - Y_{exp})^2} \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_{pre} - Y_{exp})^2}{\sum_{i=1}^N (Y_{exp} - \bar{Y})^2} \quad (8)$$

که در روابط بالا Y_{pre} خروجی مدل‌سازی (پیش‌بینی

فاضلاب اولیه و تنظیم آن متناسب با میزان COD ورودی، از مقدار نوسانات در بار ورودی کاسته شد و مقدار COD فاضلاب اولیه در مقدار ۶۰۰ mg/l ثابت شد. بنابراین COD بهینه برای فاضلاب ورودی، ۶۰۰ mg/l در نظر گرفته شد. در مطالعه‌ای که Kapdan و Oztekin (۲۰۰۶) انجام دادند، اثر تغییر غلظت‌های اولیه COD در محدوده

۴۰۰-۱۸۰۰ mg/l بر میزان حذف COD از فاضلاب صنایع نساجی بررسی شد. طبق نتایج به دست آمده، در COD اولیه ۵۰۰ mg/l بیشترین میزان حذف COD اتفاق افتاد و در غلظت‌های بالاتر از ۵۰۰ mg/l راندمان حذف COD سیر نزولی داشت.



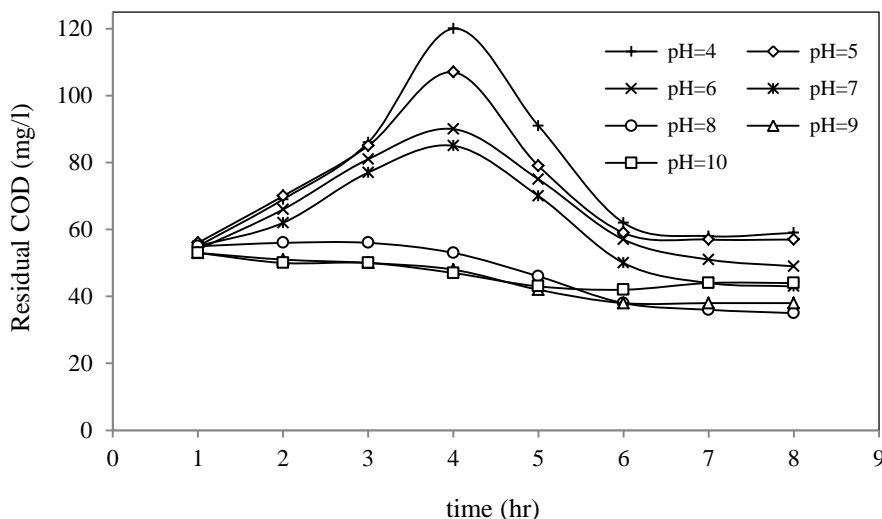
شکل ۳. تغییرات غلظت COD باقیمانده برحسب سیکل ۸ ساعت و مقادیر مختلف COD ورودی در pH برابر ۸، دمای ۳۰ °C و دبی هوای ۸۰ l/min

۲.۳. تأثیر pH بر عملکرد سیستم تصفیه یکی از عوامل مؤثر بر نحوه عملکرد سیستم تصفیه، pH فاضلاب ورودی است. طبق گزارش زارع ایبانه و همکاران (۱۳۹۱) اهمیت مشخصه pH به دلیل ارتباط آن با فعالیت‌های بیولوژیکی است. بدین منظور فاضلاب‌هایی با pHهای مختلف تهیه شد تا اثر تغییر pH بر عملکرد سیستم تصفیه بررسی گردد. مقدار pHهای مختلف با تزریق محلول بی‌کربنات کنترل شد. شکل ۴ تغییرات غلظت COD باقیمانده را برحسب زمان و pHهای مختلف نشان می‌دهد. در این حالت، دمای فاضلاب ورودی ۳۰ °C، COD ورودی ۶۰۰ mg/l و دبی هوا ۸۰ l/min بود. پس از گذشت زمان یک ساعت از انجام آزمایش، مقدار COD باقیمانده تقریباً برابر با ۵۳ mg/l شده است (شکل ۴). بعد از این مدت زمان، در pHهای پایین نخست

COD باقیمانده افزایش یافته و حتی در pH برابر با ۴ به مقدار ۱۲۰ mg/l رسیده است. علت آن است که در ابتدای عمل تصفیه با میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها، عمل هضم مواد آلی فاضلاب صورت می‌گیرد و نتیجه آن ظهور یکسری اسیدهای آلی است که سبب کاهش بیشتر pH سیستم و در نتیجه کاهش فعالیت میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها و افزایش COD باقیمانده می‌شود. در ادامه با تجزیه اسیدهای تولید شده و شروع تجزیه پروتئین‌ها و چربی‌ها، pH سیستم و فعالیت میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها افزایش یافته و COD باقیمانده کاهش می‌یابد و در مقدار حدود ۶۰ mg/l ثابت می‌شود. در pHهای بالا به علت فعالیت زیاد میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها ملاحظه می‌شود که روند کاهش COD باقیمانده با یک

باقیمانده به کمترین مقدار معادل 34 mg/l رسیده است. در مطالعه‌ای که خطایی و همکاران (۲۰۱۰) انجام دادند، بهترین عملکرد سیستم تصفیه با استفاده از ریزجلبک‌ها در محدوده pH بین ۷/۵ تا ۸/۵ به دست آمد.

شیب مناسب در طول زمان انجام گرفته و نهایتاً ثابت می‌ماند. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که مناسب‌ترین pH برای فعالیت میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک کلرلا ولگاریس، pH برابر با ۸ است که در این حالت، COD

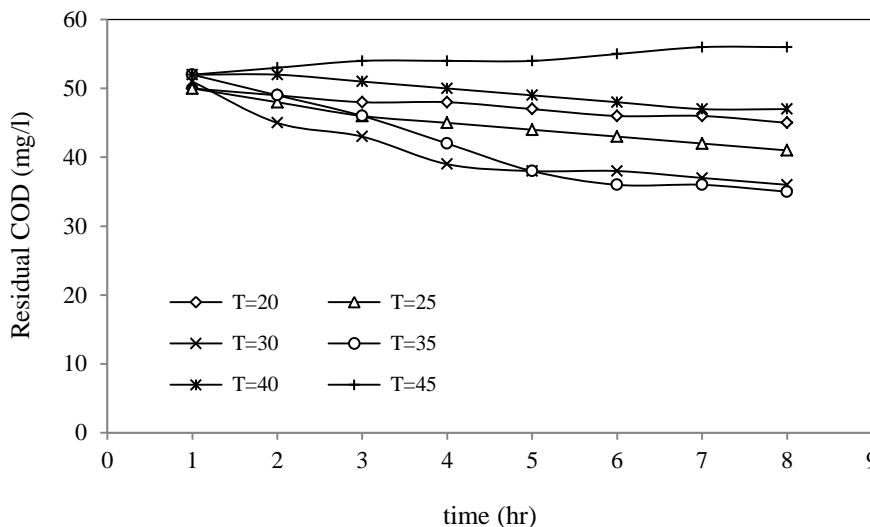


شکل ۴. تغییرات غلظت COD باقیمانده برحسب سیکل ۸ ساعت و pH های مختلف در دمای 30°C ، COD ورودی 600 mg/l و دبی هوای 80 l/min

میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها قرار نگرفته، که این امر سبب کاهش فعالیت آن‌ها و در نتیجه افزایش COD باقیمانده نسبت به دیگر دماها شده است. از طرفی در دماهای پایین به علت کاهش رشد میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها، افزایش COD باقیمانده اتفاق افتاده است. طبق داده‌های موجود در نیروگاه، دمای فاضلاب ورودی در اکثر فصول سال، تقریباً برابر با 30°C است. از طرفی طبق نمودار، تفاوت محسوسی بین COD باقیمانده در دماهای 30°C و 35°C وجود ندارد، بنابراین دمای بهینه این فرایند، 30°C در نظر گرفته شده است. نتایج مطالعات Azeez (۲۰۱۰) نشان می‌دهد، با استفاده از ریزجلبک کلرلاولگاریس دمای مطلوبی که در آن بیشترین میزان حذف COD اتفاق می‌افتاد، دمای 30°C بود که با نتایج به دست آمده در این تحقیق مطابقت دارد.

۳.۳. تأثیر دما بر عملکرد سیستم تصفیه

دما یکی از پارامترهای مؤثر بر فعالیت میکروبی سیستم است (Khataee et al., 2010). با توجه به اینکه احتمال دارد به دلایل مختلف از جمله تغییرات فصلی، دمای فاضلاب، شاهد تغییرات غیرقابل اجتنابی شود، از این رو باید برای این مواقع پیش‌بینی‌های لازم انجام شود. در نیروگاه با استفاده از آب بلودان بویلرها که در نقطه جوش قرار دارد، با افزودن آن به فاضلاب ورودی، دمای مورد نظر تنظیم شد. برای بررسی همین موضوع، عملکرد سیستم در چندین دما آزمایش شد. شکل ۵ تغییرات غلظت COD باقیمانده را برحسب زمان در دماهای مختلف و در pH برابر ۸، COD ورودی 600 mg/l و دبی هوای 80 l/min نشان می‌دهد. بهترین دما برای عملکرد سیستم، دمای بین 30°C – 35°C است (شکل ۵). در دماهای بالا به علت کاهش حلالیت هوا در فاضلاب، اکسیژن و CO_2 لازم در اختیار

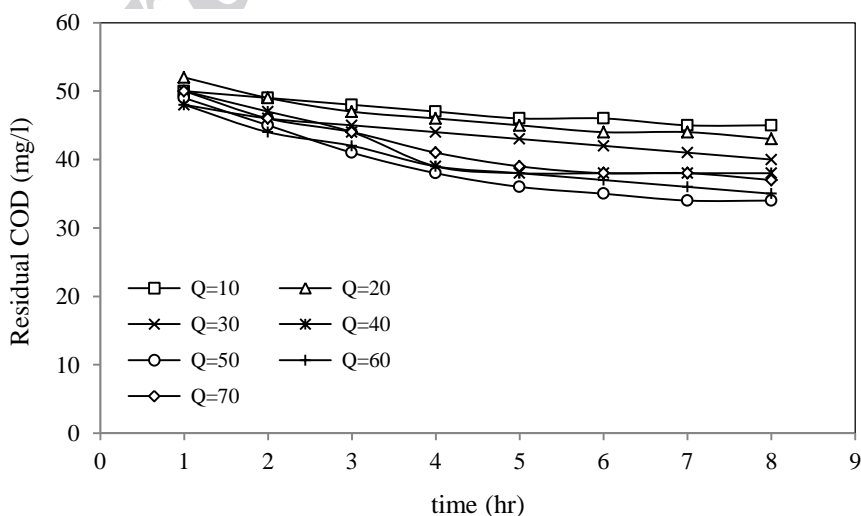


شکل ۵. تغییرات غلظت COD باقیمانده بر حسب سیکل ۸ ساعت و دماهای مختلف در pH برابر ۸، COD ورودی ۶۰۰ mg/l و دبی هوای ۸۰ l/min

بررسی این موضوع، فاضلاب مورد نظر با COD ورودی ۶۰۰ mg/l و pH برابر ۸ و دمای ۳۰ °C در وضعیت‌های مختلف هوادهی قرار گرفت. برای عملیات هوادهی از یک دیفیوزر استفاده شد. با توجه به مشخصات دیفیوزر بکار رفته در پایلوت و فشار موردنیاز، برای هوادهی از کمپرسور هوا استفاده شد. شکل ۶ تغییرات غلظت COD باقیمانده را بر حسب زمان و میزان هوادهی‌های متفاوت نشان می‌دهد.

۴.۳. تأثیر هوادهی بر عملکرد سیستم تصفیه

در سیستم‌های تصفیه‌ی هوازی به‌منظور ایجاد شرایط مناسب رشد میکروارگانیسم‌ها، عمل هوادهی باید به‌طور مطلوبی صورت گیرد. به‌خصوص زمانی که از رآکتورهای ناپیوسته متوالی برای انجام عمل تصفیه استفاده می‌شود، هوادهی اهمیت بسیاری در راندمان حذف COD پیدا می‌کند. با این حال، تحقیقات محدودی در رابطه با تأثیر این پارامتر بر میزان حذف COD شده است (Chang et al., 2014). برای



شکل ۶. تغییرات غلظت COD باقیمانده بر حسب سیکل ۸ ساعت و دبی‌های مختلف هوادهی در pH برابر ۸، COD ورودی ۶۰۰ mg/l و دمای ۳۰ °C

استفاده شد. با توجه به اینکه مدل‌سازی انجام گرفته در این تحقیق در محیط نرم‌افزاری MATLAB انجام شده است، از این‌رو برای انتخاب تصادفی داده‌های آموزش و صحت‌سنجی، با کد نویسی در این محیط، داده‌ها به صورت تصادفی انتخاب شدند. «دو سوم» داده‌ها به صورت تصادفی برای آموزش شبکه و «یک سوم» باقی‌مانده برای ارزیابی دقت مدل‌سازی انتخاب شدند. در نخستین مرحله از مدل‌سازی، با محاسبه RMSE مربوط به آموزش و ارزیابی دقت شبکه تعداد بهینه نورون‌های لایه پنهان به دست آمد. در این مرحله از مدل‌سازی، توابع انتقال لایه پنهان و لایه خروجی به ترتیب tansig و purelin بود. شکل ۷ مقادیر مربوط به RMSE آموزش شبکه و ارزیابی دقت آن را بر حسب تعداد نورون‌های لایه پنهان نشان می‌دهد. با توجه به شکل ملاحظه می‌شود که شبکه بر اساس تعداد نورون برابر ۷ بهترین کارایی را دارد زیرا RMSE آموزش و ارزیابی دقت شبکه در این تعداد نورون، دارای کمترین مقدار است. افزایش تعداد نورون‌ها همواره باعث بهبود کارایی شبکه نمی‌شود. زیرا زیاد بودن تعداد نورون‌ها در این لایه، باعث پیچیدگی و آموزش بیش از حد شبکه و کم بودن آن، سبب عدم آموزش شبکه عصبی و حفظ کردن داده‌ها می‌شود. (ذوقی و همکاران، ۱۳۸۹؛ زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۹۱).

در مرحله بعد برای تعیین مناسب‌ترین تابع انتقال لایه پنهان، از سه تابع انتقال tansig، logsig و purelin استفاده شد. در جدول ۲ مقادیر RMSE و R^2 آموزش شبکه و ارزیابی دقت آن، بر حسب توابع انتقال مختلف لایه پنهان آورده شده است. نتایج بیانگر آن است که شبکه بر اساس تابع انتقال tansig در لایه پنهان، بهترین آموزش را دیده است. در این حالت RMSE کمترین مقدار و R^2 نزدیک‌ترین مقدار به عدد ۱ است. لازم به یادآوری است که تابع انتقال لایه خروجی در تمام حالات از نوع purelin و تعداد نورون‌های لایه پنهان برابر ۷ بوده است.

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، افزایش هوادهی به طور کلی تأثیر مثبت بر عملکرد سیستم تصفیه داشته است و با افزایش میزان هوادهی COD باقیمانده کاهش داشته است. ولی این تأثیر برای دبی هوادهی بیشتر از 50 l/min چندان محسوس نیست. از آنجا که هوادهی بیشتر علاوه بر افزایش هزینه‌ها، در برخی مواقع سبب شکست سلولی و در نتیجه کاهش رشد میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها می‌شود، از این‌رو در این تحقیق دبی هوادهی بهینه 50 l/min انتخاب شد. در این دبی، COD باقیمانده به کمترین مقدار رسیده است. نتایج مطالعات Primasari و همکاران (۲۰۱۱) نیز نشان می‌دهد که حذف COD با افزایش میزان هوادهی افزایش می‌یابد. در این تحقیق با افزایش میزان هوادهی از $1/5$ تا 2 l/min میزان حذف COD از $85/1$ درصد به $97/1$ درصد افزایش پیدا کرد.

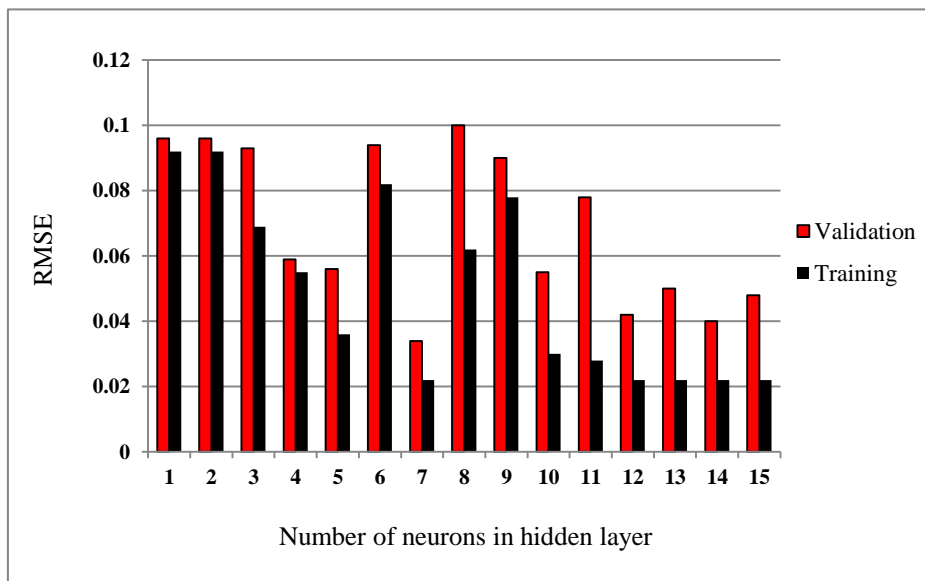
۵.۳. مقایسه عملکرد راکتور SBR مورد مطالعه با

سیستم تصفیه نیروگاه سیکل ترکیبی یزد

هدف از این پژوهش بهبود عملکرد سیستم تصفیه‌خانه نیروگاه سیکل ترکیبی یزد به دلیل عملکرد نامناسب آن بود. بدین منظور با ساخت یک واحد پایلوت راکتور SBR و استفاده توأمان از ریزجلبک‌ها و میکروارگانیسم‌ها، کارایی این سیستم در تصفیه فاضلاب بهداشتی نیروگاه یزد بررسی شد. در راکتور SBR مورد استفاده در نیروگاه، از ریزجلبک‌ها برای عمل تصفیه فاضلاب استفاده نمی‌شد. COD پساب خروجی از تصفیه‌خانه نیروگاه یزد در بهترین شرایط، تقریباً برابر 92 mg/l بود، در حالی که در راکتور SBR مورد مطالعه با استفاده از ریزجلبک کلرلا ولگاریس، مقدار COD به 34 mg/l رسید که نشان‌دهنده افزایش کارایی سیستم مورد نظر است.

۶.۳. نتایج مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش به منظور مدل‌سازی راکتور SBR و تصفیه فاضلاب بهداشتی نیروگاه یزد، از ۲۰۸ داده آزمایشگاهی

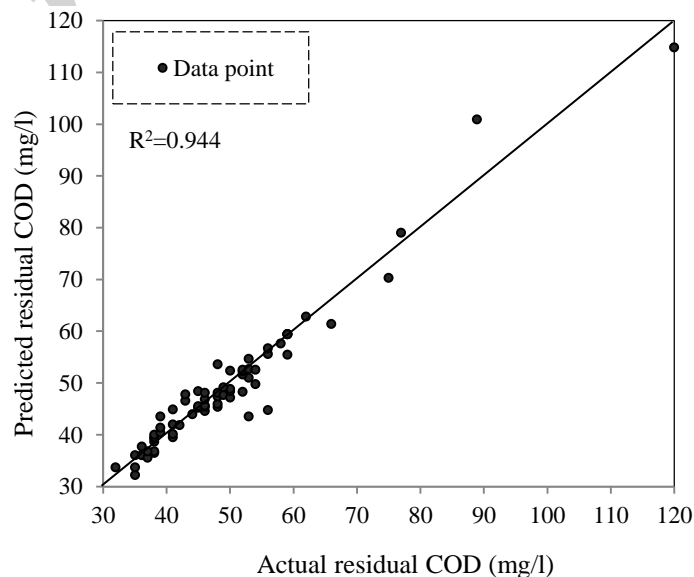


شکل ۷. مقادیر RMSE آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب تعداد نورون‌های لایه پنهان

جدول ۲. مقادیر RMSE و R² آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب توابع انتقال مختلف لایه پنهان

ارزیابی دقت شبکه		آموزش شبکه		تابع انتقال لایه پنهان
R ²	RMSE	R ²	RMSE	
۰/۹۴۴	۰/۰۳۴	۰/۹۷۸	۰/۰۲۳	tansig
۰/۹۱۷	۰/۰۴۴	۰/۹۷۲	۰/۰۲۶	logsig
۰/۵۵۹	۰/۱	۰/۵۸۰	۰/۱	purelin

$\text{tansig}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	$\text{purelin}(x) = x$	$\text{logsig}(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$
--	-------------------------	---



شکل ۸. تطابق خروجی مدل با داده‌های آزمایشگاهی برای ارزیابی دقت شبکه

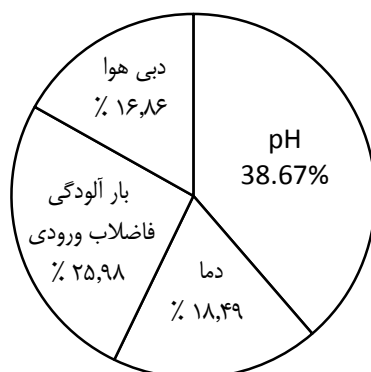
شامل $Q=50 \text{ l/min}$ و $COD=600 \text{ mg/l}$ ، $T=30^\circ\text{C}$ ، $pH=8$ بود که تحت این شرایط غلظت COD باقیمانده در پساب به مقدار 34 mg/l رسید. در جدول ۳ مقایسه‌ای میان مقادیر واقعی COD باقیمانده با نتایج به دست آمده از مدل‌سازی در شرایط بهینه شده است. ملاحظه می‌شود که تطابق بسیار خوبی میان مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد که بیانگر دقت بالای مدل‌سازی توسط شبکه عصبی مصنوعی است. در شکل ۹ نیز اهمیت نسبی محاسبه شده به کمک رابطه (۶) برای پارامترهای ورودی آورده شده است. نتایج حاصل از شکل ۹ حاکی از اهمیت پارامتر pH در راندمان راکتور و بالا بردن راندمان تصفیه است. به طوری که pH بیشترین تأثیر را روی غلظت COD پساب خروجی دارد. پارامترهای بعدی که بیشترین تأثیر و اهمیت را در راندمان تصفیه دارند به ترتیب بار آلودگی فاضلاب ورودی (COD)، دما و در نهایت دبی هوا هستند.

برای ارزیابی دقت مدل‌سازی و نشان دادن تطابق نتایج حاصل از مدل‌سازی با داده‌های آزمایشگاهی، این داده‌ها در یک نمودار رسم شدند. شکل ۸ تطابق مقادیر واقعی COD باقیمانده با نتیجه به دست آمده از مدل‌سازی را نشان می‌دهد. این داده‌ها مربوط به داده‌های ارزیابی دقت شبکه هستند. با توجه به این که هر چه پراکندگی داده‌ها روی خط ۴۵ درجه یا نزدیک آن بیشتر باشد R^2 به عدد ۱ نزدیک‌تر خواهد بود، ملاحظه می‌شود که داده‌ها، بسیار نزدیک به خط ۴۵ درجه هستند که نشانگر کارایی شبکه عصبی طراحی شده است. بنابراین شبکه عصبی مصنوعی با یادگیری تعدادی داده ثبت شده قادر به پیش‌بینی رفتار فرایند تصفیه در کل محدوده آموزشی بوده است (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۹۱).

همان‌گونه که اشاره شد، با بررسی اثر پارامترهای مختلف بر میزان حذف COD و غلظت باقیمانده آن در پساب، مقادیر بهینه این پارامترها مشخص شد. این مقادیر

جدول ۳. مقایسه میان مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده COD باقیمانده در سیکل ۸ ساعت تحت شرایط بهینه

COD باقیمانده (mg/l)		زمان (hr)
پیش‌بینی شده	واقعی	
۵۰/۲۱	۴۹	۱
۴۵/۳۱	۴۵	۲
۴۳/۳۲	۴۱	۳
۳۸/۵۸	۳۸	۴
۳۵/۹۷	۳۶	۵
۳۳/۶۸	۳۵	۶
۳۳/۶۸	۳۴	۷
۳۵/۰۶	۳۴	۸



شکل ۹. اهمیت نسبی پارامترهای ورودی

۴. نتیجه‌گیری

این تحقیق با هدف بهبود کیفیت پساب با استفاده از ریزجلبک‌ها، بر تصفیه‌خانه بهداشتی نیروگاه سیکل ترکیبی یزد انجام گرفت. بدین منظور نخست سیستم پایلوت SBR طراحی، نصب و راه‌اندازی شد و در مرحله بعد سیستم با متغیرهایی چون pH، دما، غلظت COD در فاضلاب ورودی و دبی هوا بررسی شد. با تجزیه و تحلیل مجموعه مقادیر به دست آمده از سیستم پایلوت، مقادیر بهینه این پارامترها برای دستیابی به مقدار بهینه شاخص COD مشخص شد و در نهایت برای بهره‌برداری در سیستم تصفیه‌خانه بهداشتی نیروگاه یزد پیشنهاد شد که مورد توجه قرار گرفت. نتایج نشان داد که در pH برابر ۸، دمای ۳۰°C، COD فاضلاب ورودی ۶۰۰ mg/l و دبی هوای ۱/min، ۵۰ سیستم دارای بهترین عملکرد است. تحت شرایط بهینه مقدار COD باقیمانده در پساب به ۳۴ mg/l رسید که نشان‌دهنده افزایش کارایی سیستم مورد نظر است. این نتایج نشان‌دهنده شرایط بهینه برای تبدیلات زیستی توسط مجموعه میکروارگانیسم‌ها و ریزجلبک‌ها است. به‌منظور بررسی بیشتر، رآکتور SBR مورد مطالعه با شبکه عصبی مصنوعی نیز مدل‌سازی شد. در سال‌های اخیر به دلیل وجود حجم زیادی از داده‌های جمع‌آوری شده از کمیت و کیفیت فاضلاب‌ها و لزوم استفاده مجدد از آب‌های

نامتعارف به دلیل کمبود منابع آب، استفاده از روش‌های داده محور توسعه چشمگیری یافته است. در بین روش‌های داده محور، شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مسائل کیفی آب و فاضلاب که دارای رفتار پیچیده و غیرخطی‌اند، دارای اهمیت و کاربرد بسیاری است. با به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی نیازی به توصیف ریاضی پدیده‌های درگیر در فرایند نیست و می‌تواند در شبیه‌سازی و پیش‌بینی رفتار غیرخطی و پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی‌ها در فرایندهای تصفیه فاضلاب مفید باشد. کاربرد این مدل‌ها می‌تواند زمینه ارتقای بهره‌وری از پساب تصفیه‌خانه‌ها را فراهم کرده و امکان بهره‌وری منطقی و اقتصادی از منابع آبی نامتعارف و برنامه‌ریزی برای استفاده تلفیقی بهینه از این آب‌ها را میسر سازد. اهمیت کاربرد این مدل‌ها با توجه به محدودیت منابع آب و مشکلات زیست‌محیطی، بسیار ضروری است. نصر و همکارانش (۲۰۱۲) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با متغیرهای ورودی و خروجی COD، BOD و TSS به پیش‌بینی عملکرد تصفیه‌خانه فاضلاب پرداختند. این مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی قادر به پیش‌بینی عملکرد تصفیه‌خانه، با ضریب همبستگی ۰/۹۰ بین متغیرهای خروجی واقعی و پیش‌بینی شده مدل‌سازی بوده است. Pai و همکارانش (۲۰۰۷) به‌منظور پیش‌بینی غلظت COD و میزان جامدات معلق

پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی بود. باقری و همکارانش (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی عملکرد راکتور SBR در تصفیه فاضلاب شهری را بررسی کردند. پارامترهای ورودی شبکه شامل جامدات معلق فرار مایع مخلوط (MLVSS)، اکسیژن محلول (DO)، کل مواد جامد معلق (TSS)، نیتروژن کل (TN)، COD، pH و دما بود. هر دو فرایند یادگیری در مدل‌سازی راکتور SBR بسیار موفق عمل کردند. نتایج حاصل از مجموعه داده‌های آموزشی و داده‌های ارزیابی دقت مدل‌سازی تطابق نسبتاً خوبی بین خروجی‌های تجربی و خروجی‌های مدل‌سازی نشان داد. همچنین نتایج نشان داد که با مقادیر کم داده‌های ورودی برای آموزش شبکه، مدل پرسپترون چندلایه با توجه به ضریب همبستگی بالاتر (R^2) و مجذور میانگین مربعات خطای (RMSE) پایین‌تر در مقایسه با مدل تابع شعاعی دقت بیشتری را از خود نشان می‌دهد. در این تحقیق مقادیر ضریب همبستگی و مجذور میانگین مربعات خطا در مدل‌های بهینه شده به ترتیب به سمت یک و صفر میل می‌کردند. در تحقیق حاضر نیز ساختار انتخابی شبکه از نوع پرسپترون چندلایه با یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی و الگوریتم آموزش پس انتشار لونیبرگ-مارکوورت بود. با بررسی توابع انتقال و تعداد نوروهای مختلف، توابع بهینه برای لایه پنهان و لایه خروجی به ترتیب tansig و purelin و تعداد نوروهای لایه پنهان برابر با ۷ انتخاب شد. ضریب همبستگی (R^2) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) برای آموزش شبکه مورد نظر به ترتیب ۰/۹۷۸ و ۰/۰۲۳ و برای ارزیابی دقت شبکه ۰/۹۴۴ و ۰/۰۳۴ به دست آمد که بیانگر تطابق خوب میان داده‌های آزمایشگاهی و نتایج پیش‌بینی شده و همچنین دقت بالای مدل‌سازی بود.

(SS) در یک راکتور SBR، شبکه عصبی مصنوعی سه لایه با ۴ نورون در لایه ورودی و ۶ نورون در لایه میانی طراحی کردند. داده‌های ورودی شبکه عصبی شامل pH، COD، جامدات معلق و دما بود. نتایج آنان مبین کارایی مناسب شبکه عصبی طراحی شده با حداقل میانگین درصد خطاهای مطلق ۲۳/۱۴ درصد و ۵۱/۷۳ درصد به ترتیب برای میزان جامدات معلق و COD بود. Kundu و همکارانش (۲۰۱۳) برای ارزیابی عملکرد راکتور SBR در تصفیه فاضلاب از شبکه عصبی مصنوعی چندلایه بهره جستند. بدین منظور بازده حذف COD و نیتروژن آمونیاکی را با متغیرهای ورودی زمان، pH، $N-NH_4^+$ ، اکسیژن محلول (DO)، جامدات معلق فرار مایع مخلوط (MLVSS) و COD محلول پیش‌بینی کردند. بر اساس نتایج تجربی، خطای خروجی مدل ۳/۳۳ درصد، ضریب تعیین (R) بالاتر از ۰/۹۴، شیب خط رگرسیون نزدیک به ۱ و عرض از مبدأ نزدیک به صفر به دست آمد که نشان‌دهنده پتانسیل بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بازده حذف مواد مغذی در سیستم‌های تصفیه بیولوژیکی بود. نواب کاشانی و شاه‌حسینی (۱۳۸۷) در مطالعه خود از روش شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی راکتور SBR استفاده کردند. مدل شبکه عصبی ارائه شده با ساختار پرسپترون چندلایه توانسته بود با مجذور میانگین مربعات خطای ۰/۱۰۹، غلظت‌های COD و مواد جامد معلق فرار (VSS) را در جریان یک سیکل این راکتور پیش‌بینی کند که نشان‌دهنده دقت و توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مشخصات کیفی پساب بود. امیری و همکارانش (۲۰۱۵) به منظور پیش‌بینی غلظت COD پساب خروجی از راکتور SBR از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه استفاده کردند. پارامترهای ورودی شبکه شامل زمان، جامدات معلق مایع مخلوط (MLSS) و ترکیب اوزون بود. از بین شبکه‌های عصبی آزمایش شده، بهترین نتیجه شامل لایه‌ای میانی با ۵ نورون و ضریب همبستگی ۰/۹۹۱ و مجذور میانگین مربعات خطای ۸۰/۳۶ میان داده‌های

یادداشت‌ها

12. Fischer
13. Thermometer
14. Aqualytic
15. Dosing
16. Alldos
17. Leo
18. Multilayer Perceptron
19. Levenberg–Marquardt
20. Garson equation
21. Root mean square error
22. Correlation.

1. Sequencing batch reactor
2. Nitrification
3. Denitrification
4. Chlorella vulgaris
5. Chemical oxygen demand
6. Artificial neural network
7. Vials
8. Spectrophotometry
9. Hach
10. Hailea
11. Rotameter

منابع

- خادمی کیا، س.، حق زاده، ع.، گودینی، ح. و شمس خرم‌آبادی، ق. ۱۳۹۵. ارزیابی عملکرد تصفیه‌خانه فاضلاب خرم‌آباد توسط شبکه هوش مصنوعی. فصلنامه یافته، ۱۸ (۳): ۱۲-۲۳.
- ذوقی، م. ج.، ذوقی، ت. و سعیدی، م. ۱۳۸۹. پیش‌بینی غلظت آمونیوم و مواد آلی فاضلاب دفنگاه زباله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله آب و فاضلاب، ۲۱ (۲): ۵۲-۶۰.
- زارع ایبانه، ح.، بیات ورکشی، م. و بیات ورکشی، ج. ۱۳۹۱. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در ارزیابی تصفیه‌خانه فاضلاب اکباتان. مجله محیط‌شناسی، ۳۸ (۳): ۸۵-۹۸.
- قربانی، م. ع.، نقی پور، ل.، کریمی، و. و فرهودی، ر. ۱۳۹۲. آنالیز حساسیت پارامترهای مؤثر بر غلظت ازن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله سلامت و محیط، فصلنامه علمی پژوهشی انجمن علمی بهداشت محیط ایران، ۶ (۱): ۱۱-۲۲.
- ملکوتیان، م.، یوسفی، ذ. و خدانشناس لیمونی، ز. ۱۳۹۵. ارزیابی حذف مس از فاضلاب صنعتی با استفاده از جلبک کلرلا ولگاریس. مجله علمی دانشگاه علوم پزشکی گرگان، ۱۸ (۴۰): ۷۴-۸۰.
- ندیری، ع.، اصغری مقدم، الف. و شکری، س. ۱۳۹۳. بررسی کارایی تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی. مجله محیط‌شناسی، ۴۰ (۴): ۸۲۷-۸۴۴.
- نواب کاشانی، م. و شاه‌حسینی، ش. ۱۳۸۷. مدل‌سازی راکتورهای SBR با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی-عصبی برای بهبود پیش‌بینی مدل. دوازدهمین کنگره ملی مهندسی شیمی ایران.

Aguado, D., Ribes, J., Montoya, T., Ferrer, J. and Seco, A. 2009. A methodology for sequencing batch reactor identification with artificial neural networks: A case study. *J. Computers and Chemical Engineering*, 33(2): 465–472.

Amiri, N., Ahmadi, M., Pirsahab, M., Vasseghian, Y. and Amiri, P. 2015. Combination of ozonation with aerobic sequencing batch reactor for soft drink wastewater treatment: experiments and neural network modeling. *J. Applied Research in Water and Wastewater*, 4: 156-163.

Azeez, R. A. 2010. A study on the effect of temperature on the treatment of industrial wastewater using *Chlorella vulgaris* alga. *Engineering and Technology Journal*, 28(4): 785–792.

Bagheri, M., Mirbagheri, S. A., Ehteshami, M. and Bagheri, Z. 2015. Modeling of a sequencing batch reactor treating municipal wastewater using multi-layer perceptron and radial basis function artificial neural networks. *J. Process Safety and Environmental Protection*, 93: 111–123.

Chang, G., Hong, W., Bian, X., Liu, B., Tan, X. and Su, Y. 2014. The effect of aeration rate on COD removal from high salinity wastewater in SBR process. *Environmental Protection and Sustainable Development*, 522–524: 605–608.

- Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobee, B. 2000. Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. *Journal of Hydrology*, 230(3-4): 244-257.
- Dionisi, D., Rasheed, A. A. and Majumder, A. 2016. A new method to calculate the periodic steady state of sequencing batch reactors for biological wastewater treatment: Model development and applications. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 4(3): 3665-3680.
- Hoffmann, J. P. 1998. Wastewater treatment with suspended and nonsuspended algar. *Journal of Phycology*, 34(5): 757-763.
- Kapdan, I. K. and Oztekin, R. 2006. The effect of hydraulic residence time and initial COD concentration on color and COD removal performance of the anaerobic-aerobic SBR system. *Journal of Hazardous Materials*, 136: 896-901.
- Khataee, A. R., Dehghan, G., Ebadi, A., Zarei, M. and Pourhassan, M. 2010. Biological treatment of a dye solution by Macroalgae *Chara sp.*: Effect of operational parameters, intermediates identification and artificial neural network modeling. *J. Bioresource Technology*, 101: 2252-2258.
- Kundu, P., Debsarkar, A. and Mukherjee, S. 2013. Artificial neural network modeling for biological removal of organic carbon and nitrogen from slaughterhouse wastewater in a sequencing batch reactor. *J. Advances in Artificial Neural Systems*, 13: 1-15.
- Lim, S.L., Chu, W.L. and Phang, S.M. 2010. Use of *Chlorella vulgaris* for bioremediation of textile wastewater. *J. Bioresource Technology*, 101(19): 7314-7322.
- Martinez, M.E., Sanchez, S., Jimenez, J. M., Yousfi, F. E. and Munoz, L. 2000. Nitrogen and phosphorus removal from urban wastewater by the microalga *Scenedesmus obliquus*. *J. Bioresource Technology*, 73(3) 263-272.
- Metcalf & Eddy, Inc. 2003. *Wastewater Engineering: Treatment and Reuse*, 4th Edition, McGraw-Hill Publication, New York.
- Mirquez, L. D., Lopes, F. Taidi, B. and Pareau, D. 2016. Nitrogen and phosphate removal from wastewater with a mixed microalgae and bacteria culture. *J. Biotechnology Reports*, 11: 18-26.
- Nasr, M.S., Moustafa, M.A.E., Seif, H.A.E. and Kobrosy, G.E. 2012. Application of artificial neural network (ANN) for the prediction of EL-AGAMY wastewater treatment plant performance-EGYPT. *J. Alexandria Engineering*, 51(1): 37-43.
- Niczyporuk, A.P., Bajguz, A., Zambrzycka, E. and Godlewska-Zytkeiwicz, B. 2012. Phytohormones as regulators of heavy metal biosorption and toxicity in green alga *Chlorella vulgaris* (Chlorophyceae). *J. Plant Physiology and Biochemistry*, 52: 52-65.
- Ongen, A., Ozcan, H. K. and Arayici, S. 2013. An evaluation of tannery industry wastewater treatment sludge gasification by artificial neural network modeling. *Journal of Hazardous Materials*, 263: 361-366.
- Pai, T.Y., Tsai, Y.P., Lo, H.M., Tsai, C.H. and Lin, C.Y. 2007. Grey and neural network prediction of suspended solids and chemical oxygen demand in hospital wastewater treatment plant effluent. *J. Computers and Chemical Engineering*, 31(10): 1272-1281.
- Parthiban, R., Iyer, P.V.R. and Sekaran, G. 2007. Anaerobic tapered fluidized bed reactor for starch wastewater treatment and modeling using multilayer perceptron neural network. *Journal of Environmental Sciences*, 19(12): 1416-1423.
- Primasari, B., Ibrahim, S., Annuar, M. S. M. and Rennie, L. X. I. 2011. Aerobic treatment of oily wastewater: Effect of aeration and sludge concentration to pollutant reduction and PHB accumulation. *International Journal of Environmental and Ecological Engineering*, 5(6): 380-384.
- Sahoo, G.B. and Ray, C. 2006. Predicting flux decline in crossflow membranes using artificial neural networks and genetic algorithms. *Journal of Membrane Science*, 283(1-2): 147-157.
- Singh, D.D. and John, S. 2013. Study the different parameters of sewage treatment with UASB and SBR technologies. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, 6(1): 112-116.
- Xi, X., Cui, Y., Wang, Z., Qian, J., Wang, J., Yang, L. and Zhao, S. 2011. Study of dead-end microfiltration features in sequencing batch reactor (SBR) by optimized neural networks. *J. Desalination*, 272(1-3): 27-35.