

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در ارزیابی تصفیه خانه فاضلاب اکباتان

حمید زارع ایبانه^{۱*}، مریم بیات ورکشی^۲، جابر بیات ورکشی^۳

۱- دانشیار گروه مهندسی آب دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا

۲- دانشجوی دکتری آبیاری و زهکشی دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی دانشکده کشاورزی دانشگاه شهرکرد

تاریخ دریافت: ۹۰/۶/۲۰ تاریخ پذیرش: ۹۰/۱۱/۱۸

چکیده

در این مطالعه به منظور مدل سازی رفتار تصفیه خانه فاضلاب از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. بدین منظور با مینا قراردادن اندازه گیری های مشخصه های کیفی در ورودی تصفیه خانه، مقدار متناظر مشخصه های فوق در خروجی تصفیه خانه پیش بینی شد. داده های ورودی شبکه عصبی شامل مشخصه های دما (T)، اکسیژن مورد نیاز بیوشیمیایی (BOD)، اکسیژن مورد نیاز شیمیایی (COD)، کل جامدات معلق (TSS)، کل جامدات (TS) و pH فاضلاب بود. اجرای ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی با تعداد نرون های مختلف در لایه میانی نشان داد آرایش ۶-۱۲-۶ با مقادیر مجذور میانگین مربعات خطای نرمال ۰/۲۶ و ضریب همبستگی ۰/۸۲ به عنوان آرایش مطلوب قابل پیشنهاد است. ساختار فوق در پیش بینی ۷۲ الی ۹۷ درصد از تغییرات مشخصه های کیفی پساب براساس تغییرات متغیرهای مستقل موفق بوده است. از طرفی با محاسبه درصد بازده حذف آلاینده ها در خروجی تصفیه خانه، مشخص شد، حداکثر بهره وری حذف در تصفیه خانه مربوط به آلاینده TSS معادل ۹۷ درصد و کمترین آن به میزان ۳۳ درصد مربوط به TS بود. به همین ترتیب بازده حذف آلاینده های فوق از طریق مقادیر برآوردی با شبکه عصبی نیز برابر ۹۷ و ۳۰ درصد است که به واسطه نزدیکی با مقادیر مشاهداتی مبین کارایی خوب شبکه عصبی است. در مجموع با توجه به مقایسه نتایج حاصل از پیش بینی در این مطالعه با سایر مطالعات و با توجه به شاخص های آماری می توان از کارایی شبکه عصبی اطمینان حاصل کرد. همچنین تصفیه خانه در کاهش مقادیر کیفی در حد مقادیر استاندارد توصیه شده از سوی سازمان حفاظت محیط زیست، از کارایی بالایی برخوردار است.

کلید واژه

فاضلاب، شبکه عصبی مصنوعی، بازده حذف، آلاینده، تصفیه خانه اکباتان

سر آغاز

پساب ها در سال ۱۳۸۰ برابر ۴/۵ میلیارد مترمکعب و پیش بینی آن برای سال ۱۳۹۰ در حدود ۷ میلیارد مترمکعب است (رنگ زن و همکاران، ۱۳۸۵). کاربرد فاضلاب و پساب در کشاورزی به علت نیاز روزافزون به آب و قابل اطمینان بودن پساب به عنوان منبع آب در سالهای خشک و کم باران، بویژه در مناطق خشک و نیمه خشک ایران و در کل به دلیل بالا بودن مواد مغذی همچون ازت، فسفر و پتاسیم برای رشد گیاهان، روز به روز مورد توجه بیشتر است (مرادمنند و بیگی هرچگانی، ۱۳۸۸؛ نراییان و مطلبی، ۱۳۸۲). بررسی رفتاری تصفیه خانه ها براساس معیارهای کیفی پساب در قالب مدل های تخمین گر از موضوعات جدید است. به همین دلیل Chan and Huang (۲۰۰۳) استفاده از روش های هوش مصنوعی مانند منطق فازی و شبکه های عصبی مصنوعی را در مباحث

عملکرد تصفیه خانه های فاضلاب تابعی از عوامل مختلف کیفی فاضلاب، شرایط مدیریتی تصفیه خانه و مسائل زیست محیطی است. دفع فاضلاب با مشخصه های کیفی قابل قبول، به انواع منابع پذیرنده، یکی از مشکلات زیست محیطی است که جوامع امروزی با آن مواجه اند. آزاد سازی فاضلاب افزون بر انتقال عوامل بیماری زای میکروبی و شیمیایی به انسان، باعث انهدام بسیاری از آبزیان رودخانه ها، دریاچه ها و اقیانوس ها می شود (Metcalf and Eddy، ۲۰۰۳). آمار و ارقام نشان می دهد، حجم آب های نامتعارف از جمله پساب های شهری و صنعتی ایران در سال ۱۳۷۵ در حدود ۳/۴ میلیارد مترمکعب بوده که ۲/۵ میلیارد مترمکعب آن مربوط به پساب شهری است. با توجه به رشد و توسعه شهرنشینی مقدار این

آهن و منگنز در ورودی مدل مبین مناسب بودن ساختار شبکه عصبی توسعه یافته با آرایش ۱-۱۵-۱۰ و ضریب همبستگی ۰/۸۷۴ بود.

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تخمین مشخصه BOD روزانه فاضلاب توسط Dogan و همکاران (۲۰۰۸) نشان داد خطای شبکه پیشنهادی با ورودی‌های BOD، نیتروژن، فسفر کل، SS و دی فاضلاب، برابر ۱۰ درصد است.

به همین ترتیب توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی مشخصه‌های کیفی فاضلاب شهر آنکارای ترکیه نیز توسط Guclu and Dursun (۲۰۱۰) مورد بررسی قرار گرفت. یافته‌های آنان نشان داد مقدار مجذور مربعات خطا^۱ (RMSE) برای پیش‌بینی SS، COD، و میزان املاح محلول قابل شرب^۱ (MLSS) به ترتیب معادل ۵، ۱۷/۱ و ۳/۸ درصد بود که مؤید توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در مسائل مربوط به تصفیه خانه‌هاست. این کاربردها نشان‌دهنده توانمندی بالای مدل‌های هوشمند عصبی در مدیریت مسائل زیست محیطی است (Bestamin and Ahmet, ۲۰۰۷).

با عنایت به توانایی بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی، برآورد فرایندهای پیچیده و بهینه‌سازی مسائل مختلف مهندسی، این فرضیه مطرح می‌شود که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با دقت مناسبی مقادیر عوامل کیفی پساب تصفیه خانه را به کمک عوامل کیفی فاضلاب ورودی برآورد کند. از این رو تحقیق حاضر با هدف توسعه و ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در بررسی عملکرد تصفیه خانه اکباتان و برآورد عوامل کیفی پساب خروجی از آن انجام شده است.

مواد و روشها

تصفیه خانه شهرک مسکونی اکباتان یکی از تصفیه خانه‌های شهر تهران جهت تصفیه فاضلاب انسانی است که بین فاز ۱ و ۲ شهرک، در موقعیت طول جغرافیایی E ۵° ۲۲' ۵۱" و عرض جغرافیایی N ۴۸° ۴۴' ۳۵" قرار دارد. فاضلاب ورودی پس از طی یک چرخه سه مرحله‌ای شامل تصفیه مقدماتی، بیولوژیکی و پیشرفته به صورت پساب خارج می‌شود. پساب خروجی از راه یک کانال در امتداد میدان آزادی به نهر فیروزآباد در جنوب شهر تهران تخلیه می‌شود. سازوکار این تصفیه خانه براساس فرایند بیولوژیکی لجن فعال با هوادهی گسترده است. مدل‌سازی یکی از ابزارهای مناسب برای تصمیم‌گیری و پیش‌بینی پدیده‌های زیست محیطی

آلودگی محیط زیست به واسطه پیچیدگی سیستم، اعتبار و قابل اعتماد بودن توصیه کردند. نتایج مطالعات Bestamin and Ahmet (۲۰۰۷) در خصوص استفاده از شبکه عصبی در تحلیل مسائل غیرخطی علوم محیط زیست حاکی از سادگی و انعطاف‌پذیری آنهاست. به اعتقاد صفوی (۱۳۸۹) در مدل‌های ریاضی، محدودیت‌هایی به لحاظ کالیبراسیون ضرایب واکنش‌ها و صحت‌سنجی آنها وجود دارد که با افزایش تعداد مشخصه‌ها و تأثیرات متقابل آنها بر یکدیگر، دقت پیش‌بینی رفتار کیفی فاضلاب کاهش می‌یابد.

در سنجش کیفیت پساب و ارزیابی تصفیه‌خانه‌های فاضلاب معمولاً از سنجش و ثبت فراسنج‌های دما^۱ (T)، اکسیژن مورد نیاز بیوشیمیایی^۲ (BOD)، اکسیژن مورد نیاز شیمیایی^۳ (COD)، کل جامدات معلق^۴ (TSS) و pH در خروجی تصفیه‌خانه و مقایسه آنها با مقادیر ورودی استفاده می‌شود (Row، ۱۹۹۵، میران‌زاده و بابامیر، ۱۳۸۲). به همین ترتیب کاربرد مدل‌سازی مسائل دیگر نظیر پیش‌بینی غلظت کلر در آب شهری (Rodriguez and Se´rodes، ۱۹۹۹)، مدل‌سازی لجن فاضلاب (Holubar, et al., ۲۰۰۲) و تعیین رابطه بوی فاضلاب با اکسیژن بیولوژیکی مورد نیاز (Onkal-Engin, et al., ۲۰۰۵) اثبات شده است. برای ارزیابی تصفیه‌خانه فاضلاب پلهام ترکیه، شبکه عصبی براساس مشخصه‌های بارش، مقدار جریان ورودی، دما، TSS، BOD و pH طراحی شد (Cinar, ۲۰۰۵).

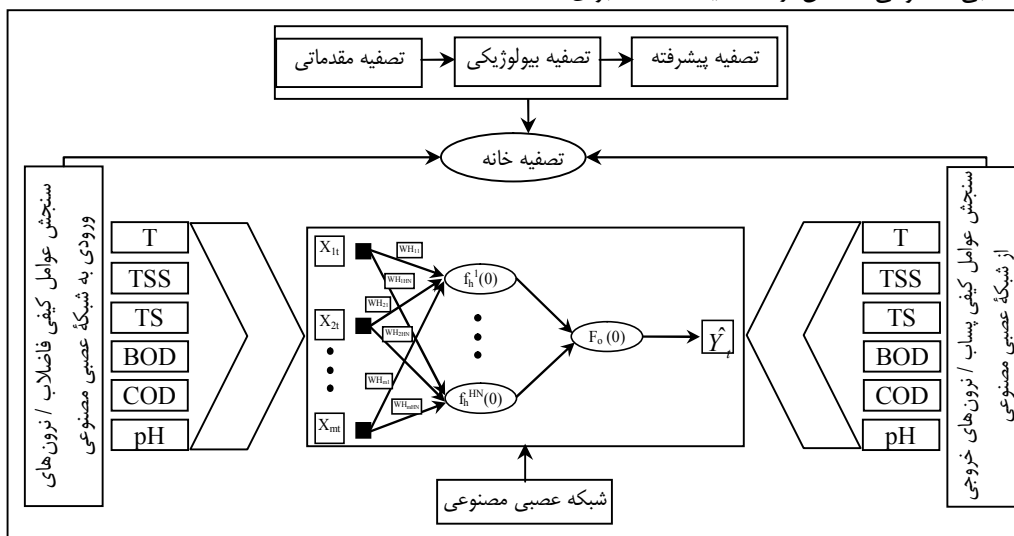
Pai و همکاران (۲۰۰۷) از یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه با ۶ نرون در لایه میانی و چهار نرون اطلاعاتی در ورودی موفق به پیش‌بینی عوامل کیفی پساب خروجی از تصفیه خانه بیمارستانی در کشور تایوان شدند. آنان از مشخصه‌های pH، دما، املاح جامد^۵ (SS) و COD فاضلاب در ورودی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی SS و COD پساب بهره گرفتند. نتایج آنان مبین کارایی مناسب شبکه عصبی طراحی شده با حداقل میانگین درصد خطاهای مطلق^۶ (MAPEs) ۲۳/۱۴ و ۵۱/۷۳ درصد به ترتیب برای SS و COD بود. نتایج پیش‌بینی اکسیژن محلول^۷ (DO) مخزن آبی در صربستان توسط Rankovi و همکاران (۲۰۱۰) حاکی از مناسب بودن به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات بود. در این مطالعه استفاده از متغیرهای pH آب، درجه حرارت آب، هدایت الکتریکی املاح آب^۸ (EC) و غلظت یون‌های کلر، فسفات کل، نترات، نیتريت، آمونیاک،

هر لایه کارایی خاصی پیش‌بینی شده است. در لایه اول اطلاعات ورودی برای فرایند مدل‌سازی معرفی می‌شود. لایه دوم مشتمل بر یک یا چند لایه مخفی است و پردازش اطلاعات را انجام می‌دهد. پس از پردازش اطلاعات، نتایج حاصل از عملکرد مدل در لایه سوم یا لایه خروجی تولید می‌شود. ساختار شبکه عصبی با تعیین تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع محرک، یا کنترل‌کننده خروجی هر نرون، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۸۹). در این مطالعه و براساس پژوهش‌های انجام شده، ساختار انتخابی شبکه از نوع پرسپترون چند لایه^{۱۱} (MLP) در گروه شبکه‌های پیش‌خور^{۱۲} با ناظر و قانون یادگیری انتشار به عقب^{۱۳} به‌عنوان شبکه‌ای ساده و پرکاربرد در مدل‌سازی فرایند تصفیه فاضلاب است (Maier and Dandy، ۱۹۹۸، Bestamin and Ahmet، ۲۰۰۷؛ Ghazizade and Noori، ۲۰۰۸). شکل شماره (۱) شماتیک ساده‌ای از شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در این پژوهش با شش بردار ورودی و شش بردار هدف در خروجی را نشان می‌دهد.

است که اغلب به‌صورت مدل‌های مفهومی با روابط ریاضی بیان می‌شود. فرایندها و پدیده‌های محیط زیست غالباً وابسته به متغیرهای زیاد بوده و روابط پیچیده‌ای بین اجزاء آنها وجود دارد که موجب بروز خطا در دقت و صحت پیش‌بینی‌ها می‌شود (طاهریون، ۱۳۸۵). با توجه به پیچیده‌گی و غیرخطی بودن پدیده‌های زیست محیطی از جمله فرایند تصفیه فاضلاب، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با عملکردی مشابه مغز انسان به‌عنوان ابزاری مناسب قابل توجیه است (Bestamin and Ahmet، ۲۰۰۷). روند کلی کارکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در قالب مدل ریاضی ۱ است.

$$\hat{Y}_t = f_o \left[\sum_{j=1}^{HN} W_{O_j} \times f_h \left(\sum_{i=1}^m W_{H_{ij}} X_{it} + b_j \right) \right] + b_o \quad (1)$$

که در آن \hat{Y}_t مقدار متغیر پیش‌بینی، $W_{H_{ij}}$ وزن ارتباط دهنده آمین نرون خروجی لایه اول و آمین نرون ورودی لایه میانی، m تعداد نرون لایه ورودی، HN تعداد نرون لایه میانی، W_{O_j} وزن نرون خروجی آمین لایه میانی با ورودی نرون لایه خروجی، f_h تابع محرک لایه میانی و f_o تابع محرک لایه خروجی. ساختار کلی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی متشکل از سه لایه است که برای



شکل شماره (۱): ساختار شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در تصفیه خانه

عنوان عوامل محیطی فاضلاب خام، طی سالهای ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۸ به عنوان بردار اطلاعات ورودی مدنظر قرار گرفت. به همین ترتیب از مقدار متناظر مشخصه‌های فوق در پساب خروجی تصفیه خانه به عنوان بردار تابع هدف (نرون خروجی) استفاده شد. اهمیت مشخصه pH به دلیل ارتباط با فعالیت‌های بیولوژیکی و مشخصه دما به دلیل تأثیرگذاری بر سرعت نیتریفیکاسیون است (ذوقی و همکاران، Benson (۱۳۸۹ و همکاران (۲۰۰۷). مشخصه BOD، بخشی از

براساس شکل شماره (۱)، شبکه مورد استفاده متشکل از سه لایه (ورودی، میانی، خروجی) با تعدادی نرون در هر یک از لایه‌هاست. برای توصیف عملکرد تصفیه خانه و پیش‌بینی کیفیت پساب خروجی از برخی متغیرهای در دسترس به عنوان نیاز اطلاعاتی نرون‌های لایه ورودی استفاده شد. در این راستا مقادیر ماهانه مشخصه‌های BOD، COD، کل جامدات (TS)، کل جامدات معلق (TSS)، به عنوان مشخصه‌های کیفی و دما (T) و pH به

تصادفی داده‌ها به دو دسته آموزشی (۸۰ درصد)، برای یافتن رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های مشاهداتی و آزمون (۲۰ درصد)، برای ارزیابی عملکرد شبکه صورت گرفت. جهت رسیدن شبکه به پایداری در جواب، تعداد تکرار محاسباتی شبکه^{۱۵} معادل ۱۰۰۰ تکرار در نظر گرفته شد. روش آموزش شبکه همانند گزارش‌های ذوقی و سعیدی (۱۳۹۰) و زارع ایبانه و همکاران (۱۳۹۰) بر پایه قانون‌های لونیبرگ مارکوات^{۱۶}، به واسطه عملکرد مناسب و سرعت بالای آن در رسیدن به جواب و تابع محرک تانژانت هایپربولیک در لایه میانی و خروجی بود (آدینه و همکاران، ۲۰۰۸؛ نیک‌منش و رخشنده‌رو، ۱۳۹۰). هدف از آموزش شبکه دست‌یابی شبکه به کمینه مطلق خطا و عدم ایجاد کمینه محلی خطا است.

برای دست‌یابی به کمینه خطا، در هر بار اجرای شبکه، بردار مقادیر برآوردی با بردار مقادیر هدف (داده‌های واقعی) مقایسه و در صورت وجود خطا، ضرایب وزنی بردارهای ورودی اصلاح می‌شود. از آنجایی که محدوده متغیرهای بردار ورودی دارای تغییرات وسیع است، و وارد کردن داده‌های خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. برای اجتناب از چنین شرایطی و همچنین هم ارزش کردن داده‌ها، تمامی داده‌ها می‌باید قبل از آموزش، استاندارد شوند (شی، ۲۰۰۰). استانداردسازی به منظور حداقل نمودن تغییرات وزن نرون‌ها و پاسخ سریع‌تر نرون‌ها به سیگنال‌های ورودی است (Kumar, et al., ۲۰۰۲ و حسینی و همکاران، ۱۳۸۶). در انجام این بررسی و به منظور آموزش و اجرای شبکه عصبی، نسخه پنجم بسته نرم‌افزار تخصصی NeuroSolution با توانایی اجرا در محیط ویندوز مورد توجه قرار گرفت (بی‌نام، ۱۹۹۴). این نرم‌افزار از توانمندی استانداردسازی اتوماتیک داده‌ها در محدوده [۱ و ۰] برخوردار و مجهز به ابزار اعتبارسنجی متقابل^{۱۷} است که در بررسی خوبی آرایش کاربرد دارد. از آنجایی که هیچ شبکه‌ای با ساختار اطلاعاتی مشخص به‌عنوان مناسب‌ترین شبکه وجود ندارد، شبکه‌ها با معیارهای مختلف آزمون شوند تا مطلوب‌ترین نوع شبکه برای هدف دلخواه شناسایی شد (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۸۹). برای هر آرایش، کمینه مجذور میانگین مربعات خطای نرمال^{۱۸} (NRMSE) از رابطه ۲ و بیشینه ضریب همبستگی^{۱۹} (I) از رابطه ۳ محاسبه شد. در صورتی که آرایش خوب عمل کند مقدار NRMSE به صفر و مقدار I به یک نزدیک خواهد بود. در غیر این صورت آرایش پیشنهادی سبب بیش‌آموزی^{۲۰} شبکه شده و نرم‌افزار، آموزش شبکه را پایان می‌دهد.

COD فاضلاب بوده و به عنوان ترکیبات آلی قابل تجزیه بیولوژیکی پیش‌ساز اسیدهای چرب فرار توصیف شده که در افزایش بازده حذف آلاینده‌های ازت و فسفر فاضلاب نقش دارند (بینا و همکاران، ۱۳۸۴ و غنی زاده، ۱۳۸۳)، ضمن آن‌که کاربرد مشخصه‌های فوق به عنوان اطلاعات نرون‌های ورودی با کمترین خطا و بهترین جواب در برآورد، از سوی محققان مختلف گزارش شده است (مجوی و همکاران، ۱۳۸۸؛ Bestamin and Ahmet, 2007; Pai, et al. 2007).

Melidis و همکاران (۲۰۰۸) و Cirjan و همکاران (۲۰۰۸) بر اهمیت مشخصه‌های BOD, COD, TS, TSS و pH خروجی از تصفیه خانه برای ارزیابی عملکرد تصفیه خانه‌های فاضلاب تأکید داشته‌اند. از سوی دیگر همبستگی ابزاری قوی برای تحلیل داده‌ها و کشف روابط است (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۸۹). از ضریب همبستگی پیرسون در دو سطح معنی‌داری ۰/۰۵ و ۰/۰۱ در محیط نرم‌افزاری SPSS نیز به عنوان شاخصی ریاضی در تبیین و تأیید ارتباط بین الگوها و تعیین جهت و مقدار ارتباط بین متغیرهای مستقل و متغیر مجهول استفاده شد. در مجموع، جنس اطلاعات ورودی و خروجی یکسان و در پایان میانگین ماهانه ۴۶۲ جفت داده اندازه‌گیری شده استفاده شد. برای انتخاب تعداد نرون مناسب در لایه میانی روشهای متعددی نظیر سعی و خطا و قواعد ریاضی پیشنهاد شده است. در این پژوهش تعداد نرون لایه میانی براساس نسبتی از تعداد نرون‌های لایه ورودی و خروجی، از روابط جدول شماره (۱) پیشنهاد شد.

جدول شماره (۱): قواعد پیشنهادی تعداد نرون در لایه میانی

رابطه	مرجع
$2 * n_i + 1$	Patuwo, et al. (1993) Fletcher and Goss (1993)
$(2/3) * n_i$	Wang (1994)
$0.5 * (n_i + n_o)$	Piramuthu, et al. (1994)
$0.75 * n_i$	Lenard, et al. (1995)
$2 * n_i$	Kanellopoulos and Wilkinson, (1997-a)
$3 * n_i$	Kanellopoulos and Wilkinson, (1997-b)

n_i تعداد نرون در لایه ورودی (۶ نرون) و n_o تعداد نرون در لایه خروجی (۶ نرون) برای رسیدن به یک مدل مطلوب شبکه عصبی، انجام مراحل شامل پیش‌پالایش داده‌ها^{۲۱}، معماری شبکه، آموزش شبکه و اعتبارسنجی آن ضرورت دارد (Lenge, 1999). پیش‌پالایش داده‌ها با ترسیم مجموعه زمانی آنها، بررسی روند تغییرات داده‌ها و تقسیم

فاضلاب است که با گزارش بنسون و همکاران (۲۰۰۷) مبنی بر وجود روند تغییرات متفاوت مشخصه‌های فاضلاب در ماههای مختلف سال، همخوانی دارد. همان‌گونه که شکل شماره (۲) نشان می‌دهد، مقادیر تمامی مشخصه‌ها در ماههای مختلف، متفاوت بوده و در ماه اول فصل زمستان نسبت به سایر ماهها کاهش داشته است. کاهش فوق می‌تواند به واسطه کاهش دمای فاضلاب در این فصل باشد که نتیجه تغییرات چشمگیر عوامل جوی در این گام زمانی نسبت به دیگر زمان‌ها است. از آنجایی که فرایندهای مختلف بیولوژیکی و شیمیایی تحت تأثیر دما هستند، کاهش یا افزایش دما می‌تواند به صورت مستقیم، سطح فعل و انفعالات شیمیایی را تغییر دهد. بدین ترتیب وجود روند کلی تغییرات در مقادیر مشخصه‌های کیفی فاضلاب و ارتباط آن با تغییرات دمای محیط منطقی است. در بخش خروجی نیز کلیه مؤلفه‌های پساب کاهش داشته که می‌تواند به دلیل وجود ترکیبات آلی اسیدی با زنجیره کوتاه و تجزیه‌پذیری آنها باشد. درخصوص کاهش pH، وجود شرایط تخمیر و فعالیت باکتری‌ها بر روی ترکیبات تجزیه‌پذیر در فاضلاب موجب کاهش مقدار pH می‌شود (ذوقی و همکاران، ۱۳۸۹). جدول شماره (۲) نتایج حاصل از اجرای نرم افزار SPSS در تعیین ارتباط متغیرهای وابسته (پساب) با متغیرهای مستقل (فاضلاب) براساس ضریب همبستگی پیرسون در دو سطح معنی‌داری ۰/۰۱ و ۰/۰۵ است. طبق جدول ۲، بیشترین همبستگی به مقدار ۰/۹۳۸ به دمای فاضلاب ورودی و دمای پساب خروجی و کمترین مقدار همبستگی به مقدار ۰/۰۵۴ به مشخصه‌های TS خروجی با BOD ورودی تعلق دارد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت مدل شبکه عصبی مصنوعی براساس ضریب همبستگی، بیشترین حساسیت را به دما دارد که در گزارش صفوی (۱۳۸۹) نیز به نقش و اهمیت دما اشاره شده است. نقش دما در تجزیه مواد آلی، تسریع در سرعت فرایند بی‌هوازی و تأثیرگذاری آن بر مشخصه‌های BOD، COD، TSS و گزارش‌های احرامپوش و همکاران (۱۳۸۹) و Ehrig (۱۹۹۶) آمده است. در مجموع جدول شماره (۲) نشان می‌دهد در ۵۶ درصد موارد بین مؤلفه‌های کیفی ورودی با مؤلفه‌های خروجی همبستگی معنی‌داری وجود دارد. این بدان معنی است که انتخاب مشخصه‌های ورودی شبکه می‌تواند به نتایج مطلوبی منجر شود که در راستای اهمیت مشخصه‌های انتخابی در ورودی شبکه با گزارش‌های ذوقی و همکاران (Benson, et al., 1389, ۲۰۰۷)، بینا و همکاران (۱۳۸۴) و غنی زاده (۱۳۸۳) است.

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2}}{\sum_{i=1}^n T_i} \quad (2)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T}_i)(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T}_i)^2 (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (3)$$

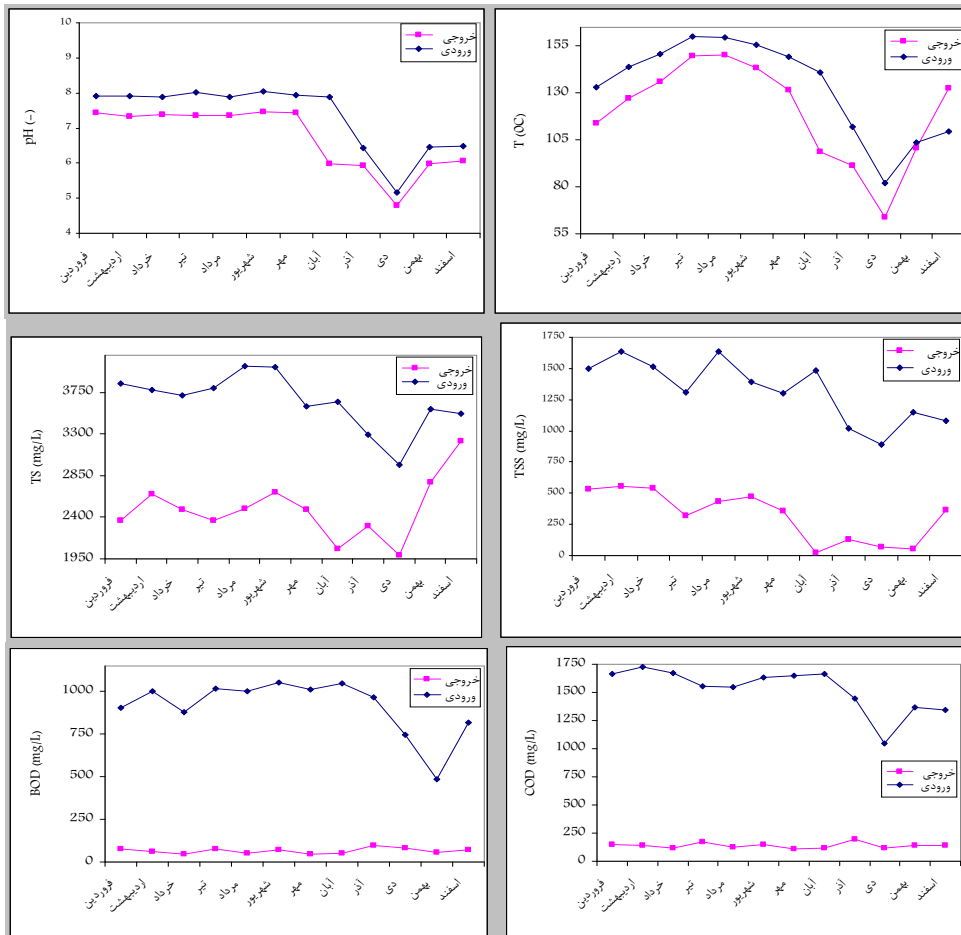
در روابط فوق، T_i : مقدار واقعی (هدف)، Y_i : مقدار پیش‌بینی شده، n تعداد الگوها، \bar{Y} : میانگین مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و \bar{T}_i : میانگین مقادیر واقعی. همچنین در این مطالعه مطابق روال عمومی دیگر پژوهش‌های صورت گرفته، نتایج اجرای حالات مختلف الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی، در قالب جداول و نمودارهای مختلف ترسیم شد. به علاوه با ترسیم نتایج در نمودار رگرسیونی، مطابق مدل خطی ($Y=a + b T$) مناسب بودن عملکرد به کار گرفته شده، ارزیابی شد. در این رابطه a و b ، ضرایب ثابت مدل برازشی هستند. در پایان برای ارزیابی خروجی تصفیه‌خانه و نتایج شبکه عصبی در جداسازی و کاهش مشخصه‌های مورد مطالعه از شاخص درصد بهره‌وری حذف طبق رابطه ۴ استفاده شد. این شاخص درصد جداسازی هر یک از مشخصه‌های کیفی فاضلاب را بعد از عمل تصفیه نشان می‌دهد.

$$RE_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{x_{in} - x_{out}}{x_{in}} \times 100 \quad (4)$$

که در آن RE_x شاخص درصد بهره‌وری حذف مشخصه x ($x=1-6$)، x_{in} میزان جرم ورودی مشخصه x به تصفیه خانه و شبکه عصبی، x_{out} میزان جرم خروجی مشخصه x از تصفیه خانه و برآورد شده از شبکه عصبی مصنوعی و n تعداد داده‌های هر یک از آلاینده‌هاست. این رابطه در دو حالت، یکی براساس داده‌ها و اطلاعات اندازه‌گیری شده هر یک از آلاینده‌ها در ورودی و خروجی تصفیه خانه و یکی براساس داده‌ها و اطلاعات اندازه‌گیری شده در ورودی و برآورد شده از شبکه عصبی اعمال شد. در پایان کارایی کاهش آلاینده‌ها به تفکیک هر آلاینده در هر دو حالت محاسبه و مقایسه شد.

نتایج و بحث

مقادیر میانگین ماهانه متغیرهای BOD، COD، TS، TSS، دما و pH اندازه‌گیری شده در ورودی و خروجی تصفیه خانه برای سالهای ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۸، در شکل شماره (۲) ارائه شده است. شکل شماره (۲) بیان‌گر وجود تغییرات متفاوت مشخصه‌های کیفی



شکل شماره (۲): نمودار تغییرات متوسط ماهانه متغیرهای اندازه‌گیری شده در ورودی و خروجی تصفیه خانه

جدول شماره (۲): ضریب همبستگی بین مشخصه‌های ورودی و خروجی تصفیه خانه فاضلاب اکیاتان

ورودی						مشخصه		
pH	T	TSS	TS	COD	BOD			
-۰/۱۵۶	-۰/۲۱۱	-۰/۰۷۹	-۰/۳۱۴**	-۰/۲۱۲	-۰/۳۸۳**	r	رابطه مثبت	BOD
۰/۱۷۲	۰/۰۶۳	۰/۴۹۳	۰/۰۰۵	۰/۰۶۲	۰/۰۰۱	Sig.		COD
-۰/۲۲۳*	-۰/۰۷۵	-۰/۱۴۹	-۰/۲۷۱*	۰/۲۵۹*	-۰/۴۲۸**	r		TS
۰/۰۴۷	۰/۵۱۱	۰/۱۹۱	۰/۰۱۵	-۰/۰۲۰	۰/۰۰۰	Sig.		TSS
-۰/۰۹۲	-۰/۳۶۱**	-۰/۰۴۲	۰/۳۵۰**	-۰/۲۰۲	-۰/۰۵۴	r		T
۰/۴۱۸	۰/۰۰۱	۰/۷۱۳	۰/۰۰۱	-۰/۰۷۳	۰/۶۴۱	Sig.		PH
-۰/۴۲۸**	-۰/۰۲۲	۰/۸۷۶**	-۰/۳۲۵**	-۰/۳۹۱**	-۰/۴۹۱**	r		
۰/۰۰۰	۰/۸۴۶	۰/۰۰۰	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	Sig.		
-۰/۳۴۷**	۰/۹۳۸**	-۰/۱۵۸	-۰/۳۳۲*	-۰/۰۸۱	-۰/۱۱۶	r		
۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۱۶۵	۰/۰۳۹	۰/۴۷۸	۰/۳۱۲	Sig.		
۰/۷۶۹**	۰/۱۷۲	۰/۳۲۳**	۰/۱۲۱	-۰/۳۳۳**	-۰/۴۷۴**	r		
۰/۰۰۰	۰/۱۲۸	۰/۰۰۴	۰/۲۸۳	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	Sig.		

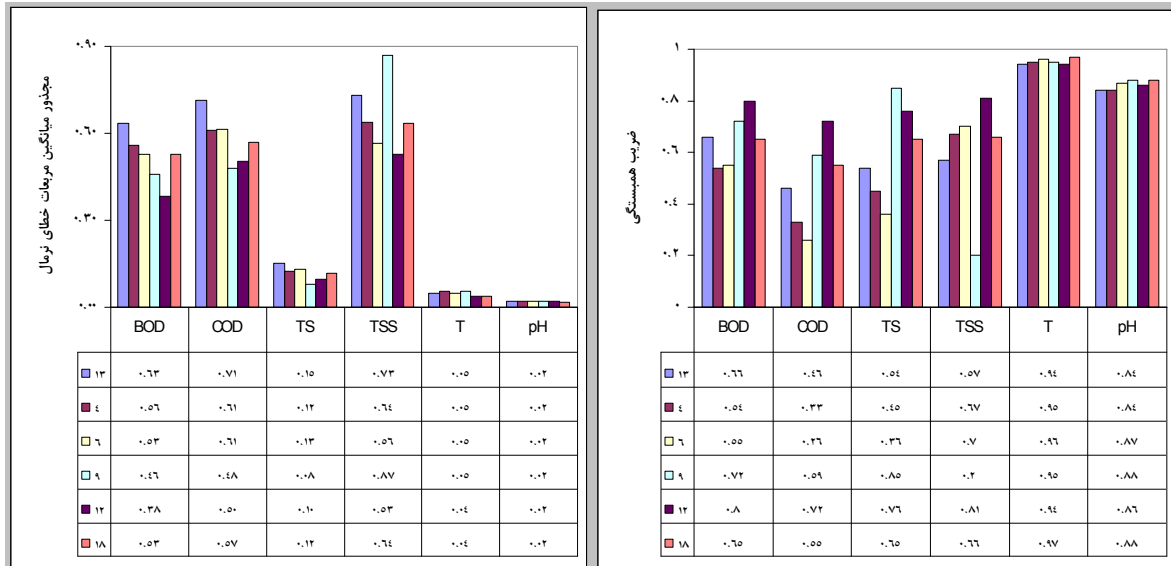
* معنی‌داری در سطح ۰/۰۵ و ** معنی‌داری در سطح ۰/۰۱

غلظت آلاینده‌ها با استفاده از آماره‌های T و NRMSE محاسبه و برای مقایسه در شکل شماره (۳) به نمایش گذاشته شد.

پس از تعیین ارتباط بین متغیرهای ورودی و خروجی تصفیه‌خانه، آرایش‌های مختلفی از شبکه عصبی مصنوعی اجرا شد. دقت شبکه عصبی مصنوعی اجرایی در برآورد میانگین ماهانه

عنوان یکی از مهمترین مراحل بهینه‌سازی (Almasri and Kaluarachchi, ۲۰۰۵) نشان می‌دهد.

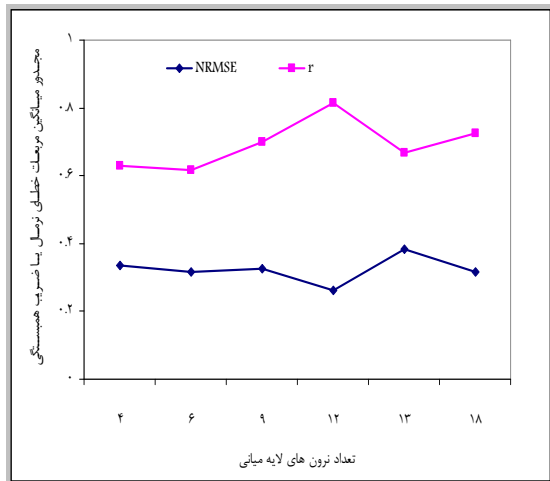
شکل شماره (۳) اثر افزایش تعداد نرون‌های لایه میانی بر خطای مدل شبکه عصبی در برآورد مشخصه‌های کیفی پساب، به



شکل شماره (۳): مقایسه ضریب r و خطای NRMSE ساختارهای مختلف شبکه عصبی به ازای تعداد نرون‌های میانی مختلف در برآورد هر یک از آلاینده‌ها (۴، ۶، ۹، ۱۲ و ۱۸)

تمامی مشخصه‌های کیفی به ازای تعداد نرون‌های مختلف لایه میانی محاسبه و روند آنها در شکل شماره (۴) نشان داده شد.

نتایج اجرای مدل‌های گوناگون شبکه عصبی در شکل شماره (۳) نشان می‌دهد، با توجه به پایین بودن مقدار آماره NRMSE و بالا بودن آماره، r رابطه قابل قبول و مستقیمی بین مشخصه‌های کیفی فاضلاب و پساب برقرار است. همچنین تغییرات آماره‌های فوق به ازای افزایش تعداد نرون‌های لایه میانی در شکل شماره (۳) نشان‌دهنده دقت مدل است. به عبارت دیگر همان گونه که تعداد کم نرون در لایه میانی می‌تواند نتایج نامطلوبی را ارائه دهد، افزایش تعداد نرون لایه میانی هم منجر به افزایش خطا می‌شود. زیرا زیاد بودن تعداد نرون 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). با توجه به دو معیار حداکثری r و حداقلی NRMSE، شکل شماره (۳) گویای آن است که در ۶۶/۷ درصد از موارد، آرایش ۶-۱۲-۶ در برآورد مشخصه‌های BOD، COD، TSS و T عملکرد مناسبی داشته است.



شکل شماره (۴): میانگین تغییرات NRMSE و r در نرون‌های مختلف لایه میانی

شکل شماره (۴) تغییرات NRMSE و r را برای تعداد نرون‌های متفاوت لایه میانی تا سقف ۱۸ نرون نشان می‌دهد. شکل شماره (۴) مبین روند کاهشی NRMSE به ازای افزایش تعداد نرون میانی تا سقف ۱۲ نرون و افزایش آماره فوق با اضافه شدن تعداد نرون‌های میانی تا ۱۸ نرون است. به همین ترتیب آماره ضریب

به همین ترتیب در ۱۶/۷ درصد از موارد، آرایش‌های ۶-۹-۶ و ۶-۱۸-۶ به ترتیب برای برآورد مشخصه‌های TS و pH از اولویت برخوردارند. در پایان به منظور پیشنهاد آرایش مناسب، مقدار میانگین NRMSE به همراه میانگین ضریب همبستگی برای

ضریب همبستگی مدل بهینه ۰/۸۷ بود. در مطالعه Guclu and Dursun (۲۰۱۰) نیز با به کارگیری ۸ مشخصه، ضریب همبستگی ساختار بهینه شبکه عصبی در تخمین COD، ۰/۸۵ گزارش شد. درحالی که در این مطالعه با استفاده از شش مشخصه در ورودی و برآورد متناظر آنها در پساب، ضریب همبستگی بالاتری به دست آمد. از طرفی دامنه شیب خطوط برازش یافته در شکل ۵ بین ۰/۹۹۹ تا ۱/۳۸۳ است که مبین عملکرد مناسب مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی است. به اعتقاد رضایی (۱۳۸۳) و Irmak et al. (۲۰۰۳) نزدیک بودن شیب خط به مقدار یک، نشان‌دهنده مطلوبیت مدل است.

بنابراین شبکه عصبی مصنوعی با یادگیری تعدادی داده ثبت شده قادر به پیش‌بینی رفتار تصفیه خانه در کل محدوده آموزشی بوده است. علت عملکرد خوب شبکه عصبی را می‌توان به هوشمند بودن فرایند تحلیل داده‌ها و اندازه‌گیری‌های مناسب و انتخاب مشخصه‌های مؤثر در فاضلاب نسبت داد. به طوری که شبکه عصبی طی فرایند آموزش، با ایجاد روابطی منطقی میان نگاشت‌های ورودی و خروجی، از آن برای محاسبه داده‌هایی که در امر آموزش شبکه به کار نرفته‌اند استفاده می‌کند (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۸۹).

صفوی (۱۳۸۹) نیز علت عملکرد مناسب شبکه عصبی در فرایند مدل‌سازی را دارا بودن ویژگی‌های توانایی یادگیری، استفاده از داده‌های پراکنده، توانایی تعمیم، پردازش موازی و درنهایت مقاوم بودن دانسته است. مقایسه همبستگی بالا و خطای کم بین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی هر یک از مشخصه‌ها گویای آن است که شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی دمای پساب بیشترین دقت را در مقابل دیگر مشخصه‌ها داشته است. این نتیجه با توجه به مقدار همبستگی بالای دما با مشخصه‌های ورودی در جدول شماره (۲) و نزدیک بودن شیب خط برازشی بر داده‌های دما به یک و عرض از مبدا به صفر موید دقت بالای برآوردها است.

مقایسه بازده حذف و یا کاهش مقدار آلاینده‌ها در خروجی از تصفیه خانه از رابطه ۴ به تفکیک مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی از شبکه عصبی در جدول شماره (۳) ذکر شده است. این جدول در راستای مطالعات Row (۱۹۹۵) و میرانزاده و بابامیر (۱۳۸۲) مبنی بر کاهش غلظت آلاینده‌ها در خروجی تصفیه‌خانه به عنوان یک، معیار ارزیابی است.

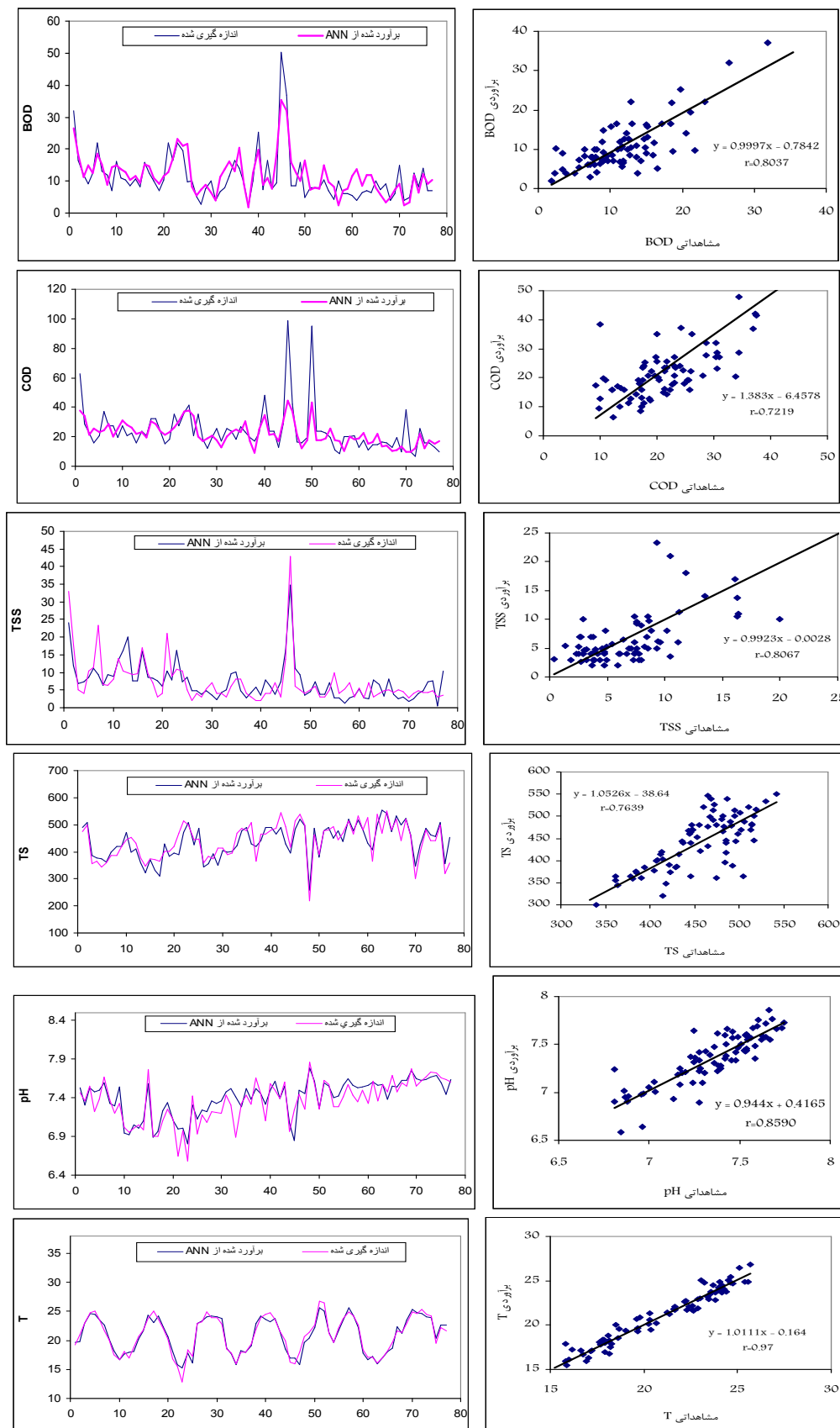
همبستگی، روندی معکوس با آماره NRMSE دارد، به طوری که با افزایش تعداد نرون لایه میانی تا ۱۲ نرون، به حداکثر مقدار خود نزدیک می‌شود. به عبارت دیگر آرایش ۶-۱۲-۶ با مقادیر مجذور میانگین مربعات خطای نرمال ۰/۲۶ و ضریب همبستگی ۰/۸۲ به عنوان آرایش مطلوب قابل پیشنهاد است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت افزایش تعداد نرون لایه میانی لزوماً منجر به بهبود نتایج نمی‌شود.

عدم افزایش دقت به واسطه افزایش تعداد نرون لایه میانی در گزارش بیات و ورکشی و همکاران (۱۳۸۹) و قاسمی و همکاران (۱۳۸۶) هم تأیید شده است. مطالعه Pathak and Dikshit (۲۰۰۵) در مسائل محیط زیست نیز حاکی از دقت بالاتر شبکه عصبی با ساختار ۱۶ نرون در لایه میانی در مقایسه با ۸، ۱۲ و ۲۰ نرون در لایه میانی بود.

برازش مقادیر مشخصه‌های برآورد شده از شبکه عصبی مصنوعی با آرایش ۶-۱۲-۶ در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده در شکل شماره (۵) آورده شده است. این شکل مقایسه‌ای از عملکرد بهترین ساختار ANN را به صورت برازش مدل رگرسیونی خطی بر مقادیر برآوردی و مشاهداتی در قالب نمودار ۱:۱ به تفکیک هر یک از مشخصه‌ها و همچنین ترسیم آنها به صورت مجموعه زمانی برای دوره مطالعاتی ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۸ است. به عبارت دیگر شکل شماره (۵) نتیجه تخمین شبکه عصبی آموزش یافته برای مشخصه‌های کیفی پساب در مقایسه با رفتار واقعی است.

شکل شماره (۵) نشان می‌دهد، عوامل کیفی برآوردی از شبکه عصبی در بیشتر موارد، همخوانی مناسبی با مقادیر مشاهداتی دارند و حتی در برخی عوامل مانند دما، روند مقادیر برآوردی با مشاهداتی یکسان است. بالا بودن ضریب همبستگی نیز مؤید مطلب فوق است. طبق نتایج شکل شماره (۵)، شبکه عصبی در پیش‌بینی ۷۲ الی ۹۷ درصد از تغییرات مشخصه‌های کیفی پساب براساس تغییرات متغیرهای مستقل موفق بوده است.

به عبارت دیگر بیش از سه چهارم از رفتار تصفیه‌خانه در بخش پساب خروجی با شبکه عصبی و براساس شش عامل BOD، COD، TS، TSS، دما و pH فاضلاب قابل توجیه است. این نتایج مبین برتری شبکه عصبی طراحی شده در این مطالعه است. به طوری که در مطالعه Singh و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از ۱۱ مشخصه کیفی ورودی شبکه در پیش‌بینی مشخصه BOD، مقدار



شکل شماره (۵): مقایسه نتایج شبکه عصبی در برآورد هر یک از مشخصه‌های مورد مطالعه در مقابل مقادیر مشاهده‌ای

جدول شماره (۳): مقایسه بازده حذف هر یک از مشخصه‌های کیفی مورد مطالعه

در خروجی تصفیه خانه و شبکه عصبی

pH	TS	TSS	COD	BOD	T	مشخصه	
	میلی گرم بر لیتر					درجه سانتیگراد	واحد سنجش
۷/۹۰	۶۴۴/۸۴	۲۴۳/۶۳	۲۵۸/۰۱	۱۵۹/۶۲	۲۳/۷۷	ورودی	تصفیه‌خانه
۷/۳۵	۴۳۹/۴۸	۷/۲۹	۲۴/۰۶	۱۱/۱۹	۲۱/۰۰	مشاهداتی	
۶/۸۹	۳۱/۸۵	۹۷/۰۱	۹۰/۶۷	۹۲/۹۹	۱۱/۶۳	بازده حذف	
۷/۹۰	۶۴۴/۸۴	۲۴۳/۶۳	۲۵۸/۰۱	۱۵۹/۶۲	۲۳/۷۷	ورودی	شبکه عصبی
۷/۳۵	۴۵۴/۲۲	۷/۳۵	۲۲/۰۷	۱۱/۹۸	۲۰/۹۴	برآوردی	
۶/۹۵	۲۹/۵۷	۹۶/۹۹	۹۱/۴۵	۹۲/۵۰	۱۱/۹۲	بازده حذف	

مشخصه دما از طریق تأثیرگذاری بر عوامل تجزیه و مشخصه pH با نقش در میزان حلالیت ترکیبات موجود در فاضلاب سبب حذف آلاینده‌ها می‌شود (سعیدی و خلوتی فهلیانی، ۱۳۸۹؛ ذوقی و همکاران، ۱۳۸۹). همچنین بخشی از ذرات آلاینده باردار یونی تحت تأثیر برهم کنش یون‌ها و جذب به یکدیگر، یعنی انعقاد، به شکل ترسیب لجن، حذف می‌شوند. مطالعات سعیدی و خلوتی فهلیانی (۱۳۸۹) در خصوص کارایی حذف COD نشان داد که در pH=۷ نسبت به pHهای بالاتر و پایین‌تر، حداکثر کارایی حذف آلاینده‌ها حاصل می‌شود. با توجه به کاهش pH فاضلاب ورودی از ۷/۹ به ۷/۳۵، حذف بخشی از آلاینده‌ها از راه انعقاد و ترسیب قابل تأیید است. همچنین مطالعات ذوقی و همکاران (۱۳۸۹) و Benson et al. (۲۰۰۷) نیز مؤید تأثیر میزان pH در حذف آلاینده‌های فاضلاب است و به همین دلیل ذوقی و همکاران (۱۳۸۹) برای پیش‌بینی COD از شبکه عصبی با در نظر گرفتن میزان pH فاضلاب سعی در لحاظ کردن تغییرات pH را داشتند. در مجموع جدول شماره (۳) نشان می‌دهد مدل شبکه عصبی با توجه به مطالعه ترابیان و مطلبی (۱۳۸۲) در خصوص کارایی تصفیه خانه مورد مطالعه از دقت مناسبی برخوردار است.

نتیجه‌گیری

در سالهای اخیر به دلیل وجود حجم زیادی از داده‌های جمع‌آوری شده از کمیته 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 برای مسائل کیفی آب که دارای رفتار پیچیده و غیرخطی‌اند دارای اهمیت و کاربردی‌اند. در این تحقیق مشخص شد چنانچه مفهوم فرایندها و مشخصه‌های مؤثر ورودی بخوبی تشخیص داده شوند، شبکه‌های عصبی مصنوعی نتایج قابل قبولی

جدول شماره (۳) نشان می‌دهد حداکثر بازده حذف در تصفیه خانه مربوط به آلاینده TSS معادل ۹۷ درصد و کمترین آن به میزان ۳۲ درصد مربوط به مشخصه TS است. به همین ترتیب بازده حذف آلاینده‌های فوق از طریق مقادیر برآوردی با شبکه عصبی نیز برابر ۹۷ و ۳۰ درصد است که به واسطه نزدیکی با مقادیر مشاهداتی بیان‌گر کارایی خوب شبکه عصبی است. مقایسه نتایج جدول شماره (۳) با نتایج حاصل از مطالعه سال ۱۳۸۲ میران‌زاده و بابامیر در خصوص کارایی تصفیه خانه اکباتان و مقایسه با مقادیر توصیه شده از سوی سازمان حفاظت محیط زیست کشور مبین کارایی خوب تصفیه خانه است. وجود سیستم فرایند لجن فعال، علت کارایی خوب تصفیه خانه در کاهش آلاینده‌های فاضلاب خام است که نسبت به سایر سیستم‌های متداول برتری دارد (باقری اردبیلیان و همکاران، ۱۳۸۹).

از طرفی به منظور استفاده مجدد از پساب، و یا تخلیه آن به منابع پذیرنده، میزان هر یک از آلاینده‌ها باید در محدوده استانداردهای تعریف شده باشد (سازمان حفاظت محیط زیست، ۱۳۸۹). در این رابطه طبق استانداردهای سازمان حفاظت محیط زیست (۱۳۸۹) برای تخلیه پساب به آبهای سطحی غلظت BOD، COD و TSS باید به ترتیب کمتر از ۳۰، ۶۰ و ۴۰ و pH بین ۸/۵ تا ۶/۵ باشد. به این ترتیب با توجه به بازده حذف بالای عوامل کیفی از فاضلاب در تصفیه خانه اکباتان و با دست‌یابی به استاندارد تخلیه به محیط زیست مشاهده می‌شود که مقادیر عوامل کیفی در پساب خروجی کمتر از استاندارد تخلیه به آبهای سطحی است. لذا می‌توان بر کارایی سیستم لجن فعال در تصفیه‌خانه شهرک اکباتان و عدم نیاز به تصفیه پیشرفته صحه گذاشت.

کاهش آلاینده‌های COD، BOD، TS و TSS می‌تواند به واسطه دما، pH و فعالیت‌های شیمیایی و بیولوژیکی محیط باشد.

یادداشت‌ها	
1- Temperature	دارند. کاربرد این مدل‌ها می‌تواند زمینه ارتقای بهره‌وری از پساب
2- Biochemical Oxygen Demand	تصفیه خانه‌ها را فراهم کرده و امکان بهره‌وری منطقی و اقتصادی
3- Chemical Oxygen Demand	از منابع آبی نامتعارف و برنامه‌ریزی برای استفاده تلفیقی بهینه از
4- Total suspended solids	این آبها را میسر سازد. اهمیت کاربرد این مدل‌ها با توجه به
5- Suspended Solids	محدودیت منابع آب و مشکلات زیست محیطی ضروری است. در
6- Mean absolute percentage errors	این مطالعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه
7- Dissolved oxygen	برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها در خروجی یک تصفیه‌خانه به کار
8- Electrical Conductivity	رفت. توانایی این مدل به‌عنوان یک ابزار سودمند و البته نسبتاً جدید
9- Root Mean Square Error	در ارزیابی تصفیه خانه اکباتان مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به
10- Mixed liquor suspended solids	تعداد نرون‌های مختلف در نظر گرفته شده آرایش ۶-۱۲-۶ به‌عنوان
11- Multi layer Perceptron	بهترین آرایش برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها در پساب خروجی و
12- Feed forward network	ارزیابی تصفیه‌خانه اکباتان عمل کرد. با توجه به مقایسه نتایج
13- Back propagation	حاصل از پیش‌بینی در این مطالعه با سایر مطالعات و با توجه به
14- Preprocessing	شاخص‌های آماری می‌توان از کارایی شبکه عصبی اطمینان حاصل
15- Epoch	کرد.
16 -Levenberg Marquart	
17- Cross validation	
18- Normal Root Mean Square Error	
19- Coefficient of correlation	
20- Over training	

منابع مورد استفاده

- احرامپوش، م.ح. و همکاران. ۱۳۸۹. بررسی استفاده از روش اکسیداسیون مرطوب با هوا برای تصفیه شیرابه زباله. ۵مین همایش پسماند. پنجمین همایش ملی مدیریت پسماند. سازمان شهرداری‌ها و دهرداری‌های کشور. مشهد. ۱ و ۲ اردیبهشت.
- باقری اردبیلیان، پ. و همکاران. ۱۳۸۹. ارزیابی کارایی تصفیه خانه فاضلاب: مطالعه موردی شهر زنجان. مجله سلامت و بهداشت اردبیل. دوره اول شماره سوم صص ۶۷ تا ۷۵.
- بیات ورکشی، م. و همکاران. ۱۳۸۹. شبیه‌سازی تخییر تعرق روزانه گیاه مرجع به روش هوش مصنوعی و روشهای تجربی در مقایسه با اندازه‌گیری‌های لایسیمتری در اقلیم نیمه‌خشک سرد همدان. مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. جلد ۱۶ شماره چهارم صص ۷۹ تا ۱۰۰.
- بینا، ب.، موحدیان، ح. و پورزمانی، ح.ر. ۱۳۸۴. بررسی تأثیر نسبت COD/N ورودی بر سرعت نیتریفیکاسیون در تصفیه فاضلاب با استفاده از یک راکتور پایلوت در مقیاس آزمایشگاه. آب و فاضلاب. جلد ۱۶ شماره ۱ صص ۳۰ تا ۳۶.
- تربایان، ع. و مطلبی، م. ۱۳۸۲. طرح مدیریتی استفاده مجدد از پساب تصفیه شده (مطالعه موردی: شهرک اکباتان). محیط شناسی. جلد ۲۹ شماره ۳۲ صص ۵۷-۶۲.
- حسینی، س.م.ط. و همکاران. ۱۳۸۶. کاربرد شبکه‌های عصبی و رگرسیون چند متغیره در برآورد عملکرد گندم دیم منطقه قروه استان کردستان. مجله پژوهش کشاورزی: آب، خاک و گیاه در کشاورزی. جلد ۷ شماره ۱ صص ۴۱ تا ۵۳.
- ذوقی، م.ج. و سعید، س.م. ۱۳۹۰. برآورد میزان شیرابه مراکز دفن زباله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. آب و فاضلاب جلد ۲۲ شماره ۱ صص ۷۶ تا ۸۴.
- ذوقی، م.ج.، ذوقی، ت. و سعیدی، م. ۱۳۸۹. پیش‌بینی غلظت آمونیم و مواد آلی فاضلاب دفن‌گاه زباله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. آب و فاضلاب. جلد ۲ صص ۵۲ تا ۶۰.

- رضایی، ع.م. ۱۳۸۳. مفاهیم آمار و احتمالات (با تجدید نظر کامل). نشر مشهد چاپ چهارم صص ۴۳۲.
- رنگزن، ن.، پاینده، خ. و لندی، ا. ۱۳۸۵. بررسی کیفیت پساب بر انباشت عناصر سنگین در دو گیاه سورگوم و شبدر. مجموعه مقالات نهمین کنگره علوم خاک ایران.
- زارع ایبانه، ح. و همکاران. ۱۳۸۹. ارزیابی سیستم‌های هوشمند عصبی در کاهش مشخصه‌های تخمین تبخیر تعرق گیاه مرجع. مجله علوم و صنایع کشاورزی (آب و خاک). پذیرش شده جلد ۲۴ شماره ۲ صص ۲۹۷ تا ۳۰۶.
- سازمان حفاظت محیط زیست ایران. ۱۳۸۹. ضوابط زیست محیطی استفاده مجدد از آبهای برگشتی و پساب‌ها. نشریه شماره ۵۳۵. معاونت برنامه‌ریزی و نظارت راهبردی ریاست جمهوری صص ۱۵۵.
- سعیدی، م. و خلوتی فهلیانی، ا. ۱۳۸۹. کاهش COD پساب خروجی از پالایشگاه گازی پارس جنوبی به روش انعقاد الکتریکی. آب و فاضلاب جلد ۱ صص ۴۰ تا ۴۸.
- صفوی، ح.ر. ۱۳۸۹. پیش‌بینی کیفی رودخانه‌ها با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی. محیط شناسی. جلد ۱ شماره ۵۳ صص ۱ تا ۱۰.
- طاهریون، م. ۱۳۸۵. شبکه‌های عصبی مصنوعی و کاربرد آن در مهندسی محیط زیست اولین همایش تخصصی مهندسی محیط زیست. دانشگاه تهران.
- غنی‌زاده، ق. ۱۳۸۳. تأثیر نسبت COD/N و COD/P در بازده حذف عناصر مغذی از فاضلاب‌های شهری با راکتور ناپیوسته متوالی. مجله علوم زشکی و خدمات بهداشتی درمانی شهید صدوقی یزد. جلد ۱ صص ۵۱ تا ۵۶.
- قاسمی، ع. و همکاران. ۱۳۸۶. مقایسه تبخیر و تعرق (ETO) برآوردی از روشهای تجربی و شبکه‌های عصبی مصنوعی با داده‌های لایسیمتری. مجله پژوهش کشاورزی. جلد ۷ شماره ۳ صص ۲۴۵ تا ۲۵۸.
- محو، ا.ح. و همکاران. ۱۳۸۸. بررسی وضعیت تصفیه فاضلاب و کیفیت پساب خروجی بیمارستان‌های استان کرمان در سالهای ۸۶-۱۳۸۴. دوازدهمین همایش بهداشت محیط ایران دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی دانشکده بهداشت.
- مرادمند، م. و بیگی هرچگانی، ح. ۱۳۸۸. اثر آبیاری با پساب تصفیه شده بر توزیع سرب و نیکل در اندام فلفل سبز و خاک. مجله پژوهش آب ایران. جلد ۳ شماره ۵ صص ۶۳ تا ۷۰.
- میران زاده، م.ب. و بابامیر، ش. ۱۳۸۲. بررسی کارایی تصفیه خانه فاضلاب شهرک اکباتان تهران طی سالهای ۸۰-۱۳۷۹. فصلنامه علمی پژوهشی فیض، شماره ۲۵ صص ۴۰ تا ۴۷.
- نیک‌منش، م.ر. و رخشنده‌رو، غ.ر. ۱۳۹۰. ارزیابی توانایی شبکه‌های مختلف عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان محدوده سعادت‌شهر فارس. تحقیقات منابع آب ایران. جلد ۷ شماره ۱ صص ۸۲ تا ۸۶.

Adineh, V.R., et al. 2008. Optimization of the operational parameters in a fast axial flow CW CO2 laser using artificial neural networks and genetic algorithms. Optics & Laser Technology 40: 1000– 1007.

Almasri, M.N., J.J., Kaluarachchi. 2005. Modular neural networks to predict the nitrate distribution in ground water using the onground nitrogen loading and recharge data. Environmental Modeling and Software. 20 (7): 851-871.

- Anonymous .1994. NeuroDimension, Inc. 1994 NeuroSolutions: Premier Neural Network Development Environment [Online]. <http://www.neurosolutions.com>.
- Benson,C.H., et al .2007. Practice review of five bioreactor/recirculation landfills. *Waste Management*. 27: 13-29.
- Bestamin,O., D.,Ahmet .2007. Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field scale landfill bioreactors. *Environmental Modelling & Software*. 22: 15-822
- Chan,C.W., G.H.,Huang .2003. Artificial intelligence for management and control of pollution minimization and mitigation processes. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 16: 75–90.
- Cinar,O. 2005. New tool for evaluation of performance of wastewater treatment plant: Artificial neural network. *Process Biochemistry* 40: 2980–2984.
- Cirjan,M., et al .2008. Factors affecting the removal of organic micropollutants from wastewater in conventional treatment plants (CTP) and membrane bioreactors (MBR). *Review Environmental Science and Biotechnology*, 7: 61-78.
- Dogan,E., et al .2008. Application of Artificial Neural Networks to Estimate Wastewater Treatment Plant Inlet Biochemical Oxygen Demand. *Environmental Progress*. 27 (4): 439-445.
- Ehrig,H.J. 1996. Prediction of landfill gas production from laboratory – scale test, landfilling of waste: Biogas, Eand FN SPON Pub., London.
- Fletcher,D., E.,Goss .1993. Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data, *Information and Management*, 24: 159-167.
- Guclu,D., S.,Dursun .2010. Artificial neural network modelling of a large-scale wastewater treatment plant operation. *Bioprocess Biosyst Eng*. 33: 1051–1058.
- Holubar,P., et al .2002. Advanced controlling of anaerobic digestion by means of hierarchical neural networks. *Water Research*. 36: 2582-2588.
- Irmak,S., et al .2003. Solar and net radiation based equations to estimate reference evapotranspiration in humid climates. *J. Irrig. Drain .Eng*. 129 (5): 336-347.
- Jalili-Ghazizade,M., R.,Noori .2008. Prediction of municipal solid waste generation by use of artificial neural network: a case study of Mashhad. *Int. J. Environ. Res*, 2 (1): 13-22.
- Kanellopoulos,I., G.G.,Wilkinson .1997. Strategies and bestpractice for neural network image classification. *Int J Remote Sens* 18(4):711–725.
- Kumar,M., et al .2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural networks. *J. Irr. and Drainage Eng. ASCE*. 128(4): 224-233.
- Lenard,M.J., P.,Alam, , G.R.,Madey .1995. The application of neural networks and a qualitative response model to the auditor’s going concern uncertainty decision. *Decision Sci*. 26(2): 209–227.
- Lenge,N.T. 1999. New mathematical approaches in hydrological modeling: an application of artificial neural networks. *Physic. Chem. Earth (B)*, 24 (1-2): 31-35.

- Maier, H.R., G.C., Dandy .1998. Understanding the behavior and optimizing the performance of back-propagation neural networks: an empirical study. *Environmental Modeling & Software*. 13 (2): 179-191.
- Melidis, P., E., Vaiopoulou, A., Aivasidis .2008. Development and implementation of microbial sensors for efficient process control in wastewater treatment plants. *Bioprocess Biosyst Engineering*. 31:277-282.
- Metcalf & Eddy, Inc. 2003. *Wastewater Engineering .Treatment and reuse*. Mc GrawHill Publication, 4th Ed.
- Onkal-Engin, G., I., Demir, S.N., Engin .2005. Determination of the relationship between sewage odour and BOD by neural networks. *Environmental Modeling & Software*. 20 (7): 843-850.
- Pai, T.Y., et al .2007. Grey and neural network prediction of suspended solids and chemical oxygen demand in hospital wastewater treatment plant effluent. *Computers and Chemical Engineering* 31: 1272–1281.
- Pathak, V. , O., Dikshit .2005. Neuro-Textural Classification of Indian Urban Environment. *Geocarto International*. 20. (3): 65-73.
- Patuwo, E., M.Y., Hu, M.S., Hung .1993. Two-group classification using neural networks. *Decision Sci* 24(4):825–845.
- Piramuthu, S., M.J., Shaw, J.A., Gentry .1994. 'A classification approach using multi-layered neural networks', *Decision Support Systems*, 11: 509-525.
- Rankovi, V., et al .2010. Neural network modeling of dissolved oxygen in the Gruža reservoir, Serbia. *Ecological Modeling*. 221: 1239–1244.
- Rodriguez, M.J. , J.B., Se´rodes .1999. Assessing empirical linear and non-linear modelling of residual chlorine in urban drinking water systems. *Environmental Modelling & Software*. 14 (1): 93-102.
- Row, D.R. 1995. *Handbook of wastewater reclamation and reuse*. CRC Press.
- Shi, J.J. 2000. Reducing prediction error by transforming input data for neural networks, *Journal of Computing in Civil Engineering* 14: 109-116.
- Singh, P., et al .2009. Artificial neural network modeling of the river water quality-A case study. *Ecological Modeling* 220: 888–895.
- Wang, F. 1994. The use of artificial neural networks in a geographical information system for agricultural land suitability assessment. *Environ. Plann. A* 26(2): 265–284