

بررسی کارایی تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی

عطاالله ندیری*^۱، اصغر اصغری مقدم^۲، سیما شکری^۳

۱. استادیار هیدروژئولوژی گروه علوم زمین دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

۲. استاد هیدروژئولوژی گروه علوم زمین دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز Moghaddam@tabrizu.ac.ir

۳. دانشجوی کارشناسی ارشد زمین‌شناسی زیست‌محیطی دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

Simashokri@yahoo.com

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۴/۱۱

تاریخ وصول مقاله: ۱۳۹۲/۱۰/۱۴

چکیده

با توجه به محدودبودن منابع آب شیرین در جهان، استفاده مجدد از پساب‌های شهری تصفیه‌شده به خصوص در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران ضروری به نظر می‌رسد. از این رو تصفیه صحیح، مدیریت و کنترل فرایند تصفیه نیازمند بررسی دقیق پارامترهای مؤثر در این فرایند است. لذا با توجه به عدم قطعیت در پارامترهای کیفی فرایند تصفیه و پیچیدگی ارتباط آن‌ها، در این مطالعه از مدل‌های هوش مصنوعی مانند فازی (FL) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای مدل‌سازی رفتار تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز استفاده شده است. بدین منظور با مینا قرار دادن مشخصه‌های کیفی اندازه‌گیری‌شده در ورودی تصفیه‌خانه، مقدار متناظر این مشخصه‌ها در خروجی تصفیه‌خانه پیش‌بینی و از مدل‌های فازی ممدانی و ساجنو و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد. داده‌های ورودی این مدل‌های هوش مصنوعی شامل پارامترهای دما، اکسیژن مورد نیاز بیوشیمیایی (BOD)، اکسیژن مورد نیاز شیمیایی (COD)، کل جامدات معلق (TSS) و pH فاضلاب و داده‌های خروجی شامل مشخصه^۳ BOD، COD و TSS است. بر اساس نتایج، هر سه مدل شبکه عصبی مصنوعی، فازی ممدانی و ساجنو به ترتیب متوسط RMSE کمتر از ۳/۱ برای مراحل آموزش و آزمایش داشتند و نتایج قابل قبولی ارائه دادند. مدل فازی ساجنو با متوسط RMSE برابر ۲/۸۳ بهترین مدل شناخته شد. همچنین، با محاسبه درصد بازده حذف آلاینده‌ها در خروجی تصفیه‌خانه مشخص شد حداکثر بهره‌وری حذف در تصفیه‌خانه مربوط به آلاینده TSS بوده و معادل ۹۳ درصد است. سایر آلاینده‌ها نیز مقادیری بسیار نزدیک به TSS داشتند. به همین ترتیب بازده حذف این آلاینده‌ها از طریق مقادیر برآوردی با مدل‌های فازی و شبکه عصبی نیز به همین منوال است که به واسطه نزدیکی با مقادیر مشاهداتی مبین کارایی خوب مدل‌های به کار برده شده است.

کلیدواژه

بازده حذف، تصفیه‌خانه تبریز، شبکه عصبی مصنوعی، فاضلاب، مدل فازی ساجنو و ممدانی.

۱. سرآغاز

مصارف خاصی مانند کشاورزی به علت نیاز روزافزون به آب و قابل اطمینان بودن پساب به منزله منبع آب مهم در دسترس و به دلیل بالابودن مواد مغذی همچون ازت، فسفر و پتاسیم برای رشد گیاهان، روزه‌روز مورد توجه بیشتر است (مرادمند و بیگی هرچگانی، ۱۳۸۸؛ ترابیان و مطلبی، ۱۳۸۲). از طرف دیگر، آمار و ارقام نشان می‌دهند حجم آب‌های نامتعارف از جمله پساب‌های شهری و صنعتی ایران در سال ۱۳۷۵ در حدود ۳/۴ میلیارد متر مکعب بوده

ایران در اقلیم خشک و نیمه‌خشک واقع است و بر اساس گزارش بانک جهانی پیش‌بینی شده که تا سال ۲۰۲۵ میلادی حتی در صورت شرایط جوی معمول، بحران کمبود آب در آن افزایش می‌یابد و حتی به دو برابر می‌رسد (توکلی و همکاران، ۱۳۹۰)، لذا استفاده از آب‌های تصفیه‌شده در کشور از اهمیت بالایی برخوردار است. استفاده از پساب به منزله منبع تأمین‌کننده نیازهای آبی برای

تشریح می‌شوند (رفعت‌متولی و همکاران، ۱۳۹۱). لذا در سال‌های اخیر مطالعات فراوانی روی بررسی رفتاری تصفیه‌خانه‌ها بر اساس معیارهای کیفی پساب با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی مانند منطق فازی (FL)^۱، نروفازی و شبکه‌های عصبی صورت گرفته است (Wen and Vassiliadis, 1998; Choi and Park, 2001; Murnleitner et al., 2002; Oliveira-Esquerre et al., 2002; Hong and Rosen, 2003; Hamed et al., 2004; Sahoo et al., 2005; Perendeci et al., 2009; Mingzhi et al., 2009; Pai et al., 2009; Erdirencelebi and Yalpir, 2011). طوری که Chan و Huang در سال ۲۰۰۳ استفاده از این روش‌ها را در مباحث آلودگی محیط‌زیست به واسطه پیچیدگی سیستم، اعتبار و قابل اعتماد بودن توصیه کردند. همچنین، Chan و همکاران (۲۰۰۱) فرایندهای تصفیه فاضلاب صنعتی را به کمک مدل تحلیلی سه مرحله‌ای تلفیقی شامل منطق فازی، الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مدل‌سازی کردند. مدل مذکور برای یک نمونه مطالعاتی در تایوان با موفقیت استفاده شد. Pai و همکاران (۲۰۰۷) برای پیش‌بینی پارامترهای کیفی پساب خروجی از تصفیه‌خانه بیمارستانی در تایوان از هر دو روش شبکه مصنوعی و سیستم فازی استفاده و با استفاده از مشخصه‌های pH، دما (T)^۲، املاح جامد (SS)^۳ و COD^۴ فاضلاب در ورودی مدل، COD و SS پساب را پیش‌بینی کردند. نتایج آنان نیز مبین کارایی مناسب شبکه عصبی طراحی شده و سامانه‌های فازی به کار برده شده با حداقل میانگین درصد خطاهای مطلق ۲۳/۱۴ و ۵۱/۳۳ درصد به ترتیب برای SS و COD بود. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تخمین مشخصه BOD^۵ روزانه فاضلاب از سوی Dogan و همکاران (۲۰۰۸) نشان داد خطای شبکه پیشنهادی با ورودی‌های BOD، نیتروژن، فسفر کل، SS و دی‌بسی فاضلاب، برابر ۱۰ درصد است که مؤید توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در خصوص این مسائل است (Dogan et al., 2008). Mjalli و همکاران (۲۰۰۷) استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مقادیر پارامترهای BOD، COD و TSS^۶ پساب تصفیه‌خانه دوحه با سیستم

که ۲/۵ میلیارد متر مکعب آن مربوط به پساب شهری است (رنگ‌زن و همکاران، ۱۳۸۵). با توجه به رشد و توسعه شهرنشینی مقدار این پساب‌ها در سال ۱۳۸۰ برابر ۴/۵ میلیارد متر مکعب و پیش‌بینی آن برای سال ۱۳۹۲ در حدود ۷ میلیارد متر مکعب بوده است (رنگ‌زن و همکاران، ۱۳۸۵). لذا راهبری صحیح تصفیه‌خانه‌های فاضلاب از مهم‌ترین عوامل مدیریتی در بخش آب و فاضلاب کشور به شمار می‌آید (رفعت‌متولی و همکاران، ۱۳۹۱). عملکرد تصفیه‌خانه‌های فاضلاب تابعی از عوامل مختلف کیفی فاضلاب، شرایط مدیریتی تصفیه‌خانه و مسائل زیست‌محیطی است. دفع فاضلاب با مشخصه‌های کیفی قابل قبول، به انواع منابع پذیرنده، یکی از مشکلات زیست‌محیطی است که جوامع امروزی با آن مواجه‌اند (زارع‌ایبانه و همکاران، ۱۳۹۱). بنابراین، استفاده از روش‌هایی که بتواند عملکرد و کارایی تصفیه‌خانه‌های فاضلاب را به خصوص، بر اساس تغییرات کمی و کیفی فاضلاب ورودی پیش‌بینی کند از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

مدل‌های عددی به لحاظ نیاز به داده‌های فراوان، وقت‌گیر بودن فرایند کالیبراسیون، به صرف هزینه زیادی نیاز دارند (Nadiri et al., 2013a). علاوه بر این، بنا به نظر صفوی (۱۳۸۹) در مدل‌های عددی، 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. این در حالی است که در مدل‌های هوش مصنوعی بدون در نظر گرفتن معادلات پیچیده، می‌توان دینامیک حاکم بر سیستم را استخراج و از این طریق، خروجی‌های مدل را پیش‌بینی کرد (خلیلی و همکاران، ۱۳۸۵; Hong and Rosen, 2003; Hamed et al., 2004). تصفیه فاضلاب شامل عملیات عمده و پیچیده فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی است. بیشتر این فرایندها، رفتار غیرخطی دارند که با مدل‌های خطی ریاضی به سختی

با توجه به توانایی بالای سیستم‌های فازی در مدل‌سازی، برآورد فرایندهای پیچیده و بهینه‌سازی مسائل مختلف مهندسی، این فرضیه مطرح می‌شود که این سیستم می‌تواند با دقت مناسبی مقادیر عوامل کیفی پساب تصفیه‌خانه را به کمک عوامل کیفی فاضلاب ورودی برآورد کند. هر یک از این مدل‌ها قبلاً به صورت منفرد بدین منظور استفاده شده است، اما تا به حال مقایسه‌ی توانایی این سه مدل در مدل‌سازی عملکرد تصفیه‌خانه انجام نشده و هیچ مطالعه‌ای در خصوص مدل‌سازی عملکرد تصفیه‌خانه تبریز با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی صورت نگرفته است. از این رو تحقیق حاضر با هدف توسعه، مقایسه و ارزیابی کارایی مدل‌های فازی ساجنو و ممدانی و سیستم شبکه عصبی در بررسی عملکرد تصفیه‌خانه بزرگ تبریز و برآورد عوامل کیفی پساب خروجی از آن انجام شده است.

۲. مواد و روش بررسی

۲.۱. تصفیه‌خانه مورد مطالعه

فاضلاب تبریز به صورت ثقلی جمع‌آوری و وارد تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز می‌شود. این تصفیه‌خانه در چهار کیلومتری غرب تبریز (محله قراملک) در ضلع جنوبی رودخانه آجی‌چای و در پایین‌ترین نقطه شهر در ارتفاع ۱۳۳۴ متر از سطح دریاهای آزاد واقع شده است (شکل ۱). از فاز اول تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز با ظرفیت ۶۱۲ هزار نفر، در تیر ۱۳۸۰ بهره‌برداری شد. در حال حاضر به علت کامل نبودن شبکه فاضلاب تبریز، فاز اول تصفیه‌خانه با ظرفیت حدود ۳۰ درصد بهره‌برداری می‌شود. شرکت آب و فاضلاب استان آذربایجان شرقی فازهای دوم و سوم تصفیه‌خانه را در دست مطالعه دارد. تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز با متوسط دبی سالیانه ۱/۵ متر مکعب بر ثانیه و حداکثر دبی در روزهای بارانی و غیربارانی به ترتیب ۳/۸ و ۲/۵ متر مکعب بر ثانیه شامل دو مرحله اولیه و ثانویه تصفیه است که در مرحله اول، تصفیه فیزیکی و در مرحله بعدی تصفیه بیولوژیکی و در نهایت گندزدایی انجام می‌شود. فرایند تصفیه بیولوژیکی فاضلاب از نوع لجن فعال^۹ با

لجن فعال را پیش‌بینی کردند و دریافتند که مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت بسیار بالایی در پیش‌بینی و تخمین پارامترهای بهره‌برداری تصفیه‌خانه‌های فاضلاب برخوردار است. اجرای هر چه بهتر مدل به تعداد مناسب مشخصه‌های ورودی نیز بستگی دارد. برای مثال، در مطالعه‌ای که Singh و همکاران در سال ۲۰۰۹ برای پیش‌بینی مشخصه BOD انجام دادند، از ۱۱ مشخصه کیفی به‌منزله ورودی شبکه استفاده کردند که در نهایت ضریب همبستگی برای ساختار بهینه شبکه (۰/۸۷) به دست آمد (Singh et al., 2009).

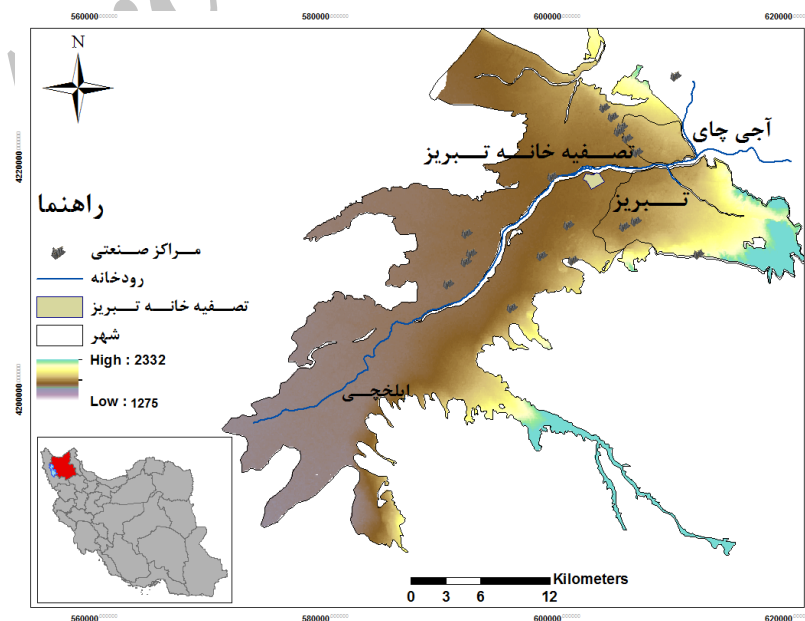
Yalpir و Yel در سال ۲۰۱۱ با استفاده از سیستم استنتاج فازی ممدانی موفق به پیش‌بینی عوامل کیفی پساب خروجی از تصفیه‌خانه‌های شهری در ترکیه شدند. آنان از مشخصه‌های pH، COD، BOD، T و SS فاضلاب در ورودی سیستم فازی ممدانی برای پیش‌بینی COD، BOD، pH و SS پساب بهره‌گرفتند. نتایج آنان مبین کارایی مناسب سیستم‌های فازی استفاده‌شده با حداقل درصد خطاهای مطلق (MAPEs) ۴، ۷، ۱۱ و ۹ درصد به ترتیب برای pH، COD، BOD و SS بود (Yel and Yalpir, 2010). همچنین، توانایی شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی در مدل‌سازی مشخصه‌های کیفی تصفیه‌خانه فاضلاب کارخانه کاغذ در چین از سوی Wan و همکاران (۲۰۱۱) بررسی شد. یافته‌های آنان نشان داد مقدار میانگین مجذور مربعات خطا (RMSEs)^۸ برای پیش‌بینی COD و SS به ترتیب ۱/۱۳۵ و ۰/۱۸۴ درصد بود که مؤید توانایی بالای مدل‌های استفاده‌شده در مسائل مربوط به تصفیه‌خانه‌هاست (Wan et al., 2011). این کاربردها نشان‌دهنده توانمندی بالای مدل‌های هوشمند عصبی و فازی در مدیریت مسائل زیست‌محیطی است. زارع‌ایبانه و همکاران (۱۳۹۰) نیز در مطالعه‌ای که برای ارزیابی کارایی تصفیه‌خانه اکباتان انجام دادند با استفاده از پارامترهای BOD، COD، pH، T و TSS و SS به نتیجه مطلوب تری (۰/۹۲) دست یافتند (زارع‌ایبانه و همکاران، ۱۳۹۰).

اهمیت مشخصه pH به علت ارتباط با فعالیت‌های بیولوژیکی و مشخصه دما به علت تأثیرگذاری در سرعت نیتریفیکاسیون است (ذوقی و همکاران، ۱۳۸۹). مشخصه‌های BOD و COD به منزله ترکیبات آلی قابل تجزیه بیولوژیکی پیش‌ساز اسیدهای چرب فرار توصیف شده‌اند که در افزایش بازده حذف آلاینده‌های ازت و فسفر فاضلاب نقش دارند (بینا و همکاران، ۱۳۸۴). کاربرد این مشخصه‌ها به منزله اطلاعات ورودی با کمترین خطا و بهترین جواب در برآورد، از سوی محققان مختلف گزارش شده است (مجوی و همکاران، ۱۳۸۸; Pai et al., 2007). مقادیر میانگین ماهانه متغیرهای BOD، COD، TSS، T و pH اندازه‌گیری شده در ورودی و خروجی تصفیه‌خانه برای سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۱، در شکل ۲ ارائه شده است. اصولاً مشخصه‌های فاضلاب باید در ماه‌ها و فصل‌های مختلف سال متفاوت باشند و روند گوناگونی را نشان دهند. برای مثال، کاهش دمای فاضلاب در ماه‌های اول زمستان که نتیجه تغییرات چشمگیر عوامل جوی است، به صورت مستقیم در میزان فعل و انفعالات شیمیایی تأثیر می‌گذارد و روند آن‌ها را تغییر می‌دهد.

هوادهی انتشاری است و همین‌طور تصفیه‌خانه شامل تجهیزات هضم بی‌هوایی^۱ برای تصفیه و تثبیت لجن تولیدی است (مشاور یکم، ۱۳۹۱؛ مشاور یکم، ۱۳۸۴).

۲.۲. داده‌های استفاده‌شده

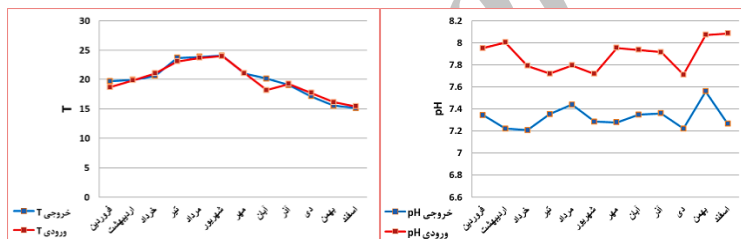
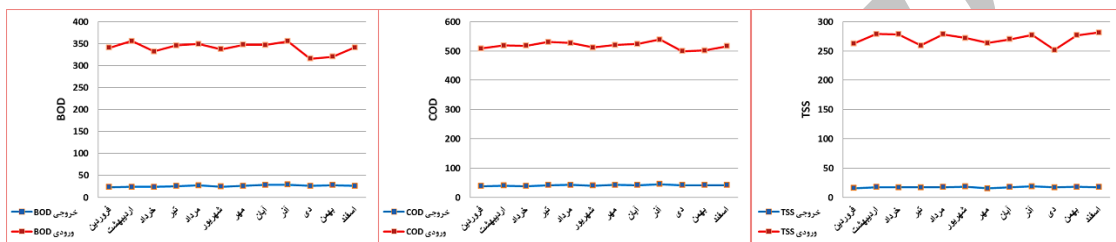
تحقیق حاضر با هدف توسعه و ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی در بررسی عملکرد تصفیه‌خانه بزرگ تبریز و برآورد عوامل کیفی پساب خروجی از آن انجام شده است. در سنجش کیفیت پساب و ارزیابی تصفیه‌خانه‌های فاضلاب معمولاً از سنجش و ثبت پارامترهای دما (T)، اکسیژن مورد نیاز بیوشیمیایی (BOD)، اکسیژن مورد نیاز شیمیایی (COD)، کل جامدات معلق (TSS) و pH در خروجی تصفیه‌خانه و مقایسه آن‌ها با مقادیر ورودی استفاده می‌شود (میران‌زاده و بابامیر، ۱۳۸۲). در این راستا مقادیر ماهانه مشخصه‌های BOD، COD و کل جامدات معلق (TSS) به منزله مشخصه‌های کیفی و دما (T) و pH به منزله عوامل محیطی فاضلاب خام، طی سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۱ به منزله بردار اطلاعات ورودی مد نظر قرار گرفت (جدول ۱). به همین ترتیب از مقدار متناظر ۳ مشخصه BOD، COD و TSS در پساب خروجی تصفیه‌خانه به منزله بردار اطلاعات خروجی استفاده شد.



شکل ۱. موقعیت تصفیه‌خانه و مراکز صنعتی در دشت تبریز

جدول ۱. خصوصیات آماری داده‌های ورودی و خروجی

داده‌ها	متغیر	واحد	پیشینه	میانگین	کمینه
ورودی	BOD	mg/L	۴۴۷/۱	۳۴۵/۴	۲۸۳/۳
	COD	mg/L	۶۵۸/۵	۵۲۰/۳	۴۲۱/۳
	TSS	mg/L	۳۳۷/۹۵	۲۷۳/۳	۱۳۴/۱
	T	°C	۲۵/۹	۲۰/۱۸	۱۳/۸
	pH	-	۸/۹۴	۷/۹۱	۷/۱۲
خروجی	BOD	mg/L	۴۲/۷	۲۵/۷۳	۱۲/۴
	COD	mg/L	۶۸/۳	۴۱/۰۶	۲۶/۹۳
	TSS	mg/L	۲۹/۶	۱۷/۰۹	۶/۰۲



شکل ۲. نمودار تغییرات متوسط ماهانه متغیرهای اندازه‌گیری شده در ورودی و خروجی تصفیه‌خانه



شکل ۳. الف) دریچه‌های کشویی ورود فاضلاب به کانال اصلی، ب) کانال انحرافی، پ) تخلیه فاضلاب به آبی چای

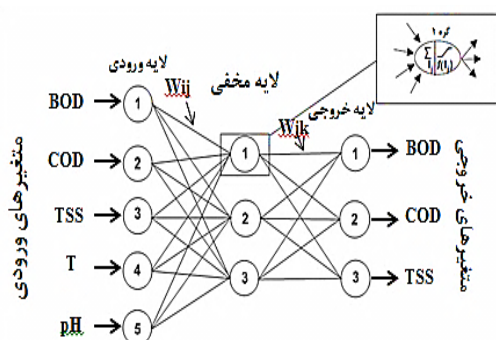
کانال انحرافی وارد رودخانه آبی چای می‌شود (شکل ۳). به این ترتیب فاضلاب ورودی به تصفیه‌خانه برای تصفیه شرایط یکسانی در تمام سال دارد.

۳.۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

مدل‌سازی از ابزارهای مناسب برای تصمیم‌گیری و پیش‌بینی پدیده‌های زیست‌محیطی است که اغلب به

از آنجا که شبکه جمع‌آوری فاضلاب تبریز شامل فاضلاب خام شهری و پساب برخی صنایع به صورت پیش‌تصفیه است، بنابراین ترکیب آن هنگام ورود به تصفیه‌خانه تبریز تقریباً به صورت یکنواخت است. در تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز نیز در بخش کانال ورودی فاضلاب خام دریچه‌های کشویی کار گذاشته‌اند که در صورت تغییر این ترکیب عمل می‌کند و فاضلاب از طریق

تهیه کردن داده‌هاست. آخرین لایه یا لایه خروجی شامل نرون‌های پردازشگر با تابع تبدیل گر خطی است که حاصل آن مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله شبکه است و بنابراین خروجی مدل را معرفی می‌کند. لایه‌های میانی یا مخفی که از نرون‌های پردازشگر تشکیل شده‌اند، محل پردازش داده‌هاست. تعداد لایه‌های مخفی و نرون‌ها در هر لایه مخفی به طور معمول به وسیله روش آزمون و خطا مشخص می‌شود (ندیری و همکاران، ۱۳۹۳).



شکل ۴. ساختار شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در تصفیه‌خانه (ماتریس وزن بین لایه دوم و سوم W_{jk} / ماتریس وزن بین لایه‌های اول و دوم W_{ij})

شبکه‌های عصبی مصنوعی به روش‌های مختلفی مانند چگونگی ارتباط نرون‌ها و حرکت داده‌ها در شبکه دسته‌بندی می‌شوند (اصغری مقدم و همکاران، ۱۳۸۸). در این تحقیق، از شبکه پرسپترون چند لایه که یکی از شبکه‌های پیشرو (FFN)^{۱۲} است، استفاده شد که در این شبکه‌ها اطلاعات از ورودی به طرف خروجی حرکت می‌کنند. ساختار انتخابی شبکه به منزله شبکه‌ای ساده و پرکاربرد در مدل‌سازی فرایند تصفیه فاضلاب است (Ozkaya et al., 2007; Jalili et al., 2008). نرون‌ها در یک لایه به هم مرتبط نمی‌شوند، بلکه در یک لایه به لایه بعدی ارتباط می‌یابند. بنابراین، خروجی یک نرون در یک لایه به سیگنالی که از لایه قبلی دریافت می‌کند، وزن تعیین شده برای آن و نوع تابع تبدیلگر بستگی دارد (Nadiri et al., 2014).

مراحل انجام شده در یک شبکه از طریق الگوریتم‌های ریاضی متفاوت صورت می‌گیرند که مهم‌ترین آن‌ها

صورت مدل‌های مفهومی با روابط ریاضی بیان می‌شوند (طاهریون، ۱۳۸۵). با توجه به پیچیدگی و غیرخطی بودن پدیده‌های زیست‌محیطی از جمله فرایند تصفیه فاضلاب، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با عملکردی مشابه مغز انسان به منزله ابزاری مناسب قابل توجه است (Ozkaya, et al., 2007). شبکه‌های عصبی مصنوعی سیستم پردازشگر اطلاعات توده‌ای‌اند که به صورت موازی قرار گرفته‌اند و عملکردی شبیه شبکه عصبی مغز انسان دارند (Hopfield, 1982). اصول زیر نشانگر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی‌اند (ندیری و همکاران، ۱۳۹۲):

۱. پردازش داده‌ها در واحدهای منفردی به نام نرون صورت می‌گیرد.
۲. سیگنال‌های بین از طریق خطوط ارتباطی انتقال می‌یابند.
۳. وزن نسبت داده شده به هر خط ارتباطی نشانگر قدرت ارتباطی آن خط است.
۴. هر نرون به طور معمول دارای توابع فعال‌سازی^{۱۱} و تبدیل‌گر برای تعیین سیگنال‌های خروجی از داده‌های ورودی شبکه است. به اعتقاد صفوی (۱۳۸۹) در مدل‌های عددی، محدودیت‌هایی به لحاظ کالبراسیون ضرایب واکنش‌ها و صحت‌سنجی آن‌ها وجود دارد که با افزایش تعداد مشخصه‌ها و تأثیرات متقابل آن‌ها در یکدیگر، دقت پیش‌بینی رفتار کیفی فاضلاب کاهش می‌یابد. در مدل‌های هوش مصنوعی بدون در نظر گرفتن معادلات پیچیده غیرخطی، می‌توان دینامیک حاکم بر سیستم را استخراج و از این طریق، خروجی‌های مدل را پیش‌بینی کرد (صفوی، ۱۳۸۹). همچنین، مطالعات صورت گرفته (Dogan et al., 2014; Nadiri et al., 2007; Mjalli et al., 2008)، مؤید توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی مسائل مربوط به تصفیه‌خانه‌هاست. ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی به وسیله الگوی ارتباط بین نرون‌ها، روش تعیین وزن‌های ارتباطی و تابع انتقال، معرفی می‌شود. ساختار عادی شبکه عصبی مصنوعی، معمولاً از لایه ورودی، لایه‌های میانی (مخفی) و لایه خروجی تشکیل شده است (شکل ۴). لایه ورودی لایه انتقال‌دهنده و وسیله‌ای برای

مرحله نوبت به تعریف کردن قوانین اگر- آنگاه و انتخاب عملگرهای فازی می‌رسد. سیستم‌های استنتاج فازی، مدل‌های غیرخطی‌اند که رابطه ورودی- خروجی یک سیستم واقعی را با استفاده از قوانین اگر- آنگاه فازی توصیف می‌کنند.

ساختار عمومی قوانین تدوین شده به صورت زیر است (Nadiri et al., 2014):

Rule m: IF (X_1 is A_1 , m) and (X_2 is A_2 , m) and ... and (X_k is A_k , m) then Y is

به طور کلی می‌توان ایجاد مدل فازی را در مراحل زیر خلاصه کرد: الف) فازی‌سازی^{۱۷}: در این مرحله، ورودی‌ها از طریق توابع عضویت مربوط به مجموعه فازی مناسب، فازی می‌شوند. ب) تعیین قوانین فازی^{۱۸}: در این مرحله قوانین فازی اگر- آنگاه تعیین می‌شوند و در صورتی که قوانین اگر- آنگاه، دارای بیش از یک بخش باشند، عملگرهای فازی به کار گرفته می‌شوند تا یک عدد که نمایانگر حاصل آن قانون است به دست آورده شود. سپس، این عدد در تابع خروجی به کار گرفته می‌شود. ج) اجتماع تمام خروجی‌ها^{۱۹}: مرحله‌ای است که به وسیله آن تمام مجموعه‌های خروجی هر قانون را به یک مجموعه فازی واحد ترکیب می‌کنند. د) غیرفازی‌کردن^{۲۰}: ورودی این مرحله نتیجه خروجی مرحله قبل (اجتماع خروجی‌ها) است که به صورت مجموعه فازی است، در حالی که خروجی نهایی مورد نظر برای هر متغیر، تنها یک عدد است. پس وظیفه این مرحله تبدیل مجموعه فازی به یک عدد است (رجیبی و همکاران، ۱۳۸۸؛ Esra and Sukran, 2011). دو نوع مدل فازی پرکاربرد وجود دارد: ۱. نوع ممدانی (Mamdani, 1976, 1977) و ۲. نوع ساجنو (Sugeno, 1985). مهم‌ترین تفاوت این دو نوع مدل فازی در خروجی آن‌هاست، به طوری که در مدل ممدانی، خروجی به صورت یک مجموعه فازی است، اما در مدل ساجنو خروجی به صورت خطی یا ثابت است. برای ساخت هر یک از این مدل‌ها به دسته‌بندی داده نیاز است که در ادامه به توصیف انواع روش‌های دسته‌بندی پرداخته می‌شود.

عبارت‌اند از: ۱. الگوریتم انتشار خطا به عقب (BP)^{۱۳}، ۲. الگوریتم گرادیان مزدوج (CG)^{۱۴}، ۳. الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (LM)^{۱۵} که از این میان الگوریتم LM کاراترین الگوریتم محسوب می‌شود (ASCE, 2000). اطلاعات بیشتری در خصوص این روش از شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان در تحقیقاتی همچون (ASCE, 2000) یافت.

۴.۲. منطق فازی

در دنیای واقعی کمتر با مواردی روبه‌رو می‌شویم که منطق صفر و یک بر آن حاکم باشد و معمولاً موارد تحت بررسی را نمی‌توان به طور مطلق در نظر گرفت. بنابراین، منطق کلاسیک صفر و یک، پاسخگوی بررسی تمامی مشکلات نیست و اکثر مواقع با استفاده از آن نمی‌توان به بررسی دقیقی از یک مسئله پرداخت (روستایی و همکاران، ۱۳۸۸). زاده در سال ۱۹۶۵ برای اولین بار مقاله‌ای با عنوان «نظریه مجموعه‌های فازی» مطرح کرد (Zadeh, 1965). پس از آن نظریه مجموعه‌های فازی به سرعت در علوم مختلف استفاده شد. امروزه استفاده از منطق فازی به منزله ابزار قدرتمند ریاضی در علوم مختلف موجب کاهش پیچیدگی روابط ریاضی حاکم بر مدل‌ها، انعطاف‌پذیری در مقابل نظر تصمیم‌گیرنده و صرفه‌جویی در وقت و هزینه‌ها می‌شود (رجیبی و همکاران، ۱۳۹۰). منطق فازی بر اساس مفهوم مجموعه‌های فازی است که بین طبقات مختلفی از موضوعات، ارتباطی با مرز نرم برقرار می‌کند، به گونه‌ای که عضویت از جنس درجه باشد و با پارامتر درجه بتوان میزان عضویت را نشان داد (Kadkhodaie-Ilkhchi and Amini, 2009; Fلاح قاهره و همکاران، ۱۳۸۸; Grande et al., 2010). لذا از اساسی‌ترین مفاهیم در منطق فازی تابع عضویت^{۱۶} است که برای هر عضو مجموعه یک مقدار عضویت می‌دهد (Nadiri et al., 2014). انواع مختلفی از توابع عضویت از جمله گوسی، مثلثی، دوزنقه‌ای و غیره وجود دارند (ندیری و همکاران، ۱۳۸۲b). بعد از این

۲. ۴. ۱. دسته‌بندی

فرایند دسته‌بندی سعی دارد که یک مجموعه داده را به چندین دسته تقسیم کند، به طوری که داده‌های قرار گرفته در یک دسته با یکدیگر شبیه و با داده‌های دسته‌های دیگر متفاوت باشند. از مهم‌ترین بخش‌ها در منطق فازی، اعمال دسته‌بندی به منظور تعریف توابع عضویت و به طور حتم تعداد قوانین اگر-آنگاه است. پس از دسته‌بندی اطلاعات، می‌توان به بهترین روش و با کمترین تعداد قوانین، رفتار داده‌ها را مدل کرد. نکته مهم در تعداد قوانین اگر-آنگاه این است که تعداد کم قوانین نمی‌تواند تمام مسئله را پوشش دهد و تعداد زیاد قوانین نیز سبب پیچیده شدن مدل و در نتیجه کارایی ضعیف آن می‌شود. بنابراین، یافتن تعداد بهینه قوانین از مهم‌ترین نکات منطق فازی است. انواع مختلفی از روش‌های دسته‌بندی وجود دارند: دسته‌بندی کاهشی^{۲۱} از جمله روش‌هایی است که Chiu در سال ۱۹۹۴ معرفی کرد و در منطق فازی کاربرد دارد. در این روش فرض بر این است که هر داده به منزله یک مرکز دسته‌بندی بررسی شود. پارامتر اصلی در این روش دسته‌بندی برای تعیین تعداد دسته‌ها و قوانین اگر-آنگاه، شعاع دسته‌بندی است. مقادیر این پارامتر بین صفر و یک است. کاهش این پارامتر سبب افزایش دسته‌ها و قوانین و افزایش آن به سمت یک، سبب کاهش دسته‌ها و قوانین خواهد بود (Fijani et al., 2013). از مزیت‌های روش کاهشی این است که در مواردی که دید مشخصی در خصوص تعداد دسته‌ها نیست، قابل استفاده است (رجبی و همکاران، ۱۳۹۰). اختصاصی‌ترین روش دسته‌بندی که برای روش ممدانی مناسب است، دسته‌بندی (FCM) Fuzzy c-means نام دارد. مدل خوشه‌بندی FCM اولین بار از سوی Bezdek در سال ۱۹۸۱ ارائه شده است و در واقع معروف‌ترین و پرکاربردترین روش خوشه‌بندی جزءبندی محسوب می‌شود. روش FCM نقاط اطلاعاتی را در فضای چندبعدی در نظر می‌گیرد و به صورت تعداد خاصی از خوشه‌ها دسته‌بندی می‌کند (Nadiri et al., 2013a). این

روش خوشه‌بندی با یک حدس اولیه از مراکز خوشه‌ها شروع می‌شود تا اینکه موقعیت میانگین هر خوشه را نشان دهد. حدس اولیه برای مراکز این خوشه‌ها اکثراً نادرست است. علاوه بر این، FCM به هر داده نقطه‌ای یک درجه عضویت برای هر خوشه اختصاص می‌دهد. به وسیله تکرار به‌روزرسانی مراکز هر خوشه و درجه‌های عضویت هر نقطه داده، FCM به طور مداوم مراکز خوشه‌ها را داخل یک مجموعه از داده‌ها برای تعیین موقعیت درست حرکت می‌دهد. طی این تکرار تابع هدف به حداقل رسیده است و نشان می‌دهد فاصله از هر نقطه داده به مرکز خوشه‌ی داده شده به وسیله وزن‌دهی از طریق درجه عضویت همان نقطه داده شده تعیین می‌شود. خروجی FCM در واقع لیستی از مراکز خوشه‌ها و چندین درجه عضویت برای هر نقطه داده است. در این خوشه‌بندی تعداد خوشه‌ها به وسیله کاربر تعیین می‌شود (Nadiri et al., 2013a).

۲. ۵. شاخص درصد بهره‌وری

در این تحقیق برای ارزیابی خروجی تصفیه‌خانه و نتایج مدل‌های هوش مصنوعی در جداسازی و کاهش مشخصه‌های مورد مطالعه از شاخص درصد بهره‌وری حذف، طبق رابطه ۱ استفاده خواهد شد. این شاخص درصد جداسازی هر یک از مشخصه‌های کیفی فاضلاب را بعد از عمل تصفیه نشان می‌دهد.

$$RE_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{x_{in} - x_{out}}{x_{in}} \times 100 \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن RE_x شاخص درصد بهره‌وری حذف مشخصه x ، x_{in} میزان جرم ورودی مشخصه x به تصفیه‌خانه و هوش مصنوعی، x_{out} میزان جرم خروجی مشخصه x از تصفیه‌خانه و برآورد شده از هوش مصنوعی و n تعداد داده‌های هر یک از آلاینده‌هاست.

۳. نتایج و بحث

اولین مرحله از مدل‌سازی یک سیستم بررسی چگونگی ارتباط داده‌های در دسترس است که بدین منظور می‌توان

آزمایش شامل ۵ پارامتر در ورودی و ۳ پارامتر در خروجی ارائه شده در جدول ۱ بود.

۳.۱. مدل فازی ساجنو

در این مطالعه برای ارزیابی عملکرد تصفیه‌خانه تبریز از هر دو مدل فازی استفاده شده است. اولین مرحله در مدل‌سازی فازی به روش ساجنو دسته‌بندی داده‌ها و تعیین توابع عضویت است که در این تحقیق از روش کاهش‌ی برای مدل‌سازی فازی استفاده شد. بازده مدل فازی به تعیین شعاع بهینه دسته‌بندی بستگی دارد که بر اساس شکل ۵ مقدار بهینه آن بر اساس کمترین RMSE، ۰/۷ است. بر این اساس، با استفاده از تابع عضویت نوع گوسی^{۲۲} در دسته‌بندی، ۵ دسته و قانون اگر- آنگاه تعیین شد. نمونه توابع عضویت این مدل نیز در شکل ۶ نشان داده است. شکل ۶ نمونه‌ای از توابع عضویت مربوط به این مدل را نشان می‌دهد. شکل ۷ و جدول ۳ میزان R، RMSE و MAPE مدل فازی اجرا شده را نشان می‌دهند. MAPE و RMSE به دست آمده از روش ساجنو مؤید توانایی بالای آن در پیش‌بینی مشخصه‌های کیفی فاضلاب است.

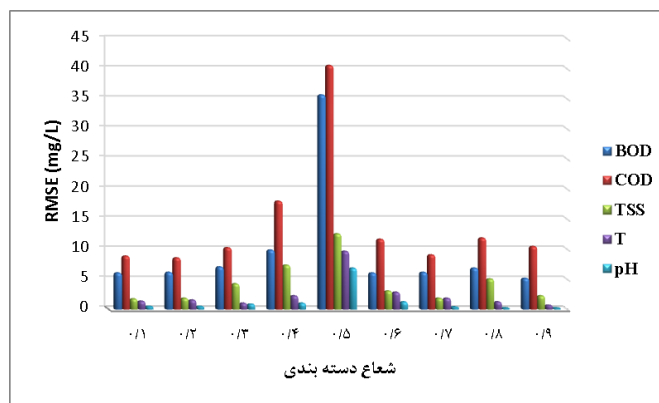
از ضریب همبستگی پیرسون که یکی از معیارهای استفاده شده در تعیین همبستگی دو متغیر است، استفاده کرد. ضریب همبستگی (R) بالا (نزدیک +۱ یا -۱) به معنی همبستگی خوب و مقادیر نزدیک به صفر بیانگر ارتباط نداشتن بین دو متغیر است. جدول ۲ نشانگر چگونگی همبستگی بین پارامترهای خروجی و ورودی با همدیگر است که به صورت ماتریس همبستگی ارائه شده است. سطح معنی‌داری همه پارامترها کمتر از ۵ درصد است، لذا همبستگی‌ها معنی‌دار و فرضیه نول رد می‌شود (Nadiri et al., 2013b). طبق جدول ۲، بیشترین همبستگی به مقدار ۰/۹۳۵ به دمای فاضلاب ورودی و دمای پساب خروجی و کمترین مقدار همبستگی به مقدار ۰/۰۰۰۸ به مشخصه‌های TSS خروجی با BOD خروجی تعلق دارد.

برای انجام مدل‌سازی از طریق مدل‌های شبکه‌های عصبی و فازی به دو دسته داده آموزشی و آزمایش نیاز است، لذا داده‌های در دسترس از تصفیه‌خانه تبریز که شامل ۱۳۰ دسته داده بود به دو بخش داده‌های آزمایش (به تعداد ۲۶ دسته داده) و داده‌های آموزشی (به تعداد ۱۰۶ دسته داده) تقسیم شدند. هر دسته داده در مرحله آموزش و

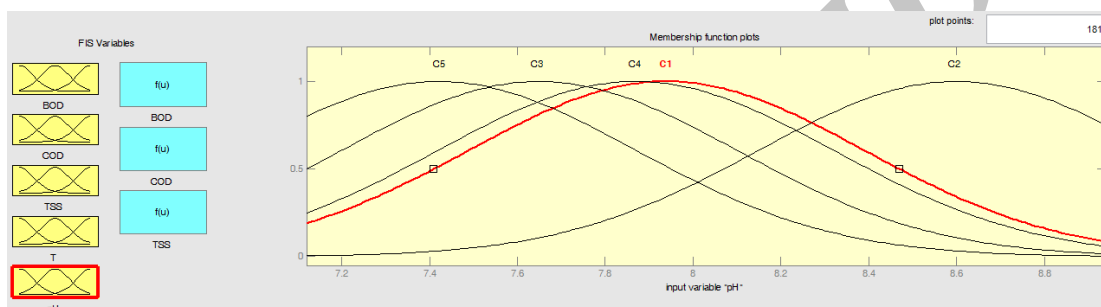
جدول ۲. ماتریس همبستگی بین مشخصه‌های ورودی و خروجی تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز

متغیرهای ورودی					متغیرهای خروجی					
BOD	COD	pH	TSS	T	BOD	COD	pH	TSS	T	
۱										BOD
۰/۷۴۶*	۱									COD
۰/۰۹۶	۰/۰۶۳	۱								pH
۰/۰۱۷	۰/۰۴۷	۰/۰۰۵۴	۱							TSS
۰/۰۷۳۸	۰/۰۴۳	۰/۰۸۲۷	۰/۰۰۶	۱						T
۰/۰۸۶	۰/۳۹۳	۰/۰۵۶	۰/۰۲۹	۰/۰۸۲	۱					BOD
۰/۱۴۹	۰/۵۱۳	۰/۰۴۹	۰/۰۲۱	۰/۰۱۸	۰/۷۵۸	۱				COD
۰/۰۱۸۹	۰/۰۱۶	۰/۰۴	۰/۰۰۵	۰/۰۳۶	۰/۳۸۳	۰/۱۶	۱			pH
۰/۰۲۲	۰/۲۰۲	۰/۰۳۱	۰/۳۸۷	۰/۰۰۳	۰/۲۱۵	۰/۱۳۴	۰/۰۳۷	۱		TSS
۰/۰۷۳	۰/۰۳۸	۰/۰۸۴۲	۰/۰۳۱	۰/۰۹۳۵	۰/۰۶۵	۰/۰۲۶	۰/۰۲	۰/۰۰۰۸	۱	T

* اعداد پررنگ نشان‌دهنده همبستگی‌های بالاتر از ۰/۵ است.



شکل ۵. شعاع دسته‌بندی مختلف در برابر RMSE برای مدل ساجنو



شکل ۶. توابع عضویت به‌دست‌آمده برای pH با استفاده از دسته‌بندی تفریقی (با شعاع ۰/۷) در سیستم استنتاج فازی ساجنو

جدول ۳. MAPE و RMSE برای داده‌ها در مدل فازی ساجنو در مراحل الف) آموزش، ب) آزمایش

ب					الف				
RMSE (mg/L)	MAPE%	میانگین مدل	میانگین اندازه گیری	Test data	RMSE (mg/L)	MAPE%	میانگین مدل	میانگین اندازه گیری	Train data
۲/۶۹	۱۲/۵۸	۲۲/۳۸	۲۰/۳	BOD	۲/۶۸	۸/۰۹	۲۶/۹۶	۲۷/۰۶	BOD
۴/۴۲	۱۲/۶۸	۳۶/۴	۳۲/۷۲	COD	۳/۵۳	۷/۴۹	۴۳/۳	۴۳/۱۱	COD
۱/۹۲	۸/۶۷	۱۷/۵۶	۱۷/۶۲	TSS	۱/۹۷	۸/۷۳	۱۶/۹۷	۱۶/۹۶	TSS

است. در ایجاد توابع عضویت ورودی و خروجی در این مدل از تابع عضویت گوسی استفاده شده است. مشخصات هر تابع عضویت که معرف یک دسته است شامل مرکز دسته و انحراف از معیار آن است که در جدول ۵ این دو پارامتر برای هر دسته مشخص شده است. با بررسی نتایج از دو روش فازی ممدانی و ساجنو و همچنین RMSE های به‌دست‌آمده در جدول‌های ۳ و ۴ نتیجه گرفته می‌شود که

۲.۳. مدل فازی ممدانی

مدل‌سازی روش فازی ممدانی نیز با بررسی تعداد مختلف دسته‌ها و به تبع آن قانون بر اساس کمترین مقدار RMSE در نهایت با مقدار بهینه ۱۷ قانون انجام شد. متوسط درصد خطای مطلق (MAPE) و RMSE در جدول ۴ نشان داده شده است. توابع عضویت پارامترهای ورودی و خروجی به‌دست‌آمده از این روش در جدول ۵ نشان داده شده

می‌توان در تأیید بسیاری از کارهای قبلی برای پیش‌بینی پارامترهای مختلف به کار برد (Nadiri et al., 2013a and 2014). به طور کلی، می‌توان چنین بیان کرد که با توجه به تجربی بودن این نوع از مدل‌های ریاضی برتری نسبی هر یک از این مدل‌ها به نوع سیستم و پارامتر مورد بررسی بستگی دارد و نمی‌توان به طور مطلق هر یک از این مدل‌ها را برتر دانست.

روش فازی ساجنو نسبت به روش ممدانی عملکرد بهتری دارد. دلیل این امر را می‌توان در نوع تفاوت ذاتی این دو مدل جستجو کرد به طوری که خروجی مدل ساجنو به صورت رابطه خطی است، در حالی که در مدل ممدانی خروجی‌ها به صورت تابع عضویت‌اند. در برخی مطالعات مدل ممدانی نتایج بهتری همراه داشته است (Kadkhodaie-Iikhchi and Amini, 2009)، اما نتیجه را

جدول ۴. MAPE و RMSE برای داده‌ها در مدل فازی ممدانی در مراحل الف) آموزش، ب) آزمایش

ب					الف				
RMSE (mg/L)	MAPE%	میانگین مدل	میانگین اندازه‌گیری	Test data	RMSE (mg/L)	MAPE%	میانگین مدل	میانگین اندازه‌گیری	Train data
۲/۴۹	۱۱/۱۳	۲۲/۲۰	۲۰/۳	BOD	۲/۷۵	۸/۷۵	۲۶/۷۲	۲۷/۰۶	BOD
۴/۴۷	۱۲/۷۶	۳۶/۴۹	۳۲/۷۲	COD	۳/۹۹	۸/۱۵	۴۳/۷۳	۴۳/۱۱	COD
۱/۹۰	۹/۶۷	۱۸/۱۶	۱۷/۶۲	TSS	۱/۷۵	۹/۹۹	۱۷/۰۵	۱۶/۹۶	TSS

جدول ۵. توابع عضویت پارامترهای ورودی (الف) و خروجی (ب) به دست آمده از مدل ممدانی برای ۱۷ قانون تعیین شده (الف)

Input data (ورودی)										Parameter
BOD		COD		TSS		T		pH		
σ^{**}	C*	σ	C	σ	C	σ	C	Σ	C	
۲۴/۱۳	۴۲۹/۵	۲۲/۷	۵۹۲	۱۹/۲۶	۲۱۲/۶	۰/۹۰۵	۲۱/۰۴	۰/۱۰۶	۷/۷۱	1
۱۷/۵۲	۳۸۸/۷	۱۶/۲	۵۵۹	۱۶/۸۵	۲۳۱/۱	۱/۲	۲۳/۰۴	۰/۱۱	۷/۶۹	2
۲۱/۷۹	۴۱۶/۵	۱۵/۳۹	۵۵۵/۸	۱۳/۸۵	۳۰۲/۴	۱/۴۴	۲۴	۰/۱۷	۷/۴۱	3
۱۵/۱	۳۵۹/۴	۱۱/۰۷	۵۰۶/۴	۲۱/۳۶	۲۰۸/۵	۰/۹۳۵	۲۱/۴۹	۰/۱۱	۷/۹۸	4
۱۷/۸۵	۳۰۳/۱	۱۲/۰۸	۴۹۹/۴	۱۳/۷	۳۰۰	۱/۴۱	۱۷/۲۱	۰/۲۱	۸/۳۱	5
۱۷/۴۲	۳۸۶/۵	۱۸/۷	۵۶۹/۸	۱۳/۱۵	۲۵۸/۴	۱/۰۱	۲۲/۰۷	۰/۱۴	۷/۵۴	6
۱۳/۵	۳۲۴/۶	۲۶/۱۳	۴۴۲/۱	۲۶/۲۱	۱۸۵/۷	۰/۹۰۵	۱۹/۳۱	۰/۱۱	۸/۰۶	7
۲۲/۳۱	۴۲۵/۵	۳۴/۰۹	۶۳۲/۷	۱۱/۲۳	۲۷۱/۶	۰/۸۲	۲۰/۰۶	۰/۱۴	۷/۴۸	8
۱۶/۸۱	۳۰۹/۶	۱۰/۹۹	۵۱۲/۱	۱۳/۶	۲۹۸	۱/۱۶	۱۸/۶۶	۰/۱۵	۸/۰۵	9
۱۹/۹۵	۴۰۷/۹	۱۳/۱۵	۵۳۸/۴	۱۹/۱	۲۱۷	۰/۹۶	۲۱/۸۳	۰/۱۰۷	۷/۷۸	10
۱۴/۷۲	۳۲۶/۱	۱۱	۵۱۲	۱۷/۷	۲۳۰	۱/۴۵	۲۳/۶۵	۰/۱۱	۷/۹۱	11
۱۵/۲۴	۳۲۰	۱۱/۴۱	۵۰۳/۸	۱۶	۳۱۰	۱/۰۹	۱۹/۰۸	۰/۱۸	۸/۲۳	12
۲۴/۳۹	۴۲۸/۳	۱۸/۵۶	۵۷۲/۹	۱۱/۶۷	۲۸۲/۵	۰/۹۹	۲۱/۶۱	۰/۱۳	۷/۵۶	13
۱۷/۴۹	۳۰۵/۸	۱۱/۴۷	۵۰۳/۴	۱۲/۴۳	۲۸۳/۲	۱/۱۱	۱۹/۷۱	۰/۱۳	۷/۹۴	14
۱۵/۲۴	۳۳۵/۸	۱۱/۱	۵۱۱	۱۲/۶۵	۲۸۶/۷	۱/۲۴	۱۷/۹۲	۰/۲۰	۷/۲۸	15
۱۸/۷	۳۹۴/۳	۱۱/۲۸	۵۲۰/۳	۱۱/۹۹	۲۸۲/۷	۱/۰۶۳	۱۸/۸	۰/۱۳	۷/۶۱	16
۱۶/۰۶	۳۷۲	۱۵	۴۸۶/۶	۱۷/۶۱	۲۲۶/۴	۰/۹۹	۲۲/۰۱	۰/۱۳	۷/۶۳	17

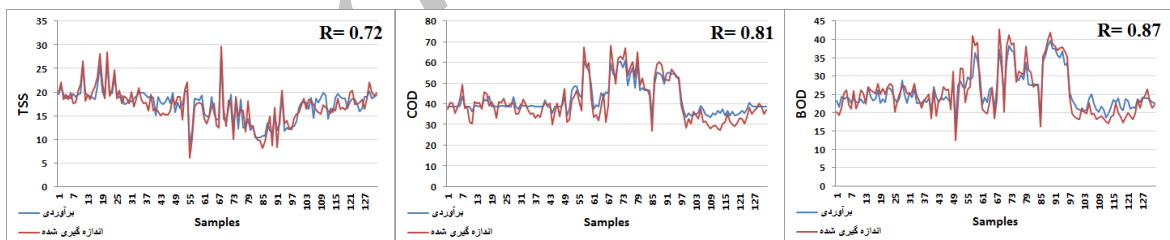
* مرکز تابع عضویت گوسی

** انحراف از معیار تابع عضویت گوسی

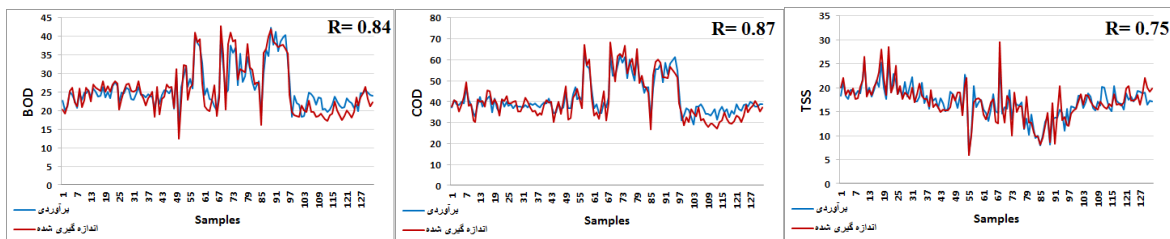
ادامه جدول ۵. (ب)

BOD		COD		TSS		Output data (داده‌های خروجی)
σ	C	σ	C	σ	C	Parameter (MF No.)*
۳/۸	۳۸/۶۳	۴/۵۰	۵۴/۸۵	۲/۰۱	۱۱/۷۳	۱
۳/۴۶	۳۵/۶۵	۳/۹۷	۵۰/۴۴	۱/۱۶	۱۶/۱۸	۲
۱/۹۷	۲۶/۷۹	۳/۶۱	۴۸/۵۲	۱/۴۹	۲۰/۲۲	۳
۱/۹۴	۲۵	۲/۸۵	۴۰/۵۴	۱/۸۳	۱۲/۳۲	۴
۲/۲۸	۲۲/۵	۲/۸۹	۳۸/۸۳	۱/۵۲	۱۹/۸	۵
۲/۲۸	۲۲/۷۸	۳/۰۶	۳۸/۹	۱/۵۷	۱۳/۵۶	۶
۱/۸۱	۲۷/۶۷	۳/۰۸	۴۶/۵۸	۲/۲۲	۱۰/۱۸	۷
۴/۳۵	۴۱/۰۸	۷/۱۱	۶۵/۷۹	۱/۳۴	۱۹/۷	۸
۱/۹۳	۲۵/۲۷	۲/۹۳	۳۸/۴۴	۱/۵۷	۱۹/۹۲	۹
۳/۴۳	۳۶/۳	۵/۲۳	۵۶/۹۶	۱/۷۰	۱۲/۷۸	۱۰
۲/۶۱	۲۰/۳	۳/۵۷	۳۴/۲۸	۱/۱۵	۱۷/۸۶	۱۱
۲/۲۴	۲۲/۰۷	۲/۸۷	۳۸/۴	۱/۲۷	۱۷/۱۳	۱۲
۳/۲۰	۳۴/۸۳	۵/۱۲	۵۶/۹۵	۱/۰۸	۱۶/۹۴	۱۳
۱/۹۹	۲۴/۴	۲/۹۴	۳۸/۵	۱/۳۴	۱۹/۱۱	۱۴
۲/۰۴	۲۴/۴۳	۲/۹۱	۳۹/۳۸	۱/۴	۱۹/۴	۱۵
۲/۳۳	۲۲/۰۹	۳/۳۵	۳۶/۰۲	۱/۳۴	۱۴/۹	۱۶
۲/۱۷	۲۸/۹۹	۳/۰۳	۴۳	۲/۰۰	۱۱/۷	۱۷

* Membership Function Number



الف



ب

شکل ۷. مقایسه نتایج مدل فازی ممدانی (الف) و مدل فازی ساجنو (ب) در برآورد هر یک از مشخصه‌های مورد مطالعه در مقابل مقادیر مشاهداتی

(جدول ۶) رابطه قابل قبولی بین مشخصه‌های کیفی فاضلاب و پساب برقرار شده است. جدول ۶ میزان RMSE مدل اجرا شده برای هر دو مرحله آموزش و آزمایش را نشان می‌دهد.

نتایج MAPE و RMSE مؤید توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در تخمین مشخصه‌های مربوط به تصفیه‌خانه‌هاست (Pai et al., 2007). برازش مقادیر مشخصه‌های برآورد شده از شبکه عصبی مصنوعی با آرایش ۵,۳,۳ در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده در شکل ۸ آورده شده است. به عبارتی این شکل نتیجه تخمین شبکه عصبی آموزش یافته برای مشخصه‌های کیفی پساب در مقایسه با رفتار واقعی است. همان‌طور که در شکل نیز مشاهده می‌شود، عوامل کیفی برآوردی از شبکه عصبی در بیشتر موارد، همخوانی مناسبی با مقادیر مشاهده‌ای دارند. قابل قبول بودن (نزدیک به ۱ بودن) ضریب همبستگی نیز مؤید این مطلب است.

برازش مقادیر مشخصه‌های برآورد شده از این دو روش در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده در شکل ۷ آورده شده است. همان‌طور که در شکل نیز مشاهده می‌شود، عوامل کیفی برآوردی از هر دو مدل فازی ممدانی و ساجنو در بیشتر موارد، همخوانی مناسبی با مقادیر مشاهده‌ای دارند.

۳.۳. شبکه عصبی مصنوعی

در شبکه پرسپترون استفاده شده در این تحقیق از ۵ مشخصه BOD, COD, TSS, T و pH به منزله داده‌های ورودی برای پیش‌بینی سه مشخصه BOD, COD و TSS استفاده شده است. بر اساس روش سعی و خطا در لایه میانی ۳ نرون انتخاب و آرایش شبکه ۵,۳,۳ حاصل شد. کمترین خطای مدل و پارامترهای بهینه طی مرحله آموزش شبکه با ۶۸ دوره آموزش و با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی LM به دست آمد (جدول ۶)، سپس با استفاده از دسته داده‌های مرحله آزمایش، ارزیابی مدل نیز انجام شد که با توجه به مقادیر R^2 بالا (شکل ۸) و RMSE پایین

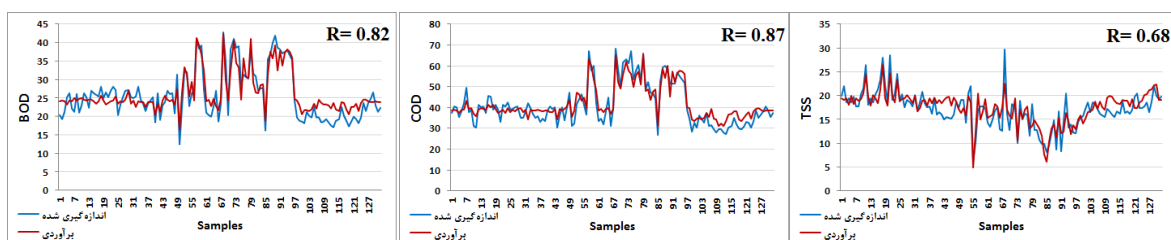
جدول ۶. MAPE، RMSE و مشخصات آماری در مدل شبکه عصبی مصنوعی در مراحل آزمایش (الف) و آموزش (ب)

(الف)

Test data	RMSE (mg/L)	MAPE%	میانگین اندازه‌گیری	میانگین مدل	بیشینه مدل	کمینه مدل
BOD	۳/۴۹	۱۶/۴۳	۲۰/۲۹	۲۳/۱۹	۲۴/۶۲	۲۰/۵۴
COD	۴/۲۷	۱۲/۱۳	۳۲/۷۱	۳۶/۳۶	۳۹/۵۸	۳۱/۱
TSS	۲/۳۳	۱۲/۲۲	۱۷/۶۱	۱۹/۲۱	۲۲/۴	۱۷/۱

(ب)

Train data	RMSE (mg/L)	MAPE%	میانگین اندازه‌گیری	میانگین مدل	بیشینه مدل	کمینه مدل
BOD	۲/۷۳	۹/۲۳	۲۷/۰۵	۲۶/۹۹	۴۲/۳۵	۱۶/۳۴
COD	۳/۷	۷/۴۹	۴۳/۱	۴۳/۳۸	۶۵/۸۴	۳۱/۱۹
TSS	۲/۱۳	۱۱/۱۴	۱۶/۹۶	۱۷/۱	۲۶/۵	۴/۹۶



شکل ۸. مقایسه نتایج شبکه عصبی در برآورد هر یک از مشخصه‌های مورد مطالعه در مقابل مقادیر مشاهده‌ای

اساس داده‌ها و اطلاعات اندازه‌گیری شده در ورودی و برآورد شده از هوش مصنوعی اعمال شد. در پایان کارایی کاهش آلاینده‌ها به تفکیک هر آلاینده در هر دو حالت محاسبه و مقایسه شد. این نتایج در جدول ۷ ارائه شده است. این جدول در راستای مطالعات میران‌زاده و بابامیر (۱۳۸۲)، مبنی بر کاهش غلظت آلاینده‌ها در خروجی تصفیه‌خانه به منزله معیار ارزیابی است.

در پایان برای ارزیابی خروجی تصفیه‌خانه و نتایج مدل‌های هوش مصنوعی در جداسازی و کاهش مشخصه‌های مورد مطالعه طبق رابطه ۱ از شاخص درصد بهره‌وری حذف استفاده شد. این شاخص درصد جداسازی هر یک از مشخصه‌های کیفی فاضلاب را بعد از عمل تصفیه نشان می‌دهد. این رابطه در دو حالت، یکی بر اساس داده‌ها و اطلاعات اندازه‌گیری شده هر یک از آلاینده‌ها در ورودی و خروجی تصفیه‌خانه و دیگری بر

جدول ۷. مقایسه بازده حذف هر یک از مشخصه‌های کیفی مورد مطالعه در خروجی تصفیه‌خانه، شبکه عصبی و مدل‌های فازی

میلی گرم بر لیتر			واحد سنجش
۳۴۵/۴۷	۵۲۰/۳۳	۲۷۳/۳۵	ورودی
۲۵/۷۳	۴۱/۰۶	۱۷/۰۹	مشاهداتی تصفیه‌خانه
۹۲/۵۸	۹۲/۱۲	۹۳/۷۴	بازده حذف
۳۴۵/۴۷	۵۲۰/۳۳	۲۷۳/۳۵	ورودی
۲۶/۲۴	۴۲	۱۷/۵۲	برآوردی شبکه عصبی
۹۲/۴۱	۹۱/۹۳	۹۳/۶	بازده حذف
۳۴۵/۴۷	۵۲۰/۳۳	۲۷۳/۳۵	ورودی
۲۵/۸۳	۴۲/۳	۱۷/۲۷	برآوردی مدل فازی ممدانی
۹۲/۴۵	۹۱/۸۷	۹۳/۶۷	بازده حذف
۳۴۵/۴۷	۵۲۰/۳۳	۲۷۳/۳۵	ورودی
۲۶/۰۳	۴۱/۴۹	۱۷/۰۸	برآوردی مدل فازی سوچنو
۹۲/۴۶	۹۱/۹۴	۹۳/۷۴	بازده حذف

داشتند، اما با توجه به نتایج (جدول‌های ۳ و ۴) دو مدل فازی به نظر می‌رسد مدل فازی ساجنو برتری بیشتری نسبت به ممدانی دارد. همچنین، مقایسه میزان MAPE و RMSE حاصل از روش ساجنو و مدل شبکه عصبی برتری نسبی روش ساجنو را نشان می‌دهد. بنابراین، می‌توان گفت مسائل مربوط به تصفیه‌خانه‌ها بیشتر دارای ویژگی عدم قطعیت‌اند و با استفاده از روش‌های فازی نتیجه بهتری را به دست می‌آورند. روش‌های ارائه شده در این مطالعه، به خصوص روش فازی ساجنو که نسبت به دو روش دیگر

طبق جدول بازده حذف هر سه آلاینده نزدیک به هم‌اند و حداکثر بازده مربوط به آلاینده TSS معادل ۹۳/۷۴ درصد است که این مقدار در روش‌های فازی و شبکه عصبی به‌کار برده شده نیز به همین ترتیب است. این موضوع در واقع بیان‌گر کارایی خوب مدل‌های به‌کار برده شده است. در نتیجه این جدول نشان می‌دهد مدل شبکه عصبی و مدل‌های فازی ساجنو و ممدانی در خصوص کارایی تصفیه‌خانه مورد مطالعه از دقت مناسبی برخوردارند. هر سه روش ارائه شده در این تحقیق نتایج قابل قبولی در پی

مربوط به تصفیه‌خانه‌ها بیشتر دارای ویژگی عدم قطعیت‌اند و با استفاده از روش‌های فازی نتیجه بهتری را به دست می‌آورند. همچنین، با محاسبه درصد بازده حذف آلاینده‌ها در خروجی تصفیه‌خانه مشخص شد، حداکثر بهره‌وری حذف در تصفیه‌خانه مربوط به آلاینده TSS و معادل ۹۳ درصد است. سایر آلاینده‌ها نیز مقادیری بسیار نزدیک به TSS داشتند. به همین ترتیب بازده حذف این آلاینده‌ها از طریق مقادیر برآوردی با مدل‌های فازی و شبکه عصبی نیز به همین منوال است که به واسطه نزدیکی با مقادیر مشاهداتی مبین کارایی خوب مدل‌های به کار برده شده است.

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله بر خود لازم می‌دانند از جناب آقای باقری، مدیر محترم تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز و آقای فتح‌الله نژاد مدیر محترم آزمایشگاه آب و فاضلاب تبریز به دلیل همکاری‌های بی‌شائبه‌شان تشکر و قدردانی کنند.

یادداشت‌ها

1. Fuzzy logic
2. Temperature
3. Suspended Solids
4. Chemical Oxygen Demand
5. Biochemical Oxygen Demand
6. Total Suspended Solids
7. Mean Absolute Percentage Errors
8. Root Mean Square Errors
9. Activated Sludge
10. Anaerobic Digestion
11. Activation Function
12. Feed Forward Network
13. Back Propagation Algorithm
14. Conjugate Gradient Algorithm
15. Levenberg-Marquardt
16. Membership function
17. Fuzzification
18. Fuzzy rule bases system
19. Aggregation method
20. Defuzzification
21. Subtractive clustering
22. Gaussian membership function

برتری داشت، می‌توانند در مدل‌سازی و بررسی کارکرد تصفیه‌خانه‌های مختلف در دیگر نقاط کشور کارا باشند.

۴. نتیجه‌گیری

توسعه شهری و پیشرفت‌های صنعتی در دنیا توأم با افزایش احتیاج به آب است. بنابراین، لزوم استفاده مجدد از آب‌های نامتعارف مانند پساب تصفیه‌شده از تصفیه‌خانه‌ها به علت کمبود منابع آب بیش از پیش مطرح می‌شود. به دلیل حجم زیادی از داده‌های جمع‌آوری‌شده از کمیته و کیفیت فاضلاب‌ها، استفاده از روش‌های هوش مصنوعی توسعه چشمگیری یافته است. در بین روش‌های هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی برای مسائل کیفی آب که دارای رفتار پیچیده و غیرخطی‌اند و مدل‌های فازی به دلیل ویژگی عدم قطعیت آن‌ها دارای اهمیت و کاربردی‌اند. کاربرد این مدل‌ها می‌تواند زمینه ارتقای بهره‌وری از پساب تصفیه‌خانه‌ها را فراهم و امکان بهره‌وری منطقی و اقتصادی از منابع آبی نامتعارف و برنامه‌ریزی برای استفاده تلفیقی بهینه از این آب‌ها را میسر کند. اهمیت کاربرد این مدل‌ها با توجه به محدودیت منابع آب و مشکلات زیست‌محیطی ضروری است. در این پژوهش مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با آرایش مطلوب ۵,۳,۳ برای پیش‌بینی آلاینده‌های BOD, COD و TSS به کار رفت که RMSE متوسط پایینی داشت. علاوه بر این، مدل فازی ممدانی با ۱۷ قانون با RMSE متوسط ۰/۸۳ و مدل فازی ساجنو نیز با شعاع بهینه ۰/۷ و تعداد ۵ قانون با RMSE متوسط ۲/۷۱ برای مرحله آزمایش اجرا شدند. هر دو روش فازی نتایج قابل قبولی ارائه دادند، اما با بررسی میزان ضریب همبستگی و RMSE هر کدام از پارامترها در هر دو روش به نظر می‌رسد مدل فازی ساجنو برتری بیشتری نسبت به مدل فازی ممدانی دارد. همچنین، با مقایسه میزان MAPE و RMSE حاصل از روش ساجنو و مدل شبکه عصبی چنین به دست آمد که روش ساجنو نسبت به مدل شبکه عصبی برتری نشان می‌دهد. بنابراین، می‌توان گفت مسائل

منابع

- اصغری مقدم، الف.، ندیری، ع.، فیجانی، الف. ۱۳۸۸. استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین‌آمار برای پیش‌بینی مکانی غلظت فلئوئورید، مجله دانش آب- خاک، سال دوم، شماره ۱/۱۹، صص ۱۲۹-۱۴۵.
- بینا، ب.، موحدیان، ح.، پورزمانی، ح. ر. ۱۳۸۴. بررسی تأثیر نسبت COD/N ورودی بر سرعت نیتریفیکاسیون در تصفیه فاضلاب با استفاده از یک راکتور پالوت در مقیاس آزمایشگاه، مجله آب و فاضلاب، سال شانزدهم، شماره ۱، صص ۳۰-۳۶.
- ترابیان، ع.، مطلبی، م. ۱۳۸۲. طرح مدیریتی استفاده مجدد از پساب تصفیه شده (مطالعه موردی: شهرک اکباتان)، مجله محیط‌شناسی، سال بیست و نهم، شماره ۳۲، صص ۵۷-۶۲.
- توکلی، م.، جهانی بهنمیری، ا.، محمودی، ش. ۱۳۹۰. برنامه‌ریزی و مدیریت طرح‌های استفاده مجدد از فاضلاب‌های تصفیه شده، چاپ اول، چاپ شرکت مدیریت منابع آب ایران.
- خلیلی، ن.، خدائشناس، س.، داوری، ک.، و موسوی بایگی، م. ۱۳۸۵. پیش‌بینی بارش ماهانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، علوم و صنایع کشاورزی، سال بیست و دوم، شماره ۱، صص ۸۹-۱۰۰.
- ذوقی، م. ج.، ذوقی، ت.، سعیدی، م. ۱۳۸۹. پیش‌بینی غلظت آمونیوم و مواد آلی فاضلاب دفن‌گاه زباله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مجله آب و فاضلاب، شماره ۷۴، دوره ۲۱، صص ۵۲-۶۰.
- رجبی، م.، بهلولی، ب.، محمدی‌نیا، م.، و غلامپور آهنگر، الف. ۱۳۹۰. پیش‌بینی سرعت موج برشی از نگارهای تخلخل به وسیله روش‌های منطق فازی و عصبی- فازی در یکی از مخازن کربناتی جنوب ایران، مجله علوم زمین، سال بیستم، شماره ۸۰، صص ۶۳-۷۰.
- رجبی، م.، بهلولی، ب.، موسوی، س. ج. ۱۳۸۸. تخمین سرعت موج استونلی از نگارهای پتروفیزیکی با استفاده از ماشین مشاوره هوشمند در سازند سروک، دشت آبادان، مجله علوم دانشگاه تهران، جلد سی و پنجم، شماره ۲، صص ۱-۱۰.
- رفعت‌متولی، ف.، دانش، ش.، رجبی‌مشهدی، ح. ۱۳۹۱. بررسی امکان کاربری مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی کیفیت پساب خروجی تصفیه‌خانه‌های فاضلاب نیمه‌مکانیکال، همایش ملی سنجش و مدل‌سازی محیط، دانشگاه تهران.
- رنگ‌زن، ن.، پاینده، خ.، لندی، ا. ۱۳۸۵. بررسی کیفیت پساب بر انباشت عناصر سنگین در دو گیاه سورگوم و شدر، نهمین کنگره علوم خاک ایران، تهران.
- روستایی، س.، شکرانه، ف.، رحیم‌پور بناب، ح. و کدخدایی ایلخچی، ع. ۱۳۸۸. تخمین تراوایی توسط تکنیک منطق فازی و روش‌های آماری در میدان گاز پارس جنوبی، مجله اکتشاف و تولید، شماره ۵۹، صص ۴۲-۴۵.
- زارع‌ایبانه، ح.، بیات ورکشی، م.، بیات ورکشی، ج. ۱۳۹۱. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در ارزیابی تصفیه‌خانه فاضلاب اکباتان، مجله محیط‌شناسی، سال سی و هشتم، شماره ۳، صص ۸۵-۹۸.
- صفوی، ح. ر. ۱۳۸۹. پیش‌بینی کیفی رودخانه‌ها با استفاده از سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی، محیط‌شناسی، جلد ۱، شماره ۵۳، صص ۱-۱۰.
- طاهریون، م. ۱۳۸۵. شبکه‌های عصبی مصنوعی و کاربرد آن در مهندسی محیط‌زیست، اولین همایش تخصصی مهندسی محیط‌زیست، دانشگاه تهران.
- فلاح‌قاله‌ری، غ.، موسوی‌بایگی، س. م.، حبیبی‌نوخندان، م. ۱۳۸۸. مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از کاربرد سیستم استنباط فازی ممدانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش فصلی، مطالعه موردی: منطقه خراسان، مجله تحقیقات منابع آب ایران، سال پنجم، شماره ۲، صص ۴۰-۵۲.

محموی، ا.ح.، رجبی‌زاده، ا.، احمدیان، م.، و فاتحی‌زاده، ع. ۱۳۸۸. بررسی وضعیت تصفیه فاضلاب و کیفیت پساب خروجی بیمارستان‌های استان کرمان در سال‌های ۸۴-۸۶، دوازدهمین همایش بهداشت محیط ایران دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی دانشکده بهداشت.

مرادمند، م.، بیگی‌هرچگانی، ح. ۱۳۸۸. اثر آبیاری با پساب تصفیه‌شده بر توزیع سرب و نیکل در اندام فلفل سبز و خاک، مجله پژوهش آب ایران، دوره سوم، شماره ۵، صص ۶۳-۷۰.

مشاور یکم، مهندسین مشاور. ۱۳۹۱. مطالعات آب زیرزمینی دشت تبریز، سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی.

مشاور یکم، مهندسین مشاور. ۱۳۸۴. مطالعات زیست‌محیطی استفاده مجدد از پساب تصفیه‌خانه فاضلاب تبریز، جلد دوم، مطالعات زیست‌محیطی، امور محیط‌زیست.

میران‌زاده، م. ب.، بابامیر، ش. ۱۳۸۲. بررسی کارایی تصفیه‌خانه فاضلاب شهرک اکباتان تهران طی سال‌های ۷۹-۸۰، فصلنامه علمی-پژوهشی فیض، شماره ۲۵، صص ۴۰-۴۷.

ندیری، ع.، اصغری‌مقدم، الف.، عبقری، ه.، فیجانی، الف. ۱۳۹۲. توسعه مدل‌های هوش مصنوعی مرکب در برآورد قابلیت انتقال آبخوان، مطالعه موردی: دشت تسوج، تحقیقات منابع آب ایران، سال نهم، شماره ۱، صص ۱-۱۴.

ندیری، ع.، اصغری‌مقدم، الف.، عبقری، ه. ۱۳۹۳. مدل منطق فازی مرکب نظارت‌شده در تخمین قابلیت انتقال آبخوان‌ها، مطالعه موردی: دشت تسوج، شماره ۱، صص ۲۱۹-۲۳۳.

ASCE Task Committee and Govindaraju, R. S. 2000. Artificial neural network in hydrology (part II). Hydrologic Applications, Journal of Hydrologic Engineering, Vol. 5(2), pp: 124-137.

Chan, C.W. and Huang, G.H. 2003. Artificial intelligence for management and control of pollution minimization and mitigation processes, Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 16(2), pp:75-90.

Chan, C.W., Chang, N.B. and Shieh, W.K. 2001. Advanced hybrid fuzzy- neural controller for industrial wastewater treatment, Journal of Environmental Engineering, Vol. 127(11), pp:1048-1050.

Choi, D. and Park, H. 2001. A hybrid artificial neural network as a software sensor for optimal control of a wastewater treatment process, Journal of Water Research. Vol. 35(16), pp:3959-3967.

Dogan, E. Ates, A. Yilmaz, E.C. and Eren, B. 2008. Application of Artificial Neural Networks to Estimate Wastewater Treatment Plant Inlet Biochemical Oxygen Demand, Journal of Environmental Progress, Vol. 27(4), pp:439-446.

Erdirencelebi, D. and Yalpir, S. 2011. Adaptive network fuzzy inference system modeling for the input selection and prediction of anaerobic digestion effluent quality, Journal of Applied Mathematical Modelling, Vol. 35(8), pp:3821-3832.

Esra, Y. and sukran, Y. 2011. Prediction of primary treatment effluent parameters by Fuzzy Inference System (FIS) approach, Journal of Procedia Computer Science, Vol. 3, pp:659-665.

Fijani, E., Nadiri, A.A., Asghari Moghaddam, A., Tsai, F.T.C. and Dixon, B. 2013. Optimization of DRASTIC method by supervised committee machine artificial intelligence to assess groundwater vulnerability for Maragheh-Bonab plain aquifer, Iran. Journal of Hydrology, 503(0): 89-100.

Grande, J. A., Manuel Andujar, J., Beltran, R., de la Torre, M.L., Ceron, J. C. and Gomez, T. 2010. Fuzzy modeling of the spatial evolution of the chemistry in the Tinto River (SW Spain), Journal of Water Resources Management, Vol. 24(12), pp:3219-3235.

Hamed, M., Khalafallah, M.G. and Hassanein, E.A. 2004. Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural network, Journal of Environmental Modeling and Software, Vol. 19 (10), pp:919-928.

Hong, Y. T., Rosen M.R. and Bhamidimarri R. 2003. Analysis of a municipal wastewater treatment plant using a neural network-based pattern analysis, Journal of Water Research, Vol. 37 (7), pp:1608-1618.

Hopfield, J.J. 1982. Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities, Proc. Nat. Academy of scientists of the United States of America (PNAS), Vol. 79(8), pp:2554-2558.

Jalili-Ghazizade, M. and Noori, R. 2008. Prediction of municipal solid waste generation by use of artificial neural network: a case study of Mashhad, International Journal of Environmental Research, Vol. 2(1), pp:13-22.

- Kadkhodaie-Ilkhchi, A. and Amini, A. 2009. A fuzzy logic approach to estimating hydraulic flow units from well log data: A case study from the Ahwaz oilfield, South Iran, *Journal of Petroleum Geology*, Vol. 32(1), pp:67-78.
- Mamdani, E.H., 1976. Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controllers. *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol.8, pp: 669-678.
- Mamdani, E.H., 1977. Applications of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis. *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 26, pp:1182-1191.
- Mamdani, E.H., Assilian, S., 1975. An experimental in linguistic synthesis with a fuzzy logic control. *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 7: pp:1-13.
- Mingzhi, H., Ma, Y., Jinquan, W. and Yan, W. 2009. Simulation of a paper mill wastewater treatment using a fuzzy neural network, *Journal of Expert Systems with Applications*, Vol. 36(3), pp:5064-5070.
- 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, *Journal of Environmental Management*, Vol. 83(3), pp:329-338.
- Murnleitner, E., Becker, T.M. and Delgado, A. 2002. State detection and control of overloads in the anaerobic wastewater treatment using fuzzy logic, *Journal of Water Research*, Vol. 36(1), pp:201-211.
- Nadiri, A., Chitsazan, N., Tsai, F. and Moghaddam, A.A. 2014. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation. *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 19(3), pp:520-532.
- Nadiri, A., Moghaddam, A., Tsai, F-C., Fijani, E. 2013b. Hydrogeochemical analysis for Tasuj plain aquifer, Iran. *J Earth Syst Sci*. Vol. 122(4):1091-105.
- Nadiri, A.A., Fijani, E., Tsai, F. T. C. and Moghaddam, A.A. 2013a. Supervised Committee Machine with Artificial Intelligence for Prediction of Fluoride Concentration, *Journal of Hydroinformatics*. Vol. 15(4), p:1474-1490.
- Oliveira-Esquerre, K.P., Mori, M. and Bruns, R.E. 2002. Simulation of an industrial wastewater treatment plant using artificial neural networks and principal components analysis, *Journal of Brazilian Journal of Chemical Engineering*, Vol. 19(4), pp:365-370.
- Ozkaya, B., Demir, A. and Bilgili, M.S. 2007. Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field scale landfill bioreactors, *Journal of Environmental Modelling & Software*, Vol. 22(6), pp:815 -822.
- 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, *Journal of Computers and Chemical Engineering*, Vol. 31(10), pp:1272 - 1281.
- Pai, T.Y., Wan, T.J., Hsu, S.T., Chang, T.C. and Tsai, Y.P. 2009. Using fuzzy inference system to improve neural network for predicting hospital wastewater treatment plant effluent, *Journal of computers and Chemical Engineering*, Vol. 33(7), pp:1272-1278.
- Perendeci, A., Arslan, S., Tanyolac, A. and Celebi, S. 2009. Effects of phase vector and history extension on prediction power of adaptive-network based fuzzy inference system (ANFIS) model for a real scale anaerobic wastewater treatment plant operating under unsteady state, *Journal of Bioresource Technology*, Vol. 100(20), pp:4579-4587.
- Sahoo, G.B., Ray, C. and Wade, H.F. 2005. Pesticide prediction in ground water in North Carolina domestic wells using artificial neural networks, *Journal of Ecological Modelling*, Vol. 183(1), pp: 29- 46.
- Singh, K.P., Basant, A., Malik, A. and Jain, G. 2009. Artificial neural network modeling of the river water quality-A case study, *Journal of Ecological Modeling*, Vol. 220(6), pp:888-895.
- Sugeno, M. 1985. *Industrial Application of Fuzzy Control*. North-Holland, New York, 269.
- Wan, J., Huang, M., Ma, Y., Gue, W., Wang, Y., Zhang, H., Li, W. and Sun, X. 2011. Prediction of effluent quality of a paper mill wastewater treatment using an adaptive network-based fuzzy inference system, *Journal of Applied Soft Computing*, Vol. 11(3), pp:3238-3246.
- Wen, C.H. and Vassiliadis, C.A. 1998. Applying hybrid artificial intelligence techniques in wastewater treatment, *Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 11(6), pp:685-705.
- Yel, E., Yalpir, S., 2011. Prediction of primary treatment effluent parameters by Fuzzy Inference System (FIS) approach. *Procedia Computer Science*, Vol. 3: pp: 659-665.
- Zadeh, L. A. 1965. Fuzzy sets as a basic for theory of possibility, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.1, pp:3-29.