

Review Paper

A Review of Artificial Intelligence Applications in Modeling and Removal Processes of Pollutants Soluble in Water and Wastewater

R. Khalili¹ and A. Moridi^{2*}

Abstract

Artificial intelligence can learn, infer, and make intelligent decisions. One of the main advantages of artificial intelligence is that by extracting patterns and learning from data, it can correctly diagnose and predict problems. Artificial intelligence has been noticed as a tool to better solve problems due to its many applications in various fields. In recent years, this algorithm has been used in the area of water and wastewater treatment processes to model, optimize, and provide solutions for strategic management to prevent and reduce water pollution, reduce operating costs, and optimize the use of chemical substances. Various artificial intelligence algorithms in water and wastewater treatment processes focus on pollutant absorption and, in most cases, on the performance of adsorbents to remove organic and metal pollutants. This study presents various artificial intelligence models, their advantages, limitations, challenges, and research problems of models in water purification processes. Considering the many advantages of artificial intelligence, this algorithm with limitations can prevent its expansion in water purification processes. Regardless of these limitations, current research progress shows that artificial intelligence tools have great potential to revolutionize wastewater treatment processes and programs. According to the models reviewed in this research, the use of DNN, ANN models, and combined artificial intelligence techniques are good options to achieve more accurate predictions.

Keywords: Machine learning, Artificial intelligence, modeling, remove pollutants, water and wastewater

Received: September 26, 2022

Accepted: March 28, 2023

مقاله مروری

مروری بر کاربردهای هوش مصنوعی در مدل سازی و فرایندهای حذف آلاینده های محلول در آب و فاضلاب

رضا خلیلی^۱ و علی مریدی^{۲*}

چکیده

هوش مصنوعی توانایی یادگیری، استنتاج و تصمیم گیری هوشمندانه را دارند. یکی از مزیت های اصلی هوش مصنوعی این است که با استخراج الگوها و یادگیری از داده ها، قادر به تشخیص و پیش بینی درست مسائل است. هوش مصنوعی به دلیل کاربردهای فراوان در زمینه های مختلف به عنوان ابزاری برای حل بهتر مشکلات مورد توجه قرار گرفته است. در سال های اخیر این الگوریتم در زمینه فرایندهای تصفیه آب و فاضلاب برای مدل سازی، بهینه سازی و ارائه راه حل هایی جهت مدیریت راهبردی جلوگیری، کاهش آلودگی آب، کاهش هزینه های عملیاتی و بهینه سازی مصرف موارد شیمیایی مورد استفاده قرار گرفته است. الگوریتم های مختلف هوش مصنوعی در فرایندهای تصفیه آب و فاضلاب بر روی جذب آلاینده و در اکثر موارد بر روی عملکرد جاذب ها جهت حذف آلاینده های آلی و فلزی تمرکز دارد. در این مطالعه مدل های مختلف هوش مصنوعی در فرایندهای تصفیه آب و فاضلاب ارائه و پس از مرور بر مطالعات انجام شده، چالش ها و مشکلات تحقیقات بیان شده است. با توجه به مزیت های فراوان در هوش مصنوعی، این الگوریتم با محدودیت هایی مواجه است که مانع گسترش آن در فرایندهای تصفیه آب می شود. صرف نظر از این موانع، پیشرفت تحقیقات فعلی نشان می دهد که ابزارهای هوش مصنوعی دارای پتانسیل های بالا برای متحول کردن فرآیند و برنامه های تصفیه فاضلاب دارد. با توجه به مدل های بررسی شده در این پژوهش استفاده از مدل های ANN، DNN و تکنیک های هوش مصنوعی ترکیبی گزینه های خوبی برای دستیابی به دقت و پیش بینی دقیق تر هستند.

کلمات کلیدی: یادگیری ماشین، هوش مصنوعی، مدل سازی، حذف آلاینده، آب و فاضلاب.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۷/۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۱/۸

1- Ph.D. Student, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.

2- Assistant Professor, Department of Water, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. Email: a_moridi@sbu.ac.ir

*- Corresponding Author

Dor: 20.1001.1.17352347.1402.19.1.8.3

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، آب و مهندسی محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.

۲- استادیار، گروه آب، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.

*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان تابستان ۱۴۰۲ امکان پذیر است.



نیز، هوش مصنوعی می‌تواند بسیار مفید باشد (Schwendicke et al., 2021). هوش مصنوعی می‌تواند در فرایندهای حذف و جذب آلودگی آب به کمک الگوریتم‌ها و تکنیک‌های مختلفی مانند شبکه‌های عصبی، یادگیری ماشین، الگوریتم‌های ژنتیک و سیستم‌های خبره کاربرد داشته باشد. برخی از کاربردهای هوش مصنوعی در حذف و جذب آلودگی عبارت‌اند از: پیش‌بینی کیفیت آب: با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، می‌توان به‌دقت بالاتری کیفیت آب را پیش‌بینی کرد (Khalili et al., 2020). این کاربرد می‌تواند در برنامه‌ریزی برای تصفیه آب و جلوگیری از آلودگی آب مفید باشد. کنترل کیفیت آب: با استفاده از شبکه‌های عصبی، می‌توان کیفیت آب را بررسی و کنترل کرد. به‌عنوان مثال، با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌توان به‌صورت خودکار داده‌های مربوط به کیفیت آب را جمع‌آوری و تحلیل کرد (Debrah et al., 2022). حذف آلودگی‌های شیمیایی: با استفاده از سیستم‌های خبره و الگوریتم‌های ژنتیک، می‌توان بهترین فرایند برای حذف آلودگی‌های شیمیایی از آب را پیدا کرد (Finlayson et al., 2021). حذف آلودگی‌های بیولوژیکی: با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، می‌توان بهترین روش برای حذف آلودگی‌های بیولوژیکی از آب را پیدا کرد (Angelov et al., 2021). همچنین، مدل‌های هوش مصنوعی می‌توانند در فرایند جذب آلاینده‌های آلی، فلزی و معدنی به کار گرفته شوند (Khalili et al., 2021). این مدل‌ها با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی و داده‌کاوی، به‌دقت بالاتری در شناسایی و جذب این آلاینده‌ها از محیط‌زیست کمک می‌کنند (Ashok et al., 2022). برخی از کاربردهای مدل‌های هوش مصنوعی در فرایند جذب آلاینده‌های آلی، فلزی و معدنی عبارتند از: شناسایی بهتر آلاینده‌ها: با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین، می‌توان آلاینده‌های جدید را شناسایی کرده و به‌دقت بیشتری از قبلی‌ها جداسازی کرد (Huang et al., 2021). تعیین شرایط بهینه جذب: با استفاده از شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، می‌توان به شرایط بهینه برای جذب آلاینده‌ها پی برد، برای مثال، این روش می‌تواند به کاهش هزینه‌های ناشی از مصرف بیش از حد جاذب و افزایش کارایی در فرایند جذب کمک کند (Modgil et al., 2021). پیش‌بینی عملکرد جاذب‌ها: با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی، می‌توان به‌دقت بیشتری عملکرد جاذب‌ها را پیش‌بینی کرد (Khaliliet et al., 2021). طراحی جاذب‌های بهتر: با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک، می‌توان جاذب‌های جدیدی با کارایی بالاتر و هزینه کمتر طراحی کرد. الگوریتم‌های متداول هوش مصنوعی مورد استفاده در تصفیه آب عبارت‌اند از: شبکه‌های عصبی² (RNN)،

آب یکی از حیاتی‌ترین عناصر موجود روی کره زمین است و بدون آب موجودات قادر به ادامه حیات نیستند (Mardani et al., 2022). تمامی تمدن‌های جهان در طول تاریخ در اطراف منابع آب شیرین شکل گرفته و یا راهی برای تأمین آب مصرفی خود ایجاد و یا پیدا کرده‌اند که می‌توان به استفاده از قنات‌ها، چاه‌ها و استفاده از آب رودخانه‌ها اشاره کرد؛ از این‌رو آب در زندگی انسان از اهمیت بالایی برخوردار است (Khalili et al., 2021). دلایل مهم آلودگی آب عبارت‌اند از: رشد جمعیت و افزایش نیاز به آب (افزایش جمعیت و نیاز به آب برای مصارف مختلف، به‌عنوان یکی از علل اصلی آلودگی آب در سال‌های اخیر مطرح می‌شود) استفاده بی‌رویه از کود و سموم شیمیایی (در کشاورزی، استفاده بیش‌ازحد از کود و سموم شیمیایی برای کشت محصولات، باعث ورود عناصر سنگین مانند فسفر و نیتروژن به آب و نهایتاً آلودگی آب شده است) انتشار پسماندها (انتشار پسماندها به دلیل نبود سامانه‌های دفن و جمع‌آوری پسماندها به‌صورت صحیح، باعث آلودگی منابع آبی شده است) صنایع (فعالیت‌های صنعتی، تخریب زیست‌محیطی و نیز تخلیه پساب‌های صنعتی با محتوای پایین کیفیت، باعث آلوده شدن منابع آبی شده است) شهرنشینی (رشد شهرنشینی و بیشتر شدن شهرها و روستاها به‌صورت غیرمنظم، باعث ایجاد تغییراتی در چرخه آب شده است که با تغییر جریان‌های آب و نیز تجمع زباله‌های شهری در نزدیکی منابع آبی، آلودگی آب را افزایش داده است) (Khalili et al., 2022) تغییرات آب و هوایی (تغییرات آب و هوایی و جوی نیز می‌تواند علتی برای آلودگی آب در سال‌های اخیر باشد. به‌عنوان مثال، تغییر الگوی بارش‌ها و خشک‌سالی‌های متعدد، باعث کاهش جریان آب در رودخانه‌ها و در نتیجه، تجمع زباله‌ها و مواد آلوده در رودخانه‌ها و سایر منابع آبی می‌شود) از این‌رو، مدیریت و کنترل منابع آبی به‌منظور کاهش آلودگی آب و حفظ آن‌ها برای نسل‌های آینده بسیار اهمیت دارد (Mohammadi et al., 2021). تصفیه و استفاده مجدد از فاضلاب یک فرصت منحصربه‌فرد برای برطرف کردن این چالش‌ها است. در چند دهه گذشته الگوریتم‌هایی جهت مقابله با عوامل بیان‌شده برای حذف آلاینده‌های مختلف از فاضلاب مورد استفاده قرار گرفته است (Manikandan et al., 2022). همچنین، ابزارهای بهینه‌سازی و مدل‌سازی نیز برای ارزیابی عملکرد و بهبود کارایی فرایندهای تصفیه آب مورد توجه قابل‌توجهی قرار گرفته است (Urbina et al., 2022). هوش مصنوعی¹ (AI) به مجموعه‌ای از تکنیک‌ها و الگوریتم‌ها گفته می‌شود که هدف آن‌ها استخراج الگوهای خودکار از داده‌ها، تصمیم‌گیری هوشمندانه، تشخیص الگوها و کنترل سیستم‌های هوشمند است. در حوزه تصفیه آب و فاضلاب

استفاده مجدد از آب، صرفه‌جویی در آب و کاهش هزینه از طریق پیش‌بینی، تشخیص، ارزیابی و شبیه‌سازی استفاده می‌شوند.

۲-۱- الگوریتم (K-NN)¹⁵

K-NN یک الگوریتم یادگیری ماشینی درزمینه هوش مصنوعی است که برای دسته‌بندی داده‌های برچسب‌دار به کار می‌رود (Sharma and Seal, 2021). در این الگوریتم، داده‌ها به صورت مجموعه‌ای از نقاط در فضای چندبعدی در نظر گرفته می‌شوند و برچسب‌های آن‌ها نیز مشخص است (Ayyad et al., 2019). سپس با توجه به برچسب این نزدیک‌ترین نقطه، برچسب مناسب برای نقطه جدید تعیین می‌شود. به عنوان مثال، اگر k برابر ۳ باشد، ابتدا سه تا از نزدیک‌ترین نقطه به نقطه مورد نظر پیدا می‌شوند و سپس با توجه به برچسب‌های آن‌ها، برچسب مناسب برای نقطه جدید تعیین می‌شود. K-NN مفید برای دسته‌بندی داده‌های دارای ابعاد فراوان است و در زمینه‌هایی مانند تحلیل تصویر و پردازش محتوای صوتی و ویدئویی کاربرد دارد (Triguero et al., 2019). در شکل زیر عملکرد و ساختار یک مدل K-NN در ورود یک داده جدید ارائه شده است.

(CNN)³، (DT)⁴، (FFBPNN)⁵ و سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه تطبیق (ANFIS)⁶. همچنین، کاربردهای چندین الگوریتم ترکیبی مانند: (ANN-GA)⁷، (ANN-MLP)⁸، (ANN-PSO)⁹، (PSO-GA)¹⁰، (BP-ANN)¹¹، (FFBP-ANN)¹²، و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR-GA)¹³ نیز در تصفیه آب مورد مطالعه قرار گرفته است. در این مطالعه ابتدا به بررسی مدل‌های مختلف هوش مصنوعی پرداخته شد و مطالعات انجام شده برای عملکرد فرآیند جذب مورد استفاده برای حذف فلزات، رنگ‌ها، ترکیبات آلی، مواد مغذی، داروها، داروهای آفت‌کش‌ها و محصولات مراقبت شخصی (PCPs)¹⁴ مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. در نهایت، چالش‌های مهم در کاربردهای گسترده هوش مصنوعی در تصفیه آب و توصیه‌هایی برای تحقیقات آینده نیز ارائه شده است.

۲- معرفی مدل‌های کاربردی هوش مصنوعی

با توجه به مروری بر مطالعات انجام شده در زمینه استفاده از هوش مصنوعی در تصفیه آب، متداول‌ترین الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای تصفیه آب در شکل ۱ نشان داده شده است. این الگوریتم‌ها به طور گسترده برای مدیریت عملیات تصفیه فاضلاب،

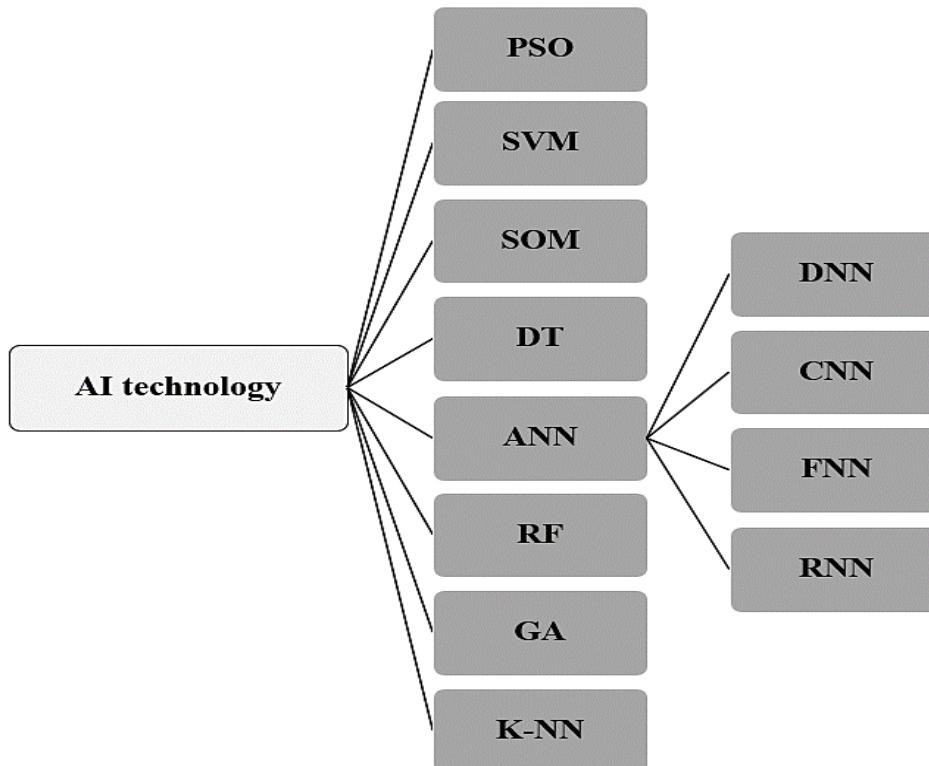


Fig. 1- Classification of artificial intelligence algorithms

شکل ۱- طبقه‌بندی الگوریتم‌های هوش مصنوعی

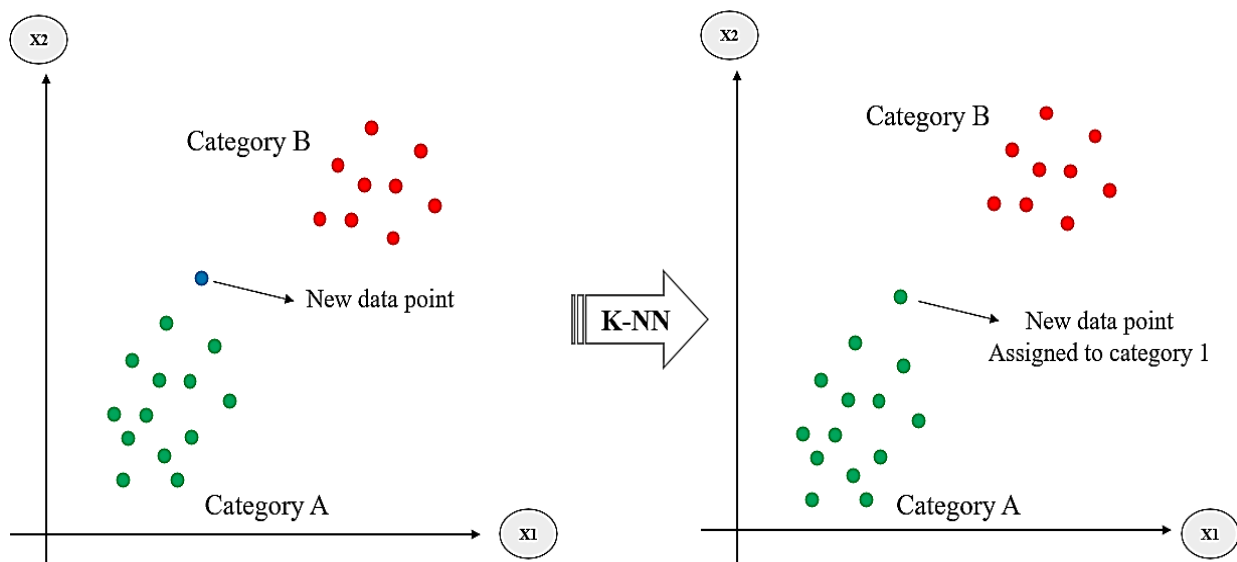


Fig. 2- General schematic of k-NN algorithm

شکل ۲- شمایک کلی الگوریتم k-NN

وقتی که ویژگی‌های مهم داده‌ها برای انتخاب و عنوان برای هر نود در درخت واضح باشد (Charbuty and Abdulazeez, 2021).

۲-۳- الگوریتم (RF) 17

RF، الگوریتمی است که درزمینه هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این الگوریتم، یک مجموعه از درختان تصمیم‌گیری تشکیل می‌شود که هر درخت به صورت مستقل و موازی با سایرین آموزش می‌بیند (Schonlau and Zou, 2020). سپس در فرآیند پیش‌بینی، هیجانان همه درختان در مقیاسی جمع شده و نتایج پیش‌بینی از طریق اکثریت آن‌ها تعیین می‌شود. مفهوم پشتیبانی RF این است که مجموعه کوچکی از درختان تصمیم‌گیری می‌تواند به دقتی بهینه در مورد مجموعه داده‌ها داشته باشد (Schonlau and Zou, 2020). درحالی‌که بازیابی هر یک از درختان برای مجموعه داده‌های آموزشی خاصی به صورت اشتباه واضح خواهد شد، اما هنگامی که هیجانان چندین درخت باهم تعدیل می‌شوند، دقت بسیار بهتر می‌شود. همچنین، در RF هر مشاهده ممکن است به عنوان یک زیرمجموعه جدیدی از ویژگی‌ها به سایر درختان تعریف شود که با کمک آن‌ها به راحتی می‌توان دیگر داده‌ها را از آن زیرمجموعه‌ها خارج کرد (Georganos et al., 2021).

۲-۲- الگوریتم (DT) 16

شاخه تصمیم‌گیری یا تصمیم‌گیری درختی، یک الگوریتم مهم درزمینه هوش مصنوعی است که برای دسته‌بندی داده‌های برچسب‌دار به کار می‌رود. در این الگوریتم، مجموعه‌ی داده‌های آموزشی به یک درخت تبدیل می‌شود (khalili et al., 2021). این درخت شامل گره‌هایی است که هر کدام یک مجموعه‌ی از داده‌ها را به صورت دودویی تقسیم می‌کند. هر گره با توجه به یکی از ویژگی‌های داده، تقسیم در میان مقادیر ممکن آن ویژگی ایجاد کرده و با عنوان برچسبی که بیشترین تکرار در هر قسمت دارد به آن قسمت برچسب می‌زند. این فرآیند تا زمانی ادامه می‌یابد که هیچ گره دیگری نتواند داده‌ها را به صورت قابل تقسیم‌تر بخش کند. با ایجاد این درخت، به سادگی می‌توان داده‌های برچسب نزدیک را دسته‌بندی کرد (Ramya et al., 2019). برای دسته‌بندی یک نمونه جدید، این نمونه به مجموعه ویژگی‌هایی که در خصوص هر نودی نمایش داده شده‌اند، داده شده و سپس درخت با ارزیابی هر ویژگی از ریشه شروع شده و توصیفی از راهکار را تعیین می‌کند (Hasan et al., 2018). مزیت تصمیم‌گیری درختی این است که برای دسته‌بندی داده‌ها به صورت ساده و قابل فهم عمل می‌کند و معمولاً به دقت بالایی دست می‌یابد. این الگوریتم برای پردازش داده‌های معمولاً با ابعاد کم تا متوسط قابل استفاده است، به خصوص

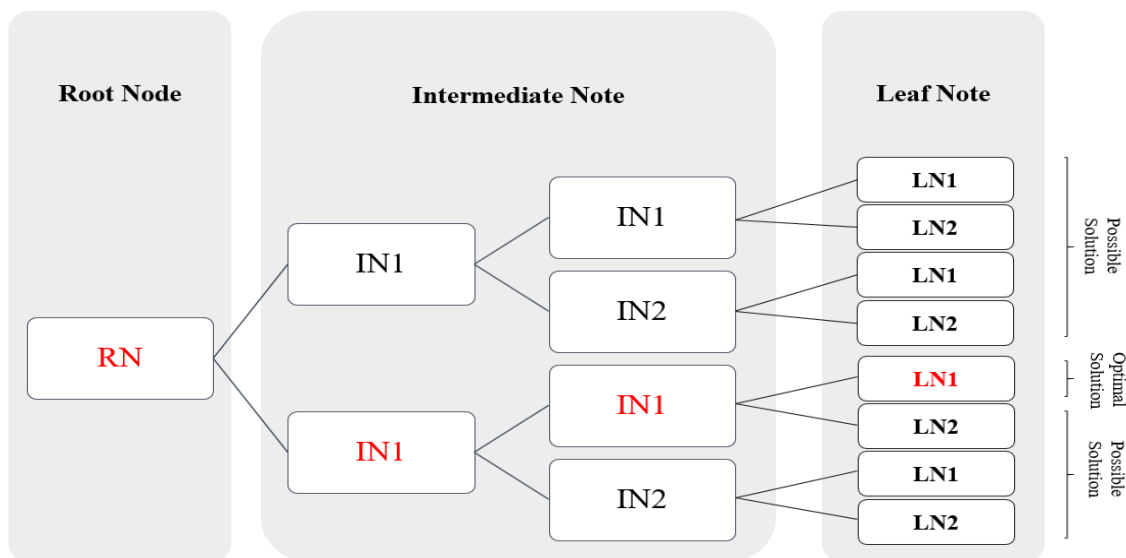


Fig. 3- General schematic of DT algorithm

شکل ۳- شماتیک کلی الگوریتم DT

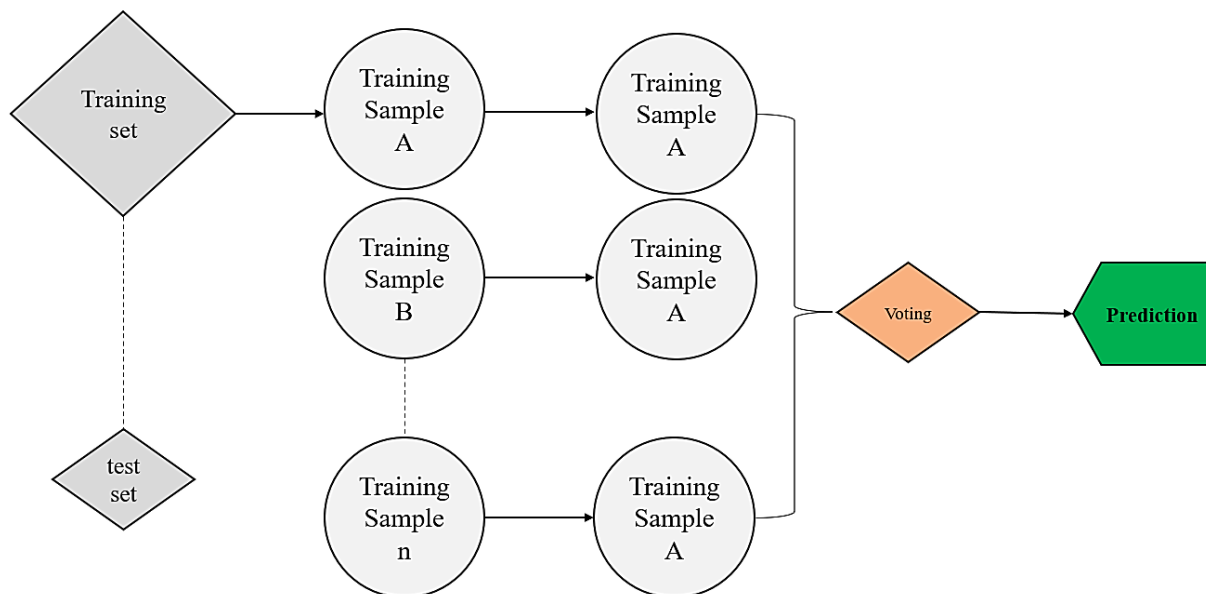


Fig. 4- General schematic of RF algorithm

شکل ۴- شماتیک کلی الگوریتم RF

سلول‌های عصبی مصنوعی، اطلاعات پردازش می‌شوند. هر یک از این سلول‌ها شامل وزن‌ها و توابع فعال‌سازی اختصاصی است که با همکاری با دیگر سلول‌ها نشان‌دهنده یادگیری الگوها برای داده‌های ورودی است (Güven and Şimşir, 2020; Liu et al., 2022). مزیت بزرگ استفاده از ANN این است که به این سیستم‌ها می‌توان آموزش داد تا الگوهای پیچیده را حل کند و از توابع فعال‌سازی مانند

۲-۴- شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)

شبکه عصبی مصنوعی (ANN) سیستم‌هایی هستند که از مدل کردن رفتار ساختار عصبی مغز انسان الهام گرفته‌اند. این سیستم‌ها در ابزارهای هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی بسیار کاربردی هستند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی، به صورت یک شبکه ارتباطی بین

داده‌ها استفاده می‌شود که این توابع عضویت فازی می‌توانند برخی از محدودیت‌ها و مشکلات شبکه‌های عصبی سنتی مانند نویزهای غیرقطعی و تعداد بالا از پارامترها را برطرف کنند (Tayab et al., 2020; Zhang et al., 2021).

۲-۶- شبکه عصبی پیچیده (CNN)²¹

شبکه عصبی پیچیده (CNN) یک نوع از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) است که برای پردازش تصویر و داده‌های دوبعدی دیگر استفاده می‌شود. یک شبکه عصبی پیچیده شامل چندین لایه است که شامل حداقل لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه خروجی می‌باشند و به‌طور کلی به‌عنوان شبکه عصبی²² (FFNN) شناخته می‌شوند (Ahlawat et al., 2020). در CNN، لایه‌های پنهان عمدتاً شامل لایه‌های کانولوشن، لایه‌های تجمیع و لایه‌های تمام متصل است. لایه‌های کانولوشن: این لایه‌ها مانند فیلترها، هستند که بر روی تصویر ورودی با اندازه‌های مختلف پردازش انجام می‌دهند و ویژگی‌های آن را استخراج می‌کنند. لایه‌های تجمیع: به‌طور کلی برای کاهش ابعاد و سباز تصویر و خلاصه کردن ویژگی‌ها، استفاده می‌شوند. لایه‌های تمام متصل: این لایه‌ها، ویژگی‌هایی که در لایه‌های قبلی استخراج شده‌اند را می‌گیرند و با آن‌ها به‌عنوان ورودی، پیش‌بینی‌های صحیح را انجام می‌دهند (Banerjee et al., 2019; Kattenborn et al., 2021).

سیگموئید¹⁸ و هیپربولیک¹⁹ برای انجام محاسبات غیرخطی استفاده می‌کند (Zhao et al., 2019). استفاده از ANN در بسیاری از زمینه‌های مختلف از جمله پردازش تصویر، تشخیص چهره، ترجمه ماشینی، پیش‌بینی وضعیت هوا، مسائل کاربردی در اینترنت اشیا، تحلیل بورس، تحلیل سیگنال‌ها، شناسایی جرم و جنایت، پزشکی و مهندسی و غیره روزبه‌روز بیشتر می‌شود و امیدواریم با عملکرد بهتر ANN، مشکلات بسیاری از جمله افزایش دقت و سرعت برای حل مشکلات غیرخطی عینی شود. شکل ۵ یک معماری ساده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، شامل لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه‌های خروجی را نشان می‌دهد.

۲-۵- شبکه عصبی فازی (FNN)

شبکه عصبی فازی²⁰ (FNN) یک نوع از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) است که برای مدل‌سازی و پردازش داده‌ها، الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی بین داده‌ها با استفاده از رویکرد فازی استفاده می‌شود. یک FNN شامل حداقل سه لایه است: ۱- لایه ورودی: که شامل ویژگی‌های ورودی یا نقاط داده است؛ ۲- لایه مخفی: که اطلاعات ورودی را پردازش می‌کند و ارتباطات بین لایه ورودی و خروجی را مشخص می‌کند؛ ۳- لایه خروجی: که نتایج پردازش را تولید می‌کند. تفاوت اصلی FNN با شبکه‌های عصبی سنتی این است که در FNN از توابع عضویت فازی برای پردازش

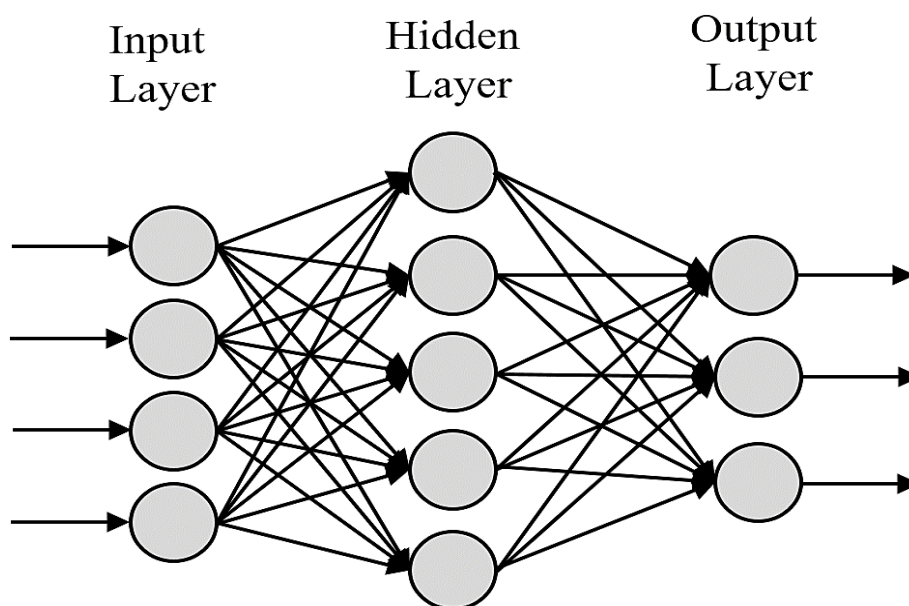


Fig. 5- General schematic of artificial neural networks model

شکل ۵- شماتیک کلی از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی

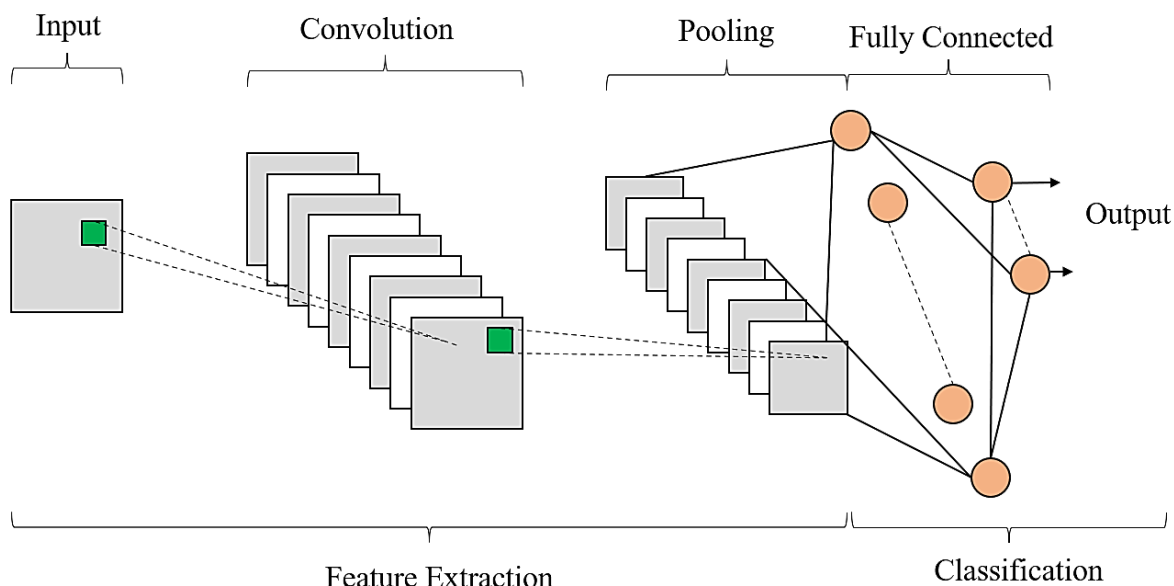


Fig. 6- General schematic of the complex neural network (CNN) model

شکل ۶- شماتیک کلی از مدل شبکه عصبی پیچیده (CNN)

الگوهای پیچیده‌تر، مانند صورت یا تنه یک فرد را تشخیص دهد. در نهایت، در لایه خروجی، شبکه می‌تواند تصمیم بگیرد که تصویر به چه شکلی است. DNN ها از شبکه‌های عصبی سنتی به دلیل سازگاری با مجموعه داده‌های بزرگ‌تر و قابلیت یادگیری از تعداد بالاتری نمونه‌های داده و مدیریت ابعاد بالا استفاده می‌کنند. به‌طور کلی، DNNها در بسیاری از کاربردهای هوش مصنوعی، مانند تشخیص گفتار، ترجمه ماشینی، تشخیص تصویر، تخمین قیمت، رباتیک و غیره استفاده می‌شوند (Liu et al., 2019; Yonggang Zhang et al., 2021).

۲-۷- شبکه عصبی عمیق (DNN)

شبکه عصبی عمیق (DNN) یک نوع از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که شامل حداقل ۳ لایه است که هر لایه از بسیاری از نورون‌ها استفاده می‌کند، به طوری که هر لایه اطلاعات خاص خود را از داده‌های ورودی به دست می‌آورد و سپس این عملکرد توسط لایه‌های بعدی بهینه می‌شود. به‌عنوان مثال، یک DNN که برای تشخیص تصاویر استفاده می‌شود، می‌تواند در لایه اول حوادث ساده، مانند خطوط و تشکیلات زاویه‌دار را تشخیص دهد. در لایه‌های بعدی، فرم‌ها و

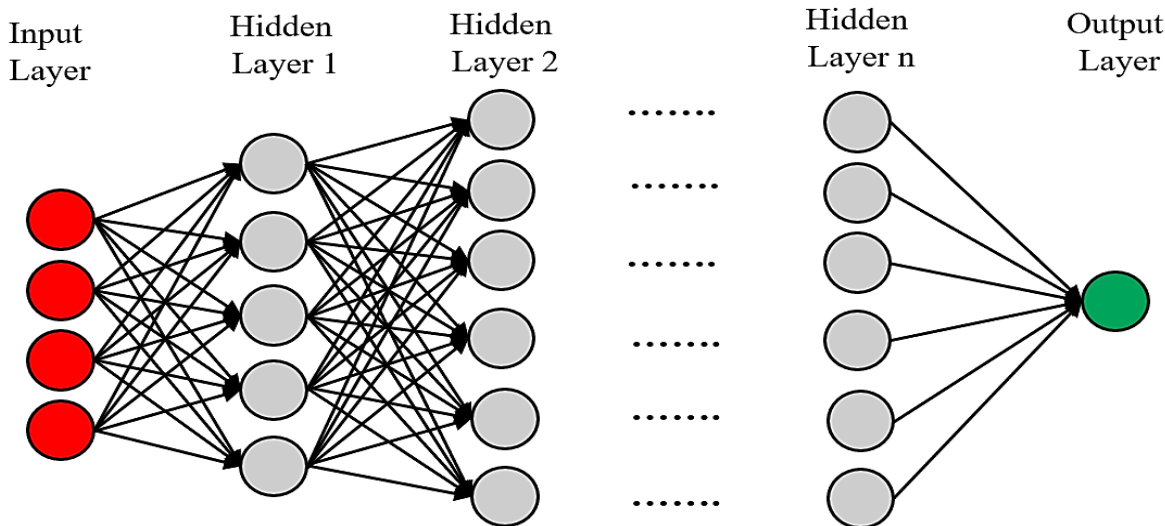


Fig. 7- General schematic of deep neural network (DNN) model

شکل ۷- شماتیک کلی از مدل شبکه عصبی عمیق (DNN)

۲-۸- شبکه عصبی مکرر (RNN)²⁴

بیشتری برخوردار است. SVM با استفاده از یک خطای جدید تحسین شده، یعنی حاشیه، تلاش می‌کند بهترین گزینه را برای دسته‌بندی داده‌ها پیدا کند. این روش باعث می‌شود که SVM برای دیدن داده‌ها به صورت دقیق و بهتر تحلیل شود، تا بتواند یک حاشیه مناسب برای جداسازی داده‌ها ایجاد کند. الگوریتم SVM برای دسته‌بندی دقیق، دقت بالا و کمک به یادگیری بدون دوره‌ها شناخته شده است و در بسیاری از مسائل فرآیندی که تصاویر، فیلم‌ها، موسیقی و سایر فرایندها را تحلیل می‌کند، استفاده می‌شود (Xu et al., 2017).

۲-۱۰- نقشه خودسازمان‌دهی (SOM)²⁷

نقشه خودسازمان‌دهی (SOM)، یک روش کاهش بعد برای تحلیل داده‌های فضایی چندبعدی است. این روش ابتدا به کاهش ابعاد داده‌ها می‌پردازد و سپس نتایج را در نقشه‌ای دوبعدی نمایش می‌دهد. این نقشه، اشکال هندسی مختلفی می‌تواند داشته باشد، مانند شبکه مربعی یا شش‌ضلعی. SOM از یک فرایند یادگیری ساده برای تشکیل نقشه‌های خودکار استفاده می‌کند. در این روش هر داده با یک بردار مشخصی به صورت نمایش داده می‌شود و سپس در نقشه SOM قرار می‌گیرد. پس از آن، هر نقطه روی نقشه SOM با نزدیک‌ترین بردار به این داده هماهنگ می‌شود و نقطه روی نقشه را به روز می‌کند. این مرحله به صورت تکراری انجام می‌شود تا به صورت خودکار نقشه SOM بهترین گزینه برای نمایش داده‌ها در فضای دوبعدی باشد. SOM به طور گسترده در تجزیه و تحلیل داده‌های فضایی و مکانی استفاده می‌شود.

RNN معمولاً مورد استفاده، شبکه عصبی (LSTM)²⁵ است که دارای سه درجه (ورودی، خروجی و گیت جعل‌کننده) برای محاسبه حالت پنهان است. ساختار شبکه عصبی مکرر (RNN) شامل سه مؤلفه اصلی است: لایه ورودی: در این لایه، داده‌های ورودی یا داده‌های دنباله‌ای مانند متن، صدا، ویدئو و سایر داده‌های با ساختار زمانی و احتمالاً متفاوت ارائه می‌شود. لایه پنهان: در RNN، هر واحد در لایه پنهان اطلاعاتی از تاریخ ورودی قبلی را حفظ می‌کند و اطلاعات جدید به اطلاعات قبلی اضافه می‌شود. اطلاعات محافظه شده در هر مرحله به عنوان ورودی برای واحدهای بعدی ارائه می‌شود که ساختار دنباله مانند آن‌ها را نشان می‌دهد (Jiao et al., 2020). لایه خروجی: لایه خروجی از نتیجه حاصل شده در پردازش دنباله استفاده می‌کند. به طور کلی، لایه خروجی می‌تواند به عنوان پیش‌بینی در تشخیص سری زمانی یا به عنوان خروجی نهایی برای وظیفه دنباله‌ای دیگری مانند ترجمه ماشینی بکار رود. ریزترین شکل از یک شبکه عصبی مکرر به صورت یک لایه با واحدهای بازگشتی، همراه با یک لایه خروجی است. با این وجود، به طور کلی، شبکه‌های عصبی مکرر پیچیده‌تر از این هستند و شامل بسیاری از لایه‌های پنهان، لایه‌های جلو و دوطرفه و غیره هستند (Sherstinsky, 2020; Wang et al., 2020).

۲-۹- ماشین بردار پشتیبانی (SVM)²⁶

ماشین بردار پشتیبانی یا SVM یک الگوریتم یادگیری ماشین است که برای حل مسائل دسته‌بندی و رگرسیون به کار می‌رود. SVM از سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین به دلیل دقت بالا و امکانات پیشرفته‌ای که برای حل مسائل دسته‌بندی متنوع دارد، محبوبیت

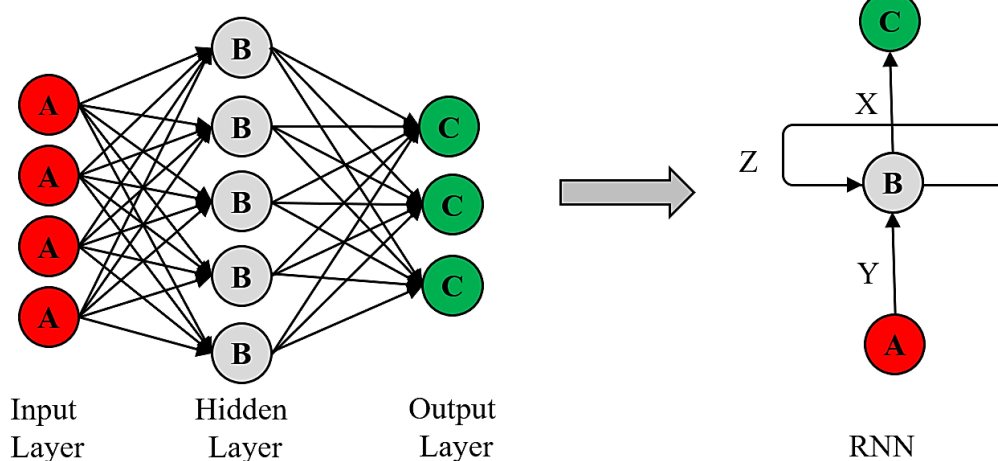


Fig. 8- General schematic of recurrent neural network (RNN) mode

شکل ۸- شماتیک کلی از مدل شبکه عصبی مکرر (RNN)

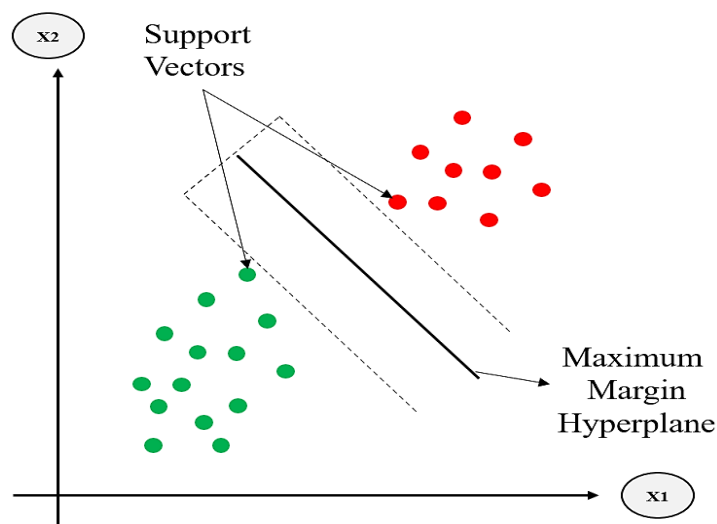


Fig. 9- General schematic of Support Vector Machine (SVM) model
 شکل ۹- شماتیک کلی از مدل ماشین بردار پشتیبانی (SVM)

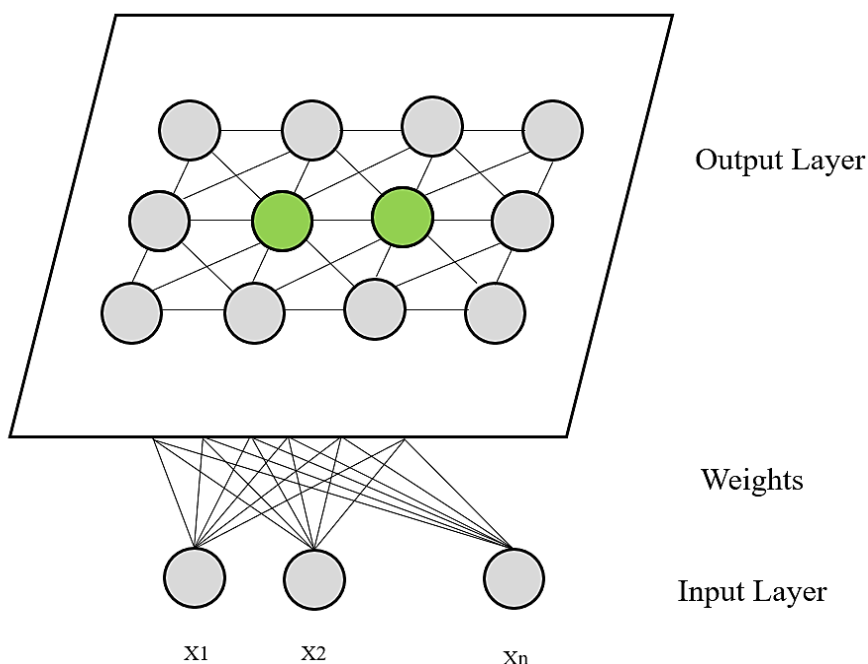


Fig. 10- General schematic of self-organizing model (SOM)
 شکل ۱۰- شماتیک کلی مدل خودسازمان‌دهی (SOM)

در GA، یک جمعیت از رشته‌های ژنتیکی (به اصطلاح کروموزوم) که با یک مقدار اولیه تعریف شده‌اند، ساخته می‌شود. سپس برای هر کروموزوم، تابع ارزیابی اجرا می‌شود که به صورت مقایسه با هدف موجود، سنجه‌هایی را مناسب نسبت می‌دهد. در هر دور²⁸ (نسل)، کروموزومی با بهترین مقدار ژنتیکی (بیشترین ارزش) انتخاب می‌شود و برای تولید نسل جدید در ادامه عملیات، ترکیب و تغییرات جدیدی

۱۱-۲- الگوریتم ژنتیک (GA)

الگوریتم ژنتیک، یکی از الگوریتم‌های هوش محاسباتی است که برای بهینه‌سازی مسائل به کار می‌رود. GA بر اساس فرایند تکاملی، بهبود و بهینه‌سازی مسائل از طریق انتخاب و ترکیب عناصر مختلف پیاده‌سازی شده است. این الگوریتم بر اساس مکانیزم تکاملی طبیعی، به فرایند انتخاب و تطبیق خصوصیات بهینه در جمعیت مشغول است.

۳- بررسی مدل‌های هوش مصنوعی در تصفیه آب و فاضلاب

در سال‌های اخیر مطالعات مختلف با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در تصفیه آب، جهت مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرآیند، مانند حذف و حذف آلاینده‌ها از آب انجام شده است. به‌طور کلی در فرایندهای حذف و جذب آلاینده‌ها، متغیرهای ورودی عبارت‌اند از غلظت اولیه آلاینده، مقدار جاذب، زمان، pH، سرعت هم‌زدن و دما، درحالی‌که متغیر خروجی عمدتاً راندمان حذف (%) و ظرفیت جذب است. نتایج پیش‌بینی‌شده از مدل‌ها با استفاده از مقادیر R^2 (ضریب تعیین)، MSE⁴¹ (میانگین مجذور خطا)، SSE⁴² (مجموع مربع خطا) و RMSE⁴³ (ریشه میانگین مربع خطا) اعتبارسنجی می‌شوند.

۳-۱- رنگ‌ها

آلاینده‌های آلی موجود در آب و فاضلاب شامل موادی هستند که از مواد طبیعی استخراج‌شده‌اند یا ساخته شده‌اند، مانند رنگ‌ها، روغن‌ها، مواد شیمیایی و سایر ترکیبات آلی. رنگ‌ها یکی از مهم‌ترین نوع آلاینده‌های آلی در آب و فاضلاب هستند (Khalili et al., 2022). رنگ‌ها از فعالیت‌های صنعتی، کشاورزی، خانگی، نیروگاه‌ها، تصفیه‌خانه‌های آب و فاضلاب و به‌طور معمول با فرآیندهای پیچیده و گسترده‌ای از جمله استخراج، اصلاح رنگ، روش‌های ریختن، ریختن رنگ و تولید در صنایع مختلف تولید می‌شوند. استفاده از روش‌های مختلفی برای حذف رنگ از آب و فاضلاب وجود دارد؛ تشکیل فعال گره‌ها⁴⁴ (PAC)، شیمی کاهش و اکسیداسیون متقابل (UV/H₂O₂) از جمله روش‌هایی هستند که برای حذف رنگ‌های آلی استفاده می‌شوند. از طرفی، بهینه‌سازی فرآیند تصفیه آب و فاضلاب و استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته مانند نانوفیلتراسیون، استخراج با استفاده از هیدرو ژل برای حذف رنگ‌های آلی مؤثر است. در هر صورت، حذف رنگ‌های آلی از آب و فاضلاب پیچیده است و نیازمند ترکیبی از روش‌های مختلف هوش مصنوعی برای بهبود کیفیت آب و تضمین بهداشتی آن است.

در آن ایجاد می‌شود. عملیات تولید نسل جدید در GA از واژه‌های اصلی فرایند تکامل استفاده می‌کند؛ شامل چهار عملیات است: انتخاب، تلاش، تلاش محدود و جابه‌جایی. هدف این چهار عملیات درجه بالایی از تغییرات ژنتیکی در جمعیت بهبود یافته و بالا بردن سطح بهینگی نسل جدید است. از GA در بسیاری از زمینه‌ها از جمله بهینه‌سازی مسائل مالی، نرم‌افزار، هوش مصنوعی و تحلیل داده‌ها استفاده می‌شود.

۲-۱۲- بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)

بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) یک الگوریتم بهینه‌سازی مستقل از مشتق و الهام گرفته از شبیه‌سازی جمعیت ذرات است. در این الگوریتم، ذرات در فضای جستجو حرکت می‌کنند تا به جایی برسند که بتوانند بهترین موقعیت برای حل یک مسئله بهینه‌سازی پیدا کنند. در PSO، هر ذره به صورت تصادفی در فضای جستجو شروع می‌کند و سپس با حرکت به سمت یک دقیقه‌ترین موقعیت، به شکل هماهنگی با سایر ذرات در فضای جستجو می‌رود. در هر مرحله، هر ذره با رعایت وزن‌های خاص، به صورت هم‌زمان حرکت می‌کند تا سرانجام به بهینه‌ترین مقصد برسد. به‌طور کلی، PSO می‌تواند برای بهینه‌سازی مسائل مختلفی از جمله تولید برق، پردازش تصویر، طراحی سیستم بیولوژیکی و مسائل بهینه‌سازی مهندسی به کار رود. PSO بر اساس افزایش بهره‌وری ذرات در جستجوی پاسخ بهینه طرح‌ریزی شده است و معمولاً سرعت و کارایی خوبی در بهینه‌سازی مسائل پیچیده دارد.

با توجه به مدل‌های مختلف ارائه شده بالا برای دستیابی به دقت بیشتر و تجزیه و تحلیل در زمان کمتر امکان ترکیب این مدل‌ها وجود دارد. چهار فن اصلی ترکیب هوش مصنوعی عبارت‌اند از GA، PSO، RNN و SVM که معمولاً در ترکیب با الگوریتم‌های دیگر برای دستیابی به نتیجه دقیق‌تر استفاده می‌شوند. برخی از الگوریتم‌های ترکیبی رایج که در ادبیات گزارش شده‌اند عبارت‌اند از: GA-MLPANN³⁰، RBANN-GA³¹، GA-FNN³²، GA-FL³³، ANN-SVM-ASAGA³⁵، ANN-DE³⁶، SVM-SA³⁴، GANN³⁷، PSO-WNN³⁸ و PSO-ENN³⁹. فن‌های ترکیبی هوش مصنوعی همچنین توجه زیادی را برای کاربرد در تصفیه آب به خود جلب کرده است.

Table 2- Applications of AI for dye adsorption from aqueous phase

جدول ۲- کاربردهای AI برای جذب رنگ از فاز آبی

Reference	Validation model	Output variables	Input variables	Model	Absorbent used	Type
Mahmoodi et al. (2017)	$R^2 = 0.9977$ (BB41) $R^2 = 0.9955$ (BR18) $R^2 = 0.9989$ (BR46)	ظرفیت جذب	مقدار جاذب و غلظت اولیه رنگ	ANN	نانو کامپوزیت NiO-MnO ₂	(BB41) ⁴⁵ (BR18) ⁴⁶ (BR46) ⁴⁷
Çelekli et al. (2016)	$R^2 = 0.9991$, SSE = 0.2303	ظرفیت جذب	درجه حرارت، زمان تماس، غلظت اولیه رنگ، اندازه ذرات جاذب و pH	ANN	پوسته گردو	(BR) ⁴⁸
Debnath, Deb, et al. (2016)	$R^2 = 0.991$ MSE = 0.00235	ظرفیت جذب	دمای واکنش، مقدار جاذب، غلظت اولیه رنگ، و pH	ANN	نانوذره Fe ₂ O ₄	(CR) ⁴⁹
E,Alipanahpour Dil et al. (2016)	$R^2 = 0.9815$, MSE = 0.00014	ظرفیت حذف	زمان فراصوت، مقادیرهای جاذب، و pH غلظت اولیه	ANN	ZnO-NR-AC	(CV)
Azad et al. (2016)	$R^2 = 0.9980$ MAPE ⁵⁰ = 0.38%	ظرفیت جذب	مقدار کربن فعال مغناطیسی، pH، غلظت اولیه رنگ، زمان و دما	ANN	کربن فعال مغناطیسی	(CV)
Okoye et al. (2018)	$R^2 = 0.995$ RMSE = 0.912	ظرفیت جذب	pH، دمای محلول، زمان و مقدار جاذب	ANN	کربن فعال تهیه شده از بذر رافیا هوکری ⁵²	(CV) ⁵¹
Heibati et al. (2016)	$R^2 = 0.9998$ MSE = 0.005	ظرفیت جذب	زمان تماس، pH، غلظت اولیه و مقدار جاذب	ANN	پوکه طبیعی و پوکه باروکش آهن	(EtBr) ⁵³
E,Alipanahpour Dil et al.(2016)	MB: $R^2 = 0.9853$ MSE = 0.00683 EY: $R^2 = 0.999730$ MSE = 0.00014 CV: $R^2 = 0.987920$ MSE = 0.0065 AO: $R^2 = 0.997$ MSE = 0.00011	ظرفیت جذب	غلظت رنگ‌ها، زمان فراصوت، و مقدار جاذب	ANN	ZnO-NR-AC	(EY) ⁵⁴ (CV), (AO) ⁵⁵ , (MB) ⁵⁶
Babaei et al. (2016)	$R^2 = 0.999$	ظرفیت جذب	زمان، مقدار جاذب، غلظت اولیه رنگ، دما و pH	ANN	تفاله چای فعال شده (AST)	(MB)
Paola S Pauletto et al. (2020)	$R^2 = 0.9995$ MSE = 0.0003	ظرفیت جذب	غلظت اولیه درجه حرارت	ANN	کیتین اصلاح شده با اولتراسوند (UM-کیتین)	(MB)
E,Alipanahpour Dil et al. (2017)	$R^2 = 0.9999$ MSE = 0.0753	ظرفیت جذب	مقدار جاذب، غلظت و زمان اولتراسونیک	ANN	نانو میله‌های اکسید روی (II) کامپوزیت شده بر روی کربن فعال (ZnO-NRs-AC)	(MB), (CV)
Tanhaei et al. (2016)	$R^2 = 0.998$ MSE = 101.67	ظرفیت جذب	زمان و غلظت اولیه	ANN	کیتوسان/Al ₂ O ₃ /Fe ₃ O ₄	(MO) ⁵⁷
Kooh et al. (2016)	$R^2 = 0.9946$	ظرفیت جذب	pH، مقدار جاذب، زمان تماس، غلظت اولیه رنگ، دما و قدرت یونی	ANN	ضایعات دانه سویا	(MV) ⁵⁸
M. Ghaedi, Daneshfar, et al. (2015)	Au-NP-AC $R^2 = 0.9994$, MSE = 5.66e ⁻⁵ TiO ₂ -NP-AC $R^2 = 0.9729$, MSE = 0.0022	راندمان حذف	pH، غلظت رنگ، مقدار جاذب و زمان تماس	ANN	نانو ذرات طلا و دی‌اکسید تیتانیوم کامپوزیت شده بر روی کربن فعال	(PR) ⁵⁹

Maghsoudi et al. (2015)	$R^2 = 0.998$, $MSE = 0.0008$	راندمان حذف	غلظت اولیه رنگ، pH، زمان تماس و مقدار جاذب	ANN	نانو میله‌های اکسید روی کامپوزیت شده بر روی کربن فعال	(SY) ⁶⁰
Panjali et al. (2015)	$R^2 = 0.9966$ $MSE = 0.0001$	راندمان حذف	غلظت اولیه رنگ، pH، مقدار جاذب، دما و زمان فراصوت	ANN	کربن فعال تهیه شده از چوب درخت پرتقال	(SY)
M. Ghaedi et al. (2014)	$R^2 = 0.99$ $MSE = 0.0003$	ظرفیت جذب	زمان تماس، مقدار جاذب، غلظت اولیه رنگ، و pH	ANN	نانو ذرات سولفید نیکل در کامپوزیت شده بر روی کربن فعال	(SY)
Z. U. Ahmad et al. (2020)	$R^2 = 0.9832$ $MSE = 0.0012$	راندمان حذف	مقدار جاذب، زمان واکنش و غلظت اولیه	ANN	کربن متخلخل اصلاح شده با نتودییمیم	(SY)
M. Ghaedi et al. (2015)	$R^2 = 0.9658$ $MSE = 0.0017$	ظرفیت جذب	زمان تماس، مقدار جاذب، غلظت اولیه رنگ، و pH	ANN, GA	نانوسیم‌های مسی کامپوزیت شده روی کربن فعال	(MG) ⁶¹
Mahmoodi et al. (2016)	$R^2 = 0.9904$ (BR 18) $R^2 = 0.9964$ (BB41)	ظرفیت جذب	غلظت رنگ و غلظت جاذب	ANN, BP-ANN ⁶⁴	نانو کامپوزیت CuO-NiO	(BR 18) ⁶² (BB 41) ⁶³
Azad et al. (2016)	CG: $R^2 = 0.9997$ $MSE = 0.0055$ RB: $R^2 = 0.9999$ $MSE = 0.0033$ DB $R^2 = 0.9996$ $MSE = 0.0046$	ظرفیت جذب	مقدار رنگ اولیه، زمان فراصوت، جرم جاذب، pH	ANN, RSM	FeO (OH) بر روی کربن فعال (Ni doped FeO (OH)-NWs-AC)	(DB) ⁶⁵ , (RB) ⁶⁶ , (CG)
Kakhki et al. (2020)	$R^2 = 0.92$	ظرفیت جذب	غلظت رنگ، غلظت نور، pH و غلظت نانوذره	ANN-GA	گوگرد-نیتروژن - سطح نانوساختار Fe ₂ O ₃	(MB)
Ruan et al. (2018)	$R^2 = 0.9998$ (BPANN) Absolute errors: 5.6 (ANN-GA) 3.5 (ANN-PSO) 12.4 (BBD)	ظرفیت جذب	غلظت اولیه رنگ، pH اولیه، زمان تماس و درجه حرارت	ANN-GA, ANNPSO, BBD ⁶⁸	(rGO/Fe/Ni) ⁶⁷	(CV)
Qi et al. (2020)	Absolute error = 0.52	ظرفیت جذب	غلظت، زمان تماس، pH و دما	ANN-PSO, ANN-GA	rGO/Fe/Co	(MB)
Asfaram et al. (2016)	ANN: $R^2 = 0.9984$, $RMSE = 0.00065$	ظرفیت جذب	زمان فراصوت، غلظت، جرم جاذب، و pH	LS-SVM ⁷⁰ , ANN, GA	نانو ذرات سولفید روی با کربن فعال (ZnS-NPs-AC)	(MB) ⁶⁹
Jamshidi et al. (2016)	BG: $R^2 = 0.9589$, $MSE = 0.0021$ EB: $R^2 = 0.9455$, $MSE = 0.0022$	ظرفیت جذب	زمان تماس، غلظت جاذب، غلظت BG، غلظت EB	ML-ANN, RSM	نانو ذرات ZnS کامپوزیت شده بر روی کربن فعال	(BG) ⁷¹ (EB) ⁷²
Naghibi et al. (2021)	$R^2 = 0.9958$ $RMSE = 0.01822$	ظرفیت جذب	pH، غلظت اولیه رنگ و غلظت جاذب	MLP-ANN	کیتوسان / پلی وینیل الکل / زئولیت ایبیدازولات جاذب غشایی چارچوب (CPZ)	(MG)
Hajati et al. (2015)	SY: $R^2 = 0.99$ $MSE = 0.53$ AY41: $R^2 = 0.98$ $MSE = 0.79$	ظرفیت جذب	غلظت رنگ، pH، غلظت جاذب و زمان تماس	PCA- ANN	کربن فعال با نانو ذرات SnO ₂	(SY) (AY41) ⁷³

Bagheri et al. (2015)	$R^2 = 0.9657$ $MSE = 0.0021$	ظرفیت جذب	غلظت اولیه رنگ، مقدار جاذب و زمان	RF	نانو ذرات سولفید مس کامپوزیت شده روی کربن فعال ⁷⁵	(CG) ⁷⁴
Shabani et al. (2022)	$R^2 = 0.96$	ظرفیت جذب	غلظت رنگ، pH، غلظت جاذب و زمان تماس	ANN	نانوکامپوزیت CoFe2O4/TiO2/Au	(MO) Azo
Ratnam, Murugesan, et al. (2022)	$R^2 = 0.9572$ $MSE = 0.000012$	ظرفیت جذب	غلظت رنگ، pH، غلظت جاذب و زمان تماس	ANN	نانو اکسید گرافن	(MB)
Ratnam, Vangalapati, et al. (2022)	$R^2 = 0.9926$ $MSE = 0.00068$	ظرفیت جذب	غلظت رنگ، pH، غلظت جاذب و دما	ANN	نانو ذرات اکسید منیزیم (MgONP-AC)	(MO)
H. Liu et al. (2022)	(CR), $R^2 = 0.99$ (AO7) $R^2 = 0.98$	ظرفیت جذب	زمان جذب، اندازه ذرات، غلظت اولیه رنگ، غلظت اولیه جاذب، مقدار pH و دمای واکنش.	ANN	نانو ذرات MgAl ₂ O ₄	(CR), (AO7)
Fulzele et al. (2022)	$R^2 = 0.9988$ $MSE = 0.0180$	ظرفیت جذب	غلظت رنگ، pH، غلظت جاذب و زمان تماس	ANN	فتوکاتالیست نانو کامپوزیتی rGO/Ag ₃ PO ₄ /CeO ₂	(MB)
Mossavi et al. (2022)	RMSE = 0.1257 , $R^2 = 0.991$	ظرفیت جذب	زمان جذب، اندازه ذرات، مقدار pH و دمای واکنش.	GRNN ANN GA	ورقه‌های گرافن و نانو ذرات ZnO/آپاتیت/هیدروکسی	azo

۳-۲- آلاینده‌های فلزی (فلزات سنگین)

فلزات سنگین شامل عناصری مانند جیوه، سرب، کادمیوم، روی و مس هستند که به‌طور طبیعی در زمین وجود دارند و در برخی فرایندهای صنعتی به‌عنوان آلاینده در آب‌ها و فاضلاب‌ها منتشر می‌شوند (Khalili et al., 2020). برخی از فلزات سنگین نیز به دلیل سمی بودن می‌توانند خطراتی برای انسان و محیط‌زیست داشته باشند. این فلزات می‌توانند به‌صورت مستقیم به آب و فاضلاب در معرض گذاشته شوند یا در فرایندهای صنعتی مانند تولید باتری، صنایع فلزی، صنعت نساجی، پلاستیک و پیشرفته‌ترین الگوریتم‌ها متولد شوند. فلزات سنگین در آب و فاضلاب می‌تواند سمی برای پستانداران باشد و به‌طور مستقیم با چشم‌انداز به‌سلامت انسان دگرگون‌کننده‌های مختلفی را ایجاد کنند. از روش‌های مختلفی جهت حذف فلزات سنگین از آب و فاضلاب استفاده می‌شود؛ به‌عنوان مثال، استخراج با استفاده از فعال‌سازهای کربنی، فرایندهای نانو ذرات، فعال‌سازی بیولوژیکی، بیواکسیدشدن و غیره از جمله روش‌هایی هستند که برای حذف فلزات سنگین از آب‌های آلوده به کار می‌رود. در هر صورت، مدیریت مناسب فلزات سنگین در آب و فاضلاب نیازمند ترکیبی از روش‌های مختلفی برای بهبود کیفیت آب و تضمین بهداشتی آن به‌صورت مداوم است.

۳-۳- آلاینده‌های آلی، داروها و آفت‌کش‌ها

ترکیبات آلی عبارت‌اند از ترکیباتی که شامل کربن هستند؛ بنابراین آن‌ها می‌توانند در فاز آبی حضور داشته باشند، اما بسته به نوع ترکیب برای آن‌ها ممکن است بیشتر مناسب با فاز گازی یا حتی فاز جامد باشند. داروها نیز به دلیل خواص آنتی‌بیوتیکی، ضدالتهابی و غیره ممکن است در فاز آبی حضور داشته باشند. این داروها به‌طور معمول در فرایندهای تصفیه آب به‌خوبی حذف نمی‌شوند. آفت‌کش‌ها و PCB‌ها نیز ممکن است در فاز آبی حضور داشته باشند و مشکلات جدی برای محیط‌زیست و سلامتی انسان‌ها به وجود آورند. بسیاری از آفت‌کش‌ها و PCB‌ها ویژگی‌های ضدآبی و نفوذپذیری بالایی دارند و بنابراین در آب به‌خوبی حل نمی‌شوند؛ بنابراین، حذف آفت‌کش‌ها و PCB‌ها از آب نیاز به روش‌های تصفیه آبی خاصی دارد.

Table 3- Applications of AI for adsorption of heavy metals from aqueous phase

جدول ۳- کاربردهای AI برای جذب فلزات سنگین از فاز آبی

Reference	Validation model	Output variables	Input variables	Model	Absorbent used	Type
Rodríguez-Romero et al. (2020)	$R^2 = 0.9973$ $Me^{76} (\%) = 2.54$	راندمان حذف	pH و درجه حرارت	ANN	جاذب‌های به دست آمده از زیست‌توده <i>Opuntia ficus indica</i>	Arsenic (V)
Podder and Majumder (2016)	As (III) $R^2 = 0.9998$ $MSE = 2.89E^{-5}$ As (V) $R^2 = 0.9984$ $MSE = 1.69E^{-5}$	راندمان حذف	مقدار آرسنیک اولیه زمان تماس، و pH	ANN	<i>Botryococcus braunii</i>	As (III) As (V)
Popoola (2019)	$R^2 = 0.9967$	ظرفیت جذب	نسبت اختلاط پوست گردو به پوسته برنج و کامپوزیت مگنتیت، زمان و دمای مشخص	ANN	پوسته گردو-پوسته برنج نانو مغناطیسی	Cd (II)
Nasr et al. (2017)	$R = 0.99$ $MSE=92.43$	کارایی جذب زیستی	pH، غلظت اولیه Cd (II) و مقدار جاذب زیستی	ANN, ANFIS	کاه برنج	Cd (II)
Kiran et al. (2017)	$R^2 = 0.965$	راندمان حذف	pH، سرعت هم زدن، مقدار جاذب زیستی و غلظت اولیه	ANN	اسپیرولیتا ⁷⁷ Platensis، اسپیرولیتا <i>indica maxima</i> و اسپیرولیتا	Cd (II)
M. F. Ahmad and Haydar, (2016)	$R^2 = 0.990$ $RMSE = 0.2289$	راندمان حذف	جرم جاذب زیستی، قطر داخلی ستون، دبی، عمق بستر و غلظت نفوذی یون‌های فلزی	ANN	دانه‌های باسیلوس سوبتیلیس ⁷⁸ بی حرکت	Cd (II)
Ebrahim Alipanahpour Dil et al. (2017)	$R^2 = 0.9999$ $MSE= 0.0753$	ظرفیت جذب	مقدار جاذب، غلظت رنگ، و زمان اولتراسونیک	ANN	ZnO-NRs-AC	Cd (II) Co (II)
Allahkarami et al. (2017)	Ni (II) $R^2 = 0.9702$ $MSE = 4.3256$ Co (II) $R^2 = 0.9673$ $MSE = 4.4664$	ظرفیت جذب	جرم جاذب، غلظت اولیه یون‌های فلزی، زمان تماس و pH	ANN	نانو ذرات Fe_2O_4 محدود به کربوکسی متیل کیتوسان	Co (II) Ni (II)
Oskui et al. (2019)	$R^2 = 0.9834$ $MSE= 0.0247$	راندمان حذف	زمان تماس، غلظت اولیه یون، pH محلول اولیه و مقدار جاذب	ANN	خاک رس	Cr (III)
Tümer and Edebali (2019)	$R^2 = 0.99$ $MSE = 0.0061$	راندمان حذف	pH، مقدار جاذب، غلظت اولیه فلز، زمان تماس و دما	ANN	رزین‌های تجاری	Cr (III)
Beigzadeh and Rastegar (2020)	$R^2 = 0.9834$ $MSE= 0.0247$	راندمان حذف	زمان، مقدار جاذب زیستی، اولیه و غلظت کروم (VI) و pH اولیه	ANN	الیاف خرما	Cr (VI)
Mandal, Mahapatra and Patel (2015)	$R^2 = 0.9943$ $MSE = 0.012$ $RMSE = 0.009$ $MAPE = 0.016$ $AARE = 0.013$	راندمان حذف	غلظت اولیه، مقدار جاذب، زمان تماس، pH و دما	ANN	کامپوزیت پلی آنیلین اکسید سریم ($CeO_2/PANI$)	Cr (VI)

Debnath, Majumde et al. (2016)	$R^2 = 0.984$ MSE = 0.0016	ظرفیت جذب	زمان تماس، غلظت اولیه یون کروم، مقدار جاذب، pH و	ANN	نانو ذرات مغناطیسی فریت کلسیم (CaFe ₂ O ₄)	Cr (VI)
Ashan et al. (2018)	$R^2 = 0.93$	راندمان حذف	pH، زمان تماس و مقدار جاذب	ANN	NiO nanoparticles	Cr (VI)
Foroutan et al. (2020)	$R^2 = 0.9997$ MSE= 1.288E ⁻⁶	راندمان حذف	زمان تماس، دما، غلظت pH، فلز، و مقدار جاذب	ANFIS	جاذب‌های مبتنی بر خاک رس	Cr (VI)
Wong et al. (2020)	ANFIS $R^2 = 0.9024$ RMSE = 3.29	راندمان جذب	غلظت اولیه یون مس (II)، مقدار بیوجار، دمای عملیاتی و زمان تماس	ANN, ANFIS	بیوجار به دست آمده از پوست رامپوتان ⁷⁹	Cu (II)
Dolatabadi et al. (2018)	ANN: $R^2 = 0.98$ MSE= 10.63 ANFIS: $R^2 = 0.99$ MSE= 0.707	راندمان حذف	مقدار جاذب، زمان تماس، pH و غلظت اولیه مس (II).	ANN, ANFIS	خاکاره از چوب Melia Azedarach	Cu (II)
Podstawczyk et al. (2015)	$R^2 = 0.96$, MSE = 6.1×10^{-4}	کارایی جذب زیستی	pH محلول، مقدار جاذب زیستی، و غلظت یون‌های فلزی	ANN	پودر کتان (استخراج روغن با CO ₂ فوق بحرانی)	Cu (II)
Uddin et al. (2018)	MSE = 0.06819	راندمان حذف	pH، غلظت اولیه مس (II)، زمان تماس و دما	ANN	لجن سفالگری	Cu (II)
Blagojev et al. (2019)	(SSer) ⁸⁰ = 7.8×10^{-4} $R^2 = 0.9998$	ظرفیت جذب	pH محلول ورودی، اولیه غلظت یون مس (II) و مقدار جاذب	ANN	چغندر قند خردشده	Cu (II)
Shandi et al. (2019)	$R^2 = 0.995$ MSE = 1.6868×10^{-6}	راندمان جذب	درجه حرارت، غلظت اولیه، pH، زمان تماس و مقدار جاذب	ANN	Gundelia Tournefortii (GT)	Cu (II)
Turan et al. (2011)	$R^2 = 0.999$ RMSE = 1.12×10^{-5}	راندمان حذف	زمان تماس، مقدار جاذب، PH اولیه و دما	ANN	سنگ‌پا	Cu (II)
Mendoza-Castillo et al. (2018)	$R^2 = 0.96$ Me = 8.01	ظرفیت جذب	غلظت اولیه فلزات	ANN	زغال استخوان	Cu (II), Zn (II), Ni (II), Cd (II)
Oguz (2017)	$R^2 = 0.980$ RMSE= 0.65	ظرفیت جذب	اندازه ذرات، سرعت جریان، عمق بستر، غلظت اولیه آهن (III)، زمان جذب و pH	ANN	Ignimbrite	Fe (III)
Esfandian et al. (2016)	$R^2 = 0.994$	راندمان حذف	مقدار جاذب، زمان تماس، pH، و غلظت اولیه جیوه	ANN	جلبک Sargassum Bevanom	Hg (II)
Franco et al. (2019)	ANFIS: $R^2 = 0.9998$, RMSE = 48.373 ANN: $R^2 = 0.9831$ MSE = 0.0180	ظرفیت جذب	نوع جاذب، زمان تماس و مقدار جاذب	ANN, ANFIS	نانولوله‌های کربنی چند جداره (MWCNT) ⁸¹	Indium (III)
Paola S Pauletto et al. (2020)	MSE = 0.0003 $R^2 = 0.9995$	ظرفیت جذب	غلظت اولیه، درجه حرارت	ANN	کیتین اصلاح شده با اولتراسوند (UMchitin)	Ni (II), Co (II)

Varshney et al. (2016)	$R^2 =$ 0.997 (Cd (II)), 0.99 (Pb (II)) 0.995 (Ni (II)) MSE = 0.00347 (Cd (II)), 0.00383 (Pb (II)), 0.002372 (Ni (II))	راندمان حذف	زمان تماس، مقدار جاذب زیستی، و غلظت فلز	ANN	پلی (وینیل) پیوندی با اسید ایتاکونیک خمیر چوب کپسوله شده با الکل (IA-g-PVA-en-WP)	Ni (II), Pb (II), Cd (II)
Ullah, Assiri, Al-Sehemi et al. (2020)	$R^2 \approx 0.998$	ظرفیت جذب	زمان تماس، غلظت اولیه و مقدار توده جاذب زیستی	ANN, (FFBPNN)	پوسته برنج با اسید نیتریک تیمار شده است	Pb (II)
Singha et al. (2015)	MSE = 2.1860 $R^2 = 0.985$	راندمان حذف	زمان تماس، مقدار جاذب، غلظت اولیه یون سرب (II) و pH اولیه	ANN	ضایعات برنج، ریشه سنبل و پوست نارگیل	Pb (II)
Gomez-Gonzalez et al. (2016)	$R^2 = 0.97$	ظرفیت جذب	pH مقادیر	ANN	تفاله قهوه	Pb (II)
Rahimpour et al. (2017)	$R^2 = 0.998$ MSE = 0.00086 MRE = 0.000	ظرفیت جذب	زمان تماس، مقدار جاذب زیستی، pH اولیه، دما و غلظت اولیه یون سرب (II).	ANN	Gundelia tournefortii	Pb (II)
E Alipanahpour Dil et al. (2017)	$R^2 = 0.9997$ MSE = 0.0009	راندمان حذف	زمان تابش، مقدار جاذب و اوتراسوند، pH و غلظت یون سرب (II).	ANN	نانو ذرات اکسید مس (CuO-NP-AC)	Pb (II)
Fiyadh et al. (2017)	$R^2 = 0.9956$ MSE = 1.66×10^{-4}	راندمان حذف	غلظت اولیه سرب (II)، زمان تماس، مقدار جاذب و pH	ANN	CNT ها عامل دار شده با حلال‌های یوتکتیک	Pb (II)
Ashrafi et al. (2020)	$R^2 = 0.9915$	راندمان حذف	زمان تماس، مقدار جاذب، غلظت اولیه و pH	ANN	پوسته گردو با عملکرد کربوکسیلات (CFWS)	Pb (II)
Moradi et al. (2020)	FFNN: $R^2 =$ 0.9932(Pb (II)), 0.990 (Co (II)) RMSE = 1.162 (Pb (II)), 1.134 (Co (II))	ظرفیت جذب	pH، غلظت اولیه از فلز، مقدار جاذب زیستی و دما	FFNN GP	پوست پسته (RPS)	Pb (II), Co (II)
Khandanlou et al. (2016)	Pb (II): $R^2 = 0.9905$ RMSE = 0.95 Cu (II): $R^2 = 0.9632$ RMSE = 1.87	راندمان حذف	زمان حذف، غلظت اولیه یون و مقدار جاذب	ANN	نانو کامپوزیت‌های کاه برنج و نانو ذرات Fe ₂ O ₄	Pb (II), Cu (II)
El Hanandeh et al. (2021)	$R^2 = 0.9923$, MSE = 1.21	ظرفیت جذب	درجه حرارت، غلظت اولیه قدرت یونی، pH محلول و زمان تماس	ANN	بیوجار مشتق از دانه خرما	Pb (II), Ni (II), Cu (II)
Ullah, Assiri, Bustam et al. (2020)	$R^2 \approx 0.9686$	ظرفیت جذب	غلظت اولیه زمان تماس و دما	ANN	پوسته برنج هضم شده با اسید نیتریک	Zn (II)
Yildiz (2017)	$R^2 = 1$ RMSE = 0.0029	ظرفیت جذب	مقدار جاذب، غلظت اولیه، دما، زمان تماس و pH اولیه	ANN	پوسته فندق	Zn (II)

Shanmugaprakash et al. (2018)	حالت بسته: $R^2 = 0.994$ MSE = 0.0227 حالت پیوسته: $R^2 = 0.994$ MSE = 0.0012	راندمان حذف	حالت بسته ⁸² : دمای مقدار جاذب و pH حالت پیوسته ⁸³ : ارتفاع بستر، غلظت روی (II) و سرعت جریان	ANN	کیک روغن پونگامیا	Zn (II)
Hernández-Hernández et al. (2017)	$R^2 = 0.99$ Mean error = 0.98	منحنی پیشرفت	زمان عملیات، طول بستر، جریان خوراک، خوراک غلظت، شمع یونی، الکتروننگاتیوی و وزن مولکولی	ANN	زغال استخوان	Zn (II), Cu (II)
Hamidian et al. (2019)	کیتوسان: $R^2 = 0.95$ (MLP-ANN), 0.9643 (RBF-ANN) نانوذره: $R^2 = 0.9257$ (MLP-ANN), 0.9665 (RBF-ANN)	راندمان حذف	دوز جاذب، مقادیر pH اولیه، و زمان تماس	(MLP-ANN), (ANN-RBF) ⁸⁴ , (ANN-SOS) ⁸⁵	نانو کامپوزیت کیتوسان	Metals (Cd, Al, Co, Cu, Fe, and Pb)
Mandal, Mahapatra, Adhikari et al., (2015)	GP: $R^2 = 0.977$ MSE = 0.1068 RMSE = 0.0284 MAPE ⁸⁸ = 0.063 AARE ⁸⁹ = 0.004 SVM: $R^2 = 0.905$ MSE = 1.423 RMSE = 0.112 MAPE = 0.200 AARE = 0.002	راندمان حذف	pH، غلظت اولیه رنگ و دوز جاذب	GP, LSSVM ⁸⁷	(CTEPA) ⁸⁶	As (III)
Mohan et al. (2015)	$R^2 = 0.99$ MSE = 0.21	راندمان حذف	غلظت اولیه، pH، دوز جاذب و درجه حرارت	ANN-GA	نانو ذرات اکسید کوبریک (CuONPs)	Cr (VI)
Zafar et al. (2017)	$R^2 =$ 0.92-0.95 RMSE = 0.28- 0.25 SEP ⁹⁰ = 3.17- 2.80	راندمان حذف	غلظت As(III) و pH	RSM-GA	بیوجار کاج حاوی روی	As (III)
Fan et al. (2017)	$R^2 = 0.9997$ MSE = 0.00020	راندمان حذف	دما، pH اولیه، غلظت اولیه و زمان تماس	ANN-GA, ANN-PSO	آهن بدون ظرفیت نانومقیاس یا پشتیبانی از اکسید گرافن کاهش یافته (nZVI/rGO) نانو کامپوزیت‌های مغناطیسی	Cu (II)
Nag et al. (2018)	$R^2 =$ 0.97-0.99 MSE = 0.98- 12.16	راندمان حذف	تعداد جاذب، pH، دوز جاذب، زمان و غلظت اولیه	GA-ANN	مواد زائد طبیعی (برگ‌های چک فروت، انبه و گیاهان)	Cd (II)
Karri and Sahu (2018)	$R^2 = 0.995$ RMSE = 0.248	راندمان حذف	غلظت محلول اولیه، pH، دوز جاذب، زمان ماند، دما	(DEO) ⁹¹ (ANN-DE)	کربن فعال مشتق شده از پوسته هسته روغن نخل	Zn (II)
Hlihor et al. (2015)	$R^2 = 0.919$ MSE = 0.85	راندمان حذف	pH، دوز زیست‌توده، غلظت فلز، زمان تماس و دما	SVR-GA	زیست‌توده تریکودرما ویرید ⁹² غیرفعال وزنده	Cd (II)

Solgi et al. (2017)	$R^2 = 0.981$	راندمان حذف	pH، غلظت اولیه، دوز جاذب و زمان تماس	SVR-GA	کربن فعال از بذر Medlar (Mespilus germanica)	Cr (VI)
Nag et al. (2019)	$R^2 = 0.997-0.999$ MSE = 1.470- 4.23	راندمان حذف	نوع جاذب، ارتفاع بستر، سرعت جریان، زمان و غلظت نفوذی	GA-ANN	مواد زائد زیستی، چک فروت ⁹³ ، انبه ⁹⁴ و برگ‌های لاستیک	Cd (II)
Sun et al. (2022)	$R^2 = 0.97$	راندمان حذف	زمان، غلظت محلول اولیه، pH، دوز جاذب	ANN	MF ₃ O ₄ @CS-g-PIA	Cu (II)
Lingamdinne et al. (2023)	Pb (II) $R^2 = 0.9307$ MSE = 0.2 As (V) $R^2 = 0.9539$ MSE = 0.3	راندمان حذف	غلظت اولیه، pH، دما	ANN ANFIS	جاذب بنتونیت اصلاح‌شده با اکسید لانتانیم سنتز شده (B-La)	Pb (II), As (V)
Sadek et al. (2023)	ANN MSE = 10 ⁻⁵ SVR MSE = 10 ⁻³ PSO MSE = 0.9957 (BP)	راندمان حذف	غلظت محلول اولیه، pH، دوز جاذب، زمان ماند، دما	ANN SVR PSO	نانو آلومینیوم صفر ظرفیتی (nZVAL)	Cu (II)
Das et al. (2022)	$R^2 = 0.995$ (MB) $R^2 = 0.994$	راندمان حذف	غلظت اولیه، pH، دما	ANN	شبه فیبر موز (BP) و پوست مورینگا (MB)	Cd (II)
Vinayagam et al. (2022)	$R^2 = 0.9921$ MSE = 0.972	راندمان حذف	غلظت اولیه، pH، دوز جاذب، زمان ماند، دما	ANN	زیست‌توده ماکرو جلبکی	Cr (VI)

به همراه خواهد داشت و همچنین هوش مصنوعی هنوز در بسیاری از شرایط تشخیص اشتباه و یا پیش‌بینی خطاهای بیشتری دارد، در صورتی که عدم قطعیت نباشد، باور به سیستم کاهش خواهد یافت و به انتخاب سیستم اصلی مخالفت خواهد شد.

۴-۲- چشم‌اندازها عبارت‌اند از بهبود کیفیت آب؛ روش‌های هوش مصنوعی، می‌تواند به بهبود کیفیت آب و کاهش تعداد آلاینده‌های موجود در آب کمک کند. کاهش هزینه‌ها و بهبود عملکرد؛ توانایی پیش‌بینی و بهینه‌سازی فرآیندهای تصفیه آب توسط هوش مصنوعی، می‌تواند هزینه بالای تولید و عملیات پردازشی را کاهش دهد. حذف آلاینده‌های محلول با هزینه کمتر؛ طبق مطالعات انجام‌شده، حذف آلاینده‌های محلول با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی هزینه کمتری دارد. با این حال، هنوز محدودیت‌هایی وجود دارد که مانع از کاربرد گسترده این تکنیک‌ها در تصفیه آب واقعی می‌شود.

۴- چالش‌ها و چشم‌اندازها هوش مصنوعی در صنعت آب و فاضلاب

هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های مهم در حل مسائل مربوط به آب، بهبود کیفیت، سلامت آب و محیط‌زیست است. در زیر چند چالش و چشم‌اندازهای احتمالی در حذف و جذب آلاینده‌های محلول در آب با هوش مصنوعی شرح داده شده است.

۴-۱- چالش‌های موجود عبارت‌اند از. ابعاد داده: معمولاً فرآیند تجزیه و تحلیل داده برای حذف و جذب آلاینده‌های محلول در آب با داده‌های بزرگ و پیچیده مواجه است، پایداری؛ روش‌های ایجادشده برای حذف و جذب آلاینده‌ها، به‌مرور زمان و برای محیط اطراف با پایداری آلاینده نسبت به آن جاذب و مدل مواجه خواهد شد. هزینه؛ روش‌های تصفیه با رویکردهای هوش مصنوعی در حذف آلاینده‌های محلول هزینه بالایی دارد. همچنین، دسترسی به داده‌های کافی، هزینه بیشتری هم در فرآیند تجزیه و تحلیل داده‌ها و هم در عملیات پردازشی

Table 4- Applications of artificial intelligence for the absorption of organic compounds, drugs and pesticides from the aqueous phase

جدول ۴- کاربردهای هوش مصنوعی برای جذب ترکیبات آلی، داروها و آفت‌کش‌ها از فاز آبی

Reference	Validation model	Output variables	Input variables	Model	Absorbent used	Type
Alalm and Nasr (2018)	R ² = 0.982 MSE=33.9	ظرفیت جذب	pH، غلظت کلروتالونیل، زمان تماس و غلظت جاذب	ANN	کربن فعال	آفت‌کش کلروتالونیل ⁹⁵
C. Y. Zhao et al. (2018)	R ² = 0.97064 MSE: 0.080186	راندمان حذف	pH، دما، غلظت جاذب، غلظت اولیه و زمان تماس	ANN	نانو ذرات رون ⁹⁷	بنزن، تولوئن، اتیل بنزن و زایلن ⁹⁶
Vakili et al. (2019)	BPA: R ² = 0.998 MSE= 6.91 CBZ: R ² = 0.993 MSE= 12.89 KTF: R ² = 0.997 MSE= 8.20 TND: R ² = 0.997 MSE= 10.62	راندمان حذف	pH و غلظت میکرو آلاینده‌ها ¹⁰³ (MP)	ANN	کیتوسان/زئولیت متقاطع ¹⁰²	بیسفنول A ⁹⁸ (BPA) کاربامازپین ⁹⁹ (CBZ) کتوپروفن ¹⁰⁰ (KTF) تونالید ¹⁰¹ (TND)
Afolabi et al. (2020)	MSE=5.89× 10 ⁻⁴ RMSE=0.0243 R ² =0.9958	ظرفیت جذب	زمان تماس، دما و غلظت اولیه	ANN	پوست پرتقال اصلاح‌شده شیمیایی	پاراستامول ¹⁰⁴
Ghaedi et al. (2016)	R ² = 0.980 MSE= 0.002	ظرفیت جذب/ راندمان حذف	زمان تماس، غلظت اولیه دارو، مقدار جاذب و دما	ANN	MWCNT ها و نانولوله‌های کربنی تک جداره (SWCNT) ¹⁰⁶	تریامترن ¹⁰⁵
Mondal et al., (2016)	R ² = 0.9821 RMSE = 0.2292	راندمان جذب	غلظت جاذب، pH، و آشفتگی	ANN	پوسته ماش ¹⁰⁸ (MBH)	رانیتیدین هیدروکلراید (RH) ¹⁰⁷
Bouhedda et al. (2019)	R ² = 0.9999 RMSE= 3.9 × 10 ⁻³	ظرفیت جذب	دما، غلظت اولیه جاذب، pH و زمان تماس	ANFIS	نشاسته اکتانیل سوکسینیک انیدرید ¹¹⁰ (OSA)	سفالکسین ¹⁰⁹
Chittoo and Sutherland (2020)	Ct /Co = R ² = 0.9962 (ANFIS) R ² = 0.9968 (ANN) Breakthrough times: R ² = 1 (ANFIS) R ² = 1 (ANN) MSE: 0.0004 (ANN) 0.0001 (ANFIS)	زمان پیشرفت و نسبت غلظت (Ct/Co)	زمان، سرعت جریان و عمق بستر	ANN ANFIS	لجن آهک-آهن	فسفات
Yanyang Zhang and Pan (2014)	R ² = 0.9931 MSE= 0.00105	راندمان حذف	غلظت جاذب، دما، سولفات تمرکز و pH اولیه	ANN	نانو کامپوزیت مبتنی بر اکسید آهن هیدراته	فسفات
Mahmoud et al. (2019)	R ² = 0.976 MSE=1.84	راندمان حذف	زمان پاسخ، سرعت هم زدن، غلظت nZVI، غلظت اولیه pH و PO ₄ ³⁻	ANN	آهن صفر ظرفیتی در مقیاس نانو (nZVI) ¹¹²	فسفات ¹¹¹
Dalhat et al. (2021)	R ² = 0.9880 RMSE= 0.0472	غلظت باقیمانده پساب اورتو	زمان، جرم بستر جذب، عمق	ANN	بیوجار نخل فعال شده	فنل

		کرزول و پیشرفت Ct /Co	بستر جذب، سرعت جریان و غلظت اولیه			
Shahryari et al. (2013)	$R^2 = 0.9998$ $RMSE = 0.2378$	راندمان حذف	pH، زمان تماس، دما، غلظت اولیه از فیل و مقدار جاذب	ANN	کربن فعال	فیل
Dalhat et al. (2021)	$MSE = 0.0006$	راندمان جذب	دما، سرعت هم زدن، زمان تماس، غلظت جاذب، pH، و غلظت اولیه	ANN	خاکستر پوست پرتقال	فیل
Sharafi et al. (2019)	$R^2 = 0.982686$ $RMSE = 2.46453$	راندمان حذف	غلظت فیل، زمان تماس و غلظت جاذب	ANN	سنگ اسکوریا ¹¹⁴	فیل ¹¹³
Alharbi, (2018)	خطا= ± 0.35	راندمان جذب	غلظت فیل، pH، زمان تماس، دما و مقدار جاذب	ANN	نانو جاذب کامپوزیت آهن	فیل و ۳-آمینوفنول ¹¹⁵
Aghav et al. (2011)	فیل $R^2 = 0.96$ $RMSE = 2.4$ رئورسینول $R^2 = 0.95$ $RMSE = 4.5$	راندمان حذف	pH، زمان تماس، غلظت اولیه فیل و رئورسینول و مقدار جاذب	ANN	کربن فعال، زغال چوب ¹¹⁷ (WC) و خاکستر پوسته برنج ¹¹⁸ (RHA)	فیل و رئورسینول ¹¹⁶
Chattoraj et al. (2014)	$R^2 = 0.921$	ظرفیت جذب	غلظت اولیه، pH، غلظت زیست توده و زمان تماس	ANN	زیست توده اصلی لمن ¹²⁰	کارباریل ¹¹⁹
Singh et al. (2013)	RBFN: $R^2 = 0.96$ $MSE = 6.03$	راندمان حذف	زمان تماس، غلظت CP، pH و دما	(RBFN) ¹²³ (MLPN) ¹²⁴	کربن پوسته نارگیل (CSC) ¹²²	کلروفیل ¹²¹ (CP)
Pauletto et al. (2021)	$R^2 = 0.9989$ $MSE = 0.0006$	ظرفیت جذب	زمان تماس، غلظت جاذب، اندازه ذرات جاذب و غلظت اولیه	ANN	کربن فعال	نیمسولید و پاراستامول ¹²⁵
Mahmoud et al. (2020)	$R^2 = 0.9567$ $MSE = 21.0248$	راندمان حذف	غلظت جاذب، pH، غلظت اولیه هپتاکلر، سرعت هم زدن و زمان تماس	ANN	نانو ذرات Fe/Cu	هپتاکلر ¹²⁶
Bhattacharya et al. (2022)	$R^2 = 0.956$	راندمان حذف	غلظت اولیه، مقدار جاذب، زمان	ANN	نانو کامپوزیت TiO ₂ - GO	داروی کاربامازپین (CBZ)
Sibiya et al. (2022)	فسفات $R^2 = 0.994$ کدورت $R^2 = 0.97$	راندمان حذف	زمان ته نشینی، غلظت جاذب، سرعت اختلاط	ANN	نشاسته برنج مغناطیسی شده	فسفات، کدورت

دقیق تر هستند. همچنین بر اساس بررسی‌های انجام شده ابزارهای هوش مصنوعی عملکرد فوق العاده‌ای را برای مدل‌سازی فرآیند جذب تکی یا گروهی آلاینده‌ها با محدوده کوچک‌تری از داده‌ها نشان داده‌اند. توسعه الگوریتم‌های جدید مبتنی بر هوش مصنوعی برای رسیدگی به مشکلات خاصی در تصفیه و مدیریت آب، مانند کیفیت آب، تشخیص نشت و بهینه‌سازی فرآیند آب، برای ارائه تصمیمات هوشمند مورد نیاز است. همچنین بررسی‌ها نشان داد با استفاده از

اشکال عمده ابزارهای هوش مصنوعی مانند ANN ها تکرارپذیری ضعیف به دلیل وزن تصادفی^{۱۱۸} است که ممکن است به یک راه‌حل بهینه محلی منجر شود. پیوندزنی ابزارهای مختلف هوش مصنوعی نیز می‌تواند برای پیش‌بینی کارایی حذف آلاینده‌ها در طول فرآیند جذب مورد استفاده قرار گیرد. با توجه به مدل‌های بررسی شده در این پژوهش مدل‌های یادگیری عمیق^{۱۱۹} (منظورمان همان شبکه عصبی عمیق است) و ANN ها گزینه‌های خوبی برای دستیابی به دقت و پیش‌بینی

- 13- Support Vector Regression-Genetic Algorithm
- 14- Personal Care Products
- 15- k-Nearest Neighbor
- 16- Decision Tree
- 17- Random Forest
- 18- Sigmoid
- 19- Hyperplane
- 20- Fuzzy Neural Network
- 21- Complex Neural Network
- 22- Feedforward Neural Network
- 23- Deep Neural Network
- 24- Recurrent Neural Network
- 25- Long Short-Term Memory Networks
- 26- Support Vector Machine
- 27- Self-Organization Map
- 28- Generation
- 29- Particle Swarm Optimization
- 30- GA-Multi Layer Perceptron Artificial Neural Network
- 31- GA-Radial Basis Function Artificial Neural Network
- 32- GA-Feedforward Neural Network
- 33- GA-Fuzzy Logic
- 34- SVM-Simulated Annealing
- 35- SVM-Adaptive Simulated Annealing Genetic Algorithm
- 36- ANN-Differential Evolution
- 37- ANN-Genetic Algorithm Neural Network
- 38- PSO-Wavelet Neural Network
- 39- PSO-Elman Neural Network
- 40- Coefficient of Determination
- 41- Mean Squared Error
- 42- Sum of Squared Error
- 43- Root-Mean-Square Error
- 44- Powder Activated Carbon
- 45- Basic Blue 41
- 46- Basic Red 18
- 47- Basic Red 46
- 48- Basic Red
- 49- Congo Red
- 50- Mean Absolute Percentage Error
- 51- Crystal Violet
- 52- Raphia Hookeri
- 53- Ethidium Bromide
- 54- Eosin Yellow
- 55- Auramine O
- 56- Methylene Blue
- 57- Methyl Orange
- 58- Methyl Violet 2B

تکنیک‌های هوش مصنوعی ترکیبی، می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش داد که منجر به کاهش انرژی و هزینه عملیاتی می‌شود. یک معیار یا چارچوب باید برای مقایسه تکنیک‌های مختلف مستقل و ترکیبی مبتنی بر هوش مصنوعی در زمینه تصفیه آب و پیشنهاد بهترین تکنیک‌ها برای کاربردها در فرآیندهای تصفیه واقعی ایجاد شود.

۵- نتیجه‌گیری

هوش مصنوعی یکی از ابزارهای کلیدی در حل مسائل زیست‌محیطی مانند حذف و جذب آلاینده‌های آلی و فلزی در آب است. یکی از روش‌هایی که می‌تواند از هوش مصنوعی برای حل این موضوع استفاده کرد، استفاده از یادگیری ماشین است. با استفاده از یادگیری ماشین، می‌توان اطلاعاتی همچون خصوصیات شیمیایی و فیزیکی آلاینده‌ها، خصوصیات آب و شرایط محیطی را به برنامه‌های هوش مصنوعی منتقل کرد. سپس، با شناسایی آلاینده‌ها، مقدار آن‌ها و نیز شناسایی منابع آلاینده، هوش مصنوعی می‌تواند شرایط بهینه برای حذف و جذب این آلاینده‌ها را پیشنهاد دهد. هوش مصنوعی دارای پتانسیل‌های بالا برای متحول کردن فرآیند تصفیه فاضلاب است. مدل‌های متعدد هوش مصنوعی (هم تک و هم ترکیبی) با موفقیت عملکرد جاذب‌های مختلف را برای حذف رنگ‌ها، فلزات، ترکیبات آلی، داروها، آفت‌کش‌ها و PCPs از آب پیش‌بینی کرده‌اند. صرف‌نظر از این موانع، پیشرفت تحقیقات فعلی نشان می‌دهد که ابزارهای هوش مصنوعی آینده درخشانی در برنامه‌های تصفیه آب دارند. در کل، هوش مصنوعی می‌تواند در یک مرحله کلیدی در کاهش آلودگی آب نقش داشته باشد و با بهینه‌سازی فرآیند حذف و جذب آلاینده‌ها، می‌تواند به بهبود کیفیت آب و حفظ محیط‌زیست کمک کند.

پی‌نوشت‌ها

- 1- Artificial Intelligence
- 2- Recurrent Neural Network
- 3- Convoluted Neural Network
- 4- Decision Tree
- 5- Feed Forward Back Propagation Neural Network
- 6- Adaptive Network based Fuzzy Inference
- 7- Genetic Algorithm-Artificial Neural Network
- 8- Multilayer Perceptron-Artificial Neural Network
- 9- Particle Swarm Optimization-Artificial Neural Network
- 10- Artificial Neural Network-Genetic Algorithm
- 11- Artificial Neural Network-Back Propagation
- 12- Feed Forward Back Propagation-Artificial Neural Network

- 107- Ranitidine Hydrochloride (RH)
 108- Mung Bean Husk
 109- Cephalixin
 110- Octenyl Succinic Anhydride (OSA) Starch
 111- Phosphate
 112- Nanoscale Zero-Valent Iron
 113- Phenol
 114- Scoria Stone
 115- Aminophenol
 116- Phenol and Resorcinol
 117- Wood Charcoal
 118- Rice Husk Ash
 119- Carbaryl
 120- Lemna Major Biomass
 121- Chlorophenol (CP)
 122- Coconut Shell Carbon
 123- Radial Basis Function Network
 124- Multilayer Perceptron Network
 125- Nimesulide and Paracetamol
 126- Heptachlor
- 59- Phenol Red
 60- Sunset Yellow
 61- Malachite Green
 62- Basic Red 18
 63- Basic Blue 41
 64- Backpropagation Neural Network
 65- Disulfine Blue
 66- Rodamine B
 67- Reduced-Graphene-Oxidesupported Bimetallic Fe/Ni
 68- Box Behnken Design
 69- Methylene Blue
 70- Least Squares-Support Vector Machine
 71- Brilliant Green
 72- Eosin B
 73- Acid Yellow 41
 74- Chrysoidine G
 75- Activated Carbon
 76- Modeling Error
 77- Arthospira
 78- Bacillus Subtilis
 79- Nephelium Lappaceum
 80- Sum Of Squared Errors
 81- Multiwalled Carbon Nanotubes (MWCNTs)
 82- Batch
 83- Continuous Mode
 84- Radial Basis Function ANN
 85- SOS Algorithm
 86- Cerium Oxide Tetraethylenepentamine
 87- Least Square Support Vector Machine
 88- Mean Absolute Percentage Error
 89- Average Absolute Relative Error
 90- Standard Error of Prediction
 91- Differential Evolution
 92- Trichoderma Viride
 93- Jackfruit
 94- Mango
 95- Chlorothalonil Pesticide
 96- Benzene, Toluene, Ethyl Benzene and Xylene
 97- Ron Nanoparticles
 98- Bisphenol A
 99- Carbamazepine
 100- Ketoprofen
 101- Tonalide
 102- Cross-Linked Chitosan/Zeolite
 103- Micro Pollutants
 104- Paracetamol
 105- Triamterene
 106- Single-Walled Carbon Nanotubes

۵- مراجع

- Afolabi I C, Popoola S I, & Bello O S (2020) Machine learning approach for prediction of paracetamol adsorption efficiency on chemically modified orange peel. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 243:118769
- Aghav R M, Kumar S, & Mukherjee S N (2011) Artificial neural network modeling in competitive adsorption of phenol and resorcinol from water environment using some carbonaceous adsorbents. *Journal of Hazardous Materials* 188(1-3):67-77
- Ahlawat S, Choudhary A, Nayyar A, Singh S, & Yoon B (2020) Improved handwritten digit recognition using convolutional neural networks (CNN). *Sensors* 20(12):3344
- Ahmad M F, & Haydar S (2016) Evaluation of a newly developed biosorbent using packed bed column for possible application in the treatment of industrial effluents for removal of cadmium ions. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers* 62:122-131
- Ahmad Z U, Yao L, Lian Q, Islam F, Zappi M E, & Gang D D (2020) The use of artificial neural network (ANN) for modeling adsorption of sunset yellow onto neodymium modified ordered mesoporous carbon. *Chemosphere* 256:127081
- Alalm M G, & Nasr M (2018) Artificial intelligence, regression model, and cost estimation for removal of chlorothalonil pesticide by activated carbon prepared from casuarina charcoal. *Sustainable Environment Research* 28(3):101-110
- Alharbi O M L (2018) Sorption, kinetic, thermodynamics and artificial neural network modelling of phenol and 3-amino-phenol in water on composite iron nano-adsorbent. *Journal of Molecular Liquids* 260:261-269
- Allahkarami E, Igder A, Fazlavi A, & Rezai B (2017) Prediction of Co (II) and Ni (II) ions removal from wastewater using artificial neural network and multiple regression models. *Physicochemical Problems of Mineral Processing* 53(2):1105-1118
- Angelov P P, Soares E A, Jiang R, Arnold N I, & Atkinson P M (2021) Explainable artificial intelligence: An analytical review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 11(5):1424
- Asfaram A, Ghaedi M, Azghandi M H A, Goudarzi A, & Dastkhoon M (2016) Statistical experimental design, least squares-support vector machine (LS-SVM) and artificial neural network (ANN) methods for modeling the facilitated adsorption of methylene blue dye. *RSC Advances* 6(46):40502-40516
- Ashan S K, Ziaefar N, & Khalilnezhad R (2018) Artificial neural network modelling of Cr (VI) surface adsorption with NiO nanoparticles using the results obtained from optimization of response surface methodology. *Neural Computing and Applications* 29(10):969-979
- Ashok M, Madan R, Joha A, & Sivarajah U (2022) Ethical framework for artificial intelligence and digital technologies. *International Journal of Information Management* 62:102433
- Ashrafi M, Borzuie H, Bagherian G, Chamjangali M A, & Nikoofard H (2020) Artificial neural network and multiple linear regression for modeling sorption of Pb²⁺ ions from aqueous solutions onto modified walnut shell. *Separation Science and Technology* 55(2):222-233
- Ayyad S M, Saleh A I, & Labib L M (2019) Gene expression cancer classification using modified K-Nearest Neighbors technique. *Biosystems* 176:41-51
- Azad F N, Ghaedi M, Asfaram A, Jamshidi A, Hassani G, Goudarzi A (2016) Optimization of the process parameters for the adsorption of ternary dyes by Ni doped FeO (OH)-NWs-AC using response surface methodology and an artificial neural network. *RSC Advances* 6(24):19768-19779
- Babaei A A, Khataee A, Ahmadpour E, Sheydaei M, Kakavandi B, & Alaei Z (2016) Optimization of cationic dye adsorption on activated spent tea: Equilibrium, kinetics, thermodynamic and artificial neural network modeling. *Korean Journal of Chemical Engineering* 33(4):1352-1361
- Bagheri A R, Ghaedi M, Hajati S, Ghaedi M, Goudarzi A, & Asfaram A (2015) Random forest model for the ultrasonic-assisted removal of chrysoidine G by copper sulfide nanoparticles loaded on activated carbon; Response surface methodology approach. *RSC Advances* 5(73):59335-59343
- Balasubramaniam, V (2021) Artificial intelligence algorithm with SVM classification using dermoscopic images for melanoma diagnosis. *Journal of Artificial Intelligence and Capsule Networks* 3(1):34-42
- Banerjee I Ling, Y Chen M C, Hasan S A, Langlotz C P, Moradzadeh N (2019) Comparative effectiveness of convolutional neural network (CNN) and recurrent neural network (RNN) architectures for radiology text report classification. *Artificial Intelligence in Medicine* 97:79-88

- Beigzadeh R, & Rastegar S O (2020) Assessment of Cr (VI) Biosorption from aqueous solution by artificial intelligence. *Chemical Methodologies* 4(2):181–190
- Bhattacharya S, Das P, Bhowal A, & Majumder S K (2022) Metal-oxide coated Graphene oxide nanocomposite for the treatment of pharmaceutical compound in photocatalytic reactor: Batch, Kinetics and Mathematical Modeling using Response Surface Methodology and Artificial Neural Network. *Environmental Science and Pollution Research* 29(41):61938–61953
- Blagojev N, Kukić D, Vasić V, Šćiban M, Prodanović J, & Bera O (2019) A new approach for modelling and optimization of Cu (II) biosorption from aqueous solutions using sugar beet shreds in a fixed-bed column. *Journal of Hazardous Materials* 363:366–375
- Bouhedda M, Lefnaoui S, Rebouh S, & Yahoum M M (2019) Predictive model based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for estimation of Cephalexin adsorption on the Octenyl Succinic Anhydride starch. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 193:103843
- Çelekli A, Bozkurt H, & Geyik F (2016) Artificial neural network and genetic algorithms for modeling of removal of an azo dye on walnut husk. *Desalination and Water Treatment* 57(33):15580–15591
- Charbuty B, & Abdulazeez A (2021) Classification based on decision tree algorithm for machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends* 2(01):20–28
- Chattoraj S, Mondal N K, Das B, Roy P, & Sadhukhan B (2014) Carbaryl removal from aqueous solution by Lemna major biomass using response surface methodology and artificial neural network. *Journal of Environmental Chemical Engineering* 2(4):1920–1928
- Chittoo B S, & Sutherland C (2020) Column breakthrough studies for the removal and recovery of phosphate by lime-iron sludge: Modeling and optimization using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Chinese Journal of Chemical Engineering* 28(7):1847–1859
- Dalhat M A, Mu'azu N D, & Essa M H (2021) Generalized decay and artificial neural network models for fixed-Bed phenolic compounds adsorption onto activated date palm biochar. *Journal of Environmental Chemical Engineering* 9(1):104711
- Das J, Saha R, Nath H, Mondal A, & Nag S (2022) An eco-friendly removal of Cd (II) utilizing banana pseudo-fibre and moringa bark as indigenous green adsorbent and modelling of adsorption by artificial neural network. *Environmental Science and Pollution Research* 29(57):86528–86549
- Debnath A, Majumder M, Pal M, Das N S, Chattopadhyay K K, & Saha B (2016) Enhanced adsorption of hexavalent chromium onto magnetic calcium ferrite nanoparticles: Kinetic, isotherm, and neural network modeling. *Journal of Dispersion Science and Technology* 37(12):1806–1818
- Debnath A, Deb K, Das N S, Chattopadhyay K K, & Saha B (2016) Simple chemical route synthesis of Fe₂O₃ nanoparticles and its application for adsorptive removal of Congo red from aqueous media: artificial neural network modeling. *Journal of Dispersion Science and Technology* 37(6):775–785
- Debrah C, Chan A P C, & Darko A (2022) Artificial intelligence in green building. *Automation in Construction* 137:104192
- Dil E A, Ghaedi M, Ghaedi A M, Asfaram, A, Goudarzi A, Hajati S (2016) Modeling of quaternary dyes adsorption onto ZnO–NR–AC artificial neural network: Analysis by derivative spectrophotometry. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry* 34:186–197
- Dil E A, Ghaedi M, Ghaedi A, Asfaram A, Jamshidi M, & Purkait M K (2016) Application of artificial neural network and response surface methodology for the removal of crystal violet by zinc oxide nanorods loaded on activate carbon: kinetics and equilibrium study. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers* 59:210–220
- Dil E A, Ghaedi M, Asfaram A, Hajati S, Mehrabi F, & Goudarzi A (2017) Preparation of nanomaterials for the ultrasound-enhanced removal of Pb²⁺ ions and malachite green dye: Chemometric optimization and modeling. *Ultrasonics Sonochemistry* 34:677–691
- Dil E A, Ghaedi M, & Asfaram A (2017) The performance of nanorods material as adsorbent for removal of azo dyes and heavy metal ions: Application of ultrasound wave, optimization and modeling. *Ultrasonics Sonochemistry* 34:792–802
- Dolatabadi M, Mehrabpour M, Esfandyari M, Alidadi H, & Davoudi M (2018) Modeling of simultaneous adsorption of dye and metal ion by sawdust from aqueous solution using of ANN and ANFIS. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 181:72–78
- Esfandian H, Parvini M, Khoshandam B, & Samadi-Maybodi A (2016) Artificial neural network (ANN) technique for modeling the mercury adsorption from

- aqueous solution using *Sargassum Bevanom* algae. *Desalination and Water Treatment* 57(37):17206–17219
- Fan M, Hu J, Cao R, Xiong K, & Wei X (2017) Modeling and prediction of copper removal from aqueous solutions by nZVI/rGO magnetic nanocomposites using ANN-GA and ANN-PSO. *Scientific Reports* 7(1):1–14
- Finlayson S G, Subbaswamy A, Singh K, Bowers J, Kupke A, Zittrain J (2021) The clinician and dataset shift in artificial intelligence. *The New England Journal of Medicine* 385(3):283
- Fiyadh S S, AlSaadi M A, AlOmar M K, Fayaed S S, Hama A R, Bee S, & El-Shafie A (2017) The modelling of lead removal from water by deep eutectic solvents functionalized CNTs: Artificial neural network (ANN) approach. *Water Science and Technology* 76(9):2413–2426
- Foroutan R, Peighambaroust S J, Mohammadi R, Omidvar M, Sorial G A, & Ramavandi B (2020) Influence of chitosan and magnetic iron nanoparticles on chromium adsorption behavior of natural clay: Adaptive neuro-fuzzy inference modeling. *International Journal of Biological Macromolecules* 151:355–365
- Franco D S P, Duarte F A, Salau N P G, & Dotto G L (2019) Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANIFS) and artificial neural network (ANN) applied for indium (III) adsorption on carbonaceous materials. *Chemical Engineering Communications* 206(11):1452–1462
- Fulzele N N, Bhanvase B A, & Pandharipande S L (2022) Sonochemically prepared rGO/Ag₃PO₄/CeO₂ nanocomposite photocatalyst for effective visible light photocatalytic degradation of methylene dye and its prediction with ANN modeling. *Materials Chemistry and Physics* 292:126809
- Georganos S, Grippa T, Niang Gadiaga A, Linard C, Lennert M, Vanhuyse S (2021) Geographical random forests: A spatial extension of the random forest algorithm to address spatial heterogeneity in remote sensing and population modelling. *Geocarto International* 36(2):121–136
- Ghaedi A M, Ghaedi M, Pouranfard A R, Ansari A, Avazzadeh Z, Vafaei A (2016) Adsorption of Triamterene on multi-walled and single-walled carbon nanotubes: Artificial neural network modeling and genetic algorithm optimization. *Journal of Molecular Liquids* 216:654–665
- Ghaedi M, Zeinali N, Ghaedi A M, Teimuori M, & Tashkhourian J (2014) Artificial neural network-genetic algorithm based optimization for the adsorption of methylene blue and brilliant green from aqueous solution by graphite oxide nanoparticle. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 125:264–277
- Ghaedi M, Daneshfar A, Ahmadi A, & Momeni M S (2015) Artificial neural network-genetic algorithm based optimization for the adsorption of phenol red (PR) onto gold and titanium dioxide nanoparticles loaded on activated carbon. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry* 21:587–598
- Ghaedi M, Shojaeipour E, Ghaedi A M, & Sahraei R (2015) Isotherm and kinetics study of malachite green adsorption onto copper nanowires loaded on activated carbon: Artificial neural network modeling and genetic algorithm optimization. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 142:135–149
- Gomez-Gonzalez R, Cerino-Córdova F J, Garcia-León A M, Soto-Regalado E, Davila-Guzman N E, & Salazar-Rabago J J (2016) Lead biosorption onto coffee grounds: Comparative analysis of several optimization techniques using equilibrium adsorption models and ANN. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers* 68:201–210
- Güven İ, & Şimşir F (2020) Demand forecasting with color parameter in retail apparel industry using artificial neural networks (ANN) and support vector machines (SVM) methods. *Computers & Industrial Engineering* 147:106678
- Haick H, & Tang N (2021) Artificial intelligence in medical sensors for clinical decisions. *ACS Nano* 15(3):3557–3567
- Hajati S, Ghaedi M, Mahmoudi Z, & Sahraei R (2015) SnO₂ nanoparticle-loaded activated carbon for simultaneous removal of Acid Yellow 41 and Sunset Yellow; derivative spectrophotometric artificial neural network and optimization approach. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 150:1002–1012
- Hamidian A H, Esfandeh S, Zhang Y & Yang M (2019) Simulation and optimization of nanomaterials application for heavy metal removal from aqueous solutions. *Inorganic and Nano-Metal Chemistry* 49(7):217–230
- El Hanandeh A, Mahdi Z, & Imtiaz M S (2021) Modelling of the adsorption of Pb, Cu and Ni ions from single and multi-component aqueous solutions by date seed derived biochar: Comparison of six

- machine learning approaches. *Environmental Research* 192:110338
- Hasan R, Palaniappan S, Raziff A R A, Mahmood S, & Sarker K U (2018) Student academic performance prediction by using decision tree algorithm. In 2018 4th international Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS) (pp 1–5) IEEE
- Heibati B, Rodriguez-Couto S, Ozgonenel O, Turan N G, Aluigi A, Zazouli M A (2016) A modeling study by artificial neural network on ethidium bromide adsorption optimization using natural pumice and iron-coated pumice. *Desalination and Water Treatment* 57(29):13472–13483
- Hernández-Hernández L E, Bonilla-Petriciolet A, Mendoza-Castillo D I, & Reynel-Ávila H E (2017) Antagonistic binary adsorption of heavy metals using stratified bone char columns. *Journal of Molecular Liquids* 241:334–346
- Hlihor R M, Diaconu M, Leon F, Curteanu S, Tavares T, & Gavrilescu M (2015) Experimental analysis and mathematical prediction of Cd (II) removal by biosorption using support vector machines and genetic algorithms. *New Biotechnology* 32(3):358–368
- Huang S, Yang J, Fong S, & Zhao Q (2021) Artificial intelligence in the diagnosis of COVID-19: Challenges and perspectives. *International Journal of Biological Sciences* 17(6):1581
- Jamshidi M, Ghaedi M, Dashtian K, Ghaedi A M, Hajati S, Goudarzi A, & Alipanahpour E (2016) Highly efficient simultaneous ultrasonic assisted adsorption of brilliant green and eosin B onto ZnS nanoparticles loaded activated carbon: artificial neural network modeling and central composite design optimization. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 153:257–267
- Jiao M, Wang D, & Qiu J (2020) A GRU-RNN based momentum optimized algorithm for SOC estimation. *Journal of Power Sources* 459:228051
- Kakhki R M, Mohammadpoor M, Faridi R, & Bahadori M (2020) The development of an artificial neural network–genetic algorithm model (ANN-GA) for the adsorption and photocatalysis of methylene blue on a novel sulfur–nitrogen co-doped Fe₂O₃ nanostructure surface. *RSC Advances* 10(10):5951–5960
- Karri R R, & Sahu J N (2018) Process optimization and adsorption modeling using activated carbon derived from palm oil kernel shell for Zn (II) disposal from the aqueous environment using differential evolution embedded neural network. *Journal of Molecular Liquids* 265:592–602
- Kattenborn T, Leitloff J, Schiefer F, & Hinz S (2021) Review on convolutional neural networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 173:24–49
- Kavitha B, Deepa R, & Sivakumar S (2022) Evolvulus alsinoides plant mediated synthesis of Ag₂O nanoparticles for the removal of Cr (VI) ions from aqueous solution: Modeling of experimental data using artificial neural network. *Materials Today Sustainability* 18:100124
- khalili R, Parvinnia M, & Motaghi H (2020) Evaluation of Bashar River water quality using CCME water quality index. *Journal of Environmental Science Studies* 5(3):2807–2814 (In Persian)
- khalili R, Parvinnia M, & Motaghi H (2021) The effects of forecasted precipitation amount on probable maximum precipitation and probable maximum flood parameters. *Journal of Environmental Science Studies* 5(4):2982–2989 (In Persian)
- Khalili R, Parvinnia M, & Zali A (2020) Water quality assessment of Garmarood River using the national sanitation foundation water quality index (NSFWQI), river pollution index (RPI) and weighted arithmetic water quality index (WAWQI). *Environment and Water Engineering* 6(3):274–284 (In Persian)
- Khalili R, Zali A, & Motaghi H (2021) Evaluating the heavy metals in the water and sediments of Haraz River using pollution load index (PLI) and geo accumulation index (Igeo). *Iranian Journal of Soil and Water Research* 52(4):933-942 (In Persian)
- Khalili R, Ghaedi M, Parvinnia M, & Sabzehmeidani M M (2021) Simultaneous removal of binary mixture dyes using Mn-Fe layered double hydroxide coated chitosan fibers prepared by wet spinning. *Surfaces and Interfaces* 100976
- Khalili R, Montaseri H, Motaghi H, & Jalili M B (2021) Water quality assessment of the Talar River in Mazandaran Province based on a combination of water quality indicators and multivariate modeling. *Water and Soil Management and Modelling* 1(4):30–47 (In Persian)
- Khalili R, Sabzehmeidani M M, Parvinnia M, & Ghaedi M (2022) Removal of hexavalent chromium ions and mixture dyes by electrospun PAN/graphene oxide nanofiber decorated with bimetallic nickel–iron LDH. *Environmental Nanotechnology Monitoring & Management* 18:100750

- Khandanlou R, Masoumi H R F, Ahmad M B, Shameli K, Basri M, & Kalantari K (2016) Enhancement of heavy metals sorption via nanocomposites of rice straw and Fe₃O₄ nanoparticles using artificial neural network (ANN). *Ecological Engineering* 91:249–256
- Kiran R R S, Madhu G M, Satyanarayana S V, Kalpana P, & Rangaiah G S (2017) Applications of Box–Behnken experimental design coupled with artificial neural networks for biosorption of low concentrations of cadmium using *Spirulina* (*Arthrospira*) spp. *Resource-Efficient Technologies* 3(1):113–123
- Kooh M R R, Dahri M K, Lim L B L, Lim L H, & Malik O A (2016) Batch adsorption studies of the removal of methyl violet 2B by soya bean waste: Isotherm, kinetics and artificial neural network modelling. *Environmental Earth Sciences* 75(9):1–14
- Lingamdinne L P, Amelirad O, Koduru J R, Karri R R, Chang Y-Y, Dehghani M H, & Mubarak N M (2023) Functionalized bentonite for removal of Pb (II) and As (V) from surface water: Predicting capability and mechanism using artificial neural network. *Journal of Water Process Engineering* 51:103386
- Liu C, Gardner S J, Wen N, Elshaikh M A, Siddiqui F, Movsas B, & Chetty I J (2019) Automatic segmentation of the prostate on CT images using deep neural networks (DNN). *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics* 104(4):924–932
- Liu H, Wang S, Gao H, Yang H, Wang F, Chen X (2022) A simple polyacrylamide gel route for the synthesis of MgAl₂O₄ nanoparticles with different metal sources as an efficient adsorbent: Neural network algorithm simulation, equilibrium kinetics and thermodynamic studies. *Separation and Purification Technology* 281:119855
- Liu Y, Wang L, Gu K, & Li M (2022) Artificial neural network (ANN)-Bayesian probability framework (BPF) based method of dynamic force reconstruction under multi-source uncertainties. *Knowledge-Based Systems* 237:107796
- Maghsoudi M, Ghaedi M, Zinali A, Ghaedi A M, & Habibi M H (2015) Artificial neural network (ANN) method for modeling of sunset yellow dye adsorption using zinc oxide nanorods loaded on activated carbon: Kinetic and isotherm study. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 134:1–9
- Mahmoodi N M, Hosseinabadi-Farahani Z, Bagherpour F, Khoshrou M R, Chamani H, & Forouzesfar F (2016) Synthesis of CuO–NiO nanocomposite and dye adsorption modeling using artificial neural network. *Desalination and Water Treatment* 57(37):17220–17229
- Mahmoodi N M, Hosseinabadi-Farahani Z, & Chamani H (2017) Dye adsorption from single and binary systems using NiO–MnO₂ nanocomposite and artificial neural network modeling. *Environmental Progress & Sustainable Energy* 36(1):111–119
- Mahmoud A S, Mostafa M K, & Nasr M (2019) Regression model, artificial intelligence and cost estimation for phosphate adsorption using encapsulated nanoscale zero-valent iron. *Separation Science and Technology* 54(1):13–26
- Mahmoud A S, Ismail A, Mostafa M K, Mahmoud M S, Ali W, & Shawky A M (2020) Isotherm and kinetic studies for heptachlor removal from aqueous solution using Fe/Cu nanoparticles, artificial intelligence and regression analysis. *Separation Science and Technology* 55(4):684–696
- Mandal S, Mahapatra S S, & Patel R K (2015) Enhanced removal of Cr (VI) by cerium oxide polyaniline composite: optimization and modeling approach using response surface methodology and artificial neural networks. *Journal of Environmental Chemical Engineering* 3(2):870–885
- Mandal S, Mahapatra S S, Adhikari S, & Patel R K (2015) Modeling of arsenic (III) removal by evolutionary genetic programming and least square support vector machine models. *Environmental Processes* 2(1):145–172
- Manikandan S, Subbaiya R, Saravanan M, Ponraj M, Selvam M, & Pugazhendhi A (2022) A critical review of advanced nanotechnology and hybrid membrane based water recycling reuse and wastewater treatment processes. *Chemosphere* 289:132867
- Mardani R, Montaseri H, Fazeli M, Khalili R, & Esmaeili H (2022) Spatio-temporal variation of meteorological drought and its relation with temperature and vegetation condition indices using remote sensing and satellite imagery in Marvdasht city. *Water and Soil Management and Modelling* 3(3):82–89 (In Persian)
- Mendoza-Castillo D I, Reynel-Ávila H E, Sánchez-Ruiz F J, Trejo-Valencia R, Jaime-Leal J E, & Bonilla-Petriciolet A (2018) Insights and pitfalls of artificial neural network modeling of competitive multi-metallic adsorption data. *Journal of Molecular Liquids* 251:15–27
- Modgil S, Singh R K, & Hannibal C (2021) Artificial intelligence for supply chain resilience: learning

- from Covid-19 The International Journal of Logistics Management. The International Journal of Logistics Management 33(4):1246-1268
- Mohammadi H, khalili R, & Mohammadi S (2021) Forecasting future temperature and precipitation under the effects of climate change using the LARS-WG climate generator (Case Study: South Zagros Region of Iran). Nivar 45(114):137–153 (In Persian)
- Mohan S, Singh Y, Verma D K, & Hasan S H (2015) Synthesis of CuO nanoparticles through green route using Citrus limon juice and its application as nanosorbent for Cr (VI) remediation: Process optimization with RSM and ANN-GA based model. Process Safety and Environmental Protection 96:156–166
- Mondal S, Aikat K, & Halder G (2016) Optimization of ranitidine hydrochloride removal from simulated pharmaceutical waste by activated charcoal from mung bean husk using response surface methodology and artificial neural network. Desalination and Water Treatment 57(39):18366–18378
- Moradi P, Hayati S, & Ghahrizadeh T (2020) Modeling and optimization of lead and cobalt biosorption from water with Rafsanjan pistachio shell using experiment based models of ANN and GP and the grey wolf optimizer. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 202:104041
- Mossavi E, Sabzevari M H, Ghaedi M, & Azqhandi M H A (2022) Adsorption of the azo dyes from wastewater media by a renewable nanocomposite based on the graphene sheets and hydroxyapatite/ZnO nanoparticles. Journal of Molecular Liquids 350:118568
- Nag S, Mondal A, Roy D N, Bar N, & Das S K (2018) Sustainable bioremediation of Cd (II) from aqueous solution using natural waste materials: Kinetics, equilibrium, thermodynamics, toxicity studies and GA-ANN hybrid modelling. Environmental Technology & Innovation 11:83–104
- Nag S, Bar N, & Das S K (2019) Sustainable bioremediation of Cd (II) in fixed bed column using green adsorbents: Application of Kinetic models and GA-ANN technique. Environmental Technology & Innovation 13:130–145
- Naghibi S A, Salehi E, Khajavian M, Vatanpour V, & Sillanpää M (2021) Multivariate data-based optimization of membrane adsorption process for wastewater treatment: Multi-layer perceptron adaptive neural network versus adaptive neural fuzzy inference system. Chemosphere 267:129268
- Nasr M, Mahmoud A E D, Fawzy M, & Radwan A (2017) Artificial intelligence modeling of cadmium (II) biosorption using rice straw. Applied Water Science 7(2):823–831
- Oguz E (2017) Fixed-bed column studies on the removal of Fe³⁺ and neural network modelling. Arabian Journal of Chemistry 10(3):313–320
- Okoye C C, Onukwuli O D, & Okey-Onyesolu C F (2018) Predictive capability evaluation of RSM and ANN models in adsorptive treatment of crystal violet dye simulated wastewater using activated carbon prepared from Raphia hookeri seeds. Journal of the Chinese Advanced Materials Society 6(4):478–496
- Oskui F N, Aghdasinia H, & Sorkhabi M G (2019) Modeling and optimization of chromium adsorption onto clay using response surface methodology, artificial neural network and equilibrium isotherm models. Environmental Progress & Sustainable Energy 38(6):13260
- Panjali Z, Asgharinezhad A A, Ebrahimzadeh H, Karami S, Loni M, Rezvani M (2015) Development of a selective sorbent based on a magnetic ion imprinted polymer for the preconcentration and FAAS determination of urinary cadmium. Analytical Methods 7(8):3618–3624
- Pauletto P S, Lütke S F, Dotto G L, & Salau N P G (2021) Forecasting the multicomponent adsorption of nimesulide and paracetamol through artificial neural network. Chemical Engineering Journal 412:127527
- Pauletto P S, Dotto G L, & Salau N P G (2020) Optimal artificial neural network design for simultaneous modeling of multicomponent adsorption. Journal of Molecular Liquids 320:114418
- Podder M S, & Majumder C B (2016) The use of artificial neural network for modelling of phycoremediation of toxic elements As (III) and As (V) from wastewater using Botryococcus braunii. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy 155:130–145
- Podstawczyk D, Witek-Krowiak A, Dawiec A, & Bhatnagar A (2015) Biosorption of copper (II) ions by flax meal: Empirical modeling and process optimization by response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN) simulation. Ecological Engineering 83:364–379
- Popoola L T (2019) Nano-magnetic walnut shell-rice husk for Cd (II) sorption: Design and optimization using artificial intelligence and design expert. Heliyon 5(8):02381
- Qi J, Hou Y, Hu J, Ruan W, Xiang Y, & Wei X (2020) Decontamination of methylene Blue from simulated

- wastewater by the mesoporous rGO/Fe/Co nanohybrids: Artificial intelligence modeling and optimization. *Materials Today Communications* 24:100709
- Rahimpour F, Shojaimehr T, & Sadeghi M (2017) Biosorption of Pb (II) using *Gundelia tournefortii*: Kinetics equilibrium, and thermodynamics. *Separation Science and Technology* 52(4):596–607
- Ramya K, Teekaraman Y, & Kumar K A R (2019) Fuzzy-based energy management system with decision tree algorithm for power security system. *International Journal of Computational Intelligence Systems* 12(2):1173–1178
- Ratnam M V, Vangalapati M, Rao K N, & Chandra K R (2022) Efficient removal of methyl orange using magnesium oxide nanoparticles loaded onto activated carbon. *Bulletin of the Chemical Society of Ethiopia* 36(3):531–544
- Ratnam M V, Murugesan M P, Komarabathina S, Samraj S, Abdulkadir M, & Kalifa M A (2022) Methylene blue adsorption BY UV-treated graphene oxide nanoparticles (UV/n-GO): Modeling and optimization using response surface methodology and artificial neural networks. *International Journal of Chemical Engineering* 2022
- Rodríguez-Romero J A, Mendoza-Castillo D I, Reynel-Ávila H E, de Haro-Del Rio, D A González-Rodríguez, L M Bonilla-Petriciolet A (2020) Preparation of a new adsorbent for the removal of arsenic and its simulation with artificial neural network-based adsorption models. *Journal of Environmental Chemical Engineering* 8(4):103928
- Ruan W, Hu J, Qi J, Hou Y, Cao R, & Wei X (2018) Removal of crystal violet by using reduced-graphene-oxide-supported bimetallic Fe/Ni nanoparticles (rGO/Fe/Ni): Application of artificial intelligence modeling for the optimization process. *Materials* 11(5):865
- Sadek A H, Fahmy O M, Nasr M, & Mostafa M K (2023) Predicting Cu (II) adsorption from aqueous solutions onto Nano Zero-Valent Aluminum (nZVAL) by machine learning and artificial intelligence techniques. *Sustainability* 15(3) 2081
- Schonlau M, & Zou R Y (2020) The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal* 20(1):3–29
- Schwendicke F, Singh T, Lee J-H, Gaudin R, Chaurasia A, Wiegand T (2021) Artificial intelligence in dental research: Checklist for authors reviewers readers. *Journal of Dentistry* 107:103610
- Shabani A, Nabiyouni G, & Ghanbari D (2022) Preparation and photocatalytic study of CoFe₂O₄/TiO₂/Au nanocomposites and their applications in organic pollutant degradation and modeling by an artificial neural network (ANN). *Journal of Materials Science: Materials in Electronics* 33(13):9885–9904
- Shahryari Z, Sharifi A, & Mohebbi A (2013) Artificial neural network (ANN) approach for modeling and formulation of phenol adsorption onto activated carbon. *Journal of Engineering Thermophysics* 22(4):322–336
- Shandi S G, Ardejani F D, & Sharifi F (2019) Assessment of Cu (II) removal from an aqueous solution by raw *Gundelia tournefortii* as a new low-cost biosorbent: Experiments and modelling. *Chinese Journal of Chemical Engineering* 27(8):1945–1955
- Shanmugaprakash M, Venkatachalam S, Rajendran K, & Pugazhendhi A (2018) Biosorptive removal of Zn (II) ions by *Pongamia* oil cake (*Pongamia pinnata*) in batch and fixed-bed column studies using response surface methodology and artificial neural network. *Journal of Environmental Management* 227:216–228
- Sharafi K, Pirsahab M, Gupta V K, Agarwal S, Moradi M, Vasseghian Y, & Dragoi E-N (2019) Phenol adsorption on scoria stone as adsorbent-Application of response surface method and artificial neural networks. *Journal of Molecular Liquids* 274:699–714
- Sharma K K, & Seal A (2021) Spectral embedded generalized mean based k-nearest neighbors clustering with S-distance. *Expert Systems with Applications* 169:114326
- Sherstinsky A (2020) Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network. *Physica D: Nonlinear Phenomena* 404:132306
- Sibiya N P, Amo-Duodu G, Tetteh E K, & Rathilal S (2022) Model prediction of coagulation by magnetised rice starch for wastewater treatment using response surface methodology (RSM) with artificial neural network (ANN). *Scientific African* 17:01282
- Singh K P, Gupta S, Ojha P, & Rai P (2013) Predicting adsorptive removal of chlorophenol from aqueous solution using artificial intelligence based modeling approaches. *Environmental Science and Pollution Research* 20(4):2271–2287
- Singha B, Bar N, & Das S K (2015) The use of artificial neural network (ANN) for modeling of Pb (II)

- adsorption in batch process. *Journal of Molecular Liquids* 211:228–232
- Solgi M, Najib T, Ahmadnejad S, & Nasernejad B (2017) Synthesis and characterization of novel activated carbon from Medlar seed for chromium removal: Experimental analysis and modeling with artificial neural network and support vector regression. *Resource-Efficient Technologies* 3(3):236–248
- Sun Y, Yu Y, Zhou S, Shah K J, Sun W, Zhai J, & Zheng H (2022) Functionalized chitosan-magnetic flocculants for heavy metal and dye removal modeled by an artificial neural network. *Separation and Purification Technology* 282:120002
- Tanhaei B, Ayati A, Lahtinen M, Mahmoodzadeh Vaziri B, & Sillanpää M (2016) A magnetic mesoporous chitosan based core-shells biopolymer for anionic dye adsorption: Kinetic and isothermal study and application of ANN. *Journal of Applied Polymer Science* 133(22)
- Tayab U B, Zia A, Yang F, Lu J, & Kashif M (2020) Short-term load forecasting for microgrid energy management system using hybrid HHO-FNN model with best-basis stationary wavelet packet transform. *Energy* 203:117857
- Triguero I, García-Gil D, Maillo J, Luengo J, García S, & Herrera F (2019) Transforming big data into smart data: An insight on the use of the k-nearest neighbors algorithm to obtain quality data. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 9(2):1289
- Tümer A E & Edebalı S (2019) Modeling of trivalent chromium sorption onto commercial resins by artificial neural network. *Applied Artificial Intelligence* 33(4):349–360
- Turan N G, Mesci B, & Ozgonenel O (2011) The use of artificial neural networks (ANN) for modeling of adsorption of Cu (II) from industrial leachate by pumice. *Chemical Engineering Journal* 171(3):1091–1097
- Uddin M K, Rao R A K & Mouli K V V C (2018) The artificial neural network and Box-Behnken design for Cu²⁺ removal by the pottery sludge from water samples: Equilibrium kinetic and thermodynamic studies. *Journal of Molecular Liquids* 266:617–627
- Ullah S, Assiri M A, Al-Sehemi A G, Bustam M A, Sagir M, Abdulkareem F A (2020) Characteristically insights artificial neural network (ANN) equilibrium and kinetic studies of Pb (II) Ion adsorption on rice husks treated with Nitric Acid. *International Journal of Environmental Research* 14(1):43–60
- Ullah S, Assiri M A, Bustam M A, Al-Sehemi A G, Abdul Kareem F A & Irfan A (2020) Equilibrium kinetics and artificial intelligence characteristic analysis for Zn (II) ion adsorption on rice husks digested with nitric acid. *Paddy and Water Environment* 18(2):455–468
- Urbina F, Lentzos F, Invernizzi C, & Ekins S (2022) Dual use of artificial-intelligence-powered drug discovery. *Nature Machine Intelligence* 4(3):189–191
- Vakili M, Mojiri A, Kindaichi T, Cagnetta G, Yuan J, Wang B, & Giwa A S (2019) Cross-linked chitosan/zeolite as a fixed-bed column for organic micropollutants removal from aqueous solution, optimization with RSM and artificial neural network. *Journal of Environmental Management* 250:109434
- Varshney S, Jain P, Arora J K, & Srivastava S (2016) Process development for the removal of toxic metals by functionalized wood pulp: kinetic, thermodynamic, and computational modeling approach. *Clean Technologies and Environmental Policy* 18(8):2613–2623
- Vinayagam R, Dave N, Varadavenkatesan T, Rajamohan N, Sillanpää M, Nadda A K (2022) Artificial neural network and statistical modelling of biosorptive removal of hexavalent chromium using macroalgal spent biomass. *Chemosphere* 296:133965
- Wang F, Xuan Z, Zhen Z, Li K, Wang T, & Shi M (2020) A day-ahead PV power forecasting method based on LSTM-RNN model and time correlation modification under partial daily pattern prediction framework. *Energy Conversion and Management* 212:112766
- Wong Y J, Arumugasamy S K, Chung C H, Selvarajoo A & Sethu V (2020) Comparative study of artificial neural network (ANN) adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and multiple linear regression (MLR) for modeling of Cu (II) adsorption from aqueous solution using biochar derived from rambutan (*Nephelium lappaceum*) pee. *Environmental Monitoring and Assessment* 192(7):1–20
- Xu B, Chen S, Zhang H, & Wu T (2017) Incremental k-NN SVM method in intrusion detection. In 2017 8th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS) 712–717
- Yildiz S (2017) Artificial neural network (ANN) approach for modeling Zn (II) adsorption in batch process. *Korean Journal of Chemical Engineering* 34(9):2423–2434

- Zafar M, Van Vinh N, Behera S K, & Park H-S (2017) Ethanol mediated As (III) adsorption onto Zn-loaded pinecone biochar: Experimental investigation, modeling, and optimization using hybrid artificial neural network-genetic algorithm approach. *Journal of Environmental Sciences* 54:114–125
- Zeba G, Dabić M, Čičak M, Daim T, & Yalcin H (2021) Technology mining: Artificial intelligence in manufacturing. *Technological Forecasting and Social Change* 171:120971
- Zhang T, Zhang D, Yan H, Qiu J, & Gao J (2021) A new method of data missing estimation with FNN-based tensor heterogeneous ensemble learning for internet of vehicle. *Neurocomputing* 420:98–110
- Zhang Yanyang, & Pan B (2014) Modeling batch and column phosphate removal by hydrated ferric oxide-based nanocomposite using response surface methodology and artificial neural network. *Chemical Engineering Journal* 249:111–120
- Zhang Yonggang, Xie Y, Zhang Y, Qiu J, & Wu S (2021) The adoption of deep neural network (DNN) to the prediction of soil liquefaction based on shear wave velocity. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment* 80(6):5053–5060
- Zhao C Y, Si J H, Feng Q, Yu T F, Deo R C, & Luo H (2018) Effects of ecological water transport on photosynthesis and chlorophyll fluorescence of *Populus euphratica*. *Water Science and Technology: Water Supply* 18(5):1747–1756
- Zhao Z, Lou Y, Chen Y, Lin H, Li R, & Yu G (2019) Prediction of interfacial interactions related with membrane fouling in a membrane bioreactor based on radial basis function artificial neural network (ANN). *Bioresource Technology* 282:262–268