Shahid Chamran University of Ahvaz

Irrigation Sciences and Engineering (JISE)
Vol. 49, No. 1, Spring 2026, p. 133-155

Journal homepage: https://jise.scu.ac.ir

Review Paper

EXTENDED ABSTRACT

Novel Applications of Artificial Intelligence in Environmental Pollution Control and Mitigation

F. Kafi[1] and E. Yousefi[2]*

1-PhD Student in Environmental Science and Engineering, Faculty of Natural Resources and Environment, University of Birjand, Birjand, Iran

2- Corresponding Author, Associate Professor, Department of Environmental Engineering and Member of the Research Group on Drought and Climate Change, Faculty of Natural Resources and Environment, University of Birjand, Birjand, Iran (e_yusefi_31@birjand.ac.ir).*

ARTICLE INFO

Article history:
Received: 25 November 2024
Revised: 22 May 2025
Accepted: 08 June 2025
Available online: 05 May 2026

Keywords: Artificial Neural Networks, Intelligent Control, Environmental Pollutants, Machine Learning, Multi-objective Optimization, Wastewater Treatment.

TO CITE THIS ARTICLE:

Kafi, F., Yousefi, E. 2026. 'Novel Applications of Artificial Intelligence in Environmental Pollution Control and Mitigation', *Irrigation Sciences and Engineering*, 49(1), pp. 133-155. doi: 10.22055/jise.2025.48384.2142.

Abstract

Over the past few decades, due to human activities, industrialization and urbanization, air pollution and increased waste generation have become a life-threatening factor in many countries around the world. The detection and treatment of pollution, due to technological advances, represent some of the most important challenges facing the world today. The rapid increase in the quantity and complexity of data generated daily in the field of environmental science and engineering requires advances in data analysis. Advanced data analysis approaches, such as machine learning, have become essential tools for uncovering hidden patterns or inferring correlations. A number of artificial intelligence approaches study the nonlinear behavior between inputs and outputs in chemical and biological processes, from predictive models to emerging optimization and control algorithms for pollutant removal processes and intelligent control systems. In the present study, the characteristics, advantages and limitations of artificial intelligence methods, including single and hybrid artificial intelligence methods, were investigated for environmental cleanup. In summary, the aim of the present study is to investigate different artificial neural networks in the wastewater treatment process to predict the efficiency of pollutant removal, evaluate the use of fuzzy logic for intelligent control of the aerobic stage of the wastewater treatment process, soft sensors with the help of artificial intelligence for accurate estimation of measurement parameters in wastewater treatment plants, and design of monitoring and early warning systems for aquatic and atmospheric environments, artificial intelligence modeling of solid waste generation, recycling and reduction of solid waste. The results of this study showed that modeling complex environmental problems using artificial intelligence technologies has become common in the environmental field, especially in wastewater treatment. Artificial intelligence technologies are widely used in dealing with problems related to wastewater, air pollution, and solid waste, and have bright future horizons.

Introduction

In the past decade, due to human activities, industrialization and urbanization, air and increased production have become an important factor of life in much of the world. Pollutants can even indirectly affect citizens, for example, by infiltrating agricultural food crops or even affecting livelihoods and well-being in cities (Wang et al., 2019; Ercilla-Montserrat et al., 2018). Environmental pollution has become a major concern for society, prompting strict requirements and regulations for wastewater treatment, air pollutants, and solid waste, and the need for further improvement in this area (Kannangara et al., 2018). Also, the amount of air pollutants has increased between 2018 and 2023, which is perhaps the main reason for this increase in population, increasing industries, and of course, increasing human and industrial activities (Kafi et al., 2024). Due to all these facts and risks, urgent solutions are necessary to implement pollution reduction measures (Li & Yi, 2020). Detection and treatment due to technological advances represent some of the most important challenges facing the world today. The rapid increase in the quantity and complexity of data generated daily in the field of environmental science and engineering requires advances in data analysis and analysis. Advanced data analysis and analysis, such as machine learning, have become tools for creating hidden patterns or inferring correlations. Synthetic technology methods study the nonlinear behavior of inputs and outputs in chemical and biological theories from emerging optimization and control algorithms to pollutant removal processes and intelligent control systems..

Methodology

In this study, the characteristics, advantages and limitations of artificial intelligence methods, including single and hybrid artificial intelligence methods, were investigated for environmental cleanup. In summary, the aim of the present study is to investigate different artificial neural networks in the wastewater treatment process to predict the efficiency of pollutant removal, evaluate the use of fuzzy logic for intelligent control of the aerobic stage of the wastewater treatment process, soft sensors with the help of artificial intelligence for accurate estimation of measurement parameters in wastewater treatment plants, and design of monitoring and early warning systems for aquatic and atmospheric environments, artificial intelligence modeling of solid waste generation, recycling and solid waste reduction

Results and Discusspn

Results of this study The results showed that modeling complex environmental problems using AI technologies has become popular in the environmental field, especially in wastewater treatment. AI technologies are widely used in dealing with problems related to wastewater, air pollution, as well as solid waste, and have bright future horizons. Many approaches have also proven practical applications of AI in water application, air quality monitoring, industrial waste management including solid, electronic, toxic and hazardous waste control, etc. One of the notable developments in the past decades was the popularity of AI technologies in the field of environmental pollution control, which are considered as attractive and efficient alternative methods to deal with the complexities of uncertain, interactive and dynamic environmental problems. Among all these technologies, various types of ANN are the most widely used AI technologies, because they are much easier to implement. However, the performance of artificial neural networks is limited due to their relatively poor repeatability. In air pollution control, AI models are potential, effective and powerful tools for modeling and analyzing pollutant levels related to environmental pollution (Shams et al., 2021). Therefore, it is recommended to develop various AI algorithms for predicting ambient air pollution, as it is useful for government officials, decision makers and the general public in terms of environmental, health and economic objectives. In industrial waste, AI methods show superior performance under optimal conditions when applied to recycled construction waste materials. In the renewable energy sector, AI is also an effective optimization tool of production chains to optimize and improve decision-making, which reduces energy costs (Rentsch et al., 2015). In modern cities, solid waste from construction activities has been associated with a huge volume of aggregate concrete. Salimbahrami and Shakeri (2021) used ANN and Support Vector Machine (SVM) method to obtain the compressive strength of recycled concrete

Conclusions

The results of the study showed that modeling complex environmental problems using artificial intelligence technologies has become common in the field of environment, especially in wastewater treatment. Artificial intelligence technologies have been widely used in dealing with wastewater, air pollution, and solid waste. Methods such as artificial intelligence technologies for wastewater treatment, intelligent control of wastewater treatment, and soft sensor technologies for wastewater treatment play a leading role in modeling, optimization, prediction, and control. Artificial intelligence technology is also used to warn the aquatic environment and assess water quality in rivers, lakes, oceans, and groundwater, estimate air pollutants, predict solid waste generation, and recycle and reduce solid waste. Therefore, artificial intelligence has many applications in the control and management of environmental pollution. Different types of applications of artificial intelligence in the water sector are also classified as predictive models, water resources management and optimization, decision support, and management evaluation. Challenges and implications for AI development, research, and policy are largely focused on ethical and environmental dimensions, and often on providing principles rather than practical implementation. The research highlights two important challenges—practical and conceptual—that need to be addressed to foster sustainable AI.

Conflict of Interest

The authors declared no potential conflicts of interest concerning the research, authorship, and publication of this article. Confirmation.

Funding

The authors received no financial support for the research, authorship, and publication of this article.

Data Availability Statements

Data Availability Statement: All information and results are presented in the text of the article.

Authors' contribution

First Author: Fatemeh Kafi, Data analysis and article writing.

Second Author: Elham Yousefi, Check the results and article writing.

Acknowledgements

We would like to thank the University of Birjand for its moral support in preparing and completing the scientific database.

References

1- Ercilla-Montserrat, M., Mu~noz, P., Montero, J.I., Gabarrell, X., Rieradevall, J., 2018. A study on air quality and heavy metals content of urban food produced in a Mediterranean city (Barcelona). J. *Clean. Prod*. 195, 385e395. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.05.183.

2- Kafi, F., Yousefi, E., Ehteram, M. and Ashrafi, K., 2024. Monitoring Air Pollution Using Sentinel-5 Satellite Imagery: A Case Study of Razavi and South Khorasan Provinces. *Sustainable Earth Trends*, *4*(4), pp.41-55. Doi: 10.48308/set.2024.236905.1067.

3- Kannangara, M., Dua, R., Ahmadi, L. and Bensebaa, F., 2018. Modeling and prediction of regional municipal solid waste generation and diversion in Canada using machine learning approaches. *Waste management*, *74*, pp.3-15. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.11.057.

4- Li, W. and Yi, P., 2020. Assessment of city sustainability—Coupling coordinated development among economy, society and environment. *Journal of Cleaner Production*, *256*, p.120453. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120453.

5- Rentsch, R., Heinzel, C. and Brinksmeier, E., 2015. Artificial intelligence for an energy and resource efficient manufacturing chain design and operation. *Procedia CIRP*, *33*, pp.139-144. https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.06.026.

6- Salimbahrami, S.R. and Shakeri, R., 2021. Experimental investigation and comparative machine-learning prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete. Soft Computing, 25(2), pp.919-932. https://doi.org/10.1007/s00500-021-05571-1.

7- Shams, S.R., Jahani, A., Kalantary, S., Moeinaddini, M. and Khorasani, N., 2021. Artificial intelligence accuracy assessment in NO2 concentration forecasting of metropolises air. *Scientific Reports*, *11*(1), p.1805. https://doi.org/10.1038/s41598-021-81455-6.

8- Wang, B., Hong, G., Qin, T., Fan, W.R. and Yuan, X.C., 2019. Factors governing the willingness to pay for air pollution treatment: A case study in the Beijing-Tianjin-Hebei region. *Journal of cleaner production*, *235*, pp.1304-1314. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.07.046.

© 2026 The Author(s). Published by Shahid Chamran University of Ahvaz. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

علوم و مهندسی آبیاری جلد ۴۹، شماره‌ی۱، بهار ۱۴۰۵، مقاله مروری، ص. ۱۵۵-۱۳۳

کاربردهای نوین هوش مصنوعی در کنترل و کاهش آلودگی‌های محیط زیستی

فاطمه کافی[۱] و الهام یوسفی[۲*]

۱- دانشجوی دکتری علوم و مهندسی محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.

۲*- نویسنده مسئول، دانشیار گروه علوم مهندسی محیط زیست و عضو گروه پژوهشی خشکسالی و تغییر اقلیم، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران (e_yusefi_31@birjand.ac.ir)

دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۰۵ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۳/۰۱ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۱۸ انتشار: ۱۴۰۵/۰۲/۱۵

چکیده

طی چند دهه گذشته، به‌دلیل فعالیت‌های انسانی، صنعتی شدن و شهرنشینی، آلودگی هوا و افزایش تولید زباله به یک عامل تهدید کننده زندگی در بسیاری از کشورهای جهان تبدیل‌شده است. شناسایی و درمان آلودگی به‌دلیل پیشرفت‌های تکنولوژیکی، برخی از مهم‌ترین چالش‌های پیش روی جهان امروز را نشان می‌دهد. افزایش سریع در کمیت و پیچیدگی داده‌هایی که روزانه در زمینه علوم و مهندسی محیط‌زیست تولید می‌شوند، نیازمند پیشرفت در تجزیه‌وتحلیل داده‌ها است. رویکردهای پیشرفته تجزیه‌وتحلیل داده‌ها، مانند یادگیری ماشین، به ابزاری ضروری برای آشکار کردن الگوهای پنهان یا استنتاج همبستگی‌هایی تبدیل‌شده‌اند. تعدادی از رویکردهای هوش مصنوعی، با رفتار غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها در فرایندهای شیمیایی و بیولوژیکی ازنظر مدل‌های پیش‌بینی به الگوریتم‌های بهینه‌سازی و کنترل نوظهور فرایندهای حذف آلاینده‌ها و سیستم‌های کنترل هوشمند را مطالعه می‌کنند. در پژوهش حاضر برای پاک‌سازی محیط‌زیست ویژگی‌ها، مزایا و محدودیت‌های روش‌های هوش مصنوعی، ازجمله روش‌های هوش مصنوعی منفرد و ترکیبی، بررسی شد. به‌طور خلاصه هدف از پژوهش حاضر بررسی شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف در فرایند تصفیه فاضلاب برای پیش‌بینی راندمان حذف آلاینده‌ها، ارزیابی استفاده از منطق فازی برای کنترل هوشمند مرحله هوازی فرایند تصفیه فاضلاب، حسگرهای نرم با کمک هوش مصنوعی برای برآورد دقیق پارامترهای اندازه‌گیری در تصفیه‌خانه‌های فاضلاب و طراحی سیستم‌های نظارت و هشدار اولیه برای محیط‌های آبی و جوی، مدل‌سازی هوش مصنوعی تولید زباله‌های جامد، بازیافت و کاهش زباله‌های جامد است. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که مدل‌سازی مشکلات پیچیده زیست‌محیطی، با استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی در زمینه محیط‌زیست، به‌ویژه در تصفیه فاضلاب رایج شده است. فناوری‌های هوش مصنوعی به‌طور گسترده‌ای در برخورد با مشکلات مرتبط با فاضلاب، آلودگی هوا و همچنین زباله‌های جامد به‌کار گرفته می‌شوند و افق‌های روشنی در آینده دارند.

کلیدواژه‌ها: شبکه‌های عصبی مصنوعی، کنترل هوشمند، آلاینده‌های محیطی، یادگیری ماشین، بهینه‌سازی چند هدفه، تصفیه فاضلاب.

مقدمه

آلودگی هوا در حال تبدیل‌شدن به یک مشکل عمده بهداشتی است که میلیون‌ها نفر را در سراسر جهان تحت تأثیر قرار می‌دهد. برخی گزارش‌ها ادعا می‌کنند که ۴/۲ میلیون مرگ به‌دلیل تأثیر آلودگی هوای بیرون در سال ۲۰۱۵ نسبت داده‌شده است (Cohen et al., 2017; United Nations, 2018). آلاینده‌ها حتی می‌توانند به‌طور غیرمستقیم بر شهروندان تأثیر بگذارند، به‌عنوان مثال، در محصولات غذایی کشاورزی نفوذ کنند یا حتی بر معیشت و رفاه در شهرها تأثیر بگذارند (Wang et al., 2019). آلودگی محیط‌زیست به دغدغه اصلی جامعه تبدیل‌شده است و الزامات و مقررات سخت‌گیرانه برای تصفیه فاضلاب، آلاینده‌های هوا و پسماندهای جامد و نیاز به بهبود بیشتر در این زمینه را تحریک کرده‌اند (Kannangara et al., 2018). همچنین میزان آلاینده‌های هوا در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۳ افزایش‌یافته است که شاید اصلی‌ترین دلیل آن را می‌توان افزایش جمعیت، افزایش صنایع و البته افزایش فعالیت‌های انسانی و صنعتی دانست (Kafi et al., 2024). به دلیل تمام این حقایق و خطرات، راه‌کارهای فوری برای اجرای اقدامات کاهش آلودگی ضروری است (Li and Yi, 2020).

هوش مصنوعی به‌عنوان یک فناوری نوظهور، پتانسیل بالایی برای حل این مشکل دارد. یکی از برجسته‌ترین پیشرفت‌های جامعه علمی که تقریباً همه را به خود جلب کرده است ظهور هوش مصنوعی (Artificial intelligence) است. در دهه ۱۹۹۰، فناوری هوش مصنوعی به‌سرعت توسعه یافت و بسیاری از روش‌های هوش مصنوعی در حال ظهور و توسعه هستند. پیشرفت سریع و همگرایی پیشگامانه هوش مصنوعی تحولات عمیقی را در حوزه‌های مختلف ازجمله پایداری محیطی، تغییرات آب‌وهوا و توسعه شهری ایجاد کرده است. این افزایش منجر به ظهور شهرهای زیست‌محیطی هوشمندتر شده است، جایی که هوش مصنوعی در مرکز توجه قرار می‌گیرد و توجه قابل‌توجهی را به خود جلب می‌کند. در این زمینه، هوش مصنوعی آماده ارائه راه‌حل‌های نوآورانه برای چالش‌های زیست‌محیطی فزاینده در برابر شهرهای هوشمنداست.

هوش مصنوعی این پتانسیل را دارد که راه‌هایی را برای بهبود بهره‌وری منابع، کاهش مصرف انرژی، ساده‌سازی مدیریت زباله،

DOI: 10.22055/jise.2025.48384.2142

بهبود مدیریت حمل‌ونقل، حفظ تنوع زیستی و کاهش اثرات زیست‌محیطی باز کند. این پیشرفت‌ها قدرت تغییر شکل چشم‌انداز توسعه شهری را در پاسخ به موج فزاینده شهرنشینی و پیچیدگی فزاینده تخریب اکولوژیکی، تبدیل شهرها به قطب‌های هوشمندی، پایداری و آگاهی زیست‌محیطی دارند (Bibri et al., 2024). فناوری‌های هوش مصنوعی عمدتاً به ANN (Artificial networks neural)، ماشین بردار پشتیبانی (Support Vector Machine)، الگوریتم ژنتیک (Algorithm Genetic) و فازی اشاره دارد. منطق (Fuzzy logic) در کشاورزی، آب‌وهوا، مالی، مهندسی، امنیت، آموزش، پزشکی، فناوری نانو و رشته‌های مختلف به‌کار گرفته‌شده است (Wang et al., 2018; Zhang et al., 2019). با این‌حال، اکثر کنترل‌های آلودگی محیطی با مجموعه‌ای از عوامل با ویژگی‌های غیرخطی، متغیر بازمان، از منابع متعدد و اهداف متعدد مرتبط هستند که منجر به مشکلاتی در دست‌یابی به بهینه‌سازی عوامل تأثیرگذار و عملکرد مطلوب سیستم می‌شود (Abiodun et al., 2018). در حال حاضر، مطالعه‌های متعددی بر کاربرد روش‌های آماری و روش‌های تحلیل داده‌های چند متغیره در این موضوع، مانند رگرسیون خطی چندگانه (multiple linear regression) Dieguez-Santana Liu et al (2019)، روش‌شناسی سطح پاسخ (response surface methodology) Suárez-escobar et al (۲۰۱۶)، رگرسیون حداقل مربعات جزئی (partial least squares regression) Ferreira et al (2017) تأکید کرده‌اند. باتوجه‌به اهمیت محیط‌زیست تاکنون مطالعه‌های بسیاری در این زمینه انجام‌شده است که به برخی از این مطالعه‌ها اشاره می‌شود. Chen et al (2023) به بررسی راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای تغییرات آب‌وهوا پرداختند. نتایج نشان داد که تولید هوشمند می‌تواند مصرف انرژی، ضایعات و انتشار کربن را ۳۰ تا ۵۰ درصد کاهش دهد و به‌ویژه مصرف انرژی در ساختمان‌ها را ۳۰ تا ۵۰ درصد کاهش دهد. حدود ۷۰ درصد صنعت گاز طبیعی جهان از فناوری‌های هوش مصنوعی برای افزایش دقت و قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌های آب‌وهوا استفاده می‌کند. Wang et al (2023) نقش فناوری‌های هوش مصنوعی در صنعت ساختمان با استفاده از مفهوم دلفی-- ANP (analytic network process) TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) هیبریدیMCDM (Multi-Criteria Decision-Making) در محیط فازی بررسی کردند. نتایج نهایی از ANP نشان داد که عوامل فن‌آوری مهم‌ترین و به دنبال آن عوامل محیطی هستند که به‌شدت بر محیط هوش مصنوعی تأثیر می‌گذارند. علاوه بر این، TOPSISرباتیک و اتوماسیون را به‌عنوان بهترین جایگزین هوش مصنوعی در بین سه گزینه شناسایی کرد و به دنبال آن مدل‌سازی اطلاعات ساختمان(Building Information Modeling) قرار گرفت، درحالی‌که بینایی کامپیوتری کمترین اولویت را در بین لیست داشت.

Gautam et al (2023) مروری بر کنترل و کاهش آلودگی خاک توسط فلزات سنگین با تأکید بر هوش مصنوعی انجام دادند. در این بررسی، استفاده از روش‌های میکروبی و هوش مصنوعی یا یادگیری ماشینی با پیشرفت‌های اخیر به‌منظور شناسایی منابع، مشخص‌سازی، کمی سازی و کاهش آلاینده‌های خاک از محیط‌زیست برای افزایش پایداری به‌طور جامع موردبررسی قرارگرفته است. این بینش‌های جدیدی را در مورد روش‌هایی برای اصلاح خاک ایجاد می‌کند که زمان و هزینه تصفیه خاک را کاهش می‌دهد.

Fan et al (2018) در بررسی خود اشاره کردند که مدل‌های GA-ANN و (Particle Swarm Optimization) ANN-PSO با مقدار R2 بالاتر و میانگین خطای کوچک‌تر، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به RSME (Root Mean Square Error) برای برآورد بازده حذف آلاینده‌های مختلف ارائه می‌دهند. از سوی دیگر، فناوری‌های هوش مصنوعی با روش‌های مدل‌سازی مکانیزم مرسوم متفاوت هستند، زیرا آن‌ها اجازه حذف فرمول‌های پیچیده ریاضی و اطلاعات دقیق در مورد سیستم را می‌دهند که شامل روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌های متناظر بدون ازدست‌دادن دقت است (Kalogirou, 2003).

تعداد زیادی از مطالعه‌ها نشان داده‌اند که فناوری‌های هوش مصنوعی دستیارهای خوبی برای کنترل آلودگی محیطی در فاضلاب، Huang et al (2015)، آلودگی هوا He et al (2017) و زباله‌های جامد Genuino et al (2017) هستند. در همین حال گزارش‌شده است که برخی مطالعه‌ها نیز در مورد تغییرات آب‌وهوایی Chang et al (2014)، Kashiwao et al (2017)، Zhang et al (2019) و سایر زمینه‌های زیست‌محیطی مانند شبیه‌سازی پویایی پوشش گیاهی Da Rocha et al (2018) انجام‌شده است.

در سال‌های اخیر، مطالعه‌های متعددی به بررسی کاربردهای مختلف روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و منطق فازی در حوزه محیط‌زیست پرداخته‌اند. با این‌حال، هنوز بسیاری از جنبه‌های این حوزه ناشناخته باقی‌مانده است. در این پژوهش، با تمرکز بر روش‌های نوین هوش مصنوعی، به بررسی کاربردهای این فناوری در کنترل آلودگی فاضلاب، هوا و خاک پرداخته‌شده است. هدف اصلی این پژوهش، ارائه یک مرور جامع بر مطالعه‌های اخیر در زمینه کاربردهای هوش مصنوعی در زمینه آلودگی‌های محیط زیستی و شناسایی روندهای نوظهور در این حوزه است.

روش‌های هوش مصنوعی برای کنترل آلودگی محیط‌زیست

به‌طورکلی، مدل‌سازی‌های هوش مصنوعی با استفاده از ابزارهای نرم‌افزاری یعنی (MATLAB) و (NeuroSolutions) که زبان C++، جاوا، پایتون یا سایر زبان های برنامه نویسی را

پشتیبانی می‌کنند، پیاده‌سازی می‌شوند Barzegar et al (2018). در میان این نرم‌افزارها، متلب موردقبول‌ترین نرم‌افزار است زیرا جعبه‌ابزارهای آماده آن برای مبتدیانی که مستقیماً در زمینه هوش مصنوعی کار نمی‌کنند، مانند محققان محیط‌زیست، بسیار راحت و قابل‌استفاده است (Barzegar et al., 2018). درخت طبقه‌بندی نیز جزو فناوری‌های هوش مصنوعی است که به‌طور گسترده در زمینه محیط‌زیست کاربرد دارد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور گسترده به‌عنوان رویکردهایی برای پیش‌بینی، طبقه‌بندی و بهینه‌سازی در زمینه‌های مختلف به‌دلیل ظرفیت قابل‌توجه آن‌ها برای ثبت رفتار غیرخطی بین متغیرهای مستقل و وابسته بر اساس داده‌های تاریخی با استفاده از یک الگوریتم آموزشی کاربردی استفاده می‌شوند (Qaidi and Vafaei, 2016). چندین طبقه‌بندی مختلف از شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد و روی انواع معمولی پیکربندی‌هایی تمرکز دارد که در کارهای تحقیقاتی کنترل‌های محیطی، مانند شبکه‌های عصبی پیش‌خور، به‌ویژه شبکه‌های پرسپترون چندلایه (Multilayer Perceptron Networks) و شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی (Radial Basis Function Neural Network) استفاده‌شده‌اند. Jahani و Siri (2021) به بررسی اثر پوشش گیاهی شهری در کاهش آلودگی صوتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نمونه‌گیری شدت صوت در ۱۰۰ ایستگاه در بوستان‌ها و معابر مناطق دو و پنج شهر تهران انجام شد.

برای مدل‌سازی میزان کاهش شدت صوت در دیوار صوتی گیاهی از روش مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی و با استفاده از نه متغیر پوشش گیاهی انجام‌شده است. بر اساس نتایج آنالیز حساسیت مدل، عرض دیوار، میانگین ارتفاع درختان و میانگین قطر تاج درختچه‌ها با ضریب اثرگذاری ۰/۷۲، ۰/۴۴ و ۰/۱۵، به‌ترتیب بیشترین تأثیر را در کاهش شدت صوت در دیوارهای صوتی گیاهی شهری از خود نشان می‌دهند مدل ارائه‌شده در این پژوهش به‌عنوان یک سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری در طراحی مهندسی دیوارهای صوتی گیاهی در شهرها شناخته‌شده است به‌طوری‌که امکان پیش‌بینی راندمان این دیوارها را با توجه به متغیرهای ساختاری آن‌ها به‌خوبی فراهم می‌کند.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (Multi Layer Perceptron neural network)

یکی از ساده‌ترین و شناخته‌شده‌ترین نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی است. ساختار MLPNN که شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است، تأثیر به‌سزایی در قابلیت پیش‌بینی دارد. پارامترهای مستقل و وابسته به‌ترتیب تعداد نورون‌ها را در لایه ورودی و خروجی تعیین می‌کنند. اعداد نورون‌ها در لایه پنهان معمولاً از طریق روش با استفاده از مشاهده آزمون‌وخطا تعیین می‌شوند، نه اینکه در ابتدا مشخص شوند (Zonouz et al., 2016). ناکافی بودن نورون‌های لایه پنهان، یادگیری کامل قوانین داده‌ها را برای شبکه دشوار می‌کند و مشکلاتی را ایجاد می‌کند. با این‌حال، نورون‌های بیش‌ازحد، ممکن است درنتیجه درجات آزادی اضافی، منجر به‌تناسب بیش‌ازحد شوند. به‌طور معمول، مدل MLPNN با تعداد نورون‌های کمتری در لایه پنهان شروع می‌شود و سپس تعداد نورون‌ها در فرایند آموزش با تنظیم تعداد نورون‌ها به‌روز می‌شود، تاکنون هیچ روش سیستماتیکی برای تعریف تعداد بهینه نورون‌ها وجود ندارد (Bahrami et al., 2016).

لایه پنهان بر اساس نورون‌ها و وزن‌های خاص موجود در هر لایه و همچنین الگوریتم آموزشی مناسب، یک MLPNN به‌خوبی آموزش‌دیده قادر به ایجاد اصل برای ردیابی ورودی‌های غیرخطی است.

Mahmoudzadeh et al (2023) کاربرد شبکهٔ عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در ارزیابی آلودگی هوای کلان‌شهر تبریز را بررسی کردند. پژوهش حاضر سعی دارد با استفاده از متغیرهای ورودی (فاصله از مراکز صنعتی، رطوبت، دما، تراکم جمعیت، فاصله از مراکز تجاری، فاصله از ایستگاه‌های اتوبوس، فاصله از مراکز آموزشی، تغییرات پوشش گیاهی، فاصله از آزادراه‌ها، تراکم ساختمانی، جهت باد، دی‌اکسید کربن و مونوکسید کربن) به ارزیابی آلودگی هوا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در کلان‌شهر تبریز بپردازد.

در پژوهش حاضر سعی گردید متغیرهای مستقل مؤثر در توزیع احتمال آلایندگی در دو مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و رگرسیون خطی در ارتباط گذاشته شود. نتایج نشان می‌دهد که عمده‌ترین آلاینده‌ها بیشتر مربوط به ذرات معلق (PM_{10})، CO_2، SO_2 و NO_x است. پراکندگی ذرات معلق در هوا بیشتر براثر تردد وسایط نقلیه، فعالیت‌های صنعتی، احتراق سوخت موتورهای دیزل و ساخت‌وساز بی‌رویه و نیاز به تولید برق بیشتر است. فعالیت‌های نیروگاه‌های حرارتی، پالایشگاه تبریز و سیستم‌های گرمایشی خانگی و تجاری درون‌شهری نیز ازجمله عوامل تولیدکننده SO_2 بوده و بیشترین تولید CO_2 مربوط به سوخت خودروهای بنزین‌سوز است.

شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN)

RBFNN نوع دیگری از شبکه عصبی است که بر توابع پایه شعاعی (RBF) به‌عنوان توابع فعال‌سازی متکی است (Nandagopal et al., 2017). در مقایسه با MLPNN، RBFNN به‌دلیل توانایی آن در ترسیم اصول باتحمل بالای نویزهای ورودی و یادگیری آنلاین، به‌عنوان یک مدل ANN برتر شناخته‌شده است، حتی اگر داده‌های بیشتری برای به دست آوردن نتایج قابل‌اعتمادتر موردنیاز باشد (Zhu et al., 2017). ازیک‌طرف، یک RBFNN یکی از شبکه‌های عصبی پیش‌خور است که بر اساس یادگیری نظارت‌شده مشابه MLPNN است. از

DOI: 10.22055/jise.2025.48384.2142

سوی دیگر، همچنین یک ترکیب خطی وزنی از RBF است که معمولاً شامل سه‌لایه مختلف است، یعنی لایه ورودی، لایه RBF گاوسی و لایه خروجی خطی که در ساختار محاسبات داخلی با MLPNN متفاوت است (Tatar et al., 2016).

تابع انتقال گاوسی که در نورون‌های لایه پنهان واحدهای به‌کار می‌رود، خروجی‌های متناسب با گستره مرکز نورون تولید می‌کند. Vosough et al (2023) به ارزیابی و پیش‌بینی میزان آلودگی ترکیبات آلی فرار در جایگاه‌های سوخت‌گیری با استفاده از مدل شبکه عصبی پرداختند.

در این پژوهش با جمع‌آوری داده‌های تجربی از سه ایستگاه در شهر زنجان و شناسایی پارامترهای تأثیرگذار، مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و با دو مدل پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی انجام گرفت. نتایج و تحلیل‌های انجام‌شده در این مطالعه نشان داد که آلودگی عمده حاصل از مصرف بنزین شامل دو مرحله، یکی زمان سوخت‌گیری و دیگری بعد از سوخت بنزین است. همچنین در فصل تابستان، غلظت بیشتر از زمستان بوده و نیز این میزان از آلودگی در دو زمان صبح و عصر بیشتر مشاهده می‌شود.

ماشین بردار پشتیبانی (SVM)

به‌عنوان یک فناوری جدید یادگیری ماشین که ابتدا توسط Vapnik (۱۹۹۵) معرفی شد، SVM برای به حداقل رساندن مرز بالایی خطای تعمیم بر اساس اصل حداقل سازی ریسک ساختاریافته توسعه‌یافته است (Pai et al., 2010; Vapnik, 1995). ماشین بردار پشتیبانی می‌تواند به نتایج تعمیم خوبی در هر دوطبقه بندی و رگرسیون دست یابد، زیرا اصل همگرایی به آن توانایی بیشتری برای رگرسیون رابطه مقادیر ورودی و خروجی و به دست آوردن عملکرد رضایت‌بخش برای داده‌های ورودی جدید می‌دهد (Jaramillo et al., 2018).

اخیراً، رگرسیون بردار پشتیبان که به‌عنوان نسخه رگرسیونی SVM شناخته می‌شود، به‌عنوان یک فناوری جایگزین کارآمد برای مقابله با مشکلات رگرسیون در زمینه کنترل‌های محیطی با معرفی یک تابع تلفات انتخابی در نظر گرفته‌شده است. Bhuvaneshwari et al (2022) الگوریتم ماشین بردار پشتیبان گاوسی مبتنی بر پیش‌بینی آلودگی هوا را بررسی کردند. این مطالعه روی سیستم‌های پیش‌بینی آلودگی هوا مبتنی بر بومی‌سازی برای نظارت بر زمان واقعی شهرهای هوشمند متمرکز است. این سیستم‌ها شامل دو فاز با در نظر گرفتن پیش‌بینی منطقه ترافیک سنگین یا سبک با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان گاوسی بر اساس آلاینده‌های هوا مانند ذرات $PM_{2.5}$ ، PM_{10}، دی‌اکسید نیتروژن (NO_2)، مونوکسید کربن (CO)، ازن (O3) و دی‌اکسید گوگرد (SO_2) هستند. میانگین پیش‌بینی خطا در محلی سازی گره‌ها ۹/۸۳ است که کمتر از راه‌حل‌های موجود و دقت ۹۵ درصد است.

الگوریتم‌های اکتشافی

شاخص ارزیابی، مانندRMSE و ضریب تعیین (R2)، نشان می‌دهد که روش AI منفرد می‌تواند در برخی موارد عملکرد رضایت‌بخشی داشته باشد، درحالی‌که نشان داده‌شده است که مدل‌های AI منفرد همراه با الگوریتم‌های اکتشافی می‌توانند به همگرایی سریع‌تری باقابلیت جستجوی جهانی بهتر و عملکرد تعمیم بهتر دست یابند. به‌طور خاص، الگوریتم‌های اکتشافی مختلفی را می‌توان برای به دست آوردن وزن‌ها و آستانه‌های اولیه شبکه‌های عصبی مصنوعی، تعریف مرکز تابع RBF و همچنین برای جلوگیری از خطر به دام افتادن در بهینه محلی کم‌عمق استفاده کرد. با الهام از پدیده طبیعی یا رفتار اجتماعی، الگوریتم‌های اکتشافی مانند GA، PSO، الگوریتم ایمنی (Immune Algorithm)، کلنی زنبورهای مصنوعی (Artificial Bee Colony) جایگزین مناسبی برای الگوریتم‌های سنتی مانند الگوریتم BP برای به دست آوردن راه‌حل بهینه جهانی به روشی سریع و کارآمد به‌عنوان دو الگوریتم اکتشافی محبوب در زمینه محیطی، GA و PSO مورد بحث قرار خواهند گرفت. GA یک فناوری جستجوی کلی تصادفی که توسط اصول تکامل بیولوژیکی در سیستم ژنتیکی طبیعی روشن‌شده است، برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده‌شده است (Hosseinian et al., 2016). استراتژی بهینه‌سازی کلی زیربنای روش، جمعیتی از راه‌حل‌های تصادفی نشان داده‌شده را تولید می‌کند و سپس عملگرهای ژنتیکی، مانند انتخاب، متقاطع و جهش، برای تولید یک جمعیت جدید و بهتر اعمال خواهند شد.

هر راه‌حل منفرد توسط یک تابع تناسب ارزیابی می‌شود و کل فرایند تا زمانی که همگرایی حاصل شود تکرار می‌شود (Oliveira et al., 2019). به‌طورکلی، GA در یک ANN تعبیه‌شده است تا وزن‌های اولیه، آستانه‌ها در لایه‌های مخفی و خروجی را به‌روز کند تا بر مشکل حداقل محلی غلبه کند. به‌نظر می‌رسد که GA-ANN روشی آینده‌نگر برای طراحی و انتخاب مواد کاتالیزوری ناهمگن است که در تصفیه فاضلاب و آلودگی هوا و تولید انرژی پاک استفاده می‌شود (Bahrami et al., 2016). تحقیقات اخیر همچنین نشان می‌دهد که GA قادر به تولید قوانین فازی و بهینه‌سازی توابع عضویت مجموعه‌های فازی است. ترکیب GA، ANN و منطق فازی (FL) یک رویکرد قدرتمند برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایند یکپارچه به‌ویژه برای برخی از مسائل کنترل بهینه‌سازی چندهدفه است (Huang et al., 2015).

PSO به‌عنوان یکی دیگر از روش‌های محاسباتی تکاملی که به‌طور گسترده مورداستفاده قرار می‌گیرد، این استراتژی به‌عنوان یک روش کارآمد برای بهینه‌سازی نتایج و جستجوی هوشمند به‌خوبی شناخته‌شده است (Fan et al., 2017). جمعیت اولیه PSO به‌طور تصادفی با موقعیت‌ها و سرعت‌ها تولید می‌شود و هر ذره یک راه‌حل بالقوه برای مسئله بهینه‌سازی را نشان می‌دهد. سپس هر ذره با یک تابع برازش ارزیابی می‌شود، موقعیت جدیدی

باارزش تناسب بهتر انتخاب می‌شود و موقعیت ذرات با حرکت به سمت حداکثر تابع هدف به‌طور مداوم به‌روز می‌شود. درنهایت، زمانی که تعداد تکرارها به حداکثر می‌رسد (Agarwal et al., 2016). اطلاعات بیشتر PSO را می‌توان درجاهای دیگر یافت. هر دو GA و PSO از تابع تناسب برای ارزیابی راه‌حل‌ها استفاده می‌کنند و هر دو جستجوهای تصادفی را بر اساس مقادیر تناسب انجام می‌دهند، اما PSO به‌سرعت ذرات برای تکمیل فرایند جستجو با نرخ همگرایی بالاتر در مقایسه با GA بستگی دارد. از سوی دیگر، PSO فاقد تنظیم سرعت دینامیکی است که درنتیجه به دام افتادن در بهینه محلی آسان‌تر می‌شود، این امر باعث مشکلات همگرایی و دقت همگرایی پایین می‌شود. درمجموع، به‌دلیل قابلیت جستجوی جهانی خوب، استفاده از GA در تحقیقات زمینه‌های محیطی امکان‌پذیرتر به‌نظر می‌رسد. Li et al (2021) تحقیقی در مورد کاربرد الگوریتم اکتشافی در انتشار کربن ناشی از حمل‌ونقل انجام دادند. آن‌ها از چهار الگوریتم، شبکه عصبی (Back propagation)، ماشین یادگیری افراطی (Extreme Learning Machine)، الگوریتم ژنتیک شبکه عصبی بهینه‌شده (GA-BP) و الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی ماشین یادگیری افراطی (GA-ELM). برای پیش‌بینی در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۷ استفاده کردند. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیکی بهینه‌سازی شده با ماشین یادگیری افراطی ترکیبی (GA-ELM) دارای بالاترین درجه تناسب بین مقدار پیش‌بینی‌شده و مقدار واقعی است که بیشتر انتشار کربن الگوریتم اکتشافی را در حمل‌ونقل نشان می‌دهد.

سیستم‌های هوشمند هیبریدی

سیستم‌های هوشمند ترکیبی (مانند (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) ANFIS، FNN، GA-ANN و...) سیستم‌هایی هستند که دو یا چند فناوری هوش مصنوعی را برای غلبه بر کاستی‌های خاص در یک روش هوش مصنوعی ترکیب می‌کنند و به مزایای هم‌افزایی دست می‌یابند. برای اکثر مسائل غیرخطی پیچیده، روش‌های هوش مصنوعی نسبت به روش‌های سنتی مزایای زیادی دارند. با این‌حال، هر روش هوش مصنوعی محدودیت‌های خود را دارد که باعث دشواری دست‌یابی به نتایج مورد انتظار می‌شود. به‌عنوان‌مثال، یک MLPNN سه‌لایه دارای توانایی‌های نگاشت غیرخطی قوی است و می‌تواند هر توابع پیوسته غیرخطی را تقریب بزند. با این‌حال، نرخ همگرایی MLPNN آهسته است و خطر بیش‌ازحد برازش و حداقل محلی وجود دارد. استفاده از دو یا چند فناوری هوش مصنوعی برای ساختن یک سیستم هیبریدی روشی مؤثر برای حل چنین مشکلاتی است. به‌عنوان‌مثال، SVM می‌تواند به بهینه‌سازی جهانی دست یابد و بیش‌ازحد برازش را در چارچوب ANN حذف کند (Tanhaei et al, 2016)، GA و PSO به‌طور گسترده برای بهینه‌سازی آستانه‌ها و وزن‌های اولیه ANN برای بهبود قابلیت اطمینان و عملکرد تعمیم آن استفاده‌شده‌اند (Hosseinian et al., 2016). سیستم ترکیبی کلاسیک سیستم عصبی – فازی است، انواع دیگر سیستم‌های ترکیبی، مانند الگوریتم‌های اکتشافی همراه با انواع مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های SVM یا سیستم‌های فازی، ابزارهای کارآمدی برای حل مسائل پیچیده در نظر گرفته می‌شوند. ازآنجایی‌که سیستم عصبی – فازی به‌طور گسترده‌ای به‌عنوان یک ابزار بهینه‌سازی در تصفیه فاضلاب زمینه‌هایی مانند پیش‌بینی، کنترل، داده‌کاوی و حذف نویز استفاده می‌شود.

بر اساس سیستم استنتاج فازی، یک ANFIS یک شبکه عصبی پیش‌خور همراه با FL برای نشان دادن رفتار غیرخطی در سیستم‌های پیچیده است، به‌عبارت‌دیگر، یک سیستم استنتاج فازی (fuzzy inference system) که در پیکربندی شبکه عصبی تطبیقی استفاده می‌شود. فناوری‌های ترکیبی که الگوریتم‌های یادگیری ماشین را با روش‌های آماری و تجزیه‌وتحلیل داده‌های چندمتغیره ترکیب می‌کنند، در حال حاضر در حال ظهور هستند. شایان ذکر است که سیستم‌های هوش مصنوعی ترکیبی را نمی‌توان در همه شرایط به‌کار گرفت. هر چه رویکرد یکپارچه‌تر باشد، ساختار مدل پیچیده‌تر است. ازاین‌رو، توسعه سیستم‌های هوش مصنوعی ترکیبی دشوارتر خواهد بود. در این راستا، زمانی که یک روش هوش مصنوعی برای توصیف روابط ورودی – خروجی با نتایج رضایت‌بخش کافی باشد، روش‌های ترکیبی ترجیح داده نمی‌شوند.

Liu et al (2019) یک مدل ترکیبی هوشمند برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های هوا در پکن چین انجام دادند. در این مطالعه، یک مدل ترکیبی جدید، یعنی EWT (Empirical Wavelet Transform) -MAEGA-NARX (Nonlinear Autoregressive exogenous) که شبکه‌های عصبی EWT، MAEGA و NARX را ترکیب می‌کند، برای پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های هوا در چند مرحله ارائه شده است. چهار نوع آلاینده هوا حاوی $PM_{2.5}$، SO_2، NO_2و COدر پکن، چین برای تأیید صحت مدل پیشنهادی انتخاب‌شده‌اند. برای بررسی عملکرد پیش‌بینی مدل پیشنهادی، مدل‌های دیگری به‌عنوان مدل‌های مقایسه انتخاب شدند که شامل مدلVMD-MAEGA-NARX، مدل EWT-MAEGA-SVM، مدل MAEGA-NARX، مدل EWT-NARX و مدل EWT-ARIMA-NARX است. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل EWT-MAEGA-NARX می‌تواند به پیش‌بینی رضایت‌بخشی در پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های هوا دست یابد.

DOI: 10.22055/jise.2025.48384.2142

جدول ۱- مقایسه نمونه مطالعه‌های انجام‌شده در حوزه آلودگی‌های محیط‌زیست با هوش مصنوعی

Table 1- Comparison of studies conducted in the field of environmental pollution with artificial intelligence

Authors	Year	Subject	Results
Jahani and Siri	۲۰۲۱	Investigating the effect of urban vegetation on reducing noise pollution using artificial neural networks	Based on the results of the model sensitivity analysis, wall width, average tree height, and average shrub crown diameter with impact coefficients of 0/72, 0/44, and 0/15, respectively, have the greatest impact on reducing sound intensity in urban green sound walls.
Mahmoudzadeh et al	۲۰۲۳	Study of two neural network models: multilayer perceptron (MLP) and linear regression in assessing air pollution in Tabriz metropolis	The results show that the major pollutants are mostly particulate matter (PM_{10}), CO_2, .SO_2, and NO_x
Vosough et al	۲۰۲۳	Evaluation and prediction of volatile organic compound pollution levels at gas stations using two artificial neural network models: multilayer perceptron and radial basis function	The results and analyses conducted in this study showed that the major pollution resulting from gasoline consumption consists of two stages, one during refueling and the other after gasoline consumption.
Bhuvaneshwari et al	۲۰۲۲	Investigating the Gaussian Support Vector Machine Algorithm Based on Air Pollution Prediction	The results of this research showed that the average prediction error is 9/83, which is lower than existing solutions and the accuracy is 95 Percentage.
Li et al	۲۰۲۱	Application of heuristic algorithms (neural network (BP), extreme learning machine (ELM), genetic algorithm optimized neural network (GA-BP)) in carbon emissions from transportation	The results show that the genetic algorithm optimized with hybrid extreme learning machine (GA-ELM) has the highest degree of fit between the predicted value and the actual value, which represents the most carbon emission of the heuristic algorithm in transportation.
Liu et al	۲۰۱۹	Investigation of an intelligent hybrid model (EWT-MAEGA-NARX which combines EWT, MAEGA and NARX neural networks) for predicting air pollutant concentrations	Experimental results show that the EWT-MAEGA-NARX model can achieve satisfactory prediction in predicting air pollutant concentrations.

فناوری‌های هوش مصنوعی برای کنترل‌های محیطی

فناوری‌های هوش مصنوعی به‌طور گسترده در برخورد با فاضلاب، آلودگی هوا و همچنین زباله‌های جامد به‌کار گرفته‌شده‌اند و نقش پیشرو در مدل‌سازی، بهینه‌سازی، پیش‌بینی و کنترل دارند. بسیاری از مطالعه‌های مربوط به کنترل‌های محیطی در دهه گذشته به‌سرعت در حال افزایش هستند. مدل‌سازی مشکلات پیچیده زیست‌محیطی با استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی در زمینه محیط‌زیست، به‌ویژه در تصفیه فاضلاب رایج شده است.

فناوری‌های هوش مصنوعی برای تصفیه فاضلاب

کاربرد فناوری‌های هوش مصنوعی در فرایند تصفیه فاضلاب بر حذف آلاینده‌هایی مانند فلزات سنگین، رنگ‌ها، آلاینده‌های آلی پایدار، مواد مغذی و سایر آلاینده‌ها و جذب رنگ‌های مختلف از محلول متمرکز است (Qaidi and Vafaei, 2016). با این‌حال، کار اصلی به‌تدریج به کنترل‌های پیشرفته فرایند دفع فاضلاب و سنسورهای نرم برای پارامترهای اندازه‌گیری سخت تغییر می‌کند. مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایندهای حذف آلاینده در طول دهه گذشته، فناوری‌های هوش مصنوعی به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزارهایی

با کارایی بالا برای مدل‌سازی حذف آلاینده‌ها و بهینه‌سازی در فاضلاب ازآنجایی‌که توانایی‌های خودآموزی و خود انطباق دارند، ظاهر شده‌اند. فناوری‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی، به‌طور گسترده در این زمینه، عمدتاً حذف رنگ‌ها و فلزات سنگین به‌کار گرفته می‌شوند. قابل‌توجه است که غلظت اولیه آلاینده‌های هدف (رنگ‌ها و فلزات سنگین)، pH، زمان تماس و دوز جاذب‌ها به‌عنوان عوامل تأثیرگذار مهم در نظر گرفته می‌شوند و همچنین به‌عنوان ورودی شبکه‌های عصبی، راندمان حذف آلاینده‌های هدف به‌عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شوند.

کنترل هوشمند تصفیه فاضلاب

مدل‌های هوش مصنوعی همراه با روش‌های کنترل خودکار فرایند تصفیه فاضلاب برای ایجاد استراتژی‌ها یا سیستم‌های کنترل هوشمند به‌طور گسترده در گزارش‌های اخیر مورد بحث قرارگرفته‌اند و اکثر آثار بر کنترل هوشمند مرحله هوازی فرایند تصفیه فاضلاب متمرکزشده‌اند تا زمان کل هوادهی و صرفه‌جویی در هزینه را کاهش دهند (Asadi et al., 2017). کنترل آنلاین DO یکی از بخش‌های ضروری کنترل هوشمند است. قابل‌ذکر است که سیستم‌های کنترل هوشمند مبتنی بر FL مانند کنترل‌کننده‌های FNN و ANFIS توجه روزافزونی را به خود جلب کرده‌اند و به‌طور گسترده برای دست‌یابی به کیفیت پساب بهتر و مقرون‌به‌صرفه‌تر در فرایندهای تصفیه بیولوژیکی فاضلاب مورداستفاده قرارگرفته‌اند (Zhang et al., 2016).

فناوری‌های حسگر نرم برای WWTPs (wastewater treatment process)

در دهه‌های اخیر، توسعه فناوری‌های زیست‌محیطی مقررات و الزامات سخت‌گیرانه‌تری را برای تصفیه فاضلاب ترویج کرده است (Olsson, 2012). به‌عنوان‌مثال، تجدید حذف آمونیاک در حال حاضر به حذف نیتروژن کل در چین تغییر می‌کند. ازاین‌رو، تمایل شدیدی برای به‌روزرسانی فرایند تصفیه موجود و ارتقای تجهیزات پشتیبانی برای مطابقت با این مقررات سخت وجود دارد. از سوی دیگر، استراتژی‌های سنتی برای مشکلات پایش روی آنالیز آنلاین و آفلاین پارامترهای اولیه مانند غلظت نیترات‌ها، آمونیاک، اکسیژن شیمیایی و بیوشیمیایی و همچنین سایر متغیرهای اندازه‌گیری مانند سطح لجن تکیه‌دارند. با این‌حال، در دسترس بودن مقادیر پارامتر به‌دست‌آمده از طریق تحلیل آنلاین همیشه به سرمایه‌گذاری‌های پرهزینه و هزینه‌های تعمیر و نگهداری مرتبط است.

کاربردهای هشدار و ارزیابی اولیه زیست‌محیطی

هشدار و ارزیابی اولیه محیط آبی

به‌عنوان یک ابزار مدل‌سازی و پیش‌بینی جدید و کارآمد، فناوری هوش مصنوعی برای هشدار محیط آبی و ارزیابی کیفیت آب در رودخانه‌ها، دریاچه‌ها، اقیانوس‌ها و همچنین آب‌های زیرزمینی محبوبیت پیداکرده است. آخرین مطالعه‌ها روی نقشه‌برداری خطر حساسیت سیل با استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی مبتنی بر داده تأکید کرده‌اند (Khosravi et al., 2018; Zhao et al., 2019). شناسایی مناطق مستعد سیل، ارزیابی توزیع و بزرگی سیل جنبه‌های حیاتی برای پیشنهاد استراتژی‌های مناسب کاهش به‌موقع و مدیریت مخاطرات سیل است. اگرچه متغیرهای ژئومحیطی متعدد، شرایط آب‌وهوایی متفاوت و عوامل انسانی، پیش‌بینی وقوع مکان‌های سیل ناگهانی را دشوار می‌سازد، نقشه‌برداری حساسیت سیل را می‌توان با کمک SVM، DT (Decision Tree)، ANFIS و سایر مدل‌های هوش مصنوعی انجام داد. کارایی این مدل‌ها به‌طورکلی توسط منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (Receiver Operating Characteristic) و سطح زیر منحنی (area under ROC curve) ارزیابی می‌شود. به‌طور خاص، منحنی ROC نموداری است که ظرفیت یک مدل آماری انجام‌شده برای پیش‌بینی دقیق وقوع یک رویداد سیل را نشان می‌دهد. مقادیر بالاتر AUC نشان‌دهنده توانایی‌های پیش‌بینی بهتر مدل‌های حساس است (Chen et al., 2017).

تجزیه‌وتحلیل و پیش‌بینی غلظت آلاینده‌ها در محیط اتمسفر

گزارش‌شده است که مجموعه‌ای از مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی غلظت‌های مختلف آلاینده استفاده‌شده‌اند و سیستم‌های نظارت بر کیفیت هوا و هشدار اولیه را ایجاد کردند (Wang et al., 2018; Zhou et al., 2014). مقادیر زیادی از داده‌های تاریخی برای توسعه مدل‌های هوش مصنوعی برای تجزیه‌وتحلیل و پیش‌بینی غلظت‌های مختلف آلاینده‌های جوی موردنیاز است. مجموعه داده‌های مشاهده‌ای بلندمدت با دوره‌ای بیش از یک سال برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش مدل‌های هوش مصنوعی اساسی هستند (Zhou et al., 2019). باتوجه به اینکه غلظت آلاینده‌های هوا دارای ویژگی‌های متغیر زمانی و عدم قطعیت قوی است، مدل‌های گزارش‌شده عموماً بیش از هشت عامل تأثیرگذار (مانند عوامل هواشناسی و غلظت‌های تاریخی آلاینده‌های مختلف) را به‌عنوان ورودی در نظر گرفته می‌شوند.

فناوری‌های هوش مصنوعی برای مدیریت زباله جامد

بهبود خدمات مدیریت پسماند جامد و به حداقل رساندن زباله‌های جامد جنبه‌های ضروری برای شهرهای پایدار و قابل سکونت است، زیرا خطر زباله‌های جامد می‌تواند بر کیفیت هوا و امنیت خاک تأثیر بگذارد (Zhou et al., 2015). روش‌های هوش مصنوعی به‌عنوان یک ابزار مدل‌سازی و پیش‌بینی برای کمک به شبیه‌سازی و بهینه‌سازی مورداستفاده قرار می‌گیرند. آخرین کاربردها، عمدتاً بر

DOI: 10.22055/jise.2025.48384.2142

مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایند بازیافت بر پیش‌بینی تولید زباله جامد تأکیددارند.

پیش‌بینی تولید زباله جامد

برآورد دقیق تولید زباله جامد کلیدی برای برنامه‌ریزی مدیریت پسماند و طراحی بیشتر مشوق‌ها برای تشویق کمپوست‌سازی و بازیافت است. روش‌های آماری سنتی و توصیفی برای تخمین مقادیر زباله جامد عموماً میانگین سرانه تولید زباله و رشد جمعیت را به‌عنوان شاخص‌های اصلی انتخاب می‌کنند. به‌نظر می‌رسد که امروزه این روش‌ها به‌دلیل ویژگی‌های دینامیکی پیچیده‌تر فرایند تولید زباله جامد غیرعملی هستند. تحلیل رگرسیون و مدل جریان مواد به‌عنوان جایگزین به‌طور گسترده برای حل این مشکل استفاده می‌شود. با این‌حال، متغیرهای ورودی در تحلیل رگرسیون باید الزامات سخت‌گیرانه‌ای ازجمله واریانس ثابت، استقلال و نرمال بودن خطاها را برآورده کنند و کاربرد آن را در تخمین مقادیر زباله‌های جامد محدود کنند (Abbasi and El Hanandeh, 2016) امکان‌سنجی مدل جریان مواد نیز محدود است، زیرا این روش قادر به پیش‌بینی زباله‌های جمع‌آوری‌شده بدون داده‌های موجود از نرخ بازیافت و زباله نیست.

بازیافت و کاهش مواد زائد جامد

افزایش میزان زباله‌های جامد مختلف و مشکلات زیست‌محیطی قابل‌توجه ناشی از تصفیه (ازجمله فرایندهای حرارتی، مکانیکی، بیوشیمیایی و...) باعث تحریک یک سری فناوری‌های جدید (مانند گازسازی، احتراق مشترک و...) برای بازیافت و... شده است. با کاهش مواد زائد جامد از طریق این فناوری‌ها، می‌توان آنزیم‌ها، سوخت‌ها و سایر منابع ارزشمند را از زباله‌های جامد خاص استخراج کرد و میزان زباله‌های جامد را کاهش داد. به‌عنوان ابزارهای مدل‌سازی و پیش‌بینی غیرخطی امیدوارکننده، مدل‌های تحلیل و پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی برای بهینه‌سازی بازیافت زباله‌های جامد به‌کار گرفته می‌شوند (Genuino et al., 2017).

کاربرد هوش مصنوعی در کنترل و مدیریت آلودگی

در این بخش، باتوجه به‌کاربردهای آلودگی و هوش مصنوعی، روی کاربردهای هوش مصنوعی در زمینه‌های مدیریت منابع آب، کنترل و مدیریت آلودگی هوا و زباله‌های صنعتی بحث می‌شود.

موج توسعه و کاربرد هوش مصنوعی در بخش آب در اواخر قرن بیستم با مدل‌های آماری آموزش داده‌شده با "داده‌های بزرگ" آغاز شد. این دسته‌بندی‌ها عبارت‌اند از مدل‌های پیش‌بینی، پشتیبانی مدیریت منابع آب، بهینه‌سازی و پشتیبانی و مدیریت تصمیم‌گیری. درحالی‌که استفاده از هوش مصنوعی جدید نیست، تأثیر فعلی آن بر تحقیق و عمل بی‌سابقه است.

امروزه، سیستم هوشمند می‌تواند پایگاه دانش اصلی را از طریق فرایند استنتاج توسط داده‌های بزرگ «یادگیری ماشینی» افزایش دهد و سیستم هوش مصنوعی را می‌توان با آموزش مدل‌ها «آموزش داده» مدل‌های تجربی روی‌داده‌های بزرگ نتایج نمونه یا سیگنال‌های پیش‌بینی کننده را متوجه می‌شوند و بازخورد پشتیبانی تصمیم را به مدیریت ارائه می‌کنند. این بخش ارزیابی اولیه و طبقه‌بندی انواع مختلف کاربردهای هوش مصنوعی در بخش آب را ارائه می‌دهد.

مدل‌های پیش‌بینی

به‌طورکلی، دو رویکرد برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی سطح آب وجود دارد: برنامه‌ریزی مجدد عددی مبتنی بر فرایند و داده محور (همچنین به‌عنوان مدل‌سازی مبتنی بر یادگیری ماشین نیز شناخته می‌شود). مدل‌های مبتنی بر فرایند (HEC-RAS، MIKE-11، MIKE21 و...) اغلب یک نتیجه دقیق ارائه می‌دهند و به‌طور کامل ماهیت پدیده‌های فیزیکی را توصیف می‌کنند؛ اما آن‌ها ازنظر محاسباتی گران هستند، به انواع مختلفی از داده‌ها نیاز دارند و در صورت تغییرات نامنظم قادر به توسعه سیستم‌های پیش‌بینی نیستند. راه دیگر برای حل محدودیت‌های مدل‌های فوق استفاده از روش‌هایی برای پردازش کلان داده‌ها است. مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر داده‌های بزرگ با استفاده از یادگیری ماشین (Machine Learning) باهدف نشان دادن روابط بین ویژگی‌ها یا اطلاعات پنهان در داده‌ها هستند. آن‌ها معمولاً سریع‌تر و آسان‌تر ساخته می‌شوند و بنابراین برای پیش‌بینی با استفاده از هوش مصنوعی مفید هستند.

روش‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی استفاده‌شده است. مدل‌های ترکیبی که روابط خطی را با مدل‌سازی آماری و غیر خطی‌ها با ML ترکیب می‌کنند، نتایج بهتری ارائه می‌دهند و پیش‌بینی‌های سری داده‌ها را در پیش‌بینی بهبود می‌بخشند (Pannakkong et al., 2017; Temur et al., 2019). موفقیت مدل‌های ترکیبی در زمینه‌های مختلف، بسیاری از محققین را ترغیب می‌کند تا از این رویکرد جدید برای پیش‌بینی آینده آب استفاده کنند. نمونه دیگری از پیش‌بینی مطالعه‌ای است که عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین را بررسی می‌کند (Alizadeh et al., 2018). در این مورد، هوش مصنوعی در پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب ثبت‌شده ساعتی در خلیج هیلو، هاوایی، ایالات‌متحده، همراه با داده‌های دیگر از رودخانه Wailuku استفاده شد. چندین روش ML برای بررسی اثرات جریان رودخانه بر پارامترهای کیفیت آب از زمان حال تا دو ساعت قبل استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که پارامترهای کیفی آب را می‌توان از چند ساعت قبل به‌طور دقیق پیش‌بینی کرد که می‌تواند اطلاعات ارزشمندی را برای مدیریت و پایش زیست‌محیطی در مناطق ساحلی ارائه دهد.

مدیریت منابع آب

در زمینه نیاز به مدیریت مؤثر منابع آب، هوش مصنوعی عمدتاً برای وظایف تصمیم‌گیری استفاده می‌شود: شرکت‌های آب می‌توانند اطلاعات و داده‌های موجود را برای تصمیم‌گیری بهتر به حداکثر برسانند. درعین‌حال، هوش مصنوعی ارائه خدمات را افزایش می‌دهد. بهینه‌سازی سرمایه‌گذاری؛ و هزینه‌های عملیاتی را کاهش می‌دهد. نشان داده‌شده است که استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت منابع آب راه را برای سیستم‌های توزیع آب و صرفه‌جویی در آب هموار می‌کند، اگرچه نیاز به مدیریت مؤثر آب و منابع آن در طول سال‌ها تغییر نکرده است. در کشورهای توسعه‌یافته، دانشمندان دریافته‌اند که باید رویکرد متفاوتی را برای طراحی و حفظ سیستم‌های مدیریت آب موجود انتخاب کنند. با به‌کارگیری فناوری‌هایی مانند هوش مصنوعی در مدیریت منابع آب، دانشمندان اکنون یک منبع آب پایدار برای آن‌ها ایجاد می‌کنند. محققان و برنامه‌ریزان در حال آزمایش الگوریتم‌ها و برنامه‌هایی برای ساخت نیروگاه‌های آبی هستند که نه تنها می‌توانند آماری به‌روز از وضعیت فعلی منبع ارائه دهند، بلکه به ساخت مدل‌هایی برای آینده نیز کمک می‌کنند. برنامه‌های نرم‌افزاری با حسگرها و هوش مصنوعی، عملیات آب را به‌صورت پویا و هوشمند استراتژی می‌کنند. مدل‌های پیش‌بینی کننده استفاده از آب در آینده، حسگرهای روباتیک در تصفیه‌خانه‌های آب و زنجیره‌های بلوکی برای انجام تراکنش‌های مالی، همگی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی مناسب قابل تحقق هستند. برنامه‌ریزان طرح‌هایی مبتنی بر هوش مصنوعی ایجاد می‌کنند که سازمان‌های دولتی و شرکت‌های آب را قادر می‌سازد تا ازدست‌دادن و سوءاستفاده از آب را در زمان واقعی درک کنند، توزیع جامع شبکه‌ها را طراحی و اجرا کنند، درحالی‌که صرفه‌جویی در هزینه‌ها، حداکثر بازیابی درآمد را به‌عنوان برنامه مالی محقق می‌کنند (Prince et al., 2022).

بهینه‌سازی، پشتیبانی تصمیم‌گیری و مدیریت

این بخش ممکن است با مطالب دیگر هم‌پوشانی داشته باشد، اما به‌دلیل تمرکز خاص خود، سزاوار بررسی جداگانه است. هوش مصنوعی برای آب، این بخش روی تشخیص رویداد و بهینه‌سازی هشدار اولیه، پشتیبانی تصمیم‌گیری و مدیریت تمرکز دارد. نمونه‌ای که در آن هوش مصنوعی برای تشخیص آلودگی تصادفی آب استفاده می‌شود در مقاله توسط Arnon et al (2019) یافت می‌شود. این بر آلودگی آب از اجزای آلی متمرکز است که به‌طور سنتی با استنباط نمونه‌های آب «معمول» از اندازه‌گیری‌های شاخص یا پارامترهای فیزیکی و شیمیایی جایگزین آب که احتمالاً آلوده نیستند، شناسایی می‌شود. سپس انحراف از این نمونه‌های طبیعی به‌عنوان نشانه‌ای از آلودگی در نظر گرفته می‌شود (Ramona et al., 2012).

هوش مصنوعی ابزارهای مدل‌سازی بهینه‌سازی کلی دارد. قادر به شناسایی سیستماتیک تصمیمات برنامه‌ریزی و مدیریت در بسیاری از زمینه‌های بهینه‌سازی است. پیشرفت در هوش مصنوعی می‌تواند تمایز بین بهینه‌سازی و برنامه‌های مورد بحث در پارادایم دیگر را به چالش بکشد (Labadie, 2013). در مطالعه Strobl و Robillar (2006)، آن‌ها سودمندی روش‌های هوش مصنوعی را در طراحی شبکه‌های پایش کیفیت آب موردبررسی قراردادند: یک مشکل بهینه‌سازی کلاسیک اما پیچیده که نیاز به سنسورهای بهینه‌سازی پیکربندی برای اطمینان از حداکثر استخراج اطلاعات از داده‌های کیفیت آب جمع‌آوری‌شده دارد. در این مطالعه، نویسندگان روش‌های بالقوه کاربردی هوش مصنوعی، ازجمله سیستم‌های خبره، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های ژنتیک و سیستم‌های FL را بررسی کردند. این بررسی تعداد نسبتاً زیادی از برنامه‌های مشابه را پوشش می‌دهد که از هوش مصنوعی برای طراحی سیستم یا شبکه آب استفاده می‌کنند. هوش مصنوعی از روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه استفاده می‌کند. چندهدفه، مبادلات تحلیل می‌شوند. بهینه‌سازی چندهدفه (در مورد دو یا سه هدف) و بهینه‌سازی چندهدفه (در مورد بیش از سه هدف) از روش‌های محاسبات ژنتیکی برای ایجاد جایگزین‌هایی برای مشکلات استفاده می‌کند (Kasprzyk et al., 2013).

هوش مصنوعی در کنترل و مدیریت آلودگی هوا

در مدیریت و کاهش آلودگی محیط‌زیست، سطوح مختلفی برای حل مشکلات آن موردتوجه قرارگرفته است. هوش مصنوعی که شامل ML، ANN و یادگیری عمیق می‌شود، یک فناوری پیشرفته است که از سخت‌افزار برای توانمندسازی انسان‌ها با توانایی درک صحیح داده‌های خارجی استفاده می‌کند (Davenport et al., 2020). اتصالات ورودی و خروجی و همچنین رایانه‌ها برای تقلید از منطق انسانی و فرایندهای تصمیم‌گیری در هوش مصنوعی استفاده می‌شوند. یادگیری عمیق یک روش هوش مصنوعی برای استخراج بازنمایی ویژگی‌های مفید از حجم عظیم داده است (Schürholz et al., 2020). به‌طورکلی، کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت و کنترل کاهش آلودگی هوا موردبررسی قرارگرفته است. به‌خصوص فن‌آوری‌های مدرن شامل سیستم‌های خبره (Expert systems)، ANN، FL و غیره است که به‌عنوان متداول‌ترین راه‌حل‌ها موردبررسی قرار گرفتند. کاربردهای اخیر هوش مصنوعی برای کنترل زمان واقعی عملیات کاهش آلودگی ذکرشده است. بر اساس داده‌های هواشناسی، شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند اطلاعات اصلی را استخراج کرده و سطوح آلاینده هوا را با مشاهده زمانی تخمین بزند (Agarwal et al., 2020). تنوع مدل‌سازی آلودگی هوا یک نکته کلیدی برای شبیه‌سازی محیط محیطی مرتبط با شرایط هواشناسی به‌ویژه مرتبط با آلاینده‌ها است. توسعه قبلی فناوری‌های به کمک

DOI: 10.22055/jise.2025.48384.2142

هوش مصنوعی برای اهداف مهمی مانند کنترل یا مدیریت فرایندهای کاهش آلودگی موردبررسی قرار می‌گیرد (Chan and Huang, 2003). همچنین، مدل‌های ANN نیز برای مدل‌سازی سطوح آلودگی هوا باهدف پیش‌بینی مؤثر مورداستفاده قرارگرفته‌اند. به‌عنوان‌مثال، ANN می‌تواند رفتار خود را دررابطه با پارامترهای جوی یا برای مدل‌سازی ازن و غیره شبیه‌سازی کند. ANN روابط بین دی‌اکسید نیتروژن (NO_2)، ازن (O_3) و شرایط هواشناسی را بررسی کرده و قابلیت‌های پیش‌بینی آن‌ها را بررسی کرده است (Karatzas and Kaltsatos, 2007). کیفیت هوا یک مسئله مهم در سراسر جهان بوده است و آلاینده‌هایی مانند SO_2، NO_2، NO، O_3 و CO اثرات قابل‌توجهی بر سلامت انسان و محیط‌زیست دارند. فناوری‌های به کمک هوش مصنوعی را می‌توان برای پیش‌بینی کیفیت هوا در شهرهای هوشمند به‌کاربرد (Schürholz et al., 2020). با استفاده از این کاربردهای گسترده، فناوری‌های به کمک هوش مصنوعی نیز می‌توانند برای کنترل شرایط محیطی مناطق هوای داخلی استفاده شوند (Saini et al., 2020). بنابراین، مدل‌های هوش مصنوعی این پتانسیل را دارند که ابزاری مؤثر، قدرتمند و مناسب برای مدل‌سازی و تحلیل سطوح آلاینده مرتبط با آلودگی محیط باشند (Shams et al., 2021).

پسماندهای صنعتی

با شروع قرن هجدهم، بخش صنعتی جوان نگرانی‌های زیادی را در مورد مدیریت زباله ایجاد کرده است. این زباله‌ها از هر مرحله از فرایند تولید، استفاده و دفع محصولات مصنوعی تولید می‌شود. در صورت عدم کنترل، این پسماندها نگرانی‌های زیست‌محیطی و بهداشتی جامعه را به همراه دارد. این بخش به بررسی روش‌های هوش مصنوعی به‌کاررفته در زباله‌های صنعتی ازجمله کنترل‌های سخت و نرم می‌پردازد. در مدیریت زباله جامد (Solid Waste Management)، چهار اصطلاح (کاهش، استفاده مجدد، بازیافت و بازیابی) به یک رویکرد منظم تبدیل شد که برای انواع مختلف زباله ازجمله زباله‌های خانگی، زباله‌های صنعتی، زباله‌های کشاورزی و غیره استفاده می‌شود. تخلیه زباله اما به حداکثر رساندن ضایعات و نجات انرژی از طریق چارچوب هوشمند ترکیبی مبتنی بر هوش مصنوعی (AI-based Hybridized Intelligent Framework) ایجادشده است – پلت فرمی که زنجیره مدیریت زباله را برای تمام بخش‌های صنعت پوشش می‌دهد (Yu et al., 2021). روش AIHIF با استفاده از یادگیری ماشین و تئوری گراف در مقایسه با روش‌های دیگر، فاصله کوتاه و عملکرد خوب را برای جمع‌آوری زباله بهینه می‌کند. استفاده از AIHIF به بازیابی منابع از بخش تجارت کمک می‌کند که سرمایه‌گذاران بیشتری را جذب می‌کند و یک‌روند صنعت زیست‌محیطی ایجاد می‌کند. برای ضایعات لاستیک از صنعت خودرو، Yi و Li (2020) یک برنامه چندهدفه برای راه‌اندازی مدل بازیافت زباله تایر ارائه کردند. نتایج آزمایش نشان می‌دهد که هزینه کار، انتشار کربن و فاصله حمل‌ونقل مشتری می‌تواند در یک محدوده مشخص سازگار باشد. بخش لجستیک زباله تایر می‌تواند به گسترش هم‌زمان سود، حفاظت از محیط‌زیست و سطح خدمات مشتری پی ببرد. در طرف مقابل تخلیه پسماندهای صنعتی، مواد پسماند صنعتی استفاده مجدد و محصولات جانبی آن‌ها به کاهش نیاز به مواد خام جدید و مناطق قطع برای دفن زباله کمک می‌کند. در سال‌های اخیر، نرخ بازیافت زباله‌های صنعتی روبه افزایش بوده است، با این‌حال، هزینه جداسازی برای فرایند بازیافت باعث ایجاد مشکلات بزرگی شده است. Erkinay Ozdemir et al (2021) هوش مصنوعی کاربردی را به‌عنوان بهبود ساختاری موضوع بدون برنامه‌ریزی پیشنهاد کردند. فرایندهای طبقه‌بندی و جداسازی زباله‌های قابل بازیافت مخلوط برای تمرین بهتر در یادگیری ماشینی اعمال شد. Jian et al (2019) ابزاری برای تجزیه‌وتحلیل و انتخاب زباله‌های الکترونیکی برای بازیگران مختلف زنجیره تأمین معکوس ارائه کردند. بازیافت زباله‌های الکترونیکی و مخابراتی ترکیبی توسط Gu et al (2019) پیشنهاد شد. Nowakowski et al (2020) با پشتیبانی از اپلیکیشن اختصاصی موبایل یک پلت فرم پشتیبانی آنلاین برای بهینه‌سازی مسیر وسایل نقلیه جمع‌آوری زباله معرفی کردند. این پلتفرم مبتنی بر یک روش الگوریتم جستجوی هارمونی است که نتایج بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های موردبررسی در مطالعه‌های قبلی ارائه می‌دهد این ویژگی‌ها برای کاهش هزینه‌های جمع‌آوری زباله‌های الکترونیکی و افزایش سطح جمع‌آوری زباله‌های الکترونیکی ضروری است. برای مدیریت بازیافت زباله در یک پارک صنعتی، Liao و Wang (2020) ارتقای هوشمند شبکه مدیریت بازیافت زباله‌های صنعتی را در نظر می‌گیرند. فناوری پیش‌بینی و تشخیص تصویر هوش مصنوعی برای ارتقای منطقی سیستم مدیریت برنامه‌ریزی زباله‌های صنعتی به سبک قدیمی و یک مرکز طبقه‌بندی هوشمند برای زباله‌های صنعتی طراحی‌شده است. نتیجه هر دو مزیت اقتصادی و زیست‌محیطی مدل آزمایش را در نظر می‌گیرد. Elhedhli و Merrick (2012) از یک اکتشافی لاگرانژی برای مدل‌سازی رابطه بین انتشار CO_2 و وزن وسایل نقلیه استفاده کردند. هنگام ارزیابی با ظرفیت متغیر و ویژگی‌های هزینه، الگوریتم پیشنهادی به راه‌حل‌هایی در یک درصد از حد بهینه دست می‌یابد. نتایج مشخص می‌کند که هزینه‌های انتشار CO_2 می‌تواند پیکربندی بهینه زنجیره تأمین را تغییر دهد. در عصر بحران سوخت‌های فسیلی، اتلاف انرژی برای مصرف برق، گرما، سوخت‌های زیستی و غیره در نظر گرفته می‌شود. Huang و Koroteev (2021) چارچوب تحلیلی پیش‌بینی کننده مبتنی بر یادگیری ماشین (Machine Learning-Driven Predictive Analytic Framework) را برای آماده‌سازی برای برنامه‌ریزی

مدیریت انرژی و ضایعات پیشنهاد کردند و یک ANN نیز برای پیش‌بینی مقدار ضایعات استفاده شد. بر اساس واقعیت بازارهای انرژی پایدار فرار، یک الگوریتم یادگیری ماشین پیشرفته برای بهبود جمع‌آوری زباله در هزینه‌های انرژی استفاده شد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که مقادیر زباله تجزیه‌وتحلیل شده تا ۹۰ درصد کاهش می‌یابد. دفن زباله به میزان ۴۰ درصد و حمل‌ونقل به میزان ۱۵ درصد که با موفقیت مدل‌های زباله کارآمد را تولید می‌کند. زباله‌های خطرناک یک مشکل بزرگ در بخش صنعت است.

Hua et al (2020) برای کمک به مردم برای جلوگیری از اثرات منفی زباله‌های خطرناک، ایجاد یک شبکه عصبی کانولوشنال برای شناسایی زباله‌های خطرناک از منابع قابل بازیافت این مدل قادر است مواد مختلف قابل بازیافت را بادقت ۹۰ درصد دسته‌بندی کند که به محافظت از همه افراد کمک می‌کند. در بخش تصفیه پسماند جامد، شیرابه‌های محل دفن زباله نه تنها آب‌های سطحی بلکه آب‌های زیرزمینی را نیز آلوده می‌کند. برای شبیه‌سازی و ارزیابی اثرات شیرابه بر آب‌های زیرزمینی، Bagheri et al (2017) مدل FL و شبکه عصبی را معرفی کردند. نتایج نشان داد که مولیبدن، سدیم و اکسیژن موردنیاز شیمیایی سه متغیر کلیدی در شبیه‌سازی نفوذ شیرابه به آب‌های زیرزمینی هستند. برای ضایعات ایجادشده در بخش صنعت فلز، ضایعات محلول کارخانه‌های آبکاری شامل سیانید بسیار سمی است که باعث ایجاد نگرانی‌های تمیز کردن الکتریکی، تمیز کردن قلیایی، تمیز کردن اسیدی و شستشو می‌شود. برای حل مشکل، سیستم خبره فازی برای تنظیم مجدد فرایند شیمیایی دسته‌ای توسعه داده‌شده است. درنتیجه، محلول‌های سیانید – ضایعات از طریق عملیات کارخانه که منجر به استراتژی‌های کمینه‌سازی سیانید می‌شود، کاهش یافت (Chan and Huang, 2003). در بخش صنعت نفت، برای تشخیص و هشدار اولیه نشت نفت در منطقه دریایی، چارچوب ANN تصاویر رادار دیافراگم مصنوعی (Synthetic Aperture Radar) به‌عنوان تصاویر رادار دیافراگم مصنوعی بدون تأثیر شرایط آب‌وهوایی محلی و ابری استفاده شد. نتیجه نشان داد که ANN ابزاری بهینه برای داده‌های غیرخطی هم‌زمان یک فضای ورودی چندبعدی در طبقه‌بندی نشت نفت است (Kubat et al., 1998; Topouzelis, 2003).

چالش‌ها و محدودیت‌های هوش مصنوعی

چالش‌ها و پیامدها برای توسعه، تحقیقات و سیاست‌های هوش مصنوعی پایدار عمدتاً بر ابعاد اخلاقی و زیست‌محیطی تأکید و اغلب بر ارائه اصول به‌جای اجرای عملی تمرکز دارد. دو چالش مهم که باید برای تقویت هوش مصنوعی پایدار موردتوجه قرار گیرد، عبارت‌اند از (Shuford, 2024):

الف) مفاهیم عملی

نیاز مبرمی به مقررات و استانداردهای صنعتی برای هدایت شیوه‌های هوش مصنوعی پایدار وجود دارد. یک مانع کلیدی، فقدان داده‌ها و فرآیندهای مستندسازی جامع در طول توسعه و استقرار هوش مصنوعی است که ناشی از آگاهی محدود در میان جوامع توسعه‌دهنده هوش مصنوعی و محدودیت‌های سازمانی است. مجموعه معیارهای پایداری ما منبع ارزشمندی را برای شرکت‌های درگیر در توسعه و استقرار هوش مصنوعی ارائه می‌کند و آگاهی از تأثیرات پایداری گسترده‌تر را تقویت می‌کند. ابتکارات خط‌مشی، استانداردها و برنامه‌های صدور گواهینامه به‌طور فزاینده‌ای جنبه‌های پایداری را ادغام می‌کنند که نشان‌دهنده اهمیت تغییر رویه‌ها و اجرای الزامات گزارش اجباری است. رویکردهای سیاست جامع باید به تمام ابعاد پایداری بپردازد تا تأثیرات رو به رشد سیستم‌های هوش مصنوعی را به سمت منافع اجتماعی و زیست‌محیطی هدایت کند.

ب) مفاهیم مفهومی

برای درک پیوستگی و درهم تنیدگی تأثیرات پایداری در سیستم‌های هوش مصنوعی به تحقیق و تأمل نیاز است. سیستم‌های هوش مصنوعی که موجودیت‌های اجتماعی–فنی–اکولوژیکی هستند، پیچیدگی و وابستگی متقابل را در سطوح تأثیر نشان می‌دهند. دست‌یابی به یک رویکرد ارزیابی جامع مستلزم درک عمیق‌تر این وابستگی‌های متقابل است. به‌عنوان‌مثال، درحالی‌که تغییر محاسبات به مراکز داده ممکن است پایداری اکولوژیکی را افزایش دهد، همچنین می‌تواند مشکلات تمرکز بازار را تشدید کند. تحقیقات آینده باید این مبادلات و هم‌افزایی را به‌طور جامع با در نظر گرفتن چارچوب اجتماعی–فنی–اکولوژیکی بررسی کند. با این‌حال، تحقیقات بیشتری برای ادغام کامل ملاحظات اجتماعی–اکولوژیکی در چارچوب ارزیابی موردنیاز است. علاوه بر توصیف تأثیرات وابسته به یکدیگر، نیاز به فرآیندهای مذاکره اجتماعی برای پرداختن به مبادلات ذاتی پایداری هوش مصنوعی وجود دارد. همان‌طور که سیستم‌های هوش مصنوعی فراگیرتر می‌شوند، درک و پیمایش این مبادلات بسیار مهم خواهد بود. این امر مستلزم افزایش بحث انتقادی، حس سازمانی و گفتگوی اجتماعی است. تعریف اولویت‌ها و تخصیص توجه به اثرات مختلف پایداری، تحقیقات مداوم و مشارکت اجتماعی را ضروری می‌کند.

نتیجه‌گیری

جوامع انسانی با چالش‌های زیست‌محیطی جهانی روبه‌رو هستند که برای حل و نیل به اهداف توسعه پایدار برنامه توسعه سازمان ملل متحد نیازمند رویکردهای متعددی است. سازمان ملل متحد نشان می‌دهد که ۴/۲ میلیارد نفر (معادل ۵۵ درصد از جمعیت جهان) در

DOI: 10.22055/jise.2025.48384.2142

شهرهای بزرگ زندگی می‌کنند (United Nations, 2018). تخمین زده می‌شود که تا سال ۲۰۵۰، دو سوم جمعیت جهان در شهرها زندگی می‌کنند. رشد سریع جمعیت شهری به معنای تأثیرات شدید بر محیط‌زیست و بار سنگین بر زیرساخت‌ها و طبیعت است. انتظار می‌رود میزان کل زباله از حدود دو میلیارد تن در سال ۲۰۱۶ به بیش از چهار میلیارد تن در سال ۲۰۵۰ افزایش یابد. این‌یکی از مشکلات جدی دولت‌ها خواهد بود که باید نگران آن باشند. تا سال ۲۰۵۰، ۶۸ درصد از جمعیت جهان در نواحی شهری زندگی خواهند کرد و زیرساخت‌های موجود شهر را بیش‌ازحد بارگذاری می‌کنند (United Nations, 2018). اصول و رویکردهای جهانی و مبتنی بر فناوری که در آن‌ها AI ابزارهای مهم و مؤثر برای حل این چالش‌ها هستند، همچنان ضروری هستند. بسیاری از رویکردها همچنین کاربردهای عملی هوش مصنوعی را در کاربرد آب، نظارت بر کیفیت هوا، مدیریت زباله‌های صنعتی ازجمله کنترل زباله‌های جامد، الکترونیکی، سمی و خطرناک و غیره ثابت کرده‌اند. یکی از پیشرفت‌های قابل‌توجه در دهه‌های گذشته، محبوبیت فناوری‌های هوش مصنوعی در حوزه کنترل آلودگی‌های محیطی بود که به‌عنوان روش‌های جایگزین جذاب و کارآمد برای مقابله با پیچیدگی‌های مشکلات محیطی نامشخص، تعاملی و پویا در نظر گرفته‌شده است. در میان تمام این فناوری‌ها، انواع مختلف ANN پرکاربردترین فناوری‌های هوش مصنوعی هستند، زیرا پیاده‌سازی آن‌ها بسیار آسان‌تر است. با این‌حال، عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌دلیل تکرارپذیری نسبتاً ضعیف آن‌ها محدود است. در کنترل آلودگی هوا، مدل‌های هوش مصنوعی ابزارهای بالقوه، مؤثر و قدرتمندی برای مدل‌سازی و تجزیه‌وتحلیل سطوح آلاینده مرتبط با آلودگی محیط هستند (Shams et al., 2021)؛ بنابراین، توصیه می‌شود که الگوریتم‌های هوش مصنوعی مختلفی برای پیش‌بینی آلودگی هوای محیط توسعه داده شود، زیرا ازنظر اهداف زیست‌محیطی، بهداشتی و اقتصادی برای مقامات دولتی، تصمیم‌گیرندگان و عموم مردم عادی مفید است. در زباله‌های صنعتی، روش‌های هوش مصنوعی زمانی که در مواد زباله ساختمانی بازیافتی به‌کار می‌روند، عملکرد برتر را در شرایط بهینه نشان می‌دهند (Salimbahrami and Shakeri, 2021). در بخش انرژی‌های تجدیدپذیر، هوش مصنوعی همچنین یک ابزار بهینه‌سازی مؤثر زنجیره‌های تولید برای بهینه‌سازی و بهبود تصمیم‌گیری است که هزینه انرژی را کاهش می‌دهد (Rentsch et al., 2015). در شهرهای مدرن، زباله‌های جامد مربوط به فعالیت‌های ساختمانی با حجم عظیمی از بتن‌های سنگدانه‌ای مرتبط بوده است. Salimbahrami و Shakeri (۲۰۲۱) از روش ANN و ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای دست‌یابی به مقاومت فشاری بتن بازیافتی استفاده کردند. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که مدل‌سازی مشکلات پیچیده زیست‌محیطی با استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی در زمینه محیط‌زیست، به‌ویژه در تصفیه فاضلاب رایج شده است. فناوری‌های هوش مصنوعی به‌طور گسترده در برخورد با فاضلاب، آلودگی هوا و همچنین زباله‌های جامد به‌کار گرفته‌شده‌اند. روش‌هایی از قبیل فناوری‌های هوش مصنوعی برای تصفیه فاضلاب، کنترل هوشمند تصفیه فاضلاب و فناوری‌های حسگر نرم برای تصفیه فاضلاب نقش پیشرو در مدل‌سازی، بهینه‌سازی، پیش‌بینی و کنترل رادارند. همچنین فناوری هوش مصنوعی برای هشدار محیط آبی و ارزیابی کیفیت آب در رودخانه‌ها، دریاچه‌ها، اقیانوس‌ها و همچنین آب‌های زیرزمینی، تخمین آلاینده‌های هوا، پیش‌بینی تولید زباله جامد و بازیافت و کاهش مواد زائد جامد به‌کار گرفته می‌شود؛ بنابراین هوش مصنوعی در کنترل و مدیریت آلودگی‌های محیط زیستی کاربردهای فراوانی دارند. انواع مختلف کاربردهای هوش مصنوعی در بخش آب نیز به‌صورت مدل‌های پیش‌بینی، مدیریت منابع آب و بهینه‌سازی، پشتیبانی تصمیم‌گیری و مدیریت ارزیابی و طبقه‌بندی می‌شوند. چالش‌ها و پیامدها برای توسعه، تحقیقات و سیاست‌های هوش مصنوعی عمدتاً بر ابعاد اخلاقی و زیست‌محیطی و اغلب بر ارائه اصول به‌جای اجرای عملی تمرکز دارد. تحقیقات دو چالش مهم مفاهیم عملی و مفهومی را نشان می‌دهد که باید برای تقویت هوش مصنوعی پایدار موردتوجه قرار گیرد.

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ گونه تضاد منافعی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند.

منابع مالی

نویسندگان هیچ گونه حمایت مالی برای تحقیق، تالیف و انتشار این مقاله دریافت نکردند.

دسترسی به داده‌ها

همه اطلاعات و نتایج در متن مقاله ارائه شده است.

مشارکت نویسندگان

نویسنده اول: فاطمه کافی، تجزیه و تحلیل داده ها و نگارش مقاله
نویسنده دوم: الهام یوسفی روبیات، بررسی نتایج و نگارش مقاله.

تشکر و قدردانی

بدین‌وسیله از دانشگاه بیرجند بابت حمایت معنوی جهت تهیه و تکمیل پایگاه اطلاعات علمی تشکر می‌گردد.

References

1- Abbasi, M. and El Hanandeh, A., 2016. Forecasting municipal solid waste generation using artificial intelligence modelling approaches. *Waste Management*, 56, pp.13-22. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2016.05.018 .

2- Abiodun, O.I., Jantan, A., Omolara, A.E., Dada, K.V., Mohamed, N.A. and Arshad, H., 2018. State-of-the-art in artificial neural network applications: a survey. *Heliyon 4: e00938. ISSN: 2405–8440* [online]. doi: 10.1016/j.heliyon.2018. e00938 .

3- Agarwal, S., Sharma, S., Rahman, M.H., Vranckx, S., Maiheu, B., Blyth, L., Janssen, S., Gargava, P., Shukla, V.K. and Batra, S., 2020. Air quality forecasting using artificial neural networks with real time dynamic error correction in highly polluted regions. *Science of the Total Environment*, *735*, p.139454. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139454.

4- Agarwal, S., Tyagi, I., Gupta, V.K., Ghaedi, M., Masoomzade, M., Ghaedi, A.M. and Mirtamizdoust, B., 2016. RETRACTED: kinetics and thermodynamics of methyl orange adsorption from aqueous solutions—artificial *Neural Network-particle Swarm Optimization Modeling*. https://doi.org/10.1016/j.molliq.2016.02.048.

5- Alizadeh, M.J., Kavianpour, M.R., Danesh, M., Adolf, J., Shamshirband, S. and Chau, K.W., 2018. Effect of river flow on the quality of estuarine and coastal waters using machine learning models. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, *12*(1), pp.810-823. https://doi.org/10.1080/19942060.2018.1528480.

6- Arnon, T.A., Ezra, S. and Fishbain, B., 2019. Water characterization and early contamination detection in highly varying stochastic background water, based on Machine Learning methodology for processing real-time UV-Spectrophotometry. *Water Research*, *155*, pp.333-342. https://doi.org/10.1016/j.watres.2019.02.027.

7- Asadi, A., Verma, A., Yang, K. and Mejabi, B., 2017. Wastewater treatment aeration process optimization: A data mining approach. *Journal of Environmental Management*, *203*, pp.630-639. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.07.047.

8- Bagheri, M., Bazvand, A. and Ehteshami, M., 2017. Application of artificial intelligence for the management of landfill leachate penetration into groundwater, and assessment of its environmental impacts. *Journal of Cleaner Production*, *149*, pp.784-796. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2006.12.011

9- Bahrami, S., Niaei, A., Illán-Gómez, M.J., Tarjomannejad, A., Mousavi, S.M. and Albaladejo-Fuentes, V., 2017. Catalytic reduction of NO by CO over CeO2-MOx (0.25)(M= Mn, Fe and Cu) mixed oxides—Modeling and optimization of catalyst preparation by hybrid ANN-GA. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, *5*(5), pp.4937-4947.https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jece.2017.09.023. (In Persian)

10- Barzegar, R., Moghaddam, A.A., Deo, R., Fijani, E. and Tziritis, E., 2018. Mapping groundwater contamination risk of multiple aquifers using multi-model ensemble of machine learning algorithms. *Science of the Total Environment*, *621*, pp.697-712. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.11.185.

11- Bhuvaneshwari, K.S., Uma, J., Venkatachalam, K., Masud, M., Abouhawwash, M. and Logeswaran, T., 2022. Gaussian Support Vector Machine Algorithm Based Air Pollution Prediction. *Computers, Materials & Continua*, *71*(1). DOI:10.32604/cmc.2022.021477.

12- Bibri, S. E., Huang, J., Jagatheesaperumal, S. K., & Krogstie, J. (2024). The synergistic interplay of artificial intelligence and digital twin in environmentally planning sustainable smart cities: A comprehensive systematic review. *Environmental Science and Ecotechnology*, 100433. https://doi.org/10.1016/j.ese.2024.100433.

13- Chan, C.W. and Huang, G.H., 2003. Artificial intelligence for management and control of pollution minimization and mitigation processes. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *16*(2), pp.75-90. https://doi.org/10.1016/S0952-1976(03)00062-9.

14- Chang, F.J., Chung, C.H., Chen, P.A., Liu, C.W., Coynel, A. and Vachaud, G., 2014. Assessment of arsenic concentration in stream water using neuro fuzzy networks with factor analysis. *Science of the Total Environment*, *494*, pp.202-210. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.06.133 .

15- Chen, W., Xie, X., Wang, J., Pradhan, B., Hong, H., Bui, D.T., Duan, Z. and Ma, J., 2017. A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*, *151*, pp.147-160. https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.11.032

16- Cohen, A.J., Brauer, M., Burnett, R., Anderson, H.R., Frostad, J., Estep, K., Balakrishnan, K., Brunekreef, B., Dandona, L., Dandona, R. and Feigin, V., 2017. Estimates and 25-year trends of the global burden of disease attributable to ambient air pollution: an analysis of data from the Global Burden of Diseases Study 2015. *The lancet*, *389*(10082), pp.1907-1918. http://dx.doi.org/10.1016/ S0140-6736(17)30505-6.

17- Dieguez-Santana, K., Pham-The, H., Villegas-Aguilar, P.J., Le-Thi-Thu, H., Castillo-Garit, J.A. and Casañola-Martin, G.M., 2019. Prediction of acute toxicity of phenol derivatives using multiple linear regression approach for Tetrahymena pyriformis contaminant identification in a median-size database. *Chemosphere*, *165*,pp.434-441. https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2016.09.041.

18- Elhedhli, S. and Merrick, R., 2012. Green supply chain network design to reduce carbon emissions. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *17*(5), pp.370-379. https://doi.org/10.1016/j.trd.2012.02.002.

19- Erkinay Ozdemir, M., Ali, Z., Subeshan, B. and Asmatulu, E., 2021. Applying machine learning approach in recycling. *Journal of Material Cycles and Waste Management*, *23*, pp.855-871. https://doi.org/10.1007/s10163-021-01182-y.

20- Fan, M., Hu, J., Cao, R., Ruan, W. and Wei, X., 2018. A review on experimental design for pollutants removal in water treatment with the aid of artificial intelligence. *Chemosphere*, *200*, pp.330-343. https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2018.02.111.

21- Fan, M., Hu, J., Cao, R., Xiong, K. and 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), p.18040. https://doi.org/10.1038/s41598-017-18223-y.

22- Ferreira, A.R.L., Fernandes, L.S., Cortes, R.M.V. and Pacheco, F.A.L., 2017. Assessing anthropogenic impacts on riverine ecosystems using nested partial least squares regression. *Science of the Total Environment*, *583*, pp.466-477. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.01.106.

23- Genuino, D.A.D., Bataller, B.G., Capareda, S.C. and De Luna, M.D.G., 2017. Application of artificial neural network in the modeling and optimization of humic acid extraction from municipal solid waste biochar. *Journal of environmental chemical engineering*, *5*(4), pp.4101-4107. https://doi.org/10.1016/j.jece.2017.07.071.

24- Gu, F., Zhang, W., Guo, J. and Hall, P., 2019. Exploring “Internet+ Recycling”: Mass balance and life cycle assessment of a waste management system associated with a mobile application. *Science of the Total Environment*, *649*, pp.172-185. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.08.298.

25- He, J., Gong, S., Yu, Y., Yu, L., Wu, L., Mao, H., Song, C., Zhao, S., Liu, H., Li, X. and Li, R., 2017. Air pollution characteristics and their relation to meteorological conditions during 2014–2015 in major Chinese cities. *Environmental pollution*, *223*, pp.484-496. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.01.050.

26- Hoseinian, F.S., Rezai, B. and Kowsari, E., 2017. The nickel ion removal prediction model from aqueous solutions using a hybrid neural genetic algorithm. *Journal of environmental management*, *204*, pp.311-317. https:doi.org/10,1016/j.jenvman.2016,09,011. (In Persian)

27- Hua, D., Gao, J., Mayo, R., Smedley, A., Puranik, P. and Zhan, J., 2020, January. Segregating hazardous waste using deep neural networks in real-time video. In *2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)* (pp. 1016-1022). IEEE. DOI: 10.1109/CCWC47524.2020.9031194.

28- Huang, J. and Koroteev, D.D., 2021. Artificial intelligence for planning of energy and waste management. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, *47*, p.101426. https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101426.

29- Huang, Y.W. and Chen, M.Q., 2015. Artificial neural network modeling of thin layer drying behavior of municipal sewage sludge. *Measurement*, *73*, pp.640-648. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2015.06.014.

30- Jahani, A & Siri, H. (2021). The effect of urban vegetation on reducing noise pollution using artificial neural networks. *Urban Structure and Function Studies*, 27(8), 164-179. Doi: 10.22080/usfs.2021.18687.1978. (In Persian)

31- Jaramillo, F., Orchard, M., Muñoz, C., Antileo, C., Sáez, D. and Espinoza, P., 2018. On-line estimation of the aerobic phase length for partial nitrification processes in SBR based on features extraction and SVM classification. *Chemical Engineering Journal*, *331*, pp.114-123. https://doi.org/10.1016/j.cej.2017.07.185 .

32- Jian, H., Xu, M. and Zhou, L., 2019. Collaborative collection effort strategies based on the "Internet+ recycling" business model. *Journal of Cleaner Production*, *241*, p.118120. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118120.

33- Kalogirou, S.A., 2003. Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review. *Progress in Energy and Combustion Science*, *29*(6), pp.515-566. https://doi.org/10.1016/S0360-1285(03)00058-3.

34- Kannangara, M., Dua, R., Ahmadi, L. and Bensebaa, F., 2018. Modeling and prediction of regional municipal solid waste generation and diversion in Canada using machine learning approaches. *Waste Management*, *74*, pp.3-15. https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2020.105381.

35- Karatzas, K.D. and Kaltsatos, S., 2007. Air pollution modelling with the aid of computational intelligence methods in Thessaloniki, Greece. *Simulation Modelling Practice and Theory*, *15*(10), pp.1310-1319. https://doi.org/10.1016/j.simpat.2007.09.005.

36- Kashiwao, T., Nakayama, K., Ando, S., Ikeda, K., Lee, M. and Bahadori, A., 2017. A neural network-based local rainfall prediction system using meteorological data on the Internet: A case study using data from the Japan Meteorological Agency. *Applied Soft Computing*, *56*, pp.317-330. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.03.015.

37- Kasprzyk, J.R., Nataraj, S., Reed, P.M. and Lempert, R.J., 2013. Many objective robust decision making for complex environmental systems undergoing change. *Environmental Modelling & Software*, *42*, pp.55-71. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2012.12.007.

38- Khosravi, K., Panahi, M. and Tien Bui, D., 2018. Spatial prediction of groundwater spring potential mapping based on an adaptive neuro-fuzzy inference system and metaheuristic optimization. *Hydrology and Earth System Sciences*, *22*(9), pp.4771-4792. https://doi.org/10.5194/hess-22-4771-2018.

39- Kubat, M., Holte, R.C. and Matwin, S., 1998. Machine learning for the detection of oil spills in satellite radar images. *Machine Learning*, *30*, pp.195-215. https://doi.org/10.1023/A:1007452223027.

40- Labadie, J.W., 2013. Advances in water resources systems engineering: applications of machine learning. In *Modern Water Resources Engineering* (pp. 467-523). Totowa, NJ: Humana Press. https://doi.org/10.1007/978-1-62703-595-8_10.

41- Li, W. and Yi, P., 2020. Assessment of city sustainability—Coupling coordinated development among economy, society and environment. *Journal of Cleaner Production*, *256*, p.120453. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120453.

42- Li, Y., Dong, H. and Lu, S., 2021. Research on application of a hybrid heuristic algorithm in transportation carbon emission. *Environmental Science and Pollution Research*, *28*(35), pp.48610-48627. https://doi.org/10.1007/s11356-021-14079-y.

43- Liao, B. and Wang, T., 2020. Research on industrial waste recovery network optimization: opportunities brought by artificial intelligence. *Mathematical Problems in Engineering*, *2020*(1), p.3618424. https://doi.org/10.1155/2020/3618424.

44- Liu, H., Wu, H., Lv, X., Ren, Z., Liu, M., Li, Y. and Shi, H., 2019. An intelligent hybrid model for air pollutant concentrations forecasting: Case of Beijing in China. *Sustainable Cities and Society*, *47*, p.101471. https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101471.

45- Mahmoudzadeh, H., Samadi, M & Paydar, M. (2023). Application of artificial neural network and linear regression in assessing air pollution in Tabriz metropolis. *Geography and Planning*, 27(86), 167-184. 10.22034/gp.2022.51620.3003 (In Persian)

46- Nandagopal, M.G., Abraham, E. and Selvaraju, N., 2017. Advanced neural network prediction and system identification of liquid-liquid flow patterns in circular microchannels with varying angle of confluence. *Chemical Engineering Journal*, *309*, pp.850-865. https://doi.org/10.3390/ environments8110116 .

47- Nations, U. N. I. E. S. (2018). 68% of the world population projected to live in urban areas by 2050, *says UN. Department of Economic and Social Affairs*.

48- Nowakowski, P., Szwarc, K. and Boryczka, U., 2020. Combining an artificial intelligence algorithm and a novel vehicle for sustainable e-waste collection. *Science of the Total Environment*, *730*, p.138726. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138726.

49- Oliveira, V., Sousa, V. and Dias-Ferreira, C., 2019. Artificial neural network modelling of the amount of separately-collected household packaging waste. *Journal of Cleaner Production*, *210*, pp.401-409. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.11.063.

50- Olsson, G., 2012. ICA and me–a subjective review. *Water Research*, *46*(6), pp.1585-1624. Doi:10.1016/j.watres.2011.12.054.

51- Pai, P.F., Lin, K.P., Lin, C.S. and Chang, P.T., 2010. Time series forecasting by a seasonal support vector regression model. *Expert Systems with Applications*, *37*(6), pp.4261-4265. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.11.076.

52- Pannakkong, W., Pham, V.H. and Huynh, V.N., 2017. A novel hybridization of ARIMA, ANN, and K-Means for time series forecasting. *International Journal of Knowledge and Systems Science (IJKSS)*, *8*(4), pp.30-53. DOI: 10.4018/IJKSS.2017100103.

53- Prince, H.M., Ara, I., Shafri, H.Z.M., Hamedianfar, A., Mansor, S., Idrees, M.O., Shaharum, N.S.N. and Iqbal, M., 2022. Application of Cloud-Based Machine Learning Approach to Analyse Remotely Sensed Data for Coastal Monitoring in Bangladesh. In *Artificial Intelligence and Environmental Sustainability: Challenges and Solutions in the Era of Industry 4.0* (pp. 171-191). Singapore: Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-1434-8_9.

54- Qaidi, A.M., Vafaei, A. (2016). Applications of artificial neural networks for absorptive removal of dyes from aqueous solution: a review. *Adv Colloid Interface Sci* 245, 20–39 . https://doi.org/10,1016/j.cis.2016,04,015.(In Persian)

55- Ramona, M., Richard, G. and David, B., 2012. Multiclass feature selection with kernel gram-matrix-based criteria. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, *23*(10), pp.1611-1623. DOI: 10.1109/TNNLS.2012.2201748.

56- Rentsch, R., Heinzel, C. and Brinksmeier, E., 2015. Artificial intelligence for an energy and resource efficient manufacturing chain design and operation. *Procedia CIRP*, *33*, pp.139-144. https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.06.026.

57- Da Rocha, S.J.S.S., Torres, C.M.M.E., Jacovine, L.A.G., Leite, H.G., Gelcer, E.M., Neves, K.M., Schettini, B.L.S., Villanova, P.H., da Silva, L.F., Reis, L.P. and Zanuncio, J.C., 2018. Artificial neural networks: Modeling tree survival and mortality in the Atlantic Forest biome in Brazil. *Science of the Total Environment*, *645*, pp.655-661. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.123.

58- Saini, J., Dutta, M. and Marques, G., 2020. Indoor air quality prediction systems for smart environments: A systematic review. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, *12*(5), pp.433-453. https://doi.org/10.3233/AIS-200574.

59- Salimbahrami, S.R. and Shakeri, R., 2021. Experimental investigation and comparative machine-learning prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete. *Soft Computing*, *25*(2), pp.919-932. https://doi.org/10.1007/s00500-021-05571-1.

60- Schürholz, D., Kubler, S. and Zaslavsky, A., 2020. Artificial intelligence-enabled context-aware air quality prediction for smart cities. *Journal of Cleaner Production*, *271*, p.121941. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121941.

61- Shams, S.R., Jahani, A., Kalantary, S., Moeinaddini, M. and Khorasani, N., 2021. Artificial intelligence accuracy assessment in NO2 concentration forecasting of metropolises air. *Scientific Reports*, *11*(1), p.1805. https://doi.org/10.1038/s41598-021-81455-6.

62- Strobl, R.O. and Robillard, P.D., 2006. Artificial intelligence technologies in surface water quality monitoring. *Water International*, *31*(2), pp.198-209. https://doi.org/10.1080/02508060.2006.9709670.

63- Suárez-Escobar, A., Pataquiva-Mateus, A. and López-Vasquez, A., 2016. Electrocoagulation—photocatalytic process for the treatment of lithographic wastewater. Optimization using response surface methodology (RSM) and kinetic study. *Catalysis Today*, *266*, pp.120-125. https://doi.org/10.1016/j.cattod.2015.09.016.

64- Tanhaei, B., Ayati, A., Lahtinen, M., Mahmoodzadeh Vaziri, B. and 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). https://doi.org/10.1002/app.43466.

65- Tatar, A., Naseri, S., Bahadori, M., Hezave, A.Z., Kashiwao, T., Bahadori, A. and Darvish, H., 2016. Prediction of carbon dioxide solubility in ionic liquids using MLP and radial basis function (RBF) neural networks. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, *60*, pp.151-164. https://doi.org/10.1016/j.jtice.2015.11.002.

66- Topouzelis, K., 2003. A neural network approach to oil spill detection using SAR data. In *54th International Astronautical Congress of the International Astronautical Federation, the International Academy of Astronautics, and the International Institute of Space Law* (pp. B-6). https://doi.org/10.2514/6.IAC-03-B.6.06.

67- United Nations, 2018. The world's cities in 2018 data booklet, economics & social affairs. in_2018_data_booklet.pdf. doi: https://doi.org/10.15407/chinesest2018.02.013 (Accessed 13 April 2020).

68- Vapnik, V., 2013. *The nature of statistical learning theory*. Springer science & business media.doi:10.1007/978-1-4757-3264-1.

69- Vosough, K., Asaadi, S., Alinejad, H., & Kahforoshan, D. (2023). Assessment and prediction of volatile organic compound pollution levels at refueling stations using a neural network model. *Journal of Farayandno, 18*(81), pp.31-45. Doi: 10.22034/farayandno.2023.1988180.1911 (In Persian)

70- Wang, J., Chitsaz, F., Derbyshire, M.K., Gonzales, N.R., Gwadz, M., Lu, S., Marchler, G.H., Song, J.S., Thanki, N., Yamashita, R.A. and Yang, M., 2023. The conserved domain database in 2023. *Nucleic Acids Research*, *51*(D1), pp.D384-D388. https://doi.org/10.1093/nar/gkac1096.

71- Wang, B. and Li, H., 2020. Multi-objective optimization model of waste tire recycling network. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 214, p. 03052). EDP Sciences. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202021403052.

72- Wang, B., Hong, G., Qin, T., Fan, W.R. and Yuan, X.C., 2019. Factors governing the willingness to pay for air pollution treatment: A case study in the Beijing-Tianjin-Hebei region. *Journal of Cleaner Production*, *235*, pp.1304-1314. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.07.046.

73- Wang, C., Ye, Z., Yu, Y. and Gong, W., 2018. Estimation of bus emission models for different fuel types of buses under real conditions. *Science of the Total Environment*, *640*, pp.965-972. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.05.289.

74- Yu, K.H., Zhang, Y., Li, D., Montenegro-Marin, C.E. and Kumar, P.M., 2021. Environmental planning based on reduce, reuse, recycle and recover using artificial intelligence. *Environmental Impact Assessment Review*, *86*, p.106492. https://doi.org/10.1016/j.eiar.2020.106492.

75- Zhang, B., Yang, C., Zhu, H., Li, Y. and Gui, W., 2016. Evaluation strategy for the control of the copper removal process based on oxidation–reduction potential. *Chemical Engineering Journal*, *284*, pp.294-304. https://doi.org/10.1016/j.cej.2015.07.094.

76- Zhang, R., Chen, Z.Y., Xu, L.J. and Ou, C.Q., 2019. Meteorological drought forecasting based on a statistical model with machine learning techniques in Shaanxi province, China. *Science of the Total Environment*, *665*, pp.338-346. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.01.431.

77- Zhang, R., Chen, Z.Y., Xu, L.J. and Ou, C.Q., 2019. Meteorological drought forecasting based on a statistical model with machine learning techniques in Shaanxi province, China. *Science of the Total Environment*, *665*, pp.338-346. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.01.431 .

78- Zhao, G., Pang, B., Xu, Z., Peng, D. and Xu, L., 2019. Assessment of urban flood susceptibility using semi-supervised machine learning model. *Science of the Total Environment*, *659*, pp.940-949. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.12.217.

79- Zhou, P., Zhao, Y., Zhao, Z. and Chai, T., 2015. Source mapping and determining of soil contamination by heavy metals using statistical analysis, artificial neural network, and adaptive genetic algorithm. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, *3*(4), pp.2569-2579. https://doi.org/10.1016/j.jece.2015.08.003

80- Zhou, Q., Jiang, H., Wang, J. and Zhou, J., 2014. A hybrid model for PM2. 5 forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and a general regression neural network. *Science of the Total Environment*, *496*, pp.264-274. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.07.051.

81- Zhou, Y., Chang, F.J., Chang, L.C., Kao, I.F., Wang, Y.S. and Kang, C.C., 2019. Multi-output support vector machine for regional multi-step-ahead PM2. 5 forecasting. *Science of the Total Environment*, *651*, pp.230-240. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.09.111

82- Zhu, S., Han, H., Guo, M. and Qiao, J., 2017. A data-derived soft-sensor method for monitoring effluent total phosphorus. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, *25*(12), pp.1791-1797. https://doi.org/10.1016/j.cjche.2017.06.008.

83- Zonouz, P.R., Niaei, A. and Tarjomannejad, A., 2016. Modeling and optimization of toluene oxidation over perovskite-type nanocatalysts using a hybrid artificial neural network-genetic algorithm method. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, *65*, pp.276-285. https://doi.org/10.1016/j.jtice.2016.05.020.

84- Chen, L., Chen, Z., Zhang, Y., Liu, Y., Osman, A.I., Farghali, M., Hua, J., Al-Fatesh, A., Ihara, I., Rooney, D.W. and Yap, P.S., 2023. Artificial intelligence-based solutions for climate change: a review. *Environmental Chemistry Letters*, *21*(5), pp.2525-2557. http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/.

85- Gautam, K., Sharma, P., Dwivedi, S., Singh, A., Gaur, V.K., Varjani, S., Srivastava, J.K., Pandey, A., Chang, J.S. and Ngo, H.H., 2023. A review on control and abatement of soil pollution by heavy metals: Emphasis on artificial intelligence in recovery of contaminated soil. *Environmental Research*, *225*, p.115592. https://doi.org/10.1016/j.envres.2023.115592.

86- Kafi, F., Yousefi, E., Ehteram, M. and Ashrafi, K., 2024. Monitoring Air Pollution Using Sentinel-5 Satellite Imagery: A Case Study of Razavi and South Khorasan Provinces. *Sustainable Earth Trends*, *4*(4), pp.41-55. Doi: 10.48308/set.2024.236905.1067.

87- Shuford, J., 2024. Interdisciplinary perspectives: fusing artificial intelligence with environmental science for sustainable solutions. *Journal of Artificial Intelligence General Science (JAIGS) ISSN: 3006-4023*, *1*(1), pp.106-123. Doi: https://doi.org/10.60087/jaigs.v1i1.87.

.