



Research Article

Development of a Hybrid Machine Learning-Based Framework for Monitoring and Predicting Odor Pollution in Urban Surface Water Canals: A Case Study of the Ghiyasvand Canal, Tehran

Ammar Safaie*, Mohammad Khanjani, Zahra Karimi Shavaki, Alireza Hadian, Amirhossein Haddadi, Hediye Rahmani¹

Department of Civil Engineering, Sharif University of Technology.

* corresponding author: (asafaie.sharif.edu)

Article Info

Article history:

Received: 24 May 2025

Revised: 13 September 2025

Accepted: 22 October 2025

Keywords:

Unpleasant odor,
urban surface water canals,
water quality,
random forest algorithm.

Abstract

Unpleasant odors emitted from urban surface-runoff canals pose a significant environmental and public health challenge in large cities such as Tehran. These odors, primarily caused by anaerobic decomposition of organic matter and the inflow of untreated wastewater, degrade water quality, generate public dissatisfaction, and reduce the environmental health and livability of urban areas. Despite their widespread impact, the spatial distribution and intensity of odor emissions in such canals are rarely monitored systematically. To fill this gap, this study introduces a practical framework for monitoring, quantifying, and predicting odor intensity in urban surface water canals. The proposed framework was implemented and evaluated in a pilot project along the Ghiyasvand Canal in Tehran. Weekly field sampling was carried out at ten critical locations over a ten-week period, during which key water-quality parameters (including pH, electrical conductivity (EC), total dissolved solids (TDS), dissolved oxygen (DO), and water temperature) and meteorological variables (such as air temperature, wind speed, and relative humidity) were collected. In addition, odor intensity was measured with a portable odor meter. Pearson, Spearman, and Kendall correlation analyses, along with a random forest regression model, were employed to examine and predict the relationships between physicochemical and atmospheric variables and odor intensity. Correlation analyses indicated that water temperature, electrical conductivity, and air temperature were positively correlated with odor intensity, whereas DO showed a negative correlation, indicating its critical role in odor suppression. The developed model performed well in predicting odor intensity, achieving an accuracy of 83% for both training and testing data. This study demonstrates the potential of integrated field monitoring and machine learning approaches to support practical odor management in urban water systems, leading to improved environmental quality and public well-being. While the framework was applied to a specific case in Tehran, the results and approach are broadly applicable to similar urban settings facing odor-related challenges.

Funding: This research was supported by the Tehran Urban Planning and Research Center under Research Contract No. 137/305026.

Author Contributions: All authors contributed to the reported work for conceptualization, methodology, validation, writing-review and editing, and supervision.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

To Cite this article:

Safaie, A., Khanjani, M., Karimi Shavaki, Z., Hadian, A., Haddadi, A.H. and Rahmani, H. 2026. Development of a hybrid machine learning-based framework for monitoring and predicting odor pollution in urban surface water canals: a case study of the ghiyasvand canal, tehran, Sharif Civil Engineering Journal, 42(1), 45-57.
<https://doi.org/10.24200/30.2025.66941.3433>



توسعه‌ی یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر یادگیری ماشین برای پایش و پیش‌بینی بوی نامطبوع در کانال‌های آب سطحی شهری: مطالعه‌ی موردی کانال غیاثوند تهران

عمار صفایی^{*}، محمد خانجانی، زهرا کریمی شوکی، علیرضا هادیان، امیرحسین حدادی و هدیه رحمانی

دانشکده‌ی مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران.

^{*}نویسنده مسئول (asafaie.sharif.edu)

چکیده

در مطالعه‌ی حاضر، یک چارچوب عملیاتی برای پایش، کمی‌سازی، و پیش‌بینی شدت بوی نامطبوع در کانال‌های جمع‌آوری آب سطحی ارائه شده است، که در قالب یک پروژه‌ی پایلوت در کانال غیاثوند در تهران اجرا شده است. شاخص‌های کیفیت آب، متغیرهای هواشناسی، و شدت بوی نامطبوع در داده‌برداری میدانی هفتگی جمع‌آوری شده‌اند. روابط میان متغیرهای کیفی آب و هواشناسی با شدت بو، ابتدا با استفاده از تحلیل‌های همبستگی بررسی و سپس با الگوریتم رگرسیون جنگل تصادفی برای پیش‌بینی کمی شدت بو مدل‌سازی شده و نتایج نشان داده‌اند که دمای آب، هدایت الکتریکی، و دمای هوا دارای همبستگی مثبت و اکسیژن محلول دارای همبستگی منفی با شدت بو بوده و مدل توسعه داده‌شده، عملکرد مطلوبی در پیش‌بینی شدت بو داشته است ($R^2 = 0.83$ برای داده‌های آموزش و آزمون). پژوهش حاضر نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های میدانی و روش‌های یادگیری ماشین می‌تواند ابزاری مؤثر برای پیش‌بینی شدت بو و توسعه‌ی سامانه‌های پایش هوشمند و مدیریت کیفیت آب در بسترهای شهری فراهم آورد.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۰۳

تاریخ اصلاحیه: ۱۴۰۴/۰۶/۲۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۷/۳۰

واژگان کلیدی:

بوی نامطبوع،
کانال آب سطحی شهری،
کیفیت آب،
الگوریتم جنگل تصادفی.

۱. مقدمه

مختلفی داشته باشد. برای مثال، واحدهای تولید کمپوست در مراکز پرورش قارچ معمولاً به دلیل تجزیه‌ی مواد آلی، موجب انتشار غلظت‌های بالای آمونیاک و سولفید هیدروژن و در نتیجه، بوی ناخوشایند می‌شوند.^[۱] برخی کارخانه‌های فرآوری شیر پاستوریزه نیز به دلیل دفع غیراصولی پسماندهای آلی، منبع تولید بوهای نامطبوع محسوب می‌شوند.^[۲] فعالیت واحدهای تصفیه‌ی روغن نیز می‌تواند بوی ناخوشایندی مشابه با بوی قیر در نواحی اطراف آن ایجاد کند.^[۳] همچنین، مراکز دامداری، مرغداری‌ها، و گاوداری‌ها، که به واسطه‌ی تجزیه‌ی فضول‌های دامی، آمونیاک آزاد می‌کنند، نیز از جمله منابع مهم آلودگی بو به‌شمار می‌روند.^[۴] بوهای نامطبوع تولیدشده، به‌ویژه در شهرهایی مانند تهران، که شبکه‌ی گسترده‌ای از کانال‌های آب سطحی در مناطق پرتراکم شهری وجود دارد، می‌توانند مشکلات جدی اجتماعی و محیط‌زیستی را به همراه داشته باشند. بوی نامطبوع ناشی از فعالیت‌های بی‌هوازی و تجزیه‌ی مواد آلی در کانال‌های آب سطحی، علاوه بر تخریب زیست‌گاه‌های آبی، آثار منفی مستقیمی در کیفیت زندگی ساکنان مناطق مذکور دارد و می‌تواند منجر به نارضایتی شهروندان شود.

کیفیت نامطلوب آب در کانال‌های جمع‌آوری آب سطحی شهری، یکی از چالش‌های اساسی محیط‌زیستی و مدیریت شهری است، که مستقیماً در سلامت عمومی، رفاه شهروندان، و پایداری اکوسیستم‌های آبی تأثیرگذار است. کیفیت پایین آب در کانال‌های مذکور، علاوه بر آثار محیطی، استفاده‌ی ایمن از منابع آبی آن‌ها را محدود می‌کند و خطرهای بهداشتی را افزایش می‌دهد. این موضوع می‌تواند زندگی ساکنان مناطق اطراف کانال‌های جمع‌آوری آب سطحی شهری را مختل کند. سازمان ملل متحد نیز با تعریف هدف توسعه‌ی پایدار ششم، که بر دسترسی همگانی به آب تمیز و بهداشت تأکید دارد، به چالش جهانی مذکور اذعان کرده است.^[۱] با گسترش شهرنشینی و افزایش ورود آلاینده‌ها به کانال‌های جمع‌آوری آب‌های سطحی شهری، مشکلاتی نظیر: کاهش کیفیت آب، تولید گازهای بد بو، و انتشار آلودگی به محیط اطراف تشدید شده است. آلاینده‌های کاهش کیفیت آب، باعث تولید گازهای بد بو، نظیر: سولفید هیدروژن، آمونیاک، و ترکیب‌های آلی فرار می‌شوند. انتشار بوی نامطبوع محدود به آب آلوده در رودخانه‌ها و کانال‌ها نیست و می‌تواند منابع

استناد به این مقاله:

صفایی، عمار، خانجانی، محمد، کریمی شوکی، زهرا، هادیان، علیرضا، حدادی، امیرحسین و رحمانی، هدیه، ۱۴۰۵. توسعه‌ی یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر یادگیری ماشین برای پایش و پیش‌بینی بوی نامطبوع در کانال‌های آب سطحی شهری: مطالعه‌ی موردی کانال غیاثوند تهران. مهندسی عمران شریف، ۴۲(۱)، صص. ۴۵-۵۷.

<https://doi.org/10.24200/j30.2025.66941.3433>



آمونیاک، و ترکیب‌های آلی فرار قرار می‌گیرد. در برخی مطالعات پیشین، روش‌هایی مانند روش بویایی پویا و روش کیسه‌ی بوی مثلثی برای اندازه‌گیری بوی نامطبوع استفاده شده‌اند، اما روش‌های اخیر با محدودیت‌هایی، از جمله: حس‌بودن و دشواری در تشخیص بوهایی با آستانه‌ی پایین مواجه بوده‌اند.^[۲۱] با این حال، کمی‌سازی و شناسایی بو از طریق روش‌های پیشرفته‌ی تحلیلی به‌ویژه با ادغام روش‌های حسی و ابزاری، فرصت‌های جدیدی برای ارزیابی‌های دقیق‌تر و قابل‌تکرار فراهم کرده است. برای پُر کردن خلأ میان ادراک بویایی انسان و داده‌های عینی، روش‌هایی مانند کروماتوگرافی گازی- طیف‌سنجی جرمی- اولفکتومتری، که پیشتر در تحلیل آب آشامیدنی و بررسی طعم غذا به‌کار رفته‌اند، به‌عنوان ابزارهایی امیدوارکننده برای شناسایی دقیق‌تر ترکیب‌های بوزا و ایجاد همبستگی‌های قوی‌تر بین شدت بو و غلظت شیمیایی پیشنهاد شده‌اند.^[۲۲] با این حال، روش‌های ذکرشده اغلب با چالش‌هایی، نظیر: هزینه، پیچیدگی عملیاتی، و نیاز به تخصص‌های خاص روبرو هستند، که بر ضرورت توسعه‌ی جایگزین‌های مقرون به‌صرفه‌تر تأکید می‌کنند.

در برخی از مطالعات اخیر از روش‌هایی نظیر یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای پیش‌بینی و مدیریت بو استفاده شده است.^[۲۳ و ۲۴] با ایجاد همبستگی میان متغیرهای کیفیت آب، مانند: اکسیژن محلول، هدایت الکتریکی، و نیاز اکسیژن بیوشیمیایی با شدت بو، پژوهشگران پتانسیل مدل‌های پیش‌بینی را برای بهبود مدیریت بو نشان داده‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین، از جمله جنگل تصادفی^۳ و شبکه‌های عصبی، در شناسایی نقاط بحرانی انتشار بو و پیش‌بینی تغییرات زمانی آن دقت بالایی از خود نشان داده‌اند.^[۲۴-۲۶] رویکردهای اخیر، به دلیل اجرایی‌بودن، مزایای قابل‌توجهی دارند و بینش‌های عملیاتی ارزشمندی در اختیار برنامه‌ریزان شهری و تصمیم‌گیرندگان قرار می‌دهند. علاوه بر این، پیشرفت‌های فناوریانه، امکان پایش انتشار بو را از طریق ابزارهایی، مانند بینی‌های الکترونیکی^۴ فراهم کرده‌اند؛^[۲۷] که به حسگرهای شیمیایی حساس به ترکیب‌های فرار مجهز هستند، و بر اساس شاخص‌های ساده و قابل‌اندازه‌گیری، مانند pH^۵، نیاز شیمیایی اکسیژن، غلظت نیتروژن کل، و فسفر کل عمل می‌کنند و امکان شناسایی مناطق بحرانی و پیش‌بینی شدت بو را فراهم می‌آورند. مطالعات انجام‌شده در کشور چین، کارایی فناوری اخیر را در ارزیابی انتشار بو در رودخانه‌های آلوده نشان داده و همبستگی‌های بالایی ($R^2 > 0.9$) بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و مشاهداتی گزارش کرده‌اند.^[۲۷] یافته‌های اخیر نشان می‌دهند که ترکیب روش‌های داده‌محور با ابزارهای سنجش پیشرفته می‌تواند چارچوبی مؤثر برای پایش مستمر و مدیریت هدفمند انتشار بو در محیط‌های آبی فراهم کند.

با وجود پیشرفت‌های اخیر در به‌کارگیری روش‌های داده‌محور و یا ابزارهای پیشرفته برای سنجش شدت بو، هنوز یک چارچوب عملیاتی و قابل‌اجرا برای ارزیابی و پایش انتشار بوی نامطبوع در پهنه‌های آبی در محیط‌های شهری ارائه نشده است.^[۲۱] همچنین ابزارهای فعلی قادر به تشخیص بو به صورت در محل، بخصوص با آستانه‌ی تشخیص بوی بسیار پایین نیستند. فقدان چنین چارچوبی موجب شده است که درک درستی از پهنه‌بندی و توزیع مکانی شدت بوی نامطبوع و ارتباط آن با شاخص‌های کیفی آب به‌دست نیاید و در نتیجه، امکان اقدام‌های مدیریتی به موقع و مؤثر فراهم نباشد.

رودخانه‌های: زرجوب و گوهررود در شهر رشت،^[۶] بشار در یاسوج،^[۷] چنار راهدار در شیراز،^[۸] و کشف‌رود در مشهد،^[۹] از جمله منابع آبی سطحی هستند که به‌دلیل ورود مستقیم رواناب‌های سطحی، پساب‌های شهری، و فاضلاب‌های صنعتی، با افزایش بار آلودگی و در نتیجه، تغییر رنگ، کاهش کیفیت، و انتشار بوی نامطبوع مواجه شده‌اند، که نشان‌گری اختلال در اکوسیستم آبی است. چالش‌های ناشی از کیفیت پایین آب و انتشار بوهای نامطبوع از آب‌های سطحی، محدود به ایران نیست و در سطح جهانی نیز مشاهده می‌شود. برای مثال، کانال هوم وود در ایالات متحده، رودخانه‌ی تیمز در انگلستان، و دریاچه‌ی بیوا در ژاپن نمونه‌هایی هستند که به‌دلیل ورود مستمر آلاینده‌ها با مشکلات جدی مواجه شده‌اند.^[۱۰] همچنین، آب‌های به شدت آلوده در مناطق مختلف، سیاه و بد بو می‌شوند. رودخانه‌های: چونگ‌گی^۱ در کره‌ی جنوبی،^[۱۱] امشر^۲ در آلمان،^[۱۲] سن در فرانسه،^[۱۳] و دانوب در اتریش،^[۱۴] کانال گوانوس در ایالات متحده‌ی آمریکا،^[۱۵] و رودخانه‌های آلوده‌ی شیانگ در چین،^[۱۶] نمونه‌هایی از بحران ذکرشده هستند، که با چالش‌های جدی مواجه بوده و هستند. اگرچه اغلب کمتر به آلودگی بوی نامطبوع آب در آیین‌نامه‌های محیط‌زیستی توجه شده است، اما مسئله‌ی ذکرشده علاوه بر اینکه می‌تواند منجر به نارضایتی و شکایت‌های شهروندان شود، هشدار مهم در خصوص کیفیت نامطلوب و آلودگی آب است. سنجش کیفیت آب در مناطقی که مشکل بوی نامطبوع دارند، کمک می‌کند عوامل ایجاد بو شناسایی و اقدام‌های مقتضی جهت رفع آن و بهبود کیفیت آب صورت گیرد. برای مثال، در رودخانه‌های به‌شدت آلوده در برزیل، پژوهشگران دریافته‌اند که غلظت‌های سولفیدیدروژن (ناشی از تجزیه‌ی گوگرد در مواد آلی) و آمونیاک (ناشی از فعالیت‌های کشاورزی، فاضلاب‌های تصفیه‌نشده، و تجزیه‌ی مواد نیتروژنی) از آستانه‌های مجاز فراتر رفته و عامل اصلی ایجاد بوی نامطبوع و شکایت‌های گسترده‌ی عمومی بوده‌اند.^[۱۷] بوی نامطبوع رودخانه‌ها اغلب در شرایطی که کیفیت آب کاهش یابد، میزان اکسیژن محلول کم و دمای آب و هوا بالا باشد، تشدید می‌شوند. شرایط مذکور، ضرورت پایش منظم شدت بو و متغیرهای کیفی آب را نشان می‌دهد و بر لزوم مدیریت منابع آلاینده برای جلوگیری از بی‌هوازی شدن آب و تشدید بوی نامطبوع به‌ویژه در فصل‌های گرم تأکید دارد.

بررسی تجربه‌های موفق و ناموفق احیای رودخانه‌ها و کانال‌های آب ذکرشده حاکی از آن است که طراحی و اجرای یک برنامه‌ی پایش مستمر برای ارزیابی دوره‌ای کیفیت آب و انتشار بوی نامطبوع در رودخانه‌ها و کانال‌های شهری، گامی ضروری است. این موضوع علاوه بر شناسایی به موقع ورود آلاینده‌های سمی، به ارزیابی اقدام‌های نظارتی و ارزیابی اثربخشی سیاست‌ها و قوانین حفاظت از محیط‌زیست کمک زیادی می‌کند. بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد که پژوهشگران از زوایای متنوعی سعی کرده‌اند به مسئله‌ی اخیر بپردازند و برخی از روش‌ها را برای درک فرآیندهای ایجاد بو، توسعه‌ی روش‌های اندازه‌گیری دقیق بوی نامطبوع، و ارائه‌ی راهکارهای مدیریت مؤثر به‌کار برده‌اند.^[۱۸-۲۰]

از چالش‌های اساسی در اندازه‌گیری بو، ماهیت چندعاملی ایجاد بو در سیستم‌های آبی، تغییرپذیری، و پیچیدگی بو است، که تحت تأثیر شرایط محیطی، ترکیب‌های بیوشیمیایی آب، و حضور آلاینده‌هایی مانند: سولفیدها،

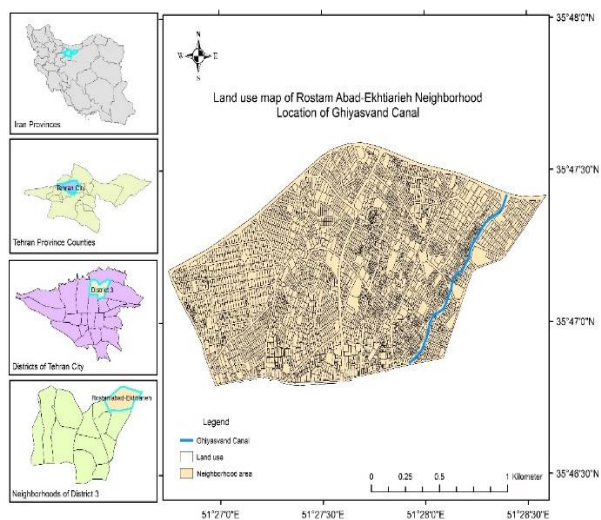
⁴ E-nose

⁵ Potential of Hydrogen

¹ Cheonggye

² Emscher

³ Random Forest



شکل ۱. موقعیت مکانی کانال جمع‌آوری آب‌های سطحی غیاثوند در شهر تهران.

موازات خیابان‌های غیاثوند، خاش، و هیرمند ادامه می‌یابد. ارتفاع متوسط منطقه ۳ حدوداً ۱۴۰۰ متر، جهت شیب شمال به جنوب و به طور متوسط حدود ۷/۵٪ است.^[۲۹] با توجه به موقعیت شهری و الزامات شهرسازی، ساختار کانال به صورت متناوب شامل بخش‌های روباز، مدفون، و سرپوشیده طراحی شده است. طول کل کانال غیاثوند مساوی ۲۷۸۲ متر است، که شامل ۱۵۰۲ متر بخش روباز، ۱۸۵ متر بخش مدفون، و ۱۰۹۵ متر بخش سرپوشیده است.^[۲۹] مشاهدات میدانی حاکی از آن است که در سال‌های اخیر، مجدداً بخش قابل توجهی از کانال غیاثوند به دلیل قرارگیری در بافت متراکم شهری، به صورت سرپوشیده درآمد است. با این حال، کانال غیاثوند در حد فاصل زیر پل بزرگراه شهید صدر تا خیابان شهید کلاهدوز همچنان به صورت روباز است، که در مطالعه‌ی حاضر بررسی شده است. مقطع کانال در محدوده‌ی اخیر به شکل مستطیلی با عرض ۳ متر و ارتفاع دیواره بین ۲ تا ۳/۵ متر است. جنس دیواره‌ی کانال در طول مسیر، سنگی با ملات ماسه سیمان و جنس کف آن سیمانی با ضریب زبری مانینگ ۰/۱۵ است. ظرفیت مقطع کانال نیز از ۰/۳۷ تا ۰/۹۹ مترمکعب بر ثانیه در طول کانال تغییر می‌کند.^[۲۹] مطابق با نمونه‌برداری‌های انجام‌شده در محدوده‌ی زمانی مطالعه‌شده، دمای آب به طور میانگین از ۲۲/۷ درجه‌ی سانتی‌گراد در اواخر شهریور به تدریج به ۱۵/۷ درجه‌ی سانتی‌گراد در اواخر پاییز کاهش یافته است. همچنین، میانگین تراز آب در کانال در بازه‌ی زمانی ذکرشده حدود ۲۰ سانتی‌متر، متوسط سرعت آب حدود ۰/۶ متر بر ثانیه، و متوسط دبی آب حدود ۰/۳۶ مترمکعب بر ثانیه تخمین زده شده است. در مورد حجم و موقعیت دقیق ورودی‌های فاضلاب به کانال گزارش دقیقی وجود ندارد، اما بررسی‌های میدانی در مورد کاربری‌های اطراف کانال و مصاحبه با مسئولان و شهروندان حاکی از آن است که منازل مسکونی، مدارس، رستوران‌های موجود در حاشیه‌ی آن و همچنین پارکینگ حمل زباله‌ی شهرداری در مجاورت میدان خاش با تولید فاضلاب‌های حاوی مواد آلی، شوینده‌ها و چربی‌ها در صورت دفع نامناسب، موجب افزایش بار آلی و آلودگی میکروبی کانال می‌شوند. رواناب‌های سطحی ناشی از بارش در خیابان‌های منتهی به کانال، تعمیرگاه‌ها، ایستگاه‌های تاکسی، و پارکینگ‌ها حامل آلاینده‌هایی، نظیر: روغن، سوخت، ذرات معلق، و ضایعات آلی هستند، که مستقیماً وارد جریان آب می‌شوند. فضاهای سبز موجود در حاشیه‌ی کانال (از جمله بوستان مازیار) با ورود کودها و سموم شیمیایی موجب افزایش بار

بنابراین، هدف اصلی پروژه‌ی پژوهشی حاضر، توسعه‌ی یک چارچوب عملیاتی برای پایش و پیش‌بینی بوی نامطبوع در کانال‌های جمع‌آوری آب سطحی شهری است. در این راستا، کانال غیاثوند در تهران به عنوان مطالعه‌ی موردی انتخاب شده است؛ که ضمن ایفای نقش مهم در هدایت رواناب‌های شهری، به دلیل ورود فاضلاب‌های تصفیه‌نشده و تجمع آلاینده‌ها، به یکی از کانون‌های اصلی انتشار بوی نامطبوع در محله‌ی اختیاریه (منطقه‌ی ۳ شهرداری تهران) تبدیل شده است. به منظور بررسی پدیده‌ی ذکرشده، داده‌های میدانی از بخش‌هایی که بر اساس گزارش‌های مردمی و مشاهدات میدانی بیشترین شدت بوی نامطبوع یا تجمع آلاینده‌ها در آن‌ها رخ می‌دهد، گردآوری شده است. در نقاط مذکور، شاخص بوی نامطبوع همراه با متغیرهای کیفی آب و هواشناسی اندازه‌گیری شده و در ادامه، با بهره‌گیری از روش‌های آماری و یک مدل یادگیری ماشین، چارچوبی داده‌محور برای پیش‌بینی شدت بوی توسعه یافته است. سؤال‌های پژوهشی مهم در این پروژه عبارت‌اند از:

- (۱) آیا می‌توان شاخص بوی نامطبوع را به صورت کمی بیان کرد؟
 - (۲) پهنه‌بندی بوی نامطبوع و جانمایی نقاط بحرانی در طول کانال جمع‌آوری آب سطحی در منطقه‌ی مطالعاتی به چه صورتی هست؟
 - (۳) چه عواملی بیشترین تأثیر را در شدت بوی دارند؟
 - (۴) آیا الگو و رابطه‌ای بین متغیرهای کیفی آب و شدت انتشار بوی نامطبوع وجود دارد؟
 - (۵) آیا می‌توان با اندازه‌گیری داده‌های کیفی در دسترس و قابل اندازه‌گیری در محل، شدت بوی را در زمان و مکان با دقت مناسب پیش‌بینی کرد؟
- نتایج پژوهش حاضر می‌تواند مبنای توسعه‌ی سامانه‌های پایش و مدیریت بوی در سایر کانال‌های شهری باشد و به بهبود کیفیت زندگی در مناطق شهری کمک کند. در نهایت، چارچوب پیشنهادی پژوهش حاضر می‌تواند الگویی قابل تعمیم برای طراحی راهکارهای بومی در مدیریت بوی نامطبوع در مناطق مختلف شهری باشد و زمینه‌ساز سیاست‌گذاری‌های مؤثرتر در ارتقاء بهداشت محیط و رفاه عمومی شود.

۲. روش شناسی

۲.۱. معرفی محدوده‌ی مطالعاتی

کانال مطالعه‌شده در پژوهش حاضر، در ناحیه‌ی ۳ منطقه‌ی ۳ شهرداری تهران و در محله‌ی رستم آباد- اختیاریه واقع شده است، که موقعیت مکانی آن در شکل ۱ مشاهده می‌شود. منطقه‌ی ۳ شهرداری تهران، یکی از مناطق شهری تهران است، که در پهنه‌ی شمال شرقی شهر تهران واقع شده است. منطقه‌ی ۳ با داشتن ۳۰/۲۰۸ کیلومترمربع مساحت، از لحاظ وسعت در مناطق ۲۲ گانه‌ی تهران در رتبه‌ی دهم شهر تهران قرار دارد و ۴/۳٪ از کل وسعت شهر تهران را شامل می‌شود.^[۲۸] کانال غیاثوند در منطقه‌ی ۱ از تقاطع خیابان باهنر و شهید آقایی آغاز شده و در ادامه‌ی کانال جمشیدیه قرار گرفته است. کانال مذکور کاملاً در محدوده‌ی شهری قرار دارد و آب‌های سطحی درون‌شهری را جمع‌آوری می‌کند و به پایین‌دست انتقال می‌دهد. مساحت حوضه‌ی تحت پوشش کانال غیاثوند با احتساب حوضه‌های برون‌شهری ۲۹/۵۵ کیلومترمربع است. کانال غیاثوند در راستای شمالی- جنوبی پس از تقاطع با بزرگراه شهید صدر، وارد منطقه‌ی ۳ می‌شود و مسیر آن در راستای شمالی- جنوبی و به

هم‌زمان مدل‌سازی و کمی‌سازی کند. در برخی از مطالعات پیشین، الگوریتم جنگل تصادفی با موفقیت برای مدل‌سازی و مدیریت بوی نامطبوع نیز استفاده شده است. برای مثال، یانگ^{۱۲} و همکاران (۲۰۲۱)،^[۲۴] در مراکز تأسیسات بازگردانی منابع آب، از الگوریتم جنگل تصادفی برای پیش‌بینی غلظت ترکیب‌هایی مانند H_2S و تعیین دوز بهینه‌ی مواد کنترل‌کننده‌ی بو استفاده کرده‌اند. همچنین مولرو^{۱۳} و همکاران (۲۰۲۰)، از مدل جنگل تصادفی برای پیش‌بینی شکایت‌های ناشی از بوی نامطبوع بر اساس داده‌های حس‌گرهای H_2S و اطلاعات هواشناسی استفاده کرده و دقت قابل‌قبولی در هشدار زودهنگام بوی نامطبوع ارائه داده‌اند.^[۲۵] شواهد اخیر نشان می‌دهند که جنگل تصادفی می‌تواند ابزار مؤثری در تحلیل و پیش‌بینی بوی نامطبوع در سامانه‌های آبی باشد.

در مطالعه‌ی حاضر، برای ساخت مدل پیش‌بینی بوی نامطبوع، مراحل مختلفی موردنیاز است، که به‌طور خلاصه نمودار جریان روند انجام آن در شکل ۲ مشاهده می‌شود. مرحله‌ی اول، داده‌برداری میدانی است که در بخش ۲.۲ توضیح داده شده است. در مرحله‌ی بعد، لازم است داده‌های جمع‌آوری‌شده، پیش‌پردازش شوند تا از نبود داده‌های پرت اطمینان حاصل شود و از ورود آن‌ها در مجموعه‌ی داده، قبل از آموزش مدل ممانعت به عمل آید. سپس در مرحله‌ی تحلیل داده‌های اکتشافی، به‌منظور تحلیل روابط میان شدت بوی نامطبوع (متغیر هدف) و متغیرهای کیفی و اقلیمی (ویژگی‌ها)، از روش‌های تحلیل اکتشافی داده‌ها و به ویژه از ماتریس‌های همبستگی استفاده شده است. هدف از تحلیل اخیر، شناسایی الگوها، درک نوع و شدت وابستگی میان متغیرها، و کاهش ابعاد مسئله از طریق حذف ویژگی‌های کم‌اهمیت برای توسعه‌ی مدلی دقیق‌تر بوده است.

برای سنجش نوع همبستگی میان متغیرها، سه روش آماری استفاده شده است: ضریب همبستگی پیرسون^{۱۴} برای بررسی روابط خطی، ضریب همبستگی اسپیرمن^{۱۵} برای ارزیابی روابط غیرخطی با داده‌های رتبه‌ای، و همچنین ضریب کندال^{۱۶} که به‌ویژه برای داده‌هایی با حجم نمونه‌ی کم، عملکرد بهتری دارد. استفاده از سه شاخص مذکور در قالب ماتریس‌های همبستگی، امکان ارزیابی دقیق و چندبعدی روابط بین متغیرهای مؤثر را فراهم ساخته و مبنای انتخاب ترکیب بهینه‌ی ویژگی‌ها در فرآیند مدل‌سازی قرار گرفته است.

برای ساخت مدل پیش‌بینی شدت بوی نامطبوع، پس از انجام مراحل پیش‌پردازش و تحلیل ویژگی‌ها، مجموعه‌ی داده‌های نهایی به دو بخش آموزش (۸۰٪) و آزمون (۲۰٪) تقسیم شده است. مجموعه‌ی داده‌ی آموزش نیز به‌منظور بهینه‌سازی عملکرد مدل، به دو زیرمجموعه، شامل: داده‌های آموزش (۸۵٪) و داده‌های اعتبارسنجی (۱۵٪) تفکیک شده است. مدل رگرسیون جنگل تصادفی بر روی داده‌های آموزش، آموزش داده شد.^[۳۶] سپس، عملکرد آن به‌صورت هم‌زمان با استفاده از داده‌های اعتبارسنجی ارزیابی شده است. درنهایت، برای ارزیابی دقت مدل نهایی، از داده‌های آزمون که در فرآیند آموزش استفاده نشده بودند، بهره گرفته شده است. همچنین، به‌منظور بهینه‌سازی عملکرد مدل و دستیابی به بهترین ترکیب پارامترها، ابتدا از روش جستجوی

آلودگی و کاهش کیفیت آب کانال می‌شوند. دفع نامناسب زباله‌های جامد در کاربری‌های تجاری، مانند سوپرمارکت‌ها و مشاوران املاک نیز، از دیگر منابع آلاینده در کانال مطالعه‌شده به‌شمار می‌روند.

۲.۲. داده‌برداری میدانی

در پروژه‌ی پژوهشی حاضر، ۱۰ نقطه‌ی بحرانی با توجه به شدت بوی مشاهده‌شده در کانال انتخاب و به صورت هفتگی از نقاط بحرانی در طول ۱۰ هفته در بازه‌ی زمانی شهریور تا آذر ۱۴۰۳ نمونه‌برداری شده‌اند. برای اندازه‌گیری شدت بوی نامطبوع در مطالعه‌ی حاضر از دستگاه سنجنده‌ی بو با مدل OMX-SRM استفاده شده است؛ که با مقایسه‌ی غلظت بو در هوا با هوای تصفیه‌شده، شدت نسبی بو را به صورت عددی تعیین می‌کند. سپس نمونه‌ای به حجم ۲ لیتر از آب کانال برداشت شده است، تا متغیرهای کیفی آب در محل سنجیده شوند. برای سنجش متغیرهای غلظت کل جامدات محلول در آب (TDS)، هدایت الکتریکی، دمای آب، pH، و شوری آب از دستگاه مولتی پارامتر مدل Apera PC400S استفاده شده است. برای اندازه‌گیری اکسیژن محلول در آب نیز از دستگاه اکسیژن‌سنج Hanna HI98193 استفاده شده است. همچنین داده‌های ثبت‌شده‌ی هواشناسی، نظیر: رطوبت هوا، سرعت باد، و دمای هوا در ایستگاه سینوپتیک تهران- شمیران به‌عنوان نزدیک‌ترین ایستگاه جمع‌آوری شده‌اند.

۲.۳. مدل‌سازی و پیش‌بینی بوی نامطبوع

همان‌طور که اشاره شد، یکی از اهداف اصلی پژوهش حاضر، یافتن الگو و رابطه‌ی بین متغیرهای کیفی آب و شدت انتشار بوی نامطبوع است. از آنجایی که رابطه‌ی تجربی مشخصی بین متغیرهای معمول کیفی آب (اعم از دمای آب، اکسیژن محلول، هدایت الکتریکی، متغیرهای آب و هوایی، و ...) و شدت بوی نامطبوع وجود نداشته است؛ بنابراین، استفاده از مدل‌سازی‌های آماری به‌طورخاص یادگیری ماشین، که مبتنی بر داده‌هاست، انتخاب مناسبی برای هدف مذکور است. یکی از پرکاربردترین روش‌ها در یادگیری ماشین، الگوریتم جنگل تصادفی است، که در پژوهش حاضر استفاده شده است. الگوریتم جنگل تصادفی، که توسط لئو بریمان^{۱۶} (۲۰۰۱) معرفی شده است،^[۳۰] یکی از روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر یادگیری گروهی^۷ است، که از ترکیب چند درخت تصمیم‌گیری^۸ برای بهبود دقت پیش‌بینی و جلوگیری از بیش‌برازش^۹ استفاده می‌کند و برای مسائل طبقه‌بندی^{۱۰} و رگرسیون^{۱۱} به‌کار می‌رود. مطالعات پیشین در مسائل مهندسی آب و محیط‌زیست نشان داده‌اند که الگوریتم جنگل تصادفی در پیش‌بینی کیفیت آب در مقایسه با سایر روش‌های یادگیری ماشین عملکرد بسیار قابل‌قبولی دارد. برخی مطالعات پیشین نشان داده‌اند که مدل مذکور نه فقط توانسته است متغیرهای مختلفی، مانند: نیتروژن کل، فسفر، کدورت، و شوری را با دقت بالا پیش‌بینی کند، بلکه حتی با داده‌های محدود نیز نتایج قابل‌اتکایی ارائه داده و به‌عنوان ابزاری مؤثر در مدیریت منابع آبی به‌کار رفته است.^[۳۵-۳۱] مدل جنگل تصادفی، یک مدل از زیرشاخه‌های روش‌های مبتنی بر درخت است، که می‌تواند بدون نیاز به تنظیم‌های پیچیده‌ی پارامترها، روابط غیرخطی میان چند متغیر مستقل و متغیر هدف را به‌طور

¹² Yang

¹³ Mulrow

¹⁴ Pearson

¹⁵ Spearman

¹⁶ Kendall's tau

⁶ Leo Breiman

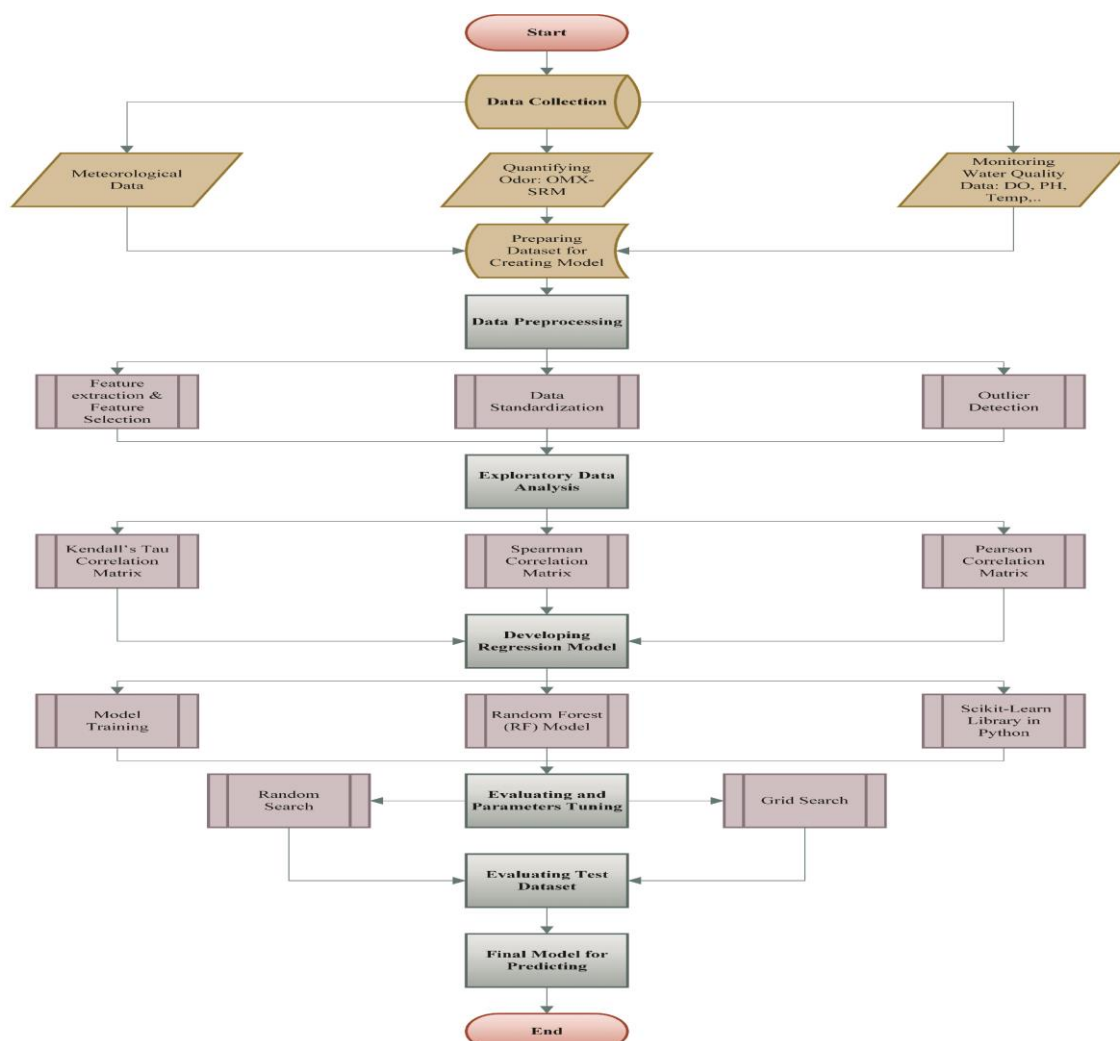
⁷ Ensemble Learning

⁸ Decision Trees

⁹ Overfitting

¹⁰ Classification

¹¹ Regression



شکل ۲. نمودار جریان مراحل اجرایی مدل سازی پیش بینی بوی نامطبوع.

جدول ۱. خلاصه‌ی متغیرهای کیفی آب و متغیرهای هواشناسی در دوره‌ی پایش در کانال غیاثوند.

Variables	Unit	Notation	Min	Avg	Max
Electrical Conductivity	$\mu\text{S/cm}$	EC	774	854	950
Total Dissolved Solids	mg/L	TDS	550	606	674
Salinity	PPT	S	0.39	0.43	0.47
Water Temperature	$^{\circ}\text{C}$	T_w	15.6	19.1	23.2
Dissolved Oxygen	mg/L	DO	1.56	5.37	8.80
pH	-	pH	7.67	8.36	8.83
Relative Humidity	%	RH	9.9	28.75	62.0
Air Temperature	$^{\circ}\text{C}$	T_{air}	10.0	20.3	34.0
Wind Velocity	m/s	Wind	0	1.61	4.0
Odor Intensity	-	Oder	0	2.1	6.1

میانگین روزانه‌ی پارامترهای کیفی آب در کانال غیاثوند نیز در شکل ۳ مشاهده می‌شود.

در طول داده‌برداری، تغییرات هدایت الکتریکی و غلظت کل جامدات محلول به ترتیب بین ۷۷۴ تا ۸۵۴ $\mu\text{S/cm}$ و ۶۰۶ تا ۵۵۰ mg/L بوده است. نتایج ماتریس‌های همبستگی که در شکل ۴ ارائه شده‌اند، نشان می‌دهند که بین هدایت الکتریکی و شدت بو، همبستگی مثبت و متوسط وجود دارد (ضریب پیرسون و اسپیرمن حدود ۰/۳۶ و ضریب کندال حدود ۰/۲۴). نتایج همبستگی بین غلظت کل مواد جامد محلول و شوری نیز مشابه با هدایت الکتریکی بوده

تصادفی^{۱۷}،^[۳۶] برای شناسایی بازه‌های مناسب پارامترهای مدل استفاده شده است. در مرحله‌ی بعد، از روش جستجوی شبکه‌ای^{۱۸}،^[۳۶] برای یافتن دقیق‌ترین ترکیب از پارامترها استفاده شده است، تا مدل نهایی با بیشترین دقت و کارایی بهینه‌سازی شود.

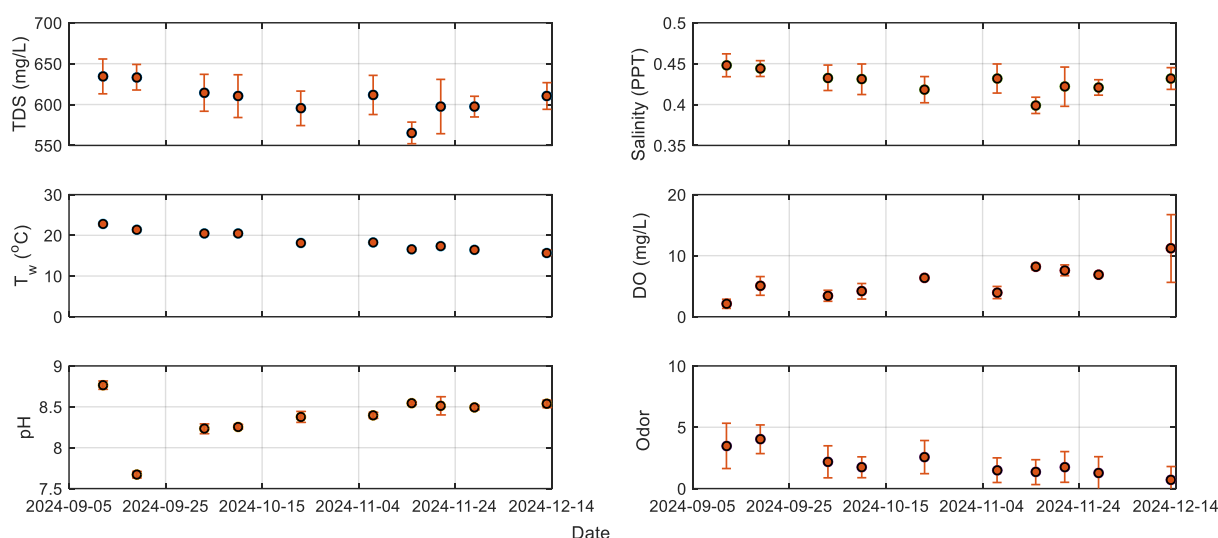
۳. نتایج و بحث

خلاصه‌ای از متغیرهای کیفی آب و متغیرهای هواشناسی، که در دوره‌ی پایش در کانال غیاثوند اندازه‌گیری شده‌اند، در جدول ۱ ارائه شده است. سری زمانی

¹⁸ Grid Search

¹⁷ Random Search

توسعه‌ی یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر یادگیری ماشین برای پایش و پیش‌بینی بوی نامطبوع در کانال‌های آب سطحی شهری: مطالعه‌ی موردی...- عمارصفایی و همکاران



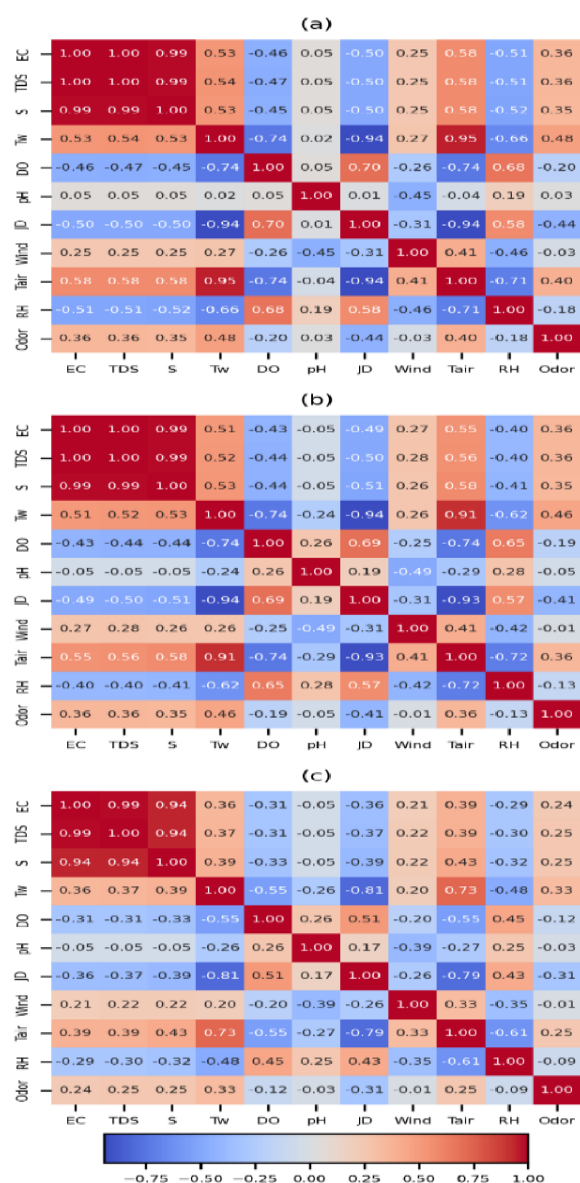
شکل ۳. سری زمانی میانگین روزانه‌ی پارامترهای کیفی آب در کانال غیاثوند.

است. به عبارت دیگر، با افزایش مقدار هدایت الکتریکی و غلظت کل مواد جامد محلول و شوری، تمایل به افزایش شدت بو وجود دارد. یافته‌های اخیر با مطالعات قبلی همخوانی دارد، جایی که همبستگی مثبت بین پارامترهای کیفی آب، مانند هدایت الکتریکی و انتشار ترکیب‌های بویایی مانند NH_3 و H_2S در رودخانه‌های شهری آلوده گزارش شده است.^[۱۷]

همان‌طور که نتایج نشان می‌دهند، متغیرهای هدایت الکتریکی، کل جامدات محلول، و شوری نه فقط با متغیر پیش‌بینی همبستگی مشابهی دارند، بلکه بین یکدیگر نیز همبستگی بسیار بالایی دارند؛ زیرا دستگاه سنجنده، فقط یکی از متغیرهای مذکور را مستقیماً اندازه‌گیری کرده و بقیه از طریق روابط معین محاسبه شده‌اند. بنابراین، برای کاهش ابعاد مسئله و افزایش دقت مدل، فقط متغیر هدایت الکتریکی برای مدل‌سازی انتخاب شده است.

شوری و pH در بازه‌ی زمانی ذکرشده، تغییرات کمی داشته و به ترتیب بین ۰/۳۹ تا ۰/۴۳ PPT و ۷/۶۷ تا ۸/۳۶ ثبت شده است. نتایج همبستگی بین pH و شدت بو نشان می‌دهد که همبستگی معنی‌داری وجود ندارد (ضرایب حدود ۰/۰۳- تا ۰/۰۴-). در طول داده‌برداری، سرعت باد در صبح بین ۴ تا ۱۰ متر بر ثانیه متغیر بوده است؛ اما در بعد از ظهر، نوسان‌های کمی بین ۱ تا ۲ متر بر ثانیه داشته است. تحلیل ضرایب همبستگی بین سرعت باد و شدت بو نشان می‌دهد که سرعت باد تأثیر یا ارتباط قابل توجهی با تغییرات شدت بو نداشته است.

دمای هوا در اولین روز داده‌برداری حدود ۳۴ درجه‌ی سانتی‌گراد و به تدریج روندی کاهشی داشته و در آخرین روز داده‌برداری دمای هوا بین ۱۰ تا ۱۲ درجه سانتی‌گراد ثبت شده است. نتایج حاصل از آزمون‌های پیرسون، اسپیرمن، و کندال نشان می‌دهد که بین دمای هوا و شدت بو، یک رابطه‌ی همبستگی مثبت متوسط وجود دارد (ضریب پیرسون ۰/۳۹، ضریب اسپیرمن ۰/۳۶، و ضریب کندال ۰/۲۵) و با افزایش دمای هوا معمولاً شدت بو نیز افزایش یافته است. روند تغییرات دمای آب نیز مشابه با دمای هوا بوده و از مقدار ۲۳/۲ درجه‌ی سانتی‌گراد در اولین روز داده‌برداری به مقداری بین ۱۶ تا ۱۷ درجه‌ی سانتی‌گراد در آخرین روز کاهش یافته است. نتایج آزمون‌های پیرسون، اسپیرمن، و کندال حاکی از آن است که همبستگی بین دمای آب و شدت بو کمی قوی‌تر از دمای هوا با شدت بو است (ضریب پیرسون ۰/۴۷، ضریب



شکل ۴. ماتریس‌های همبستگی: پیرسون (a)، اسپیرمن (b)، و کندال (c) بین متغیرهای کیفی آب، هواشناسی، و شدت بوی نامطبوع در کانال غیاثوند.

جدول ۲. بهترین ترکیب‌های مدل‌سازی با استفاده از شاخص‌های R^2 و RMSE.

Model	Feature Combinations	RMSE Metric		R^2 Metric	
		Test	Train	Test	Train
1	$EC, T_w, DO, JD, T_{air}, RH$	0.841	0.651	0.631	0.798
2	$pH, DO, JD, Wind, T_{air}, RH$	0.747	0.677	0.710	0.782
3	$JD, T_{air}, pH \times JD, pH \times T_{air}, DO \times JD$	0.671	0.505	0.765	0.878
4	pH, DO, T_{air}, RH	0.635	0.472	0.790	0.894
5	DO, JD, T_{air}, RH	0.759	0.601	0.700	0.828
6	$JD, T_{air}, DO \times JD, JD \times T_{air}, JD \times RH$	0.698	0.617	0.746	0.819
7	$DO, JD, Wind, T_{air}, RH$	0.709	0.685	0.738	0.776
8	$JD, T_{air}, DO \times JD, JD \times Wind, JD \times RH$	0.581	0.589	0.824	0.835
9	$T_w, pH, DO, JD, Wind, T_{air}, RH$	0.845	0.785	0.628	0.707
10	pH, DO, JD, T_{air}, RH	0.691	0.568	0.751	0.846

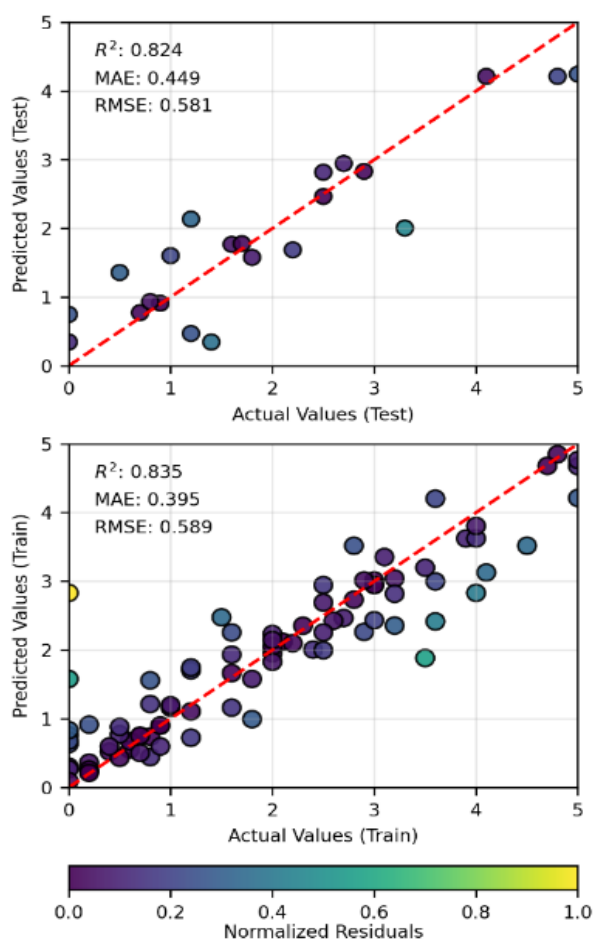
می‌رفت با گذر زمان با توجه به کاهش دمای هوا و دمای آب به دلیل تغییر فصل، شدت بو کاهش یافته است.

در مطالعه‌ی حاضر، به منظور ارزیابی تأثیر ترکیب‌های مختلف متغیرهای کیفی و هواشناسی در دقت مدل‌سازی شدت بو، با استفاده از الگوریتم رگرسیون جنگل تصادفی، مدل‌هایی با ورودی‌های متفاوت از متغیرهای کیفی و هواشناسی ساخته شده است، تا مشخص شود کدام ترکیب از متغیرها، عملکرد بهتری در پیش‌بینی دارد. این رویکرد مشابه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی غلظت بو بر اساس پارامترهای کیفی آب، مانند: BOD، DO، pH در کارخانه‌های تصفیه‌ی فاضلاب است.^[۲۶] در جدول ۲، مدل‌هایی که بر اساس R^2 و RMSE بهترین نتیجه را بر اساس بهینه‌سازی و ترکیب پارامترها داشته‌اند، ارائه شده‌اند. مقایسه‌ی مدل‌های مختلف نشان می‌دهد که ترکیب متغیرهای ورودی، تأثیر قابل‌توجهی در عملکرد مدل جنگل تصادفی داشته است. در برخی از ترکیب‌ها، اضافه کردن و در نظر گرفتن تعامل متغیرها سبب شکل‌گیری مدل‌های با دقت بالا شده است. برای مثال مدل‌های ۳، ۶، و ۸ متغیرهای تعاملی داشته‌اند. در مدل ۶، متغیرهایی از حاصل ضرب متغیر شمارنده‌ی روز در متغیرهای رطوبت نسبی، دمای هوا، و اکسیژن محلول به وجود آمده است، که عملکرد مدل را افزایش داده‌اند. مدل ۸ شامل متغیرهای دمای هوا، شمارنده‌ی روز، و تعامل آن با متغیرهای اکسیژن محلول، سرعت باد، و رطوبت نسبی به بالاترین دقت منجر شده است. مقدار R^2 و RMSE به دست آمده برای داده‌های آموزش ۰/۸۳۵ و ۰/۵۸۹ و برای داده‌های آزمون به ترتیب برابر با ۰/۸۲۴ و ۰/۵۸۱ بوده است. نتایج اخیر نشان می‌دهند که مدل توسعه داده شده نه فقط توانایی بالایی در تطبیق با داده‌های آموزشی داشته است، بلکه قابلیت تعمیم مناسبی برای پیش‌بینی در شرایط نادیده نیز دارد. همان‌طور که در جدول ۲ مشخص است، در همه‌ی مدل‌های منتخب، رطوبت نسبی، دمای هوا، و اکسیژن محلول به عنوان متغیر ورودی استفاده شده‌اند؛ که نشانگر اهمیت سه متغیر اخیر در پیش‌بینی شدت بوی نامطبوع است. همچنین، مدل‌هایی که شماره‌ی روز را در ترکیب نگه داشته‌اند، معمولاً عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های فاقد آن داشته‌اند، که نشان از نقش مهم روند زمانی در بروز بوی نامطبوع دارد. در

اسپیرمن ۰/۴۶، و ضریب کندال ۰/۳۳). به عبارت دیگر، تغییرات دمای آب نسبت به تغییرات دمای هوا، تأثیر بیشتری در افزایش شدت بو داشته است. نتایج اخیر با نتایج مطالعات پیکاردو^{۱۹} و همکاران (۲۰۲۲) همسو بوده و نشان داده است که افزایش دما می‌تواند انتشار ترکیب‌های بویایی را از طریق افزایش فعالیت میکروبی و نرخ تبخیر تسهیل سازد.^[۳۷] رطوبت نسبی نیز در طول داده‌برداری روند افزایشی داشته است. در روز اول داده‌برداری، مقدار رطوبت نسبی معادل ۱۰٪ و در صبح داده‌برداری روز هشتم نیز به بیش از ۶۰٪ رسیده است. نتایج به دست آمده از آزمون‌های پیرسون، اسپیرمن، و کندال نشان می‌دهند که بین رطوبت نسبی و شدت بو همبستگی منفی ضعیفی وجود داشته است (ضریب پیرسون ۰/۱۸-، ضریب اسپیرمن ۰/۱۳-، و ضریب کندال ۰/۰۹-). به عبارت دیگر، با افزایش رطوبت نسبی، شدت بو تمایل به کاهش داشته است، هر چند ارتباط به صورت ضعیف و نسبتاً نامحسوس بوده است. مقدار اکسیژن محلول در آب در اولین روز داده‌برداری، کمترین مقدار خود را داشته و مقداری معادل ۱/۵۶ mg/L ثبت شده است. به تدریج با کاهش دما و در اثر بارندگی‌ها در بالادست، مقدار اکسیژن محلول به طور نسبی افزایش پیدا کرده است. به طوری که بالاترین مقدار آن معادل ۸/۸ mg/L در انتهای داده‌برداری در ۲۵ آبان تا ۸ آذر به ثبت رسیده است. نتایج آزمون‌های پیرسون، اسپیرمن، و کندال نشان می‌دهند که بین اکسیژن محلول و شدت بو یک همبستگی منفی ضعیف وجود دارد (ضریب پیرسون ۰/۲۰-، ضریب اسپیرمن ۰/۱۸-، و ضریب کندال ۰/۱۲-). این نتیجه به این معناست که افزایش اکسیژن محلول ممکن است با کاهش کمی در شدت بو همراه باشد، اما تأثیر آن به صورت نسبی ضعیف است. این همبستگی منفی با یافته‌های مطالعات پیشین سازگار است و نشان می‌دهد که سطوح پایین DO با افزایش انتشار H_2S همراه بوده است، که یکی از عوامل اصلی بوی نامطبوع در آب‌های سطحی آلوده محسوب می‌شود.^[۱۷] شاخص بو نیز با طیف وسیعی از مقادیر در محدوده‌ی ۰ تا ۶/۱ به ثبت رسیده است. میانگین این شاخص ۲/۱ بوده است، که به صورت بوی نامطبوع متوسط قابل توصیف است. نتایج آزمون‌های آماری نشان می‌دهد که بین شماره‌ی روز داده‌برداری (JD) و شدت بو، رابطه‌ی همبستگی منفی متوسطی وجود دارد. به بیان دیگر، همان‌طور که انتظار

جدول ۳. پارامترهای بهینه‌ی الگوریتم جنگل تصادفی در مدل منتخب.

Model	Bootstrap	Criterion	Max Features	Min Samples Leaf	Min Samples Split	Max Depth	Number of Trees (n_estimators)
1	True	Squared error	Sqrt	1	4	14	8
2	True	Squared error	Sqrt	1	2	14	4
3	False	Squared error	Sqrt	2	2	14	12
4	False	Absolute error	Sqrt	1	4	8	8
5	False	Squared error	Sqrt	1	6	8	16
6	False	Absolute error	Sqrt	2	2	8	12
7	False	Squared error	Sqrt	2	6	8	12
8	False	Absolute error	Sqrt	2	2	8	20
9	True	Squared error	Sqrt	2	6	14	12
10	False	Squared error	Sqrt	2	2	14	4



شکل ۵. نتایج واقعی و پیش‌بینی شاخص بو.

(Bootstrap) غیرفعال شده است، تا برای ساخت هر درخت، کل داده‌های آموزش به جای نمونه‌برداری با جایگزینی استفاده شوند. تنظیمات اخیر، به‌طور کلی نسبت به مدل‌های قبلی منجر به توسعه‌ی مدلی بهینه‌تر با دقت بالاتر و تعمیم‌پذیری مناسب‌تر بر روی داده‌های آزمون شده است. به طوری که علی‌رغم دقت بالا، اختلاف دقت در داده‌های آموزش و آزمون، به میزان کمی رسیده و نشانه‌ای از بیش‌برازش در آن وجود نداشته است. در شکل ۵، نتایج پیش‌بینی برای داده‌های آزمون و مقایسه‌ی آن با مقادیر واقعی داده‌ها مشاهده می‌شود؛ که مطابق با آن، مدل با شاخص R^2 معادل ۰/۸۳ توانسته است شدت بوی نامطبوع را به صورت کمی پیش‌بینی کند. شاخص‌های آماری R^2 .

مقابل، مدل‌هایی که متغیر هدایت الکتریکی و دمای آب را حذف کرده‌اند، دقت کمتری داشته‌اند. به طور کلی، ترکیبی از متغیرهای کیفی کلیدی، متغیرهای هواشناسی، و شاخص زمانی، بهترین کارایی را در مدل‌سازی شدت بو فراهم کرده‌اند. به دلیل کوچک‌بودن مجموعه‌ی داده، استفاده از مدل‌های با دقت بالا سبب چالش بیش‌برازش مدل شده بود، که با در نظر گرفتن معماری‌های ساده‌تر و کاهش پیچیدگی آن تلاش شد که از آن ممانعت به عمل آید. در مجموع هر ۱۰ مدل با ترکیب متغیرهای مختلف و عملیات تنظیم پارامترها با استفاده از بهینه‌سازی (جدول ۳)، عملکرد بسیار خوبی با داشتن مجموعه‌ی داده‌ی کم داشته‌اند.

در مدل ۴، با در نظر گرفتن متغیرهای ساده و کم (اکسیژن محلول، رطوبت نسبی، دمای هوا، و pH)، دقت شاخص R^2 برای داده‌های آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۸۹۴ و ۰/۷۹۰ به دست آمده است. مدل‌های ۳، ۶، و ۸ به ترتیب متشکل و تعامل یافته از مدل‌های ۲، ۵، و ۸ هستند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، با در نظر گرفتن تعامل متغیر شمارنده‌ی روز در متغیرهای کیفی و اقلیمی، دقت شاخص‌ها در مجموعه‌ی آموزش و آزمون افزایش یافته است. این تعامل به نوعی رفتار فصلی و ماهانه‌ی متغیرهای کیفی اقلیمی را نشان می‌دهد، که سبب افزایش دقت مدل شده است. نکته‌ی قابل توجه در مدل ساخته‌شده در سناریوی شماره‌ی ۹ این است که با افزایش و در نظر گرفتن متغیرهای بیشتر، دقت مدل نسبت به سناریوهای دیگر کاهش یافته است. همان‌طور که پیشتر اشاره شده است، به منظور افزایش دقت پیش‌بینی و بهینه‌سازی ساختار مدل جنگل تصادفی، از دو الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی تصادفی و جستجوی شبکه‌ای استفاده شده است. نتایج بهینه‌سازی پارامترهای جنگل تصادفی در جدول ۳ ارائه شده است. برای مثال، در بهترین مدل (شماره‌ی ۸) نتایج بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های ذکر شده، تعداد درخت‌های تصمیم‌گیری مساوی ۲۰ و عمق بیشینه‌ی درخت‌ها مساوی ۸ تعیین شده است، که نشان‌دهنده‌ی ساختار نسبتاً فشرده اما مؤثر مدل است. تعداد کمینه‌ی نمونه‌های لازم برای تقسیم یک گره نیز مساوی ۲ به دست آمده است. همچنین، تعداد کمینه‌ی نمونه‌هایی که باید در یک برگ درخت قرار گیرد، مساوی ۲ به دست آمده است، که نشانگر انعطاف بالای مدل در یادگیری الگوهای موجود در داده است. معیار ارزیابی مناسب برای تقسیم گره‌ها در مدل ذکر شده، خطای مطلق پیش‌بینی‌ها تعیین شده است. همچنین، در هر گره از درخت تصمیم‌گیری، فقط به تعداد ریشه‌ی دوم آن از ویژگی‌های تصادفی انتخاب شده‌اند، تا داده‌ها بر اساس آن‌ها تقسیم شوند. در نهایت، نمونه‌برداری مجدد

اگرچه حجم داده‌های مطالعه‌ی حاضر به یک دوره‌ی ۱۰ هفته‌ای محدود است و پیش‌بینی‌های بلندمدت و تعمیم مدل به کانال‌های دیگر ممکن است با عدم قطعیت‌هایی همراه باشد، نتایج به‌دست‌آمده، نشانگر عملکرد قابل‌اعتماد مدل در شناسایی روندهای کوتاه‌مدت و ویژگی‌های کیفی آب در محدوده‌ی مطالعه است. این امر اهمیت مطالعه را به عنوان پایه‌ای محکم برای توسعه‌ی مدل‌های جامع‌تر و اعمال در کانال‌های دیگر افزایش می‌دهد. برای تعمیم و تقویت پیش‌بینی‌های بلندمدت، جمع‌آوری داده‌های طولانی‌تر و متنوع‌تر، به‌کارگیری روش‌های تقویت داده یا انتقال یادگیری و اعتبارسنجی مدل با داده‌های مستقل از زمان یا مکان دیگر، مسیرهای پژوهشی آینده و گام‌های منطقی برای بهبود و توسعه‌ی مدل حاضر محسوب می‌شوند.

۴. نتیجه‌گیری

بوی نامطبوع منتشرشده از کانال‌های آب سطحی شهری، یکی از معضلات رو به رشد در کلان‌شهرهایی همچون تهران است، که نه فقط بر کیفیت محیط‌زیست و سلامت عمومی تأثیرگذار است، بلکه می‌تواند موجب نارضایتی گسترده‌ی شهروندان شود. در مطالعه‌ی حاضر، با تمرکز بر کانال غیاثوند به‌عنوان مطالعه‌ی موردی، برای نخستین بار تلاش شده است که یک چارچوب عملیاتی برای کمی‌سازی و پیش‌بینی شدت بوی نامطبوع بر اساس پارامترهای قابل‌اندازه‌گیری کیفیت آب و شرایط هواشناسی ارائه شود. تحلیل همبستگی نشان داده است که متغیرهایی مانند: دمای آب، دمای هوا، هدایت الکتریکی، و اکسیژن محلول نقش مؤثری در شدت بوی نامطبوع دارند. به‌ویژه، دمای آب بیشترین همبستگی مثبت و اکسیژن محلول بیشترین همبستگی منفی را با شاخص بو نشان داده‌اند. همچنین مدلی بر پایه‌ی الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی توسعه یافته است، که با استفاده از ترکیب بهینه‌ای از متغیرهای کیفی و هواشناسی، توانسته است شدت بو را با دقت بالا پیش‌بینی کند ($R^2 = 0.824$ برای داده‌های آزمون). مدل پیشنهادی پس از بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های جستجوی شبکه‌ای و تصادفی، به ساختاری فشرده و کارآمد با قابلیت تعمیم‌پذیری مطلوب دست یافته است. همچنین، نتایج نشان داده‌اند که متغیرهایی مانند: دمای هوا، رطوبت نسبی، اکسیژن محلول، و شماره‌ی روز داده‌برداری به‌عنوان ورودی در تمام مدل‌های برتر حضور داشته و نقش کلیدی در افزایش دقت مدل ایفا کرده‌اند.

یافته‌های پژوهش حاضر نشان می‌دهند که بوی نامطبوع آب سطحی، نه فقط تابع کیفیت لحظه‌ای آب است، بلکه تحت تأثیر روندهای زمانی، اقلیمی، و تغییرات فصلی نیز قرار دارد. چارچوب پیشنهادی مطالعه‌ی حاضر می‌تواند به‌عنوان مدلی کاربردی برای شناسایی، پهنه‌بندی، و پیش‌بینی بوی نامطبوع در دیگر کانال‌ها و رود دره‌های شهری توسعه یابد و در آینده به‌عنوان پایه‌ای برای طراحی سامانه‌های پایش هوشمند و تصمیم‌یار در مدیریت شهری استفاده شود. چارچوب مذکور نه فقط در سطح منطقه‌ای، بلکه در مقیاس وسیع‌تر نیز قابلیت پیاده‌سازی دارد و می‌تواند در سایر رود دره‌ها، کانال‌های شهری، و حتی محیط‌های صنعتی برای پایش سریع، مقرون‌به‌صرفه، و هدفمند بوی نامطبوع استفاده شود. از آنجا که پژوهش حاضر به‌صورت پایلوت و با تعداد محدودی نمونه انجام شده است، انتظار می‌رود که با پایش بلندمدت و افزایش حجم داده‌ها، دقت مدل و اعتبار نتایج به‌طور چشمگیری ارتقاء یابد. در نهایت، پژوهش حاضر، گامی عملیاتی در جهت رفع یک نیاز واقعی در حوزه‌ی مدیریت شهری است و پایش بوی نامطبوع می‌تواند مسیر طراحی سیاست‌ها و اقدام‌های پیشگیرانه در برابر این معضل را هموارتر سازد.

MAE و RMSE برای مدل نهایی برای داده‌های آموزش و آزمون در جدول ۲ ارائه شده‌اند؛ که نتایج آن نشان می‌دهد دقت مدل قابل‌قبول بوده و عملکرد خوبی داشته است. این تذکر لازم است که تفاوت بین مقادیر شاخص‌های به‌دست‌آمده در داده‌های آموزش و آزمون در برخی از مدل‌ها، به این دلیل است که مجموعه‌ی داده‌ها به‌صورت میدانی در هفته‌های مختلف جمع‌آوری شده‌اند؛ بنابراین، تعداد نمونه‌ها محدود به دوره‌ی داده‌برداری بوده است. بنابراین انتظار می‌رود با پایش بلندمدت و جمع‌آوری مجموعه‌ی داده‌ی بزرگ (به عنوان مثال با بیش از ۱۰۰۰ داده)، اختلاف اخیر بین دو مجموعه‌ی داده‌ی آموزش و آزمون، کاهش پیدا کند و دقت و اعتمادپذیری مدل‌های پیش‌بینی در داده‌های آزمون نیز همچون عملکرد آن در پیش‌بینی داده‌های آموزش به‌طور قابل‌توجهی افزایش یابد.

در پایان، نتایج مطالعه‌ی حاضر نشان داده است که استفاده از داده‌های میدانی در کنار مدل‌سازی داده‌محور می‌تواند رویکرد مؤثری برای پیش‌بینی شدت بوی نامطبوع در کانال‌های آب سطحی شهری باشد. مدل نهایی توسعه‌یافته با بهره‌گیری از الگوریتم جنگل تصادفی و بهینه‌سازی دقیق پارامترها، توانسته است با دقت قابل‌قبولی ($R^2 \approx 0.83$) شدت بو را پیش‌بینی کند. این سطح از دقت، به‌ویژه با توجه به محدودیت تعداد نمونه‌های میدانی، بسیار امیدوارکننده است و نشان می‌دهد که مدل ارائه‌شده، ظرفیت بالایی برای تعمیم‌پذیری دارد. با توسعه‌ی شبکه‌های پایش و افزایش حجم داده‌ها در آینده، می‌توان دقت مدل را بیش از پیش ارتقا داد. یافته‌های بخش حاضر، پایه‌ای علمی برای طراحی سامانه‌های پایش مستمر بو در شبکه‌ی آب‌های سطحی فراهم کرده‌اند و می‌توانند به‌عنوان ابزاری تصمیم‌یار برای مدیریت شهری و کنترل آلودگی‌های بویایی استفاده شوند. در پژوهش‌های آتی، مطالعاتی با پایش‌های بلندمدت و حجم داده‌ی بیشتر می‌توانند بستر مناسبی برای به‌کارگیری مدل‌های ترکیبی پیشرفته و یادگیری عمیق فراهم کنند و به ارتقاء بیشتر دقت و قابلیت تعمیم چارچوب پیشنهادی منجر شوند.

مطالعه‌ی حاضر با ارائه‌ی چارچوبی ترکیبی مبتنی بر داده‌های میدانی، شاخص‌های کیفی آب، متغیرهای هواشناسی، و مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی، گامی نوآورانه در جهت پیش‌بینی و مدیریت بوی نامطبوع در کانال‌های آب سطحی شهری برداشته است. نوآوری اصلی پژوهش حاضر در تلفیق داده‌برداری میدانی با مدل‌سازی هوشمند و دستیابی به دقت بالا در پیش‌بینی شدت بو، آن هم در شرایط محدودیت داده، نهفته است. مدل نهایی با R^2 برابر با ۰/۸۲۴ برای داده‌های آزمون، قابلیت تعمیم‌پذیری مناسبی را نشان می‌دهد و می‌تواند مبنای تصمیم‌سازی برای اقدام‌های مدیریتی هدفمند در شهرهای بزرگ قرار گیرد. چارچوب مذکور، نه فقط در سطح منطقه‌ای، بلکه در مقیاس وسیع‌تر نیز قابل توسعه است و می‌تواند در سایر رود دره‌ها، کانال‌های شهری، و حتی در محیط‌های صنعتی برای پایش سریع و کم‌هزینه‌ی بوی نامطبوع توسعه یابد و استفاده شود. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی با افزایش حجم داده‌ها از طریق پایش‌های بلندمدت، استفاده از حسگرهای آنلاین و ترکیب روش‌های پیشرفته‌ی یادگیری عمیق، دقت و قابلیت اطمینان چارچوب اخیر بیش از پیش ارتقاء یابد و به‌عنوان بخشی از سیستم‌های هوشمند مدیریت کیفیت محیط‌زیست شهری استفاده شود. همچنین در مطالعات آینده، توسعه‌ی یک مدل مفهومی و یکپارچه، که علاوه بر پیش‌بینی، قابلیت تصمیم‌سازی و کنترل را نیز پوشش دهد، با بهره‌گیری از شبکه‌های پایش گسترده‌تر و داده‌های بلندمدت پیشنهاد می‌شود.

تشکر و قدردانی

نوشتار حاضر برگرفته از نتایج پروژه‌ی پژوهشی انجام‌شده به شماره‌ی قرارداد ۱۳۷/۳۰۵۰۲۶ در مرکز مطالعات و برنامه‌ریزی شهر تهران است و نویسندگان آن از حمایت‌های مرکز مذکور کمال تشکر را دارند. از سرکار خانم دکتر زهرا برزگر، مدیر محترم گروه مطالعات محیط‌زیست مرکز مطالعات و برنامه‌ریزی شهر تهران، که مسئولیت راهبری و هدایت پروژه را داشتند و همچنین از ناظر

علمی پروژه، جناب آقای دکتر مجید حسین زاده نیز تشکر و قدردانی می‌شود. دستگاه سنجش بو، که در پروژه‌ی پژوهشی حاضر استفاده شده است، با استفاده از اعتبار اعطایی جایزه‌ی دکتر کاظمی آشتیانی از سوی بنیاد ملی نخبگان تهیه شده است و لازم است از این بنیاد گرانقدر به‌دلیل حمایت‌های ارزشمندشان صمیمانه قدردانی شود. در انتها، از حمایت‌های معاونت پژوهشی دانشگاه صنعتی شریف نیز تشکر و قدردانی می‌شود.

منابع - References

1. United Nations, *The sustainable development goals report 2018*, 2018. [Online]. Available: <https://unstats.un.org/sdgs/report/2018/goal-06/>.
2. Sun, Y., Xu, Z., Zhang, N., Hu, D., Liang, Y., Liu, C., Zhu, Y. and Chen, X., 2025. Unveiling the intrinsic relationship between ammonia and hydrogen sulfide generation during composting. *Environmental Technology & Innovation*, 39, 104298. <https://doi.org/10.1016/j.eti.2025.104298>
3. Lu, M., Lamichhane, P. and Liang, F., 2008. Identification of odor causing compounds in a commercial dairy farm. *Water Air & Soil Pollution: Focus*, 8, pp.359–367. <https://doi.org/10.1007/s11267-007-9150-x>
4. Han, B., Liu, Y.T. and Wu, J.H., 2018. Characterization of industrial odor sources in Binhai New Area of Tianjin, China. *Environmental Science And Pollution Research*, 25, pp.14006–14017. <https://doi.org/10.1007/s11356-018-1596-z>
5. Riaz, S., Mehmood, R., Kareem, H.A. and Sadia, H., 2023. Livestock waste, types, sources, pollution potential, and country-wise comparisons. In: *Waste Problems And Management In Developing Countries*. 1st ed. Apple Academic Press, pp.1–27. <https://doi.org/10.1201/9781003283621-9>
6. Valipoori Goodarzi, H., Fadaei Tehrani, M.R. and Mohammad Zadeh, S., 2024. Investigation regarding assessment of potentially toxic elements (PTEs) contamination risk in Rasht city with emphasis on the two rivers, Goharroud and Zarjoub, Gilan province, Iran. *Sustainable Water Resources Management*, 10, 50. <https://doi.org/10.1007/s40899-023-01025-8>.
7. Khalili, R., Parvinnia, M. and Motaghi, H., 2020. Evaluation of Bashar River water quality using CCME water quality index. *Journal Of Environmental Science Studies*, 5(3), pp.2807–2814.
8. Shakeri, A. and Moore, F., 2010. The impact of an industrial complex on freshly deposited sediments, Chener Rahdar river case study, Shiraz, Iran. *Environmental Monitoring And Assessment*, 169, pp.321–334. <https://doi.org/10.1007/s10661-009-1173-5>.
9. Seyednezhad, N., Salimi Gol Sheikhi, M. and Barati, R., 2022. Analytical note: Discussion to determine the network of problems of Kashaf Rood river. *Journal Of Water And Sustainable Development*, 9(2), pp.135–137.
10. Cao, J., Sun, Q., Zhao, D., Xu, M., Shen, Q., Wang, D., Wang, Y. and Ding, S., 2020. A critical review of the appearance of black-odorous waterbodies in China and treatment methods. *Journal Of Hazardous Materials*, 385, 121511. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2019.121511>
11. Choe, L.J., Jung, S.W., Kim, D.G., Baek, M.J., Kang, H.J., Lee, C.Y. and Bae, Y.J., 2014. Temporal changes in benthic macroinvertebrates and their interactions with fish predators after restoration in the Cheonggyecheon, a downtown stream in Seoul, Korea. *Entomological Research*, 44(6), pp.338–348. <https://doi.org/10.1111/1748-5967.12080>
12. Gerner, N.V., Nafo, I., Winking, C., Wencki, K., Strehl, C., Wortberg, T., Niemann, A., Anzaldúa, G., Lago, M. and Birk, S., 2018. Large-scale river restoration pays off: A case study of ecosystem service valuation for the Emscher restoration generation project. *Ecosystem Services*, 30, pp.327–338. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2018.03.020>
13. Romero, E., Le Gendre, R., Garnier, J., Billen, G., Fisson, C., Silvestre, M. and Riou, P., 2016. Long-term water quality in the lower Seine: Lessons learned over 4 decades of monitoring. *Environmental Science & Policy*, 58, pp.141–154. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2016.01.016>
14. Chițescu, C.L., Ene, A., Geana, E.I., Vasile, A.M. and Ciucure, C.T., 2021. Emerging and persistent pollutants in the aquatic ecosystems of the Lower Danube Basin and North West Black Sea Region—A review. *Applied Sciences*, 11(20), 9721. <https://doi.org/10.3390/app11209721>
15. Krishna, C.R., Klein, C.R., Jones, K.W., Clesceri, N.L. and Stern, E.A., 1995. Human exposure to toxic materials. *The Mount Sinai Journal Of Medicine*, 62, p.5.

16. Liang, K., Feng, X., Yang, B., Dou, Z. and Chen, W., 2021. Research on treatment measures and treatment effects of black and smelly water body in Shenyang area. *IOP Conference Series: Earth And Environmental Science*, 651(4), 042043. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/651/4/042043>
17. Cruz, L.P., Alves, R.S., da Rocha, F.O., Moreira, M.S. and dos Santos Júnior, A., 2022. Atmospheric levels, multivariate statistical study, and health risk assessment of odorous compounds (H₂S and NH₃) in areas near polluted urban rivers in the city of Salvador, in Northeastern Brazil. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 15(1), pp.159–176. <https://doi.org/10.1007/s11869-021-01095-7>
18. Hawko, C., Verrielle, M., Hucher, N., Crunaire, S., Leger, C., Locoge, N. and Savary, G., 2021. A review of environmental odor quantification and qualification methods: The question of objectivity in sensory analysis. *Science Of The Total Environment*, 795, 148862. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148862>
19. Bax, C., Sironi, S. and Capelli, L., 2020. How can odors be measured? An overview of methods and their applications. *Atmosphere*, 11(1), 92. <https://doi.org/10.3390/atmos11010092>
20. Sado-Inamura, Y. and Fukushima, K., 2018. Considering water quality of urban rivers from the perspectives of unpleasant odor. *Sustainability*, 10(3), 650. <https://doi.org/10.3390/su10030650>
21. Wang, Y., Shao, L., Kang, X., Zhang, H., Lü, F. and He, P., 2023. A critical review on odor measurement and prediction. *Journal Of Environmental Management*, 336, 117651. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117651>
22. Lebrero, R., Bouchy, L., Stuetz, R. and Muñoz, R., 2011. Odor assessment and management in wastewater treatment plants: a review. *Critical Reviews In Environmental Science And Technology*, 41(10), pp.915–950. <https://doi.org/10.1080/10643380903300000>
23. Wei, L., Huang, C., Wang, Z., Wang, Z., Zhou, X. and Cao, L., 2019. Monitoring of urban black-odor water based on Nemerow index and gradient boosting decision tree regression using UAV-borne hyperspectral imagery. *Remote Sensing*, 11(20), 2402. <https://doi.org/10.3390/rs11202402>
24. Yang, F., Pluth, T.B., Fang, X., Francq, K.B., Jurjovec, M. and Tang, Y., 2021. Advanced machine learning application for odor and corrosion control at a water resource recovery facility. *Water Environment Research*, 93(11), pp.2346–2359. <https://doi.org/10.1002/wer.1618>
25. Mulrow, J., Kshetry, N., Brose, D.A., Kumar, K., Jain, D., Shah, M., Kunez, T.E. and Varshney, L.R., 2020. Prediction of odor complaints at a large composite reservoir in a highly urbanized area: A machine learning approach. *Water Environment Research*, 92(3), pp.418–429. <https://doi.org/10.1002/wer.1191>
26. Kang, J.H., Song, J., Yoo, S.S., Lee, B.J. and Ji, H.W., 2020. Prediction of odor concentration emitted from wastewater treatment plant using an artificial neural network (ANN). *Atmosphere*, 11(8), 784. <https://doi.org/10.3390/atmos11080784>
27. Qiu, S., Hou, P., Huang, J., Han, W. and Kang, Z., 2021. The monitoring of Black-Odor River by electronic nose with chemometrics for pH, COD, TN, and TP. *Chemosensors*, 9(7), 168. <https://doi.org/10.3390/chemosensors9070168>
28. Iran, Tehran Municipality, 2015. Operational studies for implementation of the comprehensive surface water management plan and preparation of improvement plans for streams and canals in the 22 districts of Tehran City – Conceptual design studies of District 3 – Second Edition, Volume 1. Tehran: Yekom Consulting Engineers. [In Persian]
29. Iran, Tehran Municipality, 2015. Operational studies for implementation of the comprehensive surface water management plan and preparation of improvement plans for streams and canals in the 22 districts of Tehran City – Conceptual design studies of District 3 – Second Edition, Volume 2. Tehran: Yekom Consulting Engineers. [In Persian]
30. Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45, pp.5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
31. Wang, F., Wang, Y., Zhang, K., Hu, M., Weng, Q. and Zhang, H., 2021. Spatial heterogeneity modeling of water quality based on random forest regression and model interpretation. *Environmental Research*, 202, 111660. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2021.111660>
32. Alnahit, A.O., Mishra, A.K. and Khan, A.A., 2022. Stream water quality prediction using boosted regression tree and random forest models. *Stochastic Environmental Research And Risk Assessment*, 36(9), pp.2661–2680. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02152-4>
33. Sakaa, B., Elbeltagi, A., Boudibi, S., Chaffai, H., Islam, A.R.M.T., Kulimushi, L.C., Choudhari, P., Hani, A., Brouziyne, Y. and Wong, Y.J., 2022. Water quality index modeling using random forest and improved SMO algorithm for support vector machine in Saf-Saf river basin. *Environmental Science And Pollution Research*, 29(32), pp.48491–48508. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-18644-x>
34. Fang, X., Li, X., Zhang, Y., Zhao, Y., Qian, J., Hao, C., Zhou, J. and Wu, Y., 2021. Random forest-based understanding and predicting of the impacts of anthropogenic nutrient inputs on the water quality of a tropical lagoon. *Environmental Research Letters*,

- 16(5), 055003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abf395>
35. Xu, J., Xu, Z., Kuang, J., Lin, C., Xiao, L., Huang, X. and Zhang, Y., 2021. An alternative to laboratory testing: random forest-based water quality prediction framework for inland and nearshore water bodies. *Water*, 13(22), 3262. <https://doi.org/10.3390/w13223262>
36. Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V. and Vanderplas, J., 2011. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal Of Machine Learning Research*, 12, pp.2825–2830.
37. Piccardo, M.T., Geretto, M., Pulliero, A. and Izzotti, A., 2022. Odor emissions: A public health concern for health risk perception. *Environmental Research*, 204, 112121. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2021.112121>