

DOI: 10.19741/j.issn.1673-4831.2025.0427

王轶冬, 王晓雪, 侯德义. 土壤和地下水污染溯源技术进展及多技术集成框架探讨[J]. 生态与农村环境学报, 2025, 41(11): 1381–1392.

WANG Yi-dong, WANG Xiao-xue, HOU De-yi. Advances in Soil and Groundwater Pollution Source Tracking and a Multi-technology Integration Framework [J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2025, 41(11): 1381–1392.

土壤和地下水污染溯源技术进展及多技术集成框架探讨

王轶冬, 王晓雪, 侯德义^① (清华大学环境学院, 北京 100084)

摘要: 近年来,随着工业化和城市化进程的加快,土壤和地下水污染问题日益严峻,严重威胁生态环境安全和公众健康,精准高效的污染溯源技术对污染治理与责任划分具有关键作用。传统溯源方法往往基于单一介质和单一方法,如数理统计方法、污染物指纹分析、迁移扩散模型反演等。近年来,一些新兴的溯源技术手段,如遥感技术、地球物理方法、机器学习等,逐步成为新的研究热点。这些方法具有各自的适用场景及应用优劣势。由于污染源成因复杂且环境介质高度异质,当前溯源实践仍面临数据精度不足、成本高和技术集成困难等挑战。为此,本文提出一个多技术集成的土壤和地下水污染高精度溯源方法框架,通过加强多源数据融合,在降低成本的同时提高溯源精度,提升溯源技术的实用性与智能化水平,可为土壤和地下水污染防治提供有力的技术支撑。

关键词: 溯源; 受体模型; 稳定同位素; 遥感技术; 机器学习; 多技术集成

中图分类号: X523; X53 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4831(2025)11-1381-12

Advances in Soil and Groundwater Pollution Source Tracking and a Multi-technology Integration Framework.

WANG Yi-dong, WANG Xiao-xue, HOU De-yi^① (College of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In recent years, accelerated industrialization and urbanization have intensified soil and groundwater contamination, posing serious threats to environmental safety and public health. Accurate and efficient source-tracking technologies are therefore critical for effective remediation and responsibility attribution. Conventional tracing approaches, such as statistical analyses, pollutant fingerprinting, and inverse transport modeling, typically rely on a single medium and a single method. Emerging techniques, including remote sensing, geophysical methods, and machine learning algorithms, have attracted growing attention, each offering distinct strengths and constraints for specific application scenarios. However, the complexity of pollution sources and the high heterogeneity of environmental media continue to hinder practical tracing efforts, which are often constrained by limited data resolution, high costs, and challenges in method integration. To address these challenges, this study proposes a high-precision, multi-technology integration framework for tracing soil and groundwater pollution sources. By reinforcing multi-source data fusion, the framework simultaneously lowers costs and enhances the precision of source apportionment, thereby improving the applicability and smart capabilities of source-tracking technologies and providing robust technical support for soil and groundwater pollution prevention and control.

Key words: source apportionment; receptor models; stable isotopes; remote sensing; machine learning; multi-technology integration

土壤和地下水作为生态系统的重要组成部分,其质量直接关系到人类生存与社会发展。然而,随着工业化、城市化进程的加快,全球范围内土壤和地下水污染问题日益严峻^[1-2]。《全国土壤污染状况调查公报》显示,我国土壤总的点位超标率达16.1%,主要污染物包括重金属(如镉、铅、汞)、有机物(如多环芳烃、农药)等^[3];地下水污染同样不容乐观,《2023 中国生态环境状况公报》显示,地下水中22.2%的国家地下水环境质量考核点位为Ⅴ类水^[4],华北平原、长三角地区等经济发达区域的

地下水污染问题尤为突出。为有效应对土壤和地下水污染形势,我国出台《土壤污染防治行动计划》与《地下水管理条例》等一系列政策文件,体现了国家对于土壤和地下水污染防治工作的高度重视^[5-6]。

在土壤和地下水治理过程中,精准识别污染源具有重要意义。一方面,传统治理模式往往重视末

收稿日期: 2025-05-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(42225703)

① 通信作者 E-mail: houdeyi@mail.tsinghua.edu.cn

端治理而忽视污染源识别,导致修复重点缺失、资源浪费,而溯源技术通过解析污染物时空分布及迁移轨迹,锁定源区并实施“断源”措施,可显著降低治理成本,提升修复成效。另一方面,溯源技术能够为污染责任的认定提供科学依据,支撑《中华人民共和国土壤污染防治法》中“污染者担责”原则的落地^[7],推动环境政策完善并服务政府精细化决策。

自 20 世纪 70 年代以来,国际污染场地治理研究不断深入,溯源技术随之得到发展^[8]。20 世纪 80 年代,环境法医学兴起,排放清单法与物质流分析等“源清单”技术被用于潜在污染源筛选^[9-11]。至 20 世纪末,电感耦合等离子体-质谱(ICP-MS)等高精度检测技术的应用为溯源研究提供了新的视角,同时统计模型、同位素示踪和溶质运移反演等方法相继被纳入溯源体系^[12-14]。进入 21 世纪以来,地球物理探测、遥感和机器学习等新兴手段持续涌现,为污染源解析提供了更具创新性的技术路径。

当前我国土壤和地下水溯源技术仍处于起步阶段,《土壤污染源头防控行动计划》明确提出“强化受污染农用地溯源整治”,体现了我国对土壤和地下水污染溯源问题的持续重视^[15]。然而,现行方法主要依赖资料收集、现场踏勘与补充监测,分辨率有限,多停留在定性识别层面,缺乏系统化监测体系,难以实现污染源贡献量的定量判定。与此同时,我国污染分布点多面广、成因复杂,加剧了溯源技术选择与应用难度,不利于政策制定与精细化管理。综上所述,本文系统梳理了国内外土壤和地下水溯源技术研究进展,并对主要污染溯源技术进行分类评述。首先,分析基于数理统计、污染物指纹和污染物迁移过程的 3 类传统溯源方法及其应用,然后系统梳理遥感、地球物理探测和机器学习等前沿手段的最新进展,并总结当前溯源技术所面临的主要挑战与未来趋势,最后,在上述分析的基础上,提出一种多技术集成的高精度污染溯源方法框架。

1 基于数理统计的溯源方法

数理统计方法在土壤和地下水污染溯源研究中发挥着关键作用,能够从大规模监测数据中挖掘潜在规律,进而对污染物来源进行定量判别与归属分类。相比于传统现场调查与经验判断,数理统计方法具有数据驱动、模型透明、结果可重复等优势,尤其适用于多源复合、过程复杂且动态性强的场景。数理统计溯源方法主要包括:(1)聚类分析与数据降维;(2)相关性与回归分析;(3)受体模型等。

1.1 基于聚类分析与数据降维的溯源

聚类分析与数据降维是处理复杂背景数据与多污染源信息的常用手段,能有效提炼关键特征并提高判源精度。两者常联合应用,通过降维-分组流程从庞杂数据中提取关键溯源信息,提升结果可靠性与有效性。

聚类分析为无监督学习方法,常用算法包括 K-means、层次聚类与自组织映射网络(SOM)等。在污染溯源中,通过度量污染物浓度或化学组成相似性,将样本划分为若干特征组,并进一步解析潜在分布模式及源区演化趋势^[16-19]。

数据降维以主成分分析(PCA)和因子分析(FA)最为常见,可从大量监测数据中提取主导因子,减少噪声并揭示主要变化趋势,进而识别污染来源与扩散模式。在土壤重金属溯源中,PCA 常用于揭示多个金属元素共同的空间分布模式,通过提取具有代表性的主成分计算载荷矩阵,分析推断其潜在来源(如人为源、自然源)^[19-20]。此外,降维与聚类常结合使用,例如研究者利用 SOM-K-means 算法将鄱阳湖流域地下水划分为 6 类,再借助 PCA 解析影响地下水水质特征的主控因子(人为污染、水岩相互作用、氧化还原环境)^[21]。

1.2 基于相关性与回归分析的溯源

相关性与回归分析是揭示污染物相互关系及追溯污染源的重要统计工具。相关性分析通过定量描述污染物间的统计依赖关系,可揭示污染物之间的协同排放及其与潜在源之间的因果联系;常用方法包括皮尔逊和斯皮尔曼分析,分别适用于正态与非正态数据。在土壤重金属的溯源分析中,该方法已被用于辨识工业、农业及地质背景等不同来源^[19,22-23]。

在此基础上,回归分析通过构建数学模型,可进一步量化污染源对污染物浓度的影响。线性回归适用于单因子分析,多元回归则可用于同时评估多源综合作用^[24-25]。回归分析不仅能用于定量污染源与污染物浓度之间的关系,还能预测污染变化,为治理决策提供支撑。

1.3 基于受体模型的溯源

受体模型是一类遵循质量守恒的统计分解模型,通过解析“受体端”样品中的污染物组成,定量估算各污染源贡献。常见模型包括化学质量平衡模型(CMB)、绝对主成分得分-多元线性回归模型(APCS-MLR)和正定矩阵因子分解模型(PMF)等^[26]。

CMB 模型假设受体中污染物为多个已知源的

线性叠加,结合排放清单与观测数据,基于质量守恒原理将浓度分配至各源,从而计算其贡献率^[27-28]。APCS-MLR 模型结合了主成分分析与多元线性回归分析,通过将主成分作为解释变量,建立了污染物浓度与源贡献之间的函数关系,从而识别主导污染源并量化其贡献比例^[29-31]。PMF 模型是一种基于因子分解的受体模型,它通过矩阵分解同时求取源谱与源强,适用于源类型未知或复杂场合,对噪声及缺失数据鲁棒性较强,相较于 APCS-MLR 模型,其结果的可靠性高^[29,32-33]。

表 1 基于数理统计溯源方法的适用性与局限性比较

Table 1 Comparison of applicability and limitations of statistical approaches for source apportionment

方法类别	代表方法	优势	局限性	适用场景
聚类与降维分析	K-means、SOM、PCA、FA	提取主导因子、降噪能力强;适用于大样本;模型可解释性高	无法提供源贡献定量结果;对聚类数/主成分选择较敏感	多因子污染分析、污染空间分区、源类型初筛
相关性分析与回归分析	皮尔逊、斯皮尔曼、多元回归	揭示变量间统计关联与影响机制;可定量评估单/多源贡献	依赖数据分布假设;难以处理变量间共线性;非线性关系建模较弱	特定污染物归因分析;源-物浓度关系建模
受体模型	CMB、APCS-MLR、PMF	可定量估算污染源贡献;可对复合污染场景	需要已知或可推断的源谱;对数据质量和质量守恒假设敏感;源类型不可识别	源类型明确或存在代表性数据库;污染责任划分、源贡献定量

2 基于污染物指纹的溯源方法

污染物在不同来源中呈现独特的“指纹”,按性质可分为化学指纹、生物指纹和稳定同位素指纹。通过采集土壤和地下水样品并将其与污染物指纹数据库进行比对,可精准匹配潜在污染源并量化其贡献,在复杂或多源共存情景下优势尤为突出。

2.1 化学指纹溯源

化学指纹溯源是一种基于污染物理化性质、元素比值和特定光谱响应等信息,通过比对样品与指纹数据库揭示污染来源及其演化的方法,具有获取手段成熟、解析路径清晰、成本较低的优势,已广泛应用于石油烃、多环芳烃、氯代烃、溶解性有机物及重金属污染等领域。

化学指纹溯源的核心在于构建可识别的特征“指纹”。例如,石油烃来源油品在烃类分布和特征化合物上具有差异,可借助气相色谱-质谱(GC-MS)、全二维气相-高分辨质谱(GC×GC-HRT)等技术识别其特征指纹开展比对溯源^[36-37]。多环芳烃(PAHs)及其衍生物的特征比例能够反映热裂解过程或原油生成的特异性分子分布,常基于诊断比值、相关性及主成分分析区分燃煤、燃油与渗漏等成因^[38-39]。氯代烃指纹除依赖排放源头的特异性

1.4 适用场景与局限性

基于数理统计的溯源方法在污染源识别中具有广泛应用基础,不仅可用于建设用地污染溯源,在农用地重金属溯源中也广泛使用^[34-35]。然而,基于数理统计的溯源方法的应用效果依赖数据的完整性与代表性,同时受限于模型假设的合理性与输入变量的选择,如表 1 所示,不同方法在适用场景上具有较大差异,需结合污染类型、数据结构和场地特征进行合理选择。

化学比例外,常与同位素结合,以校正自然条件下降解过程的影响^[40-41]。荧光光谱法可通过测定溶解性有机物(DOM)的三维荧光光谱并将其与周边疑似污染源的光谱数据进行对比,迅速锁定潜在污染源,目前已由地表水逐步拓展至地下水中^[42-43]。重金属溯源则主要依赖重金属浓度分布特征、同位素组成与矿物学特征等复合信息,结合数理统计解析复杂污染场景中污染源的种类与贡献^[22,44]。

需要注意的是,多源复合场景可能出现指纹交叉及信号混淆等问题,同时生物降解、吸附-解吸及氧化还原等过程也会改变原始特征,实际应用中宜结合污染物迁移转化机理,并辅以稳定同位素或生物指纹等手段,以提高溯源结果准确性。

2.2 生物指纹溯源

生物指纹溯源是一种通过分析植物体和微生物群落所携带的分子、基因及代谢信息追踪污染物来源的技术,常用的特征标志物包括元素组成、稳定同位素、代谢产物、DNA 序列、酶活性及微生物群落结构等。

在植物溯源研究中,污染物可随根系进入植物体并在液泡或木质部累积^[45],利用树轮年层、电感耦合等离子体-质谱(ICP-MS)及 GC-MS 等技术测定植物样品,可获得元素及同位素时空分布数据,

并结合分子生物学与代谢组学揭示污染物迁移转化路径。已有研究表明,通过树轮分析可判定地下水中氯代烃污染范围与污染年份^[46-47],追踪铀等放射性元素的扩散历程^[48],展现了该方法具有样本易于获取、灵敏度高、指纹特征清晰且适用性广泛的优势,尤其适用于大范围污染场地的快速筛查。

与植物相比,微生物群落对污染负荷的响应更为迅速且特异。污染物进入土壤-地下水体系后,微生物降解及抗性基因被激活,群落结构和功能随之发生显著变化,同时释放关键酶以快速应对环境变化^[49]。通过高通量测序、功能基因定量和酶活性测试,研究者能够揭示污染物对微生物群落和酶活性的特异性影响,并据此锁定污染来源及迁移途径。目前,该技术已在氯代烃、石油烃、重金属以及粪便等污染溯源中取得有效应用^[50-52]。

2.3 稳定同位素指纹溯源

稳定同位素示踪因丰度稳定、来源特异,已成为土壤-地下水污染溯源的关键手段^[53]。不同源区具有差异化的同位素组成,可为源识别提供判据,同位素分馏过程则指示了污染物自然衰减与生物降解等反应路径。需要注意的是,Cr、Cu、Zn 和 Cd 等重金属在迁移转化中易发生显著分馏,可能掩盖原始特征信号并增加解析不确定性^[54]。为提升结果可靠度,常将同位素数据与贝叶斯混合模型耦合使用^[17,55-57]。

在区域地下水研究中,硝酸盐与硫酸盐同位素示踪应用最为广泛。两者来源涵盖自然过程(大气沉降、土壤有机氮矿化、径流输入)和人为活动(农业面源、工业废水、生活污水),其同位素组成可有效区分源贡献^[58]。单指标(如 $\delta^{15}\text{N}-\text{NO}_3$)可能因源区间重叠导致分辨率不足,因此普遍采用 $\delta^{15}\text{N}-\delta^{18}\text{O}$ (硝酸盐)和 $\delta^{34}\text{S}-\delta^{18}\text{O}$ (硫酸盐)双指标联用^[59]。然而,复杂的水文地球化学过程(如挥发、硝化/反硝化、氧化还原反应)仍可能导致多源区重叠现象,因而常与卤素比值(Cl^-/Br^-)、硼同位素($\delta^{11}\text{B}$)及微生物标记物结合使用^[58,60]。在定量层面,同位素数据可与主成分分析、质量平衡模型及贝叶斯混合模型(SIAR, MixSIR, MixSIAR)联合使用,其中 MixSIAR 因可整合多源不确定性,在复杂场景中优势突出^[61]。

自 20 世纪末高精度质谱技术取得突破以来,Pb、Zn 和 Cd 等重金属同位素示踪获得快速发展。重金属污染多呈多源复合特征(大气沉降、母质风化、矿业排放等),通常需与统计学和矿物学方法结合解析^[62-63]。研究人员通过将 X 射线衍射(XRD)矿物学分析与 Pb 同位素比值联用,成功解析某锌冶炼区土壤重金属富集机制^[64];通过综合运用 Pb 同位素、多元统计及地统计模型,揭示首钢工业区土壤铅污染主要源自炼钢粉尘迁移与燃煤飞灰沉降^[65]。典型污染物双同位素图见图 1^[17,63,66-72]。

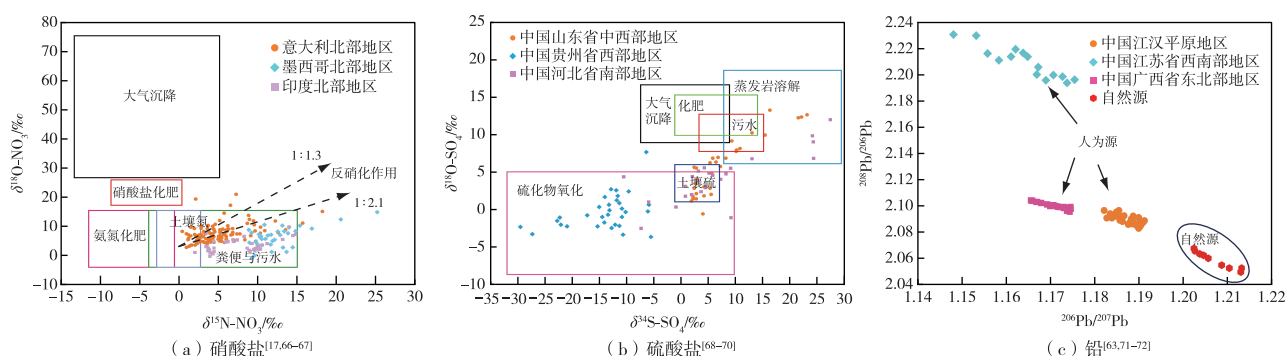


图 1 典型污染物双同位素图

Fig. 1 Dual-isotope plots of typical contaminants

地下水有机污染物同位素溯源也在兴起,化合物特异性同位素分析(CSIA)被成功应用于大量有机污染场地的源识别^[41,73]。然而,由于生物降解过程引发的同位素分馏效应会显著改变原始同位素组成^[74],实践中常采用 C-Cl 双同位素并配合统计模型综合判定来源,以提高准确性。

2.4 适用场景与局限性

污染物指纹技术通过构建污染物在不同源头的特征谱图,能够在复杂背景条件下实现污染源的识别与定量分析,尤其适用于污染成因复杂、污染物类型多样的场景。如表 2 所示,3 类指纹方法在适用对象、应用场景与解析路径方面具有差异,在

实际应用中,应根据污染物类型、场地复杂性与数据资源状况,合理选择或组合不同指纹方法,构建多路径、多维度的综合判源体系。

表 2 基于污染物指纹溯源方法的适用性与局限性比较

Table 2 Comparison of applicability and limitations of fingerprint-based source tracking methods

方法类别	适用污染物类型	优势	局限性	典型适用场景
化学指纹法	石油烃、PAHs、挥发性有机物 (VOCs) 和重金属等	成本低,方法成熟,适用范围广	指纹易受降解、吸附等过程干扰,多源组分相似时辨识困难	多源复合污染初筛、工业污染比对分析
生物指纹法	氯代烃、石油烃、重金属和放射性元素等	响应灵敏,可反映污染暴露历史,适合区域初筛	易受环境噪声干扰,方法标准化程度低	大尺度区域快速溯源、历史污染演化评估
稳定同位素指纹法	硝酸盐、硫酸盐、重金属和氯代烃等	判源特异性强,可反映转化过程,可与统计模型联合定量	仪器要求高,成本较高,分馏效应需校正	面源/非点源识别、复杂污染过程定量解析

3 基于污染迁移过程的溯源方法

污染物指纹与数理统计方法虽能依赖监测数据快速判源,但对数据的完整性要求较高,且较少耦合迁移转化规律。基于迁移过程的溯源技术通过定量描述污染物在土壤和地下水介质中的物理化学演变,并结合数值模拟与逆向分析,实现污染源精准定位与贡献量化。当迁移路径复杂或观测数据缺失时,可辅以示踪分析提升解析精度与可靠性。

3.1 示踪分析溯源

示踪分析溯源方法通过向环境系统中引入示踪剂或利用天然示踪信号,观测示踪物在介质中的行为特征,以反演污染物迁移路径及源区位置。引入的示踪剂通常选择那些在环境中能稳定存在、对污染物迁移具有良好指示性且不易与其他物质相互作用的物质,如氟化物、溴化钠、荧光染料和惰性气体等。通过采集观测示踪剂浓度的时空变化,根据示踪曲线可反推含水层渗透系数、弥散系数以及流线分布,示踪分析溯源方法已广泛应用于裂隙及冲积含水层等非均质环境^[75-77]。

示踪分析溯源方法的优势在于其能够直接观测污染物或示踪剂的动态行为,验证数值模型、校正运移参数并确定源区与受体区的连通性,但受限于示踪剂环境相容性、检测灵敏度及现场成本,通常需与数值反演、地球化学分析及空间插值技术联合应用,以提高结果可靠性。

3.2 基于迁移扩散过程模拟的反演溯源

基于迁移扩散模拟的反演溯源方法通过构建数学模型,模拟污染物在土壤-地下水介质中的迁移、扩散及转化过程,并借助反演算法推断污染源

的空间位置、排放强度及历史演变。根据求解策略的不同,常将该类模型划分为解析法、直接数值法与间接反演法。前两者计算效率高,但需依赖各向同性、均质介质和简化边界等理想化假设,难以适应源区复杂性与场地不确定性,因而在实际场地中多采用间接反演法^[78]。该方法常用的求解路径包括模拟-优化方法与模拟-随机统计方法,可有效应对参数不确定性并获得可靠判源结果。

模拟-优化方法通过全局或局部优化算法在参数可行域内搜索最优解,提高了污染源识别精度,常用的算法包括遗传算法^[79-80]、模拟退火算法^[81]与和声搜索算法^[82]等。模拟-随机统计方法则在贝叶斯框架内综合源参数分布信息,以概率形式表征不确定性,从而进一步提升反演可信度^[83]。

然而,间接反演法需要频繁调用迁移模型,计算量大,成本高。近年来,以深度神经网络为代表的替代模型被用于快速近似迁移过程,其可在保证溯源精度的前提下显著降低计算负荷,提升反演溯源方法的适用性^[84-86]。

3.3 适用场景与局限性

基于污染迁移过程的溯源方法通过描述污染物在土壤-地下水介质中的物理迁移与化学演化过程,反演污染源的位置、排放强度及演化路径,是实现污染精准识别与历史重建的重要手段。如表 3 所示,示踪分析法往往适用于含水层连通性差异显著、污染路径不明的复杂地质环境中;而 3 种基于迁移扩散过程模拟的反演溯源方法尽管能在数据不足或历史信息缺失的情境下,较好地重建污染演化过程,但针对非均质或多介质耦合条件,反演精度和稳定性仍受到挑战。

表 3 基于污染迁移过程溯源方法的适用性与局限性比较

Table 3 Comparison of applicability and limitations of transport modeling approaches

方法类别	优势	局限性	典型适用场景
示踪分析法	可直接观察污染物迁移行为;对非均质性地适应性强	需开展原位实验;受限于示踪剂选择与现场条件;成本较高	含水层连通性研究、裂隙介质路径判定、迁移边界验证
模拟-优化反演法	可估算源位置、排放强度与历史过程;适应数据缺失场景	建模复杂,计算量大,对参数敏感;依赖合理初始假设	场地修复前污染历史重建、责任划分、迁移过程定量分析
模拟-贝叶斯统计法	可表达不确定性;适用于复杂场地与不确定性传播分析	建模与后验采样复杂;参数维度高时效率低	多场耦合迁移过程建模、风险区划、模型可信度分析
替代模型方法	建模速度快,适合高维非线性场景;可显著降低反演计算负荷	可解释性差;训练样本依赖性强;仍需与物理模型耦合	快速反演、非线性污染路径学习、大数据驱动模型

4 前沿溯源方法

在土壤与地下水污染日益复杂的背景下,传统采样分析与统计模拟等方法往往难以满足精细化的溯源需求。随着高分辨率遥感、地球物理探测、多介质追踪及智能化数据挖掘等技术的协同发展,污染溯源技术也向着多尺度耦合、多学科交叉、跨介质协同、智能解析的方向发展,为政策管理提供更为精准的技术支撑。

4.1 基于遥感技术的污染溯源

航拍、卫星影像和可见-近红外光谱等遥感技术在污染溯源中发挥了关键作用,其基于大尺度、远距离、非接触观测的优势,可快速扫描广阔区域,对疑似污染地带进行初步筛查,辅助识别土壤和地下水的污染源位置^[87-88]。其中,可见-近红外光谱可敏锐捕捉污染对植被与土壤反射光谱的扰动,结合深度学习等反演算法,可揭示污染空间分布并指示潜在源区,同时通过多时相数据追踪污染迁移路径与演变趋势^[89-90]。该技术弥补了传统点位监测覆盖不足的问题,并可与地面监测及数值模型互补,提高溯源精度与效率。实践中,往往先利用遥感锁定嫌疑区域,再结合实地监测与模型模拟开展验证,以实现高效溯源。

4.2 基于地球物理技术的污染溯源

地球物理方法通过探测地下电性、磁性及地震波等物理场异常情况,实现对地层结构与污染羽的无损成像,从而解析污染源分布。高密度电阻率成像(ERT)和探地雷达(GPR)等技术可识别电阻率变化和反射波特征,并在米级分辨率范围内刻画地层结构及特征污染物分布^[91-92]。相较于传统钻探采样,ERT与GPR对无机及有机污染均具有良好适应性,特别适合异质性强的复杂场地,不仅可显著降低钻孔成本,还可获得更大空间覆盖^[93-95]。此外,将地球物理探测结果作为约束条件嵌入溶质运移模型或多元统计分析,可显著缩小源参数的不确

定性区间,进一步提高复杂场地溯源精度与可靠性。

4.3 基于多介质追踪的污染溯源

传统污染溯源多依赖单一介质(如土壤或地下水)监测数据,但污染物在气、液、固三相间往往存在非平衡传质的性质,单一介质污染数据可能难以全面揭示整体迁移扩散特征,从而限制溯源精度^[96]。多介质追踪技术通过同步布设土壤钻孔、地下水监测井及土壤气监测井,实现对VOCs与重金属等污染物的多维度监测,进而立体刻画地下包气带-含水层污染物分布^[97-98]。该技术通过分析气、液、固三相的浓度比值,可跨界面追踪污染物传输通量,并结合数值模型精细解析迁移转化过程,从而提高污染源定位的准确性。

4.4 基于机器学习的污染溯源

随着机器学习技术的迅速发展,依托数据驱动模型的机器学习溯源方法日益兴起,其能够挖掘污染源与污染物浓度之间的复杂非线性关系,为精准溯源提供了更灵活的技术路径。

在溯源过程中,机器学习在处理遥感影像、地层信息、土壤和地下水监测数据等多源异构数据时具有明显优势。常用模型包括随机森林(RF)^[99-100]、支持向量机(SVM)^[22]和神经网络(ANN)^[101-102]等,可有效挖掘污染源的时空分布特征,提高源识别精度。此外,机器学习方法能够处理传统方法无法有效解决的非线性问题,并通过特征选择与数据降维技术优化模型性能^[103]。

尽管机器学习具有较强的预测能力,其“黑箱”特性仍是制约实际溯源应用的重要因素。近年来,沙普利可加性解释法(SHAP)及模型无关的局部解释性(LIME)等可解释性方法被引入溯源研究,可量化各输入特征对模型输出的贡献,显著提升结果透明度^[104]。随着算法的不断优化与数据质量的提升,机器学习将为污染源识别及管理决策提供更可靠的支撑。

5 溯源技术现有挑战与展望

尽管土壤和地下水污染溯源技术取得了长足进展,但在数据精度、溯源方法局限性及技术成本和时效性等方面仍面临着挑战,为应对这些挑战,未来亟须在溯源方法与技术体系方向持续创新,以保障溯源结果的准确性。

5.1 调查数据的时空精度与质量不足,数据种类单一

在溯源过程中,数据的时空精度和质量是影响溯源精度的关键因素,传统采样与监测手段难以满足复杂场地的高分辨率需求,易导致溯源结果的误差,甚至错判污染源的位置与类型。此外,当前溯源研究大多仅依赖常规污染物浓度数据,单一类型的数据无法全面反映污染场地的复杂特征,难以揭示污染源之间的相互关系以及环境条件的多样性,在多源污染并存情况下更可能放大误差,影响溯源结果的准确性和可靠性。因此,未来溯源技术一方面应提高传统检测数据的时空精度和质量,另一方面应融合同位素分析、土壤气监测、遥感影像与地球物理探测等多源信息,通过跨学科整合方法提升溯源准确性。

5.2 单一溯源方法可靠性不足

在实际应用中,传统单一溯源技术受限于场地地质条件和污染类型,尤其是在污染源分布不均或污染物成分多样的情况下,可能无法全面揭示污染

源特征,进而导致溯源结论存在偏差。为了解决这一问题,亟须建立化学指纹、稳定同位素、统计模型与迁移模拟等多证据链协同溯源体系,通过交叉验证提升溯源结论的可靠性、可解释性和科学性,为治理决策提供坚实支撑。

5.3 传统溯源技术成本较高、时效性不足

传统溯源依赖大量现场调查与实验室分析,投入大且周期长,难以满足现代环境污染治理中对时效性和经济性的高要求。为应对这一挑战,未来应发展低成本、高效率的在线实时监测技术,融合遥感、地球物理探测与机器学习等新一代技术,降低传统溯源技术的成本并缩短周期,进而构建新一代高效低成本的溯源体系。

6 多技术集成的土壤和地下水污染高精度溯源方法框架

为应对上述挑战,突破单一技术在污染溯源过程中精度不高、成本偏高等局限,本文提出了一种集多源数据收集、多技术集成应用与多证据链综合分析于一体的高精度污染溯源方法框架(图 2)。

溯源流程自多源数据收集工作开始,通过文献资料检索与现场野外调查,系统获取目标区域的水文地质条件、生产与排放历史、土地利用类型、土壤与地下水基础参数及代表性污染物特征等信息,并在此基础上构建场地概念模型,为后续溯源分析提供坚实的数据支撑。

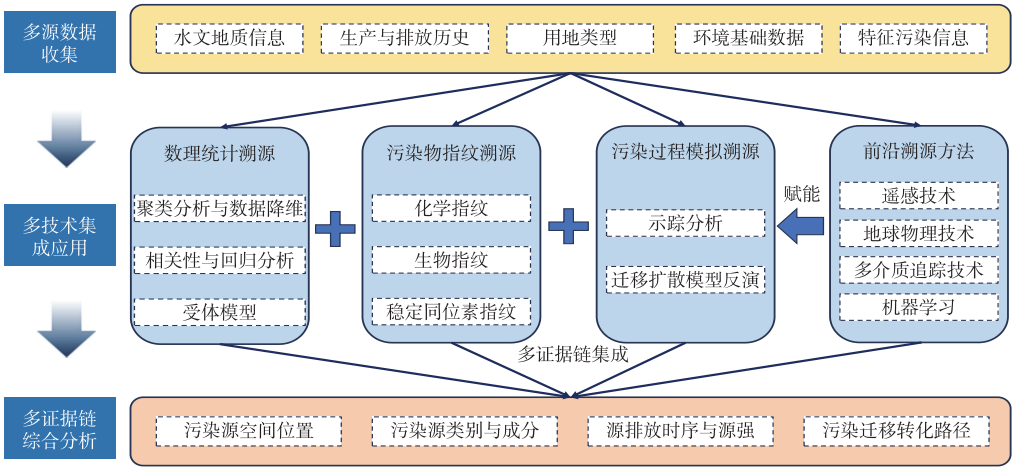


图 2 多技术集成的土壤和地下水污染高精度溯源方法框架

Fig. 2 A multi-technology integration framework for high-precision source tracking of soil and groundwater contamination

随后进入多技术集成应用阶段,这是整个溯源流程的核心环节。鉴于单一技术往往受限于数据质量、模型假设或尺度适用范围,必须根据具体的

溯源需求和场地特征,有针对性地组合数理统计方法、化学/同位素指纹、迁移扩散模型反演、遥感、地球物理探测及机器学习等多种手段,以降低误差并

提升判源可靠性。例如,在区域尺度上,由于污染源类型繁多、水文地质参数难以精细刻画,通常以土壤与地下水监测数据为基础,辅以化学或同位素指纹,通过聚类分析、多元回归等统计方法对潜在污染源进行溯源,同时引入遥感技术以扩大空间覆盖度并提高筛查效率;在场地尺度上,则依托场地历史资料,结合迁移扩散模型反演与多指纹特征,实现污染源的精确定位;此外,还应依据重金属、无机盐(如硝酸盐)、VOCs、半挥发性有机物(SVOCs)、石油烃等不同污染物的指纹特征及迁移转化规律,进一步优化技术组合。比如对于高浓度VOCs所形成的非水相液体(NAPL),可增设地球物理探测与土壤气分析;对于石油烃、六价铬等易降解污染物,则需纳入其自然衰减机制,加以修正。

最后,基于多技术溯源结果的多证据链综合分析,结合场地的实际需求,可对污染源的空间位置、类别成分谱、排放时序与强度以及迁移转化路径等进行定量综合判定,为后续修复方案设计与环境管理决策提供科学依据。

7 结论

随着对土壤和地下水污染问题的日益重视,污染源精准识别已成为环境治理的关键环节。本文系统梳理了国内外污染溯源技术的研究进展,并对主要方法进行了分类与评述。传统溯源技术如数理统计、污染物指纹分析和迁移扩散模型反演等,已在多种污染场地中得到广泛应用,能够定量解析污染源的类别及其贡献率,并追踪污染物在时间和空间上的演变。同时,遥感、地球物理探测和机器学习等前沿技术的引入为污染溯源注入了新的活力,在大范围污染监测与复杂数据分析中展现出巨大潜力。然而,面对污染成因日益复杂、环境介质高度异质的状况,单一介质和单一方法在溯源过程中的应用暴露出成本高、精度不足等问题。

针对现有技术局限,本文提出了一种多技术集成的高精度土壤和地下水污染溯源方法框架,通过多源数据收集、多技术集成应用和多证据链综合分析,有效克服了数据时空精度不足、溯源手段单一及技术成本高昂等难题。该框架通过技术创新和跨学科协作,显著提升了溯源结果的可靠性和时效性。未来,随着环境管理体系的不断完善和关键技术的持续突破,污染溯源技术将在环境风险管控和污染修复决策中发挥更加重要的支撑作用。

参考文献:

[1] RODRÍGUEZ-LADO L, SUN G F, BERG M, *et al.* Groundwater

Arsenic Contamination throughout China [J]. *Science*, 2013, 341 (6148): 866–868.

[2] YANG H, HUANG X J, THOMPSON J R, *et al.* Soil Pollution: Urban Brownfields [J]. *Science*, 2014, 344 (6185): 691–692.

[3] 环境保护部, 国土资源部. 全国土壤污染状况调查公报 [Z]. 2014.

[4] 生态环境部. 2023 中国生态环境状况公报 [Z]. 2024.

[5] 国务院. 土壤污染防治行动计划 [Z]. 2016.

[6] 国务院. 地下水管理条例 [Z]. 2021.

[7] 中华人民共和国土壤污染防治法 [Z]. 2018.

[8] USEPA. Methods for Identifying and Evaluating the Nature and Extent of Non-point Sources of Pollutants [Z]. 1973.

[9] MORRISON R D. Critical Review of Environmental Forensic Techniques: Part I [J]. *Environmental Forensics*, 2000, 1 (4): 157–173.

[10] STOUT S A, UHLER A D, NAYMIK T G, *et al.* Peer Reviewed: Environmental Forensics Unraveling Site Liability [J]. *Environmental Science & Technology*, 1998, 32 (11): 260A–264A.

[11] USEPA. Residential and Commercial Area Source Emission Inventory Methodology for the Regional Air Pollution Study [Z]. 1975.

[12] PHILIP R P. The Emergence of Stable Isotopes in Environmental and Forensic Geochemistry Studies: A Review [J]. *Environmental Chemistry Letters*, 2007, 5 (2): 57–66.

[13] KUMAR S, VENKATESH A S, SINGH R, *et al.* Geochemical Signatures and Isotopic Systematics Constraining Dynamics of Fluoride Contamination in Groundwater across Jamui District, Indo-Gangetic Alluvial Plains, India [J]. *Chemosphere*, 2018, 205: 493–505.

[14] MATIATOS I. Nitrate Source Identification in Groundwater of Multiple Land-Use Areas by Combining Isotopes and Multivariate Statistical Analysis: A Case Study of Asopos Basin (Central Greece) [J]. *Science of the Total Environment*, 2016, 541: 802–814.

[15] 生态环境部. 土壤污染源头防控行动计划 [Z]. 2024.

[16] RICHA A, TOUIL S, FIZIR M. Recent Advances in the Source Identification and Remediation Techniques of Nitrate Contaminated Groundwater: A Review [J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 316: 115265.

[17] TORRES-MARTÍNEZ J A, MORA A, MAHLKNECHT J, *et al.* Estimation of Nitrate Pollution Sources and Transformations in Groundwater of an Intensive Livestock-agricultural Area (Comarca Lagunera), Combining Major Ions, Stable Isotopes and MixSIAR Model [J]. *Environmental Pollution*, 2021, 269: 115445.

[18] BARAGAÑO D, RATIÉ G, SIERRA C, *et al.* Multiple Pollution Sources Unravelling by Environmental Forensics Techniques and Multivariate Statistics [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2022, 424: 127413.

[19] DONG B, ZHANG R Z, GAN Y D, *et al.* Multiple Methods for the Identification of Heavy Metal Sources in Cropland Soils from a Resource-based Region [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 651: 3127–3138.

[20] FEI X F, XIAO R, CHRISTAKOS G, *et al.* Comprehensive Assessment and Source Apportionment of Heavy Metals in Shanghai Agricultural Soils with Different Fertility Levels [J]. *Ecological Indicators*, 2019, 106: 105508.

- [21] MAO H R, WANG G C, RAO Z, *et al.* Deciphering Spatial Pattern of Groundwater Chemistry and Nitrogen Pollution in Poyang Lake Basin (Eastern China) Using Self-Organizing Map and Multivariate Statistics [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 329:129697.
- [22] CHEN R H, ZHANG Q R, CHEN H Y, *et al.* Source Apportionment of Heavy Metals in Sediments and Soils in an Interconnected River-soil System Based on a Composite Fingerprint Screening Approach[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2021, 411:125125.
- [23] JI Z H, ZHANG H, ZHANG Y, *et al.* Distribution, Ecological Risk and Source Identification of Heavy Metals in Sediments from the Baiyangdian Lake, Northern China [J]. *Chemosphere*, 2019, 237:124425.
- [24] CHENINI I, KHEMIRI S. Evaluation of Ground Water Quality Using Multiple Linear Regression and Structural Equation Modeling [J]. *International Journal of Environmental Science & Technology*, 2009, 6(3):509–519.
- [25] LIM J W, BAE G O, KAO W N D, *et al.* Prediction of Groundwater Contamination with Multivariate Regression and Probabilistic Capture Zones [J]. *Journal of Environmental Quality*, 2010, 39(5):1594–1603.
- [26] MAO H R, WANG G C, LIAO F, *et al.* Spatial Variability of Source Contributions to Nitrate in Regional Groundwater Based on the Positive Matrix Factorization and Bayesian Model [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2023, 445:130569.
- [27] ZHANG Q F, SHI B, SU G J, *et al.* Application of a Hybrid GEM-CMB Model for Source Apportionment of PAHs in Soil of Complex Industrial Zone [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2023, 445:130565.
- [28] ZHANG Y F, SHOTYK W, PELLETIER R, *et al.* Sources, Spatial-Distributions and Fluxes of PAH-Contaminated Dusts in the Athabasca Oil Sands Region [J]. *Environment International*, 2023, 182:108335.
- [29] ZHANG H, CHENG S Q, LI H F, *et al.* Groundwater Pollution Source Identification and Apportionment Using PMF and PCA-APCA-MLR Receptor Models in a Typical Mixed Land-Use Area in Southwestern China [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 741:140383.
- [30] LI W Q, WU J H, ZHOU C J, *et al.* Groundwater Pollution Source Identification and Apportionment Using PMF and PCA-APCS-MLR Receptor Models in Tongchuan City, China [J]. *Archives of Environmental Contamination and Toxicology*, 2021, 81(3):397–413.
- [31] ZHANG Y Q, WANG S T, GAO Z J, *et al.* Contamination Characteristics, Source Analysis and Health Risk Assessment of Heavy Metals in the Soil in Shi River Basin in China Based on High Density Sampling [J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2021, 227:112926.
- [32] FEI X F, LOU Z H, XIAO R, *et al.* Source Analysis and Source-Oriented Risk Assessment of Heavy Metal Pollution in Agricultural Soils of Different Cultivated Land Qualities [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 341:130942.
- [33] HU Y A, HE K L, SUN Z H, *et al.* Quantitative Source Apportionment of Heavy Metal(Loid)s in the Agricultural Soils of an Industrializing Region and Associated Model Uncertainty [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2020, 391:122244.
- [34] 王伟. 我国农用地土壤污染责任技术鉴定 [J]. *环境保护*, 2021, 49(增刊1):94–98.
- [35] 于澍, 李剑炜, 吕星浩, 等. 基于 APCS-MLR 模型的农用地土壤重金属污染溯源研究进展 [J]. *绿色科技*, 2025, 27(8):139–145. [YU Shu, LI Jian-wei, LÜ Xing-hao, *et al.* Research Progress on Traceability of Heavy Metal Pollution in Soil of Agricultural Land Based on APCS-MLR Model [J]. *Journal of Green Science and Technology*, 2025, 27(8):139–145.]
- [36] WANG Z D, YANG C, KELLY-HOOPER F, *et al.* Forensic Differentiation of Biogenic Organic Compounds from Petroleum Hydrocarbons in Biogenic and Petrogenic Compounds Cross-contaminated Soils and Sediments [J]. *Journal of Chromatography A*, 2009, 1216(7):1174–1191.
- [37] PIOTROWSKI P, WEGGLER B A, YOXTHEIMER D A, *et al.* Elucidating Environmental Fingerprinting Mechanisms of Unconventional Gas Development through Hydrocarbon Analysis [J]. *Analytical Chemistry*, 2018, 90(8):5466–5473.
- [38] MACASKILL N D, WALKER T R, OAKES K, *et al.* Forensic Assessment of Polycyclic Aromatic Hydrocarbons at the Former Sydney Tar Ponds and Surrounding Environment Using Fingerprint Techniques [J]. *Environmental Pollution*, 2016, 212:166–177.
- [39] PIES C, TERNES T A, HOFMANN T. Identifying Sources of Polycyclic Aromatic Hydrocarbons (PAHs) in Soils: Distinguishing Point and Non-Point Sources Using an Extended PAH Spectrum and *n*-alkanes [J]. *Journal of Soils and Sediments*, 2008, 8(5):312–322.
- [40] BLESSING M, SCHMIDT T C, DINKEL R, *et al.* Delineation of Multiple Chlorinated Ethene Sources in an Industrialized Area: A Forensic Field Study Using Compound-Specific Isotope Analysis [J]. *Environmental Science & Technology*, 2009, 43(8):2701–2707.
- [41] PALAU J, MARCHESI M, CHAMBON J C C, *et al.* Multi-Isotope (Carbon and Chlorine) Analysis for Fingerprinting and Site Characterization at a Fractured Bedrock Aquifer Contaminated by Chlorinated Ethenes [J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 475:61–70.
- [42] 汪盆新. 渭河地表水和地下水溶解性有机质的含量、紫外荧光光谱特性及来源分析 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2024. [WANG Pen-xin. Analysis of Dissolved Organic Matter Content, Ultraviolet Fluorescence Spectra and Sources in Surface and Groundwater of the Wei River [D]. Yangling: Northwest A & F University, 2024.]
- [43] 彭莉, 虞敏达, 何小松, 等. 垃圾填埋场地下水溶解性有机物光谱特征 [J]. *环境科学*, 2018, 39(10):4556–4564. [PENG Li, YU Min-da, HE Xiao-song, *et al.* Spectral Characteristics of Dissolved Organic Matter in Landfill Groundwater [J]. *Environmental Science*, 2018, 39(10):4556–4564.]
- [44] ZHANG X W, WEI S, SUN Q Q, *et al.* Source Identification and Spatial Distribution of Arsenic and Heavy Metals in Agricultural Soil around Hunan Industrial Estate by Positive Matrix Factorization Model, Principle Components Analysis and Geo Statistical A-

- nalys[J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2018, 159: 354–362.
- [45] PHUONG H T, BA V N, THIEN B N, *et al.* Accumulation and Distribution of Nutrients, Radionuclides and Metals by Roots, Stems and Leaves of Plants [J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2023, 55(7): 2650–2655.
- [46] LIMMER M A, BALOUET J C, KARG F, *et al.* Phytoscreening for Chlorinated Solvents Using Rapid *in Vitro* SPME Sampling: Application to Urban Plume in Verl, Germany [J]. *Environmental Science & Technology*, 2011, 45(19): 8276–8282.
- [47] SOREK A, ATZMON N, DAHAN O, *et al.* “Phytoscreening”: The Use of Trees for Discovering Subsurface Contamination by VOCs [J]. *Environmental Science & Technology*, 2008, 42(2): 536–542.
- [48] MARTIN A, HASSAN-LONI Y, FICHTNER A, *et al.* An Integrated Approach Combining Soil Profile, Records and Tree Ring Analysis to Identify the Origin of Environmental Contamination in a Former Uranium Mine (Rophin, France) [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 747: 141295.
- [49] MA S Y, QIAO L K, LIU X X, *et al.* Microbial Community Succession in Soils under Long-term Heavy Metal Stress from Community Diversity-Structure to KEGG Function Pathways [J]. *Environmental Research*, 2022, 214: 113822.
- [50] CIMENTI M, BISWAS N, BEWTRA J K, *et al.* Evaluation of Microbial Indicators for the Determination of Bacterial Groundwater Contamination Sources [J]. *Water, Air, and Soil Pollution*, 2005, 168(1): 157–169.
- [51] HONG J K, KIM S B, WEE G N, *et al.* Assessing Long-Term Ecological Impacts of PCE Contamination in Groundwater Using a Flow Cytometric Fingerprint Approach [J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 931: 172698.
- [52] KAUFMANN K, CHRISTOPHERSEN M, BUTTLER A, *et al.* Microbial Community Response to Petroleum Hydrocarbon Contamination in the Unsaturated Zone at the Experimental Field Site Værløse, Denmark [J]. *FEMS Microbiology Ecology*, 2004, 48(3): 387–399.
- [53] RODUSHKIN I, ENGSTRÖM E, PONTÉ S, *et al.* Elemental Stable Isotope Assessment of Groundwater Contamination: Recent Developments [J]. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, 2022, 26: 100330.
- [54] WANG L W, JIN Y L, WEISS D J, *et al.* Possible Application of Stable Isotope Compositions for the Identification of Metal Sources in Soil [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2021, 407: 124812.
- [55] HE S, LI P Y, SU F M, *et al.* Identification and Apportionment of Shallow Groundwater Nitrate Pollution in Weinig Plain, Northwest China, Using Hydrochemical Indices, Nitrate Stable Isotopes, and the New Bayesian Stable Isotope Mixing Model (MixSIAR) [J]. *Environmental Pollution*, 2022, 298: 118852.
- [56] ZHANG M, ZHI Y Y, SHI J C, *et al.* Apportionment and Uncertainty Analysis of Nitrate Sources Based on the Dual Isotope Approach and a Bayesian Isotope Mixing Model at the Watershed Scale [J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 639: 1175–1187.
- [57] 宋洪运, 彭辉, 王硕, 等. 基于稳定同位素的水体硝酸盐溯源研究进展 [J]. *环境污染与防治*, 2024, 46(8): 1200–1207. [SONG Hong-yun, PENG Hui, WANG Shuo, *et al.* Research Progress on the Tracing Nitrate Sources in Water Bodies Based on Stable Isotopes [J]. *Environmental Pollution & Control*, 2024, 46(8): 1200–1207.]
- [58] 杜新强, 方敏, 冶雪艳. 地下水“三氮”污染来源及其识别方法研究进展 [J]. *环境科学*, 2018, 39(11): 5266–5275. [DU Xinqiang, FANG Min, YE Xue-yan. Research Progress on the Sources of Inorganic Nitrogen Pollution in Groundwater and Identification Methods [J]. *Environmental Science*, 2018, 39(11): 5266–5275.]
- [59] 王刚, 高宏斌, 龙焙, 等. 硝酸盐同位素耦合多示踪剂溯源地下水硝酸盐污染研究进展 [J]. *应用生态学报*, 2024, 35(4): 970–984. [WANG Gang, GAO Hong-bin, LONG Bei, *et al.* Research Progress on Nitrate Isotope Coupled Multi-Tracer Tracing Groundwater Nitrate Pollution [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2024, 35(4): 970–984.]
- [60] WIDORY D, PETELET-GIRAUD E, NÉGREL P, *et al.* Tracking the Sources of Nitrate in Groundwater Using Coupled Nitrogen and Boron Isotopes: A Synthesis [J]. *Environmental Science & Technology*, 2005, 39(2): 539–548.
- [61] LIU Y H, ZHANG Y, LÜ H Y, *et al.* Research on the Traceability and Treatment of Nitrate Pollution in Groundwater: A Comprehensive Review [J]. *Environmental Geochemistry and Health*, 2025, 47(4): 107.
- [62] 孔慧敏, 王金生, 宋柳霆, 等. 铅同位素在示踪包气带和水环境污染中的应用进展 [J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2013, 49(5): 523–528. [KONG Hui-min, WANG Jin-sheng, SONG Liu-ting, *et al.* Advances of Lead Isotope in Tracking Pb Pollution Sources in Aeration Zone and Water Environment [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2013, 49(5): 523–528.]
- [63] WANG P C, LI Z G, LIU J L, *et al.* Apportionment of Sources of Heavy Metals to Agricultural Soils Using Isotope Fingerprints and Multivariate Statistical Analyses [J]. *Environmental Pollution*, 2019, 249: 208–216.
- [64] JEON S K, KWON M J, YANG J S, *et al.* Identifying the Source of Zn in Soils around a Zn Smelter Using Pb Isotope Ratios and Mineralogical Analysis [J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 601/602: 66–72.
- [65] ZHU G X, GUO Q J, XIAO H Y, *et al.* Multivariate Statistical and Lead Isotopic Analyses Approach to Identify Heavy Metal Sources in Topsoil from the Industrial Zone of Beijing Capital Iron and Steel Factory [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2017, 24(17): 14877–14888.
- [66] MARTINELLI G, DADOMO A, DE LUCA D A, *et al.* Nitrate Sources, Accumulation and Reduction in Groundwater from Northern Italy: Insights Provided by a Nitrate and Boron Isotopic Database [J]. *Applied Geochemistry*, 2018, 91: 23–35.
- [67] TORRES-MARTÍNEZ J A, MORA A, KNAPPETT P S K, *et al.* Tracking Nitrate and Sulfate Sources in Groundwater of an Urbanized Valley Using a Multi-Tracer Approach Combined with a Bayesian Isotope Mixing Model [J]. *Water Research*, 2020,

- 182;115962.
- [68] CAO X X, WU P, ZHOU S Q, *et al.* Tracing the Origin and Geochemical Processes of Dissolved Sulphate in a Karst-Dominated Wetland Catchment Using Stable Isotope Indicators[J]. *Journal of Hydrology*, 2018, 562: 210–222.
- [69] MAO H R, WANG C Y, QU S, *et al.* Source and Evolution of Sulfate in the Multi-Layer Groundwater System in an Abandoned Mine: Insight from Stable Isotopes and Bayesian Isotope Mixing Model[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 859: 160368.
- [70] ZHANG J, JIN M G, CAO M D, *et al.* Sources and Behaviors of Dissolved Sulfate in the Jinan Karst Spring Catchment in Northern China Identified by Using Environmental Stable Isotopes and a Bayesian Isotope-Mixing Model[J]. *Applied Geochemistry*, 2021, 134: 105109.
- [71] HU W Y, WANG H F, DONG L R, *et al.* Source Identification of Heavy Metals in Peri-Urban Agricultural Soils of Southeast China: An Integrated Approach[J]. *Environmental Pollution*, 2018, 237: 650–661.
- [72] KONG J, GUO Q J, WEI R F, *et al.* Contamination of Heavy Metals and Isotopic Tracing of Pb in Surface and Profile Soils in a Polluted Farmland from a Typical Karst Area in Southern China[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 637/638: 1035–1045.
- [73] KAOWN D, SHOUAKAR-STASH O, YANG J, *et al.* Identification of Multiple Sources of Groundwater Contamination by Dual Isotopes[J]. *Groundwater*, 2014, 52(6): 875–885.
- [74] FISCHER A, MANEFIELD M, BOMBACH P. Application of Stable Isotope Tools for Evaluating Natural and Stimulated Biodegradation of Organic Pollutants in Field Studies[J]. *Current Opinion in Biotechnology*, 2016, 41: 99–107.
- [75] SCHILLING O S, GERBER C, PARTINGTON D J, *et al.* Advancing Physically-Based Flow Simulations of Alluvial Systems through Atmospheric Noble Gases and the Novel ^{37}Ar Tracer Method[J]. *Water Resources Research*, 2017, 53(12): 10465–10490.
- [76] SHOKRI M, GAO Y, KIBLER K M, *et al.* Contaminant Transport from Stormwater Management Areas to a Freshwater Karst Spring in Florida: Results of Near-surface Geophysical Investigations and Tracer Experiments[J]. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 2022, 40: 101055.
- [77] PETRI Č M, KOGOVŠEK J. Identifying the Characteristics of Groundwater Flow in the Classical Karst Area (Slovenia/Italy) by Means of Tracer Tests[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2016, 75(22): 1446.
- [78] 郑闯, 董军, 张伟红, 等. 基于过程模拟的地下水污染源识别研究进展[J]. *中国环境科学*, 2024, 44(9): 4999–5006. [ZHENG Chuang, DONG Jun, ZHANG Wei-hong, *et al.* Research Progress of Groundwater Pollution Source Identification Based on Process Simulation[J]. *China Environmental Science*, 2024, 44(9): 4999–5006.]
- [79] JIN X, MAHINTHAKUMAR G K, ZECHMAN E M, *et al.* A Genetic Algorithm-Based Procedure for 3D Source Identification at the Borden Emplacement Site[J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2009, 11(1): 51–64.
- [80] HAN K X, ZUO R, NI P C, *et al.* Application of a Genetic Algorithm to Groundwater Pollution Source Identification[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 589: 125343.
- [81] NEWMAN M, HATFIELD K, HAYWORTH J, *et al.* A Hybrid Method for Inverse Characterization of Subsurface Contaminant Flux[J]. *Journal of Contaminant Hydrology*, 2005, 81(1/2/3/4): 34–62.
- [82] AYVAZ M T. A Linked Simulation-Optimization Model for Solving the Unknown Groundwater Pollution Source Identification Problems[J]. *Journal of Contaminant Hydrology*, 2010, 117(1/2/3/4): 46–59.
- [83] PIROT G, KRITYAKIERNE T, GINSBOURGER D, *et al.* Contaminant Source Localization *via* Bayesian Global Optimization[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2019, 23(1): 351–369.
- [84] AYAZ M. Estimation of Release History of Groundwater Pollution Source Using ANN Model[J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2022, 8(1): 925–937.
- [85] SRIVASTAVA D, SINGH R M. Breakthrough Curves Characterization and Identification of an Unknown Pollution Source in Groundwater System Using an Artificial Neural Network (ANN)[J]. *Environmental Forensics*, 2014, 15(2): 175–189.
- [86] LUO J N, MA X, JI Y F, *et al.* Review of Machine Learning-Based Surrogate Models of Groundwater Contaminant Modeling[J]. *Environmental Research*, 2023, 238: 117268.
- [87] SIBILSKI U E, OKONKWO J O, OKONKWO A U. Application of Remote Sensing Techniques: A Case Study of Groundwater Monitoring for Contaminants in a Gold Mining Area in South Africa[J]. *Journal of the Pennsylvania Academy of Science*, 2008, 81(2/3): 74–80.
- [88] GHREFAT H, ZAMAN H, BATAYNEH A, *et al.* Assessment of Heavy Metal Contamination in the Soils of the Gulf of Aqaba (Northwestern Saudi Arabia)[J]. *Journal of Coastal Research*, 2021, 37(4): 864–872.
- [89] JIA X Y, HOU D Y. Mapping Soil Arsenic Pollution at a Brown-field Site Using Satellite Hyperspectral Imagery and Machine Learning[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 857: 159387.
- [90] TAN K, WANG H M, CHEN L H, *et al.* Estimation of the Spatial Distribution of Heavy Metal in Agricultural Soils Using Airborne Hyperspectral Imaging and Random Forest[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2020, 382: 120987.
- [91] KARUŠS J, LAMSTERS K, PORŠNOVS D, *et al.* Geophysical Mapping of Residual Pollution at the Remediated Inčukalns Acid Tar Lagoon, Latvia[J]. *Estonian Journal of Earth Sciences*, 2021, 70(3): 140–151.
- [92] GAO W Y, XIANG C, WU C, *et al.* Unveiling Heavy Metal (Loid) Contamination and Migration at an Abandoned Smelting Site: Integrated Geophysical and Hydrological Analyse[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2024, 500: 156853.
- [93] WANG X X, CHANG Y B, DENG J Z, *et al.* 3D Spatial Distribution of Old Landfills and Groundwater Pollution from Electrical Resistivity Tomography with Fuzzy Set Theory[J]. *Exploration Geophysics*, 2022, 53(2): 117–125.
- [94] SURINAIDU L, NANDAN M J, SAHADEVAN D K, *et al.* Source I-

- dentification and Management of Perennial Contaminated Groundwater Seepage in the Highly Industrial Watershed, South India[J]. *Environmental Pollution*, 2021, 269: 116165.
- [95] GUO Q Z, SHI X Q, KANG X Y, *et al.* Integrating Hydraulic Tomography, Electrical Resistivity Tomography, and Partitioning Interwell Tracer Test Datasets to Improve Identification of Pool-Dominated DNAPL Source Zone Architecture[J]. *Journal of Contaminant Hydrology*, 2021, 241: 103809.
- [96] QI S Q, WANG Y D, WANG L W, *et al.* Impact of Atmospheric Pressure Fluctuations on Nonequilibrium Transport of Volatile Organic Contaminants in the Vadose Zone; Experimental and Numerical Modeling [J]. *Water Resources Research*, 2021, 57(8): e2020WR029344.
- [97] HAMAMIN D F. Passive Soil Gas Technique for Investigating Soil and Groundwater Plume Emanating from Volatile Organic Hydrocarbon at Bazian Oil Refinery Site[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 622/623: 1485–1498.
- [98] DAVIS G B, RAYNER J L, DONN M J. Advancing “Autonomous” Sensing and Prediction of the Subsurface Environment; A Review and Exploration of the Challenges for Soil and Groundwater Contamination[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(8): 19520–19535.
- [99] ZHANG H, YIN S H, CHEN Y H, *et al.* Machine Learning-Based Source Identification and Spatial Prediction of Heavy Metals in Soil in a Rapid Urbanization Area, Eastern China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 273: 122858.
- [100] WANG Q, XIE Z Y, LI F B. Using Ensemble Models to Identify and Apportion Heavy Metal Pollution Sources in Agricultural Soils on a Local Scale [J]. *Environmental Pollution*, 2015, 206: 227–235.
- [101] SINGH R M, DATTA B, JAIN A. Identification of Unknown Groundwater Pollution Sources Using Artificial Neural Networks [J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2004, 130(6): 506–514.
- [102] SINGH R M, DATTA B. Artificial Neural Network Modeling for Identification of Unknown Pollution Sources in Groundwater with Partially Missing Concentration Observation Data [J]. *Water Resources Management*, 2007, 21(3): 557–572.
- [103] ZHU M Y, WANG J W, YANG X, *et al.* A Review of the Application of Machine Learning in Water Quality Evaluation[J]. *Eco-Environment & Health*, 2022, 1(2): 107–116.
- [104] ABEKOON T, SAJINDRA H, RATHNAYAKE N, *et al.* A Novel Application with Explainable Machine Learning (SHAP and LIME) to Predict Soil N, P, and K Nutrient Content in Cabbage Cultivation[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2025, 11: 100879.

作者简介: 王轶冬(1997—),男,辽宁丹东人,博士,研究方向为土壤和地下水污染调查与防治。E-mail: 970118wyd@gmail.com

(责任编辑: 李祥敏)