朱文会,程 亮,王恭伟,等.危险废物填埋污染地块地下水长期监测指标优化研究 [J]. 中国环境科学, 2026,46(1):258-268.
Zhu W H, Cheng L, Wang G W, et al. Optimization of long-term groundwater monitoring indicators for contaminated sites in hazardous waste landfills [J]. China Environmental Science, 2026,46(1):258-268.

# 危险废物填埋污染地块地下水长期监测指标优化研究

朱文会[1],程 亮[1*],王恭伟[2],赵 珂[2],陶 亚[1],卢 然[1] (1.生态环境部环境规划院无废社会创新中心,重金属环境风险防控研究中心,北京 100012；2.江西环保股份有限公司,江西 南昌 330077)

**摘要**：针对地块尺度地下水风险管控项目长期监测指标缺乏优化调整方法的短板,以某大型危险废物填埋污染地块为研究对象,通过收集施工期、效果评估期和长期监测期已有地下水监测数据,构建地下水监测井超标决策的特征数据集,并采用卡方自动交叉检验、穷举卡方自动交叉检验、分类与回归树三种决策树模型,识别影响地下水监测井超标的关键监测指标.结果表明,决策树应用于地下水监测井超标情况预测是可行的.分类与回归树模型在准确率、精度、召回率、精度和召回率的调和平均方面的性能均显著优于卡方自动交叉检验和穷举卡方自动交叉检验模型,分类与回归树模型的总体优化算法可能更适合地下水监测井超标情况预测.1,2,4-三氯苯和镍对分类与回归树模型地下水监测井超标情况预测的能力有非常重要影响,氟化物、石油烃、三氯甲烷、二氯甲烷、镉、顺-1,2-二氯乙烯也对该模型的预测能力有重要影响,建议在后续的地下水长期监测工作中着重关注这 8 项监测指标的污染变化.

**关键词**：危险废物填埋；污染地块；地下水长期监测；决策树
**中图分类号**：X53 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2026)01-0258-11

**Optimization of long-term groundwater monitoring indicators for contaminated sites in hazardous waste landfills.**

ZHU Wen-hui[1], CHENG Liang[1*], WANG Gong-wei[2], ZHAO Ke[2], TAO Ya[1], LU Ran[1] (1.Center for Innovation of Zero-waste Society, Center of Heavy Metal Environment Risk Prevention and Control, Chinese Academy for Environmental Planning, Beijing 100012, China；2.Jiangxi Environmental Co., Ltd, Nanchang 330077, China). *China Environmental Science*, 2026,46(1)：258~268

**Abstract**：To address the shortcoming of lacking optimization and adjustment methods for long-term monitoring indicators of the groundwater risk control project at contaminated sites, a typical large-scale contaminated site impacted by hazardous waste landfill was focused in the present study. By collecting the existing groundwater monitoring data during the construction, effect evaluation and long-term monitoring periods, a feature dataset regarding exceedances of monitoring wells was constructed for decision-making optimization exploration. Further, the three decision tree models, including Chi-squared Automatic Interaction Detector (CHAID), Exhaustive CHAID(E-CHAID), and Classification and Regression Trees (CART), were employed to identify key monitoring indicators influencing groundwater monitoring well exceedances. The results indicated that it was feasible to use decision tree models to predict groundwater monitoring well exceedances. Based on the all evaluated metrics, including accuracy, precision, recall, and the $F_1$-score (harmonic mean of precision and recall), the CART model significantly outperformed both the CHAID and E-CHAID models, suggesting that the overall optimization algorithm of the CART model was much suitable for predicting groundwater pollution exceedance events. 1,2,4-Trichlorobenzene and Nickel were identified as the most significant impact factors on the CART model's predictions. Moreover, the Fluoride, Petroleum Hydrocarbons, Trichloromethane, Dichloromethane, Cadmium, and cis-1,2-Dichloroethylene also demonstrated obvious influences. Consequently, it was recommended that the particular attention should be paid to the pollution dynamics of these 8key monitoring indicators during subsequent long-term monitoring of site groundwater.

**Key words**：hazardous waste landfills；contaminated sites；long-term groundwater monitoring；decision tree

危险废物填埋场作为危险废物安全处置的重要设施,已在我国大量建设[1-2].据不完全统计,我国自2004 年《全国危险废物和医疗废物处置设施建设规划》印发后,建成并运营的危险废物填埋场已达数百座[3-5].危险废物中含有的重金属、有机污染物及持久性有毒物质等,可通过渗漏途径迁移至土壤及地下水环境,从而造成土壤和地下水污染[6-9].全国重点行业企业用地调查和已有研究结果表明,部分危险废物填埋场已发现土壤和地下水污染[10-12].危废

**收稿日期**：2025-06-23
**基金项目**：国家重点研发计划项目(2024YFC3906404)
* 责任作者, 正高级工程师, chengl@caep.org.cn

填埋地块土壤和地下水一旦被污染,就应实施全过程风险管控.目前,污染地块的管控已有许多实践案例,但主要集中在调查、风险评估、模拟预测、效果评估等阶段[13-16],效果评估后的后期管理实践案例较少.污染地块由于采取了“以控源为核心,以切断暴露途径为基本策略”的风险管控技术,地下水中污染物通常客观存在,且具有迁移扩散风险.因此,管控工程施工后需对地下水实施后期管理,长期监控地下水中污染物的迁移扩散风险[17-18].监测作为受污染地下水后期管理的核心手段之一,在污染地块全过程管控中,逐步得到重视[19-23].然而,地下水长期监测往往基于施工期监测和效果评估期监测明确的固定监测指标实施监测,缺乏监测指标动态优化调整机制及快速优化调整的筛查方法,导致长期监测存在成本高、效率低等问题,难以满足污染责任主体的实际诉求,最终可能导致长期监测制度的可实施性降低.

目前,国内外学者在监测指标优化领域开展了诸多研究,如基于主成分分析[24-25]、水质综合指数[26]、熵权水质指数[27]等构建的监测指标优化方法.这些方法本质上是基于线性组合的评价模型,由于缺乏对非线性关系的建模能力,导致其在地下水监测指标优化领域的应用受限.地下水监测指标受气象条件、水文地质条件、污染物迁移特性等诸多因素影响,指标间往往具有复杂的非线性关系.近年来,人工神经网络、深度神经网络和支持向量机等机器学习模型,以及基于这些算法的改进或混合模型,如主成分分析与人工神经网络组合模型、自适应神经模糊推理系统等,因其具备强大的非线性建模能力和复杂目标任务的解决能力,广泛应用于地下水位[28]、地下水水质参数(硝酸盐、砷等)[29-31]等变化趋势预测,并获得了较好的预测效果.但机器学习算法在地下水监测指标优化方面的研究较少[32],且主要集中在大尺度区域地下水潜力评估、地下水水质评价领域.如 Anh 等[33]采用多元自适应回归样条和支持向量机,对伊朗中部高原地区地下水潜力进行建模和预测,从 18 个影响地下水潜力的指标中筛选出 4 个最具重要性的指标,模型准确度分别达 87.40%、88.25%.谷志琪等[34]基于 35 口监测井的 14 项监测指标数据,采用随机森林方法定量评价监测指标对于长白山源头区域水质类别的重要性,从而优化出 4 项关键指标作为区域地下水监测的指标,但准确度偏低,预测结果和实测结果的拟合度仅为 0.6333.Jeihouni 等[35]对比决策树(DT)、随机森林、卡方自动交互检验(CHAID)等 5 种机器学习算法,识别半干旱地区地下水关键参数及其对伊朗大不里士市优质水源区的影响,发现随机森林模型预测准确度最高.虽然机器学习算法在大尺度地下水潜力评估、地下水水质评价领域已有相关指标的优化研究,但在小尺度危废填埋地块地下水长期监测指标优化方面的研究非常少,尤其是基于监测井超标预测视角快速筛查监测指标的研究还未见报道.此外,已有研究表明不同机器学习算法、不同目标任务的复杂程度、不同指标选取、不同数据质量等因素均可能对模型预测性能产生较大影响,很难评估出算法模型间的优劣,技术应用的普适性不强,加之机器学习算法模型的发展呈现集成化发展趋势,复杂度的提升进一步加大了推广应用难度.可解释性强、简单易懂模型的选择,反而更有利于总结规律,降低推广应用的难度.DT 作为常用的有监督机器学习算法,已在土壤[36-38]和地下水污染预测[39-40]方面开展了广泛研究.DT 相比支持向量机、人工神经网络、深度神经网络、随机森林以及基于这些算法的改进或混合模型,具有可解释性强、计算效率高等优势.虽然 DT 在土壤和地下水污染预测领域已得到应用,但在危险废物填埋地块地下水长期监测指标优化方面鲜见报道.综上所述,运用 DT 算法开展地块尺度地下水监测指标优化研究,非常有必要.此外,DT 算法类型多样,常用的 DT 算法包括 CHAID、穷举卡方自动交叉检验(E-CHAID)、分类与回归树(CART)等,不同算法对不纯度的定义不同,导致分割变量、生长结构、生长充分程度等方面存在差异,最终导致模型预测性能的不同.因此,不同 DT 算法的比较分析也非常值得研究.

本研究以某大型危险废物填埋污染地块为研究对象,通过收集管控工程(施工期、效果评估期和长期监测期)已有地下水监测数据,构建地下水监测井超标决策的特征数据集,并采用 CHAID、E-CHAID、CART 三种 DT 算法,探索地下水监测井超标的关键影响因子,从而实现地下水长期监测指标的快速优化,以期为危废填埋污染地块后期管理提供支撑.

## 1 DT 模型与方法

### 1.1 研究对象基本情况

本研究选取的危险废物填埋地块位于我国中南部某省份,占地面积约 0.6km$^2$,其中生产及管理区面积约 0.18km$^2$,未利用地约 0.35km$^2$,填埋区实际建设 0.05km$^2$.2010 年投产,运营 6 年后异地搬迁.2018 年发现污染后,陆续实施了初步调查、详细调查、风险评估、风险管控方案及初步设计等工程前期咨询工作.2021~2022 年,完成风险管控工程施工及验收.施工过程引入监理及效果评估单位,对施工过程实施全过程监督.2023 年完成效果评估,并进入长期监测阶段.该地块地层岩性按地层沉积年代、成因类型进行分类,自上而下的地层依次划分为第四系人工填土层($Q_4^{ml}$)、第四系中更新统坡洪积层($Q_2^{dl+pl}$)和第三系新余群泥质粉砂岩.该地块地下水类型为松散岩孔隙潜水,主要赋存于第四系中更新统坡洪积层孔隙内,地层岩性为粉质粘土,透水性较弱,空间分布连续但不规律.地下水流向自东北向西南.研究地块功能区分布及水文地质概况见图 1 所示.

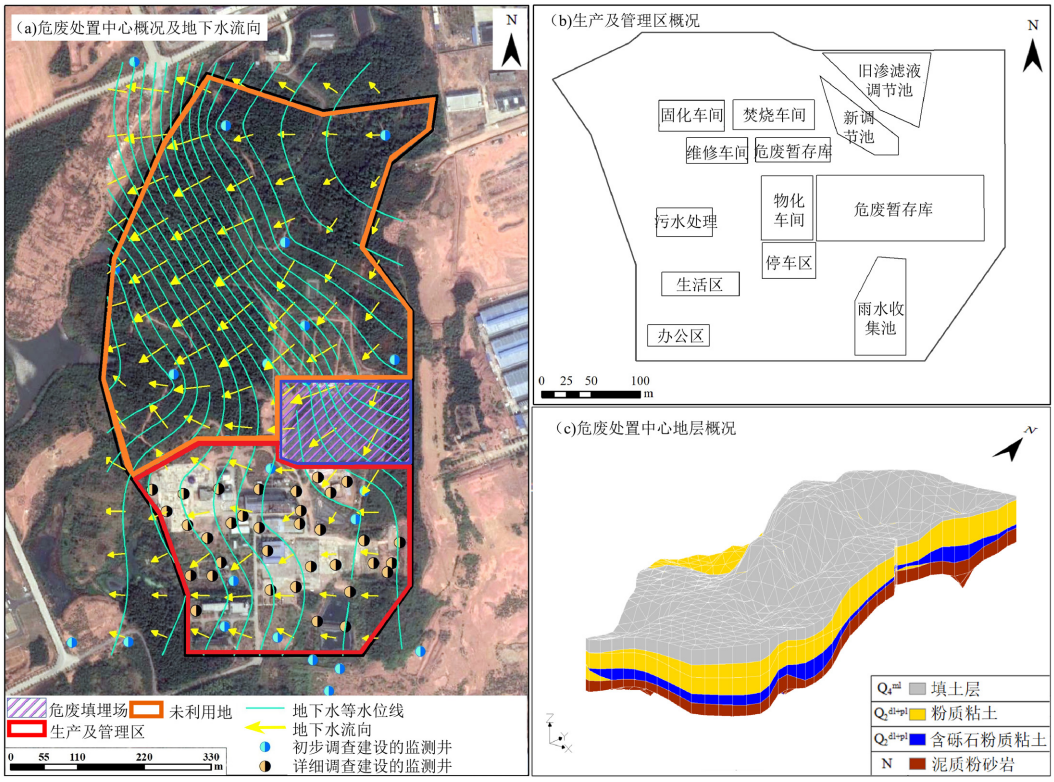



图 1 研究地块功能区分布及水文地质概况

Fig.1 Functional zoning and hydrogeological conditions of the study area

前期污染调查评估结果表明,上游地下水暂未发现污染,地下水污染主要来源于中游危废填埋场的渗漏和生产车间的跑冒滴漏,污染暂未扩散至厂区外的下游区域,厂区内地下水超风险控制值的污染物包括氟化物、镍、镉、砷、1,2-二氯丙烷、二氯甲烷、顺-1,2-二氯乙烯、1,2-二氯乙烷、1,2,4-三氯苯、1,2,3-三氯苯、氯仿、二溴氯甲烷、异佛尔酮和总石油烃.综合考虑地块调查评估、水文地质、用地规划及周边敏感点等情况,针对地块地下水存在的人体健康风险和地下水迁移扩散风险,通过专家评审论证方式,确定了“填埋场污染源阻隔管控+地下水长期监测评估+制度控制”的组合风险管控措施.工程验收及效果评估表明污染源阻隔工程涉及的各项工程性能指标均满足设计要求,地下水污染物性能指标显著改善,但后续仍需针对管控范围内建设的 67 口监测井实施长期监测,监测指标 27 项,包括特征指标 14 项(氟化物、砷、镉、镍、1,2-二氯丙烷、二氯甲烷、顺-1,2-二氯乙烯、1,2-二氯乙烷、1,2,4-三氯苯、1,2,3-三氯苯、三氯甲烷、二溴氯甲烷、异佛尔酮、石油烃),辅助指标 13 项(pH 值、

$COD_{Mn}$、水温、浊度、嗅和味、肉眼可见物、溶解氧、水位、氧化还原电位、$Cl^-$、$Fe^{3+}$、$SO_4^{2-}$、$NO_3^-$).2024 年最新的长期监测结果表明,上游(2 口)和下游(9 口)监测井未发现污染超标情况,与以往监测结果一致;中游(厂区内填埋场及生产管理区涉及区域)56 口地下水监测井超标数量和超标污染物种类(2024 年度四季度监测已发现不超标的污染物包括 1、2-二氯乙烷、1、2-二氯丙烷、二溴氯甲烷、1、2、3-三氯苯、异佛尔酮)均显著降低,污染物浓度总体呈现下降或持平趋势,污染变化趋势向好.此外,多年的地下水监测数据还表明诸多污染物存在显著的波动性,部分监测井氟化物、镍、镉、砷、二氯甲烷、1,2-二氯乙烷、1,2,4-三氯苯、石油烃等监测指标存在施工期不超标,效果评估期超标情况;部分监测井氟化物、镍、镉、顺-1、2-二氯乙烯、石油烃等监测指标存在效果评估期不超标,长期监测期超标情况;部分监测井中污染物在 12 个季度监测中,存在无规律波动现象.鉴于地下水污染的客观实际和污染责任主体持续资金投入的压力,地方生态环境主管部门与相关污染责任主体协商明确了 3 阶段长期监测目标:(1)第一阶段,基于地下水污染变化趋势总体好转的实际,通过明确影响地下水监测井超标的关键监测指标,降低未来长期监测成本;(2)第二阶段,地下水污染波动及变化趋势稳定后,通过分析监测井中污染物的污染变化规律,进一步优化监测井和监测指标,继续降低监测成本;(3)第三阶段,地下水特征污染物稳定达到项目管控标准后,可停止监测.本研究主要聚焦长期监测第一阶段目标,针对已有地下水监测指标存在复杂波动的问题,探索监测指标优化方法,为最终监测指标优化提供参考.

### 1.2　DT 模型研究数据来源及技术路线

本研究数据来源于竣工验收报告、效果评估报告、2024 年度长期监测报告,以上报告均经专家评审论证通过.竣工验收报告中的监测指标数据包括了 2021~2022 年的 4 个季度地下水(2021-10、2022-01、2022-05、2022-08)监测数据,涵盖了施工前、施工过程及施工后三个阶段.效果评估报告和长期监测报告中的监测指标数据,分别包涵了 2023 年 4 个季度、2024 年 4 个季度地下水监测数据.2023 和 2024 年的采样月份均在 3, 5, 8, 10 月.地下水监测数据涉及 3 个数据类型,其中无序分类变量包括监测井位置、监测井超标情况及肉眼可见物;有序分类变量包括嗅和味、浑浊度;连续型变量主要包括其余特征监测指标(氟化物、镍、镉、砷等)和辅助监测指标(pH 值、耗氧量、水位、氧化还原电位、$Cl^-$等).基于收集的监测数据,结合本研究目的,制定了基于 DT 的危险废物填埋地块地下水长期监测指标优化研究技术路线,见图 2 所示.

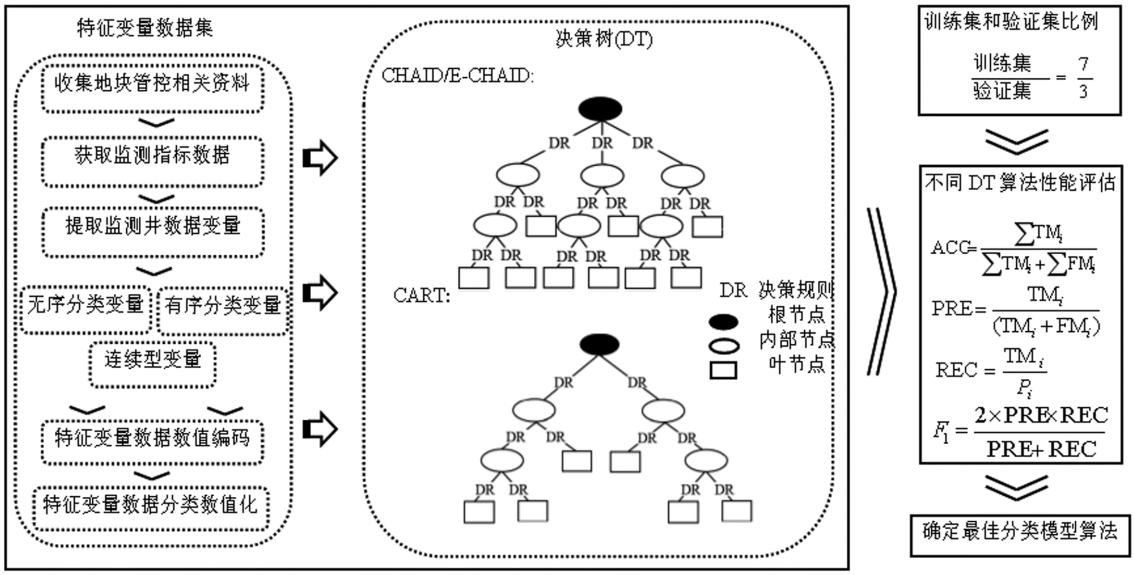



图 2　基于 DT 的地下水长期监测指标优化研究技术路线

Fig.2　Technical approach for optimizing long-term groundwater monitoring indicators using DT

由图 2 可知,本研究可归纳为 3 个主要步骤:① 构建地下水监测井超标决策的特征数据集.通过收

集危废填埋地块风险管控相关资料,了解工程前期调查、风险评估及管控方案等情况,获取施工期、效果评估期和长期监测期地下水监测井位置、超标情况及具体监测指标信息,提取地下水超标决策相关数据变量,并针对不同类别的变量数据,分类数值编码(特征变量矢量化规则描述见表 1),形成地下水监测井超标决策的特征变量数据集.无序分类变量和有序分类变量,直接对其属性类别进行数值编码;连续型和离散型数值变量的原始数据,经专家决策判断分类为有序分类变量后,再进行数值编码.②分类建模.利用构建的特征变量数据集,分别构建 3 种 DT 模型,并分析生长及分割等特征.③模型性能评估.针对不同 DT 算法(CHAID、E-CHAID 和 CART),从准确率(ACC)、精度(PRE)、召回率(REC)、精度和召回率的调和平均($F_1$ 值)等方面,探索其应用于危废填埋地块地下水长期监测指标优化的可行性.

本研究目标变量为监测井超标情况,自变量包括 14 项污染特征指标、13 项辅助指标中对地下水质量评价(对标项目管控目标)有影响的常规指标(pH 值、$COD_{Mn}$、浊度、嗅和味、肉眼可见物、硫酸盐、氯化物、铁)和毒理学指标(硝酸盐).对地下水质量评价没有影响的水温、溶解氧、水位、氧化还原电位等指标未纳入特征变量数据集.此外,监测井位置根据已收集报告中明确的上、中、下游的划分,纳入特征变量数据集考虑,以便模型预测时区分空间差异性.

**表 1 特征变量矢量化规则描述**

Table 1 Description of vectorization rules of feature variables

| 类型 | 特征变量名称 | 特征变量名称分类描述 | 数值编码 |
|---|---|---|---|
| 无序分类变量 | 监测井位置 | 地下水流场的相对位置:上游;中游;下游 | {1,2,3} |
| | 监测井超标情况 | 监测井中关注物质浓度是否超标: 否;是 | {0,1} |
| | 肉眼可见物 | 无;有 | {0,1} |
| 有序分类变量 | 嗅和味 | 嗅和味的强度等级: 无;微弱;弱;明显;强;很强 | {0,1,2,3,4,5} |
| | 浑浊度 | 浑浊度等级: 高(>10NTU)、中(3-10NTU)、低(<3NTU) | {3,2,1} |
| 连续型变量 | 氟化物 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 镍 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 镉 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 砷 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 二氯甲烷 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 顺-1,2-二氯乙烯 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 1,2-二氯乙烷 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 1,2-二氯丙烷 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 三氯甲烷 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 二溴氯甲烷 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 1,2,3-三氯苯 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 1,2,4-三氯苯 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 石油烃 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 异佛尔酮 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | pH 值 | 6.5≤pH≤8.5;5.5≤pH<6.5 或 8.5<pH≤9.0;其余 | {1,2,3} |
| | 耗氧量 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 硫酸盐 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 硝酸盐 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 氯化物 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |
| | 铁 | 低于检出限;检出限至标准限值;超标准限值 5 倍内;超标 5 倍以上 | {1,2,3,4} |

### 1.3 DT 模型简介

DT 是数据挖掘领域应用极为广泛的一种机器学习模型,常用算法包括 CHAID、E-CHAID 和 CART 等.不同算法对节点不纯度的度量方法存在差异,CHAID 和 E-CHAID 以卡方检验作为分裂准则,卡方值($\chi 2$)越大,实际观测值与理论推断值之间的偏离程度越大,对应变量越优先用于分裂;CART 算法则采用基尼指数(Gini)来衡量节点的不纯度,不纯度下降最快的变量构建分支.此外,在生长结构与适用条件上,各算法亦有区别.CHAID 和 E-CHAID 支持生成多叉树(图 3),只适用于分类变量.CART 仅生成二叉树(图 4),可直接处理连续型变

量,且具备以下优势:①能有效处理缺失数据;②不要求预测变量与目标变量服从特定分布;③可灵活建模非线性关系.本研究为方便比较不同 DT 算法的预测性能,按表 1 数据处理规则处理后的数据,能直接用于 CHAID、E−CHAID 和 CART 三种 DT 算法的预测.

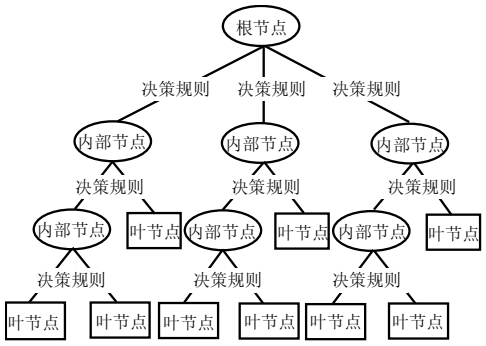



图 3　CHAID 和 E−CHAID 决策树结构示意

Fig.3　Structure of CHAID and E−CHAID decision tree

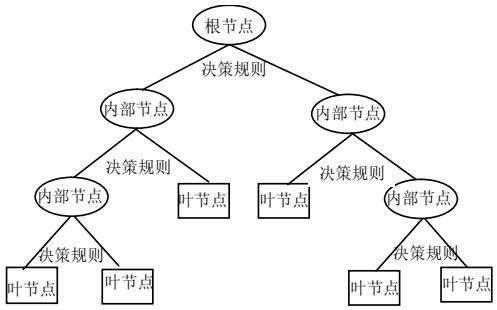



图 4　CART 决策树结构示意

Fig.4　Structure of CART decision tree

### 1.4　DT 模型评估方法

机器学习领域常用混肴矩阵来实现分类模型性能评估.从混肴矩阵中可获得分类性能评估指标,包括 ACC、PRE、REC、$F_1$ 等,具体公式见式(1)~(4).

$$\mathrm{ACC}=\frac{\mathrm{TM}_0+\mathrm{TM}_1}{\mathrm{TM}_0+\mathrm{TM}_1+\mathrm{FM}_0+\mathrm{FM}_1} \tag{1}$$

式中:ACC 表示被正确分类地下水超标情况所占的百分比;$\mathrm{TM}_0$ 为不超标预测正确的样本数;$\mathrm{TM}_1$ 为超标预测正确的样本数;$\mathrm{FM}_0$ 为不超标预测错误的样本数;$\mathrm{FM}_1$ 为超标预测错误的样本数.

$$\mathrm{PRE}=\frac{\mathrm{TM}_i}{(\mathrm{TM}_i+\mathrm{FM}_i)} \tag{2}$$

式中:PRE 表示预测为某类监测井超标情况的样本实际为某类的百分比;$\mathrm{TM}_i$ 为某类监测井超标情况预测正确的样本数;$\mathrm{FM}_i$ 为某类监测井超标情况预测错误的样本数.

$$\mathrm{REC}=\frac{\mathrm{TM}_i}{P_i} \tag{3}$$

式中:REC 表示超标情况预测正确的样本数占它实际样本数的百分比;$\mathrm{TM}_i$ 为某类监测井超标情况预测正确的数量;$P_i$ 为某类监测井超标情况实际数量.

$$F_1=\frac{2\times\mathrm{PRE}\times\mathrm{REC}}{\mathrm{PRE}+\mathrm{REC}} \tag{4}$$

式中:$F_1$ 代表精度和召回率的调和平均,为综合评价指标,PRE、REC 同式(2)和(3).

## 2　DT 模型构建与分析

采用 CHAID、E−CHAID 和 CART 算法(父节点最小个案数 5,子节点最小个案数 1)分别构建了地下水监测井超标情况预测的 DT 模型,详见图 5.

由图 5 可知,CART 模型比另两种 DT 模型生长的更充分,可能对模型分类预测性能提升有利.CART 最大树深为 5,而 CHAID 和 E−CHAID 最大树深仅为 3.此外,不同 DT 算法对不纯度的定义不同,导致分割变量存在显著差异.CHAID−DT 根节点以 $\chi$2(232.75)最大的分割变量“1,2,4−三氯苯”将数据集分别划分为“≤检出限至标准限值”和“>检出限至标准限值”两类相对更纯的左子树和右子树.右子树已分裂完全,无需再次分割,变为叶子节点;左子树再经氟化物、石油烃两个分割变量,将左子树划分为 3 个“纯度”更高的叶子节点.E−CHAID−DT 根节点以 $\chi$2(237.34)最大的分割变量“1,2,4−三氯苯”将数据集分别划分为“≤检出限至标准限值”和“>检出限至标准限值”两类相对更纯的左子树和右子树.右子树已分裂完全,无需再次分割,变为叶子节点;左子树再经氟化物、镍两个分割变量,将左子树划分为 3 个“纯度”更高的叶子节点.CART−DT 根节点以“不纯度”下降最快的分割变量“1,2,4−三氯苯”将数据集分别划分为“≤检出限至标准限值”和“>检出限至标准限值”两类相对更纯的左子树和右子树.右子树已分裂完全,无需再次分割,变为叶子节点;左子树再经氟化物、镍、石油烃、三氯甲烷 4 个分割变量,将左子树划分为 6 个“纯度”更高的叶子节点.图 5 构建的 3 种 DT 模型,可根据形成的决策规则应用于地下水监测井超标情况预测.叶子节点纯度会影响预测性能,叶

子节点纯度越低,模型预测性能越差;叶子节点纯度越高,模型预测性能越好.

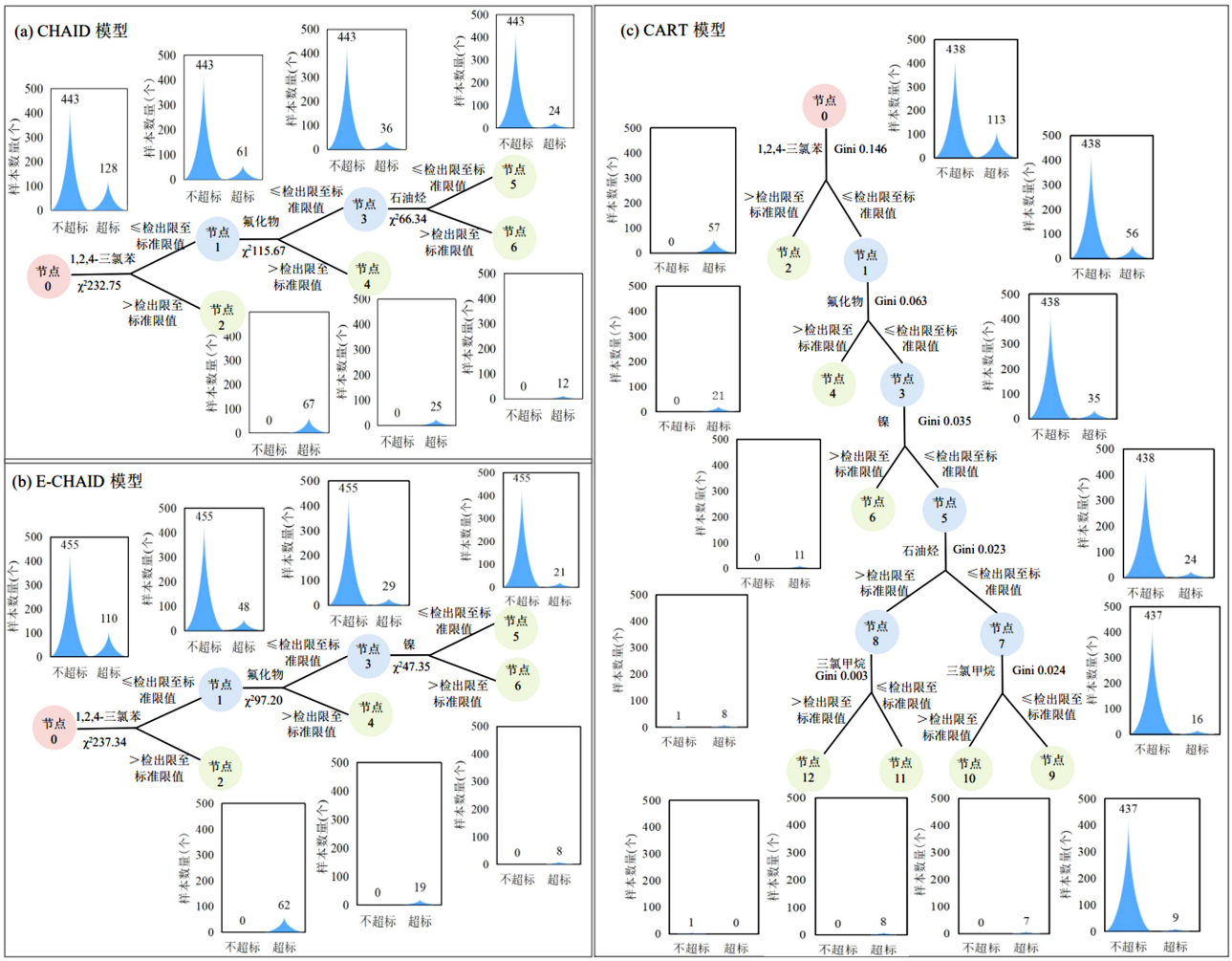



图 5 基于 CHAID(a)、E-CHAID(b)和 CART 算法(c)的 DT 模型

Fig.5 Decision tree model based on CHAID algorithm (a), E-CHAID algorithm (b) and CART algorithm (c)

## 3 结果与讨论

### 3.1 不同 DT 算法预测性能比较

为进一步分析 CHAID、E-CHAID 和 CART 算法的预测性能差异,从构建的 804 组数据中,选取约 70%数据为训练集数据,实施了不同算法模型的训练,并选取约 30%的数据,进一步实施了检验.不同 DT 模型训练集和检验集的混肴矩阵见图 6 所示.

由图 6 可知,CART 模型在 ACC、PRE、REC、$F_1$ 值方面的性能均显著优于 CHAID 和 E-CHAID 模型.①ACC 方面,三种 DT 模型在训练集和检验集中“超标”和“不超标”预测的 ACC 均较高,但 CART 模型更优.CHAID 模型训练集和检验集预测的 ACC 分别为 95.80%、94.85%;E-CHAID 模型训练集和检验集预测的 ACC 分别为 96.28%、94.56%;CART 模型训练集和检验集预测的 ACC 分别为 98.37%、97.63%.②PRE 方面,CART 模型预测“不超标”的总 PRE 为 97.69%,在训练集和检验集中预测“不超标”的 PRE 分别为 97.99%、97.04%,均高于 CHAID 和 E-CHAID 的 PRE.CHAID 模型预测“不超标”的总 PRE 为 94.76%,训练集和检验集预测“不超标”的 PRE 分别为 94.86%、94.55%;E-CHAID 模型预测“不超标”的总 PRE 为 94.91%,训练集和检验集预测“不超标”的 PRE 分别为 95.59%%、93.26%.CART 模型预测“超标”的 PRE 与 E-CHAID 均为 100%,表明他们在训练集和检验集中预测“超标”样本时均没有误

报,而 CHAID 在检验集中存在误报.③REC 方面,CART 模型预测“超标”的 REC 为 91.12%,在训练集和检验集中,预测“超标”的 REC 分别为 92.04%、89.29%,显著优于 CHAID 和 E−CHAID(CHAID 模型预测“超标”的 REC 为 79.29%,训练集和检验集预测“超标”的 REC 分别为 81.25%、73.17%;E−CHAID 模型预测“超标”的 REC 为 79.88%,训练集和检验集预测“超标”的 REC 分别为 80.91%、77.97%);CART 模型在训练集和检验集中,预测“不超标”的 REC 与 E−CHAID 均为 100%,表明他们在训练集和检验集中预测“不超标”样本时均没有误报,而 CHAID 在检验集中存在误报.④此外,CART 模型对地下水监测井“不超标”和“超标”两种状态预测的 $F_1$ 值(0.99、0.95)均大于 CHAID 算法(0.97、0.88)和 E−CHAID 算法(0.97、0.89).$F_1$ 值越大,DT 模型对地下水监测井超标情况的预测结果越优.

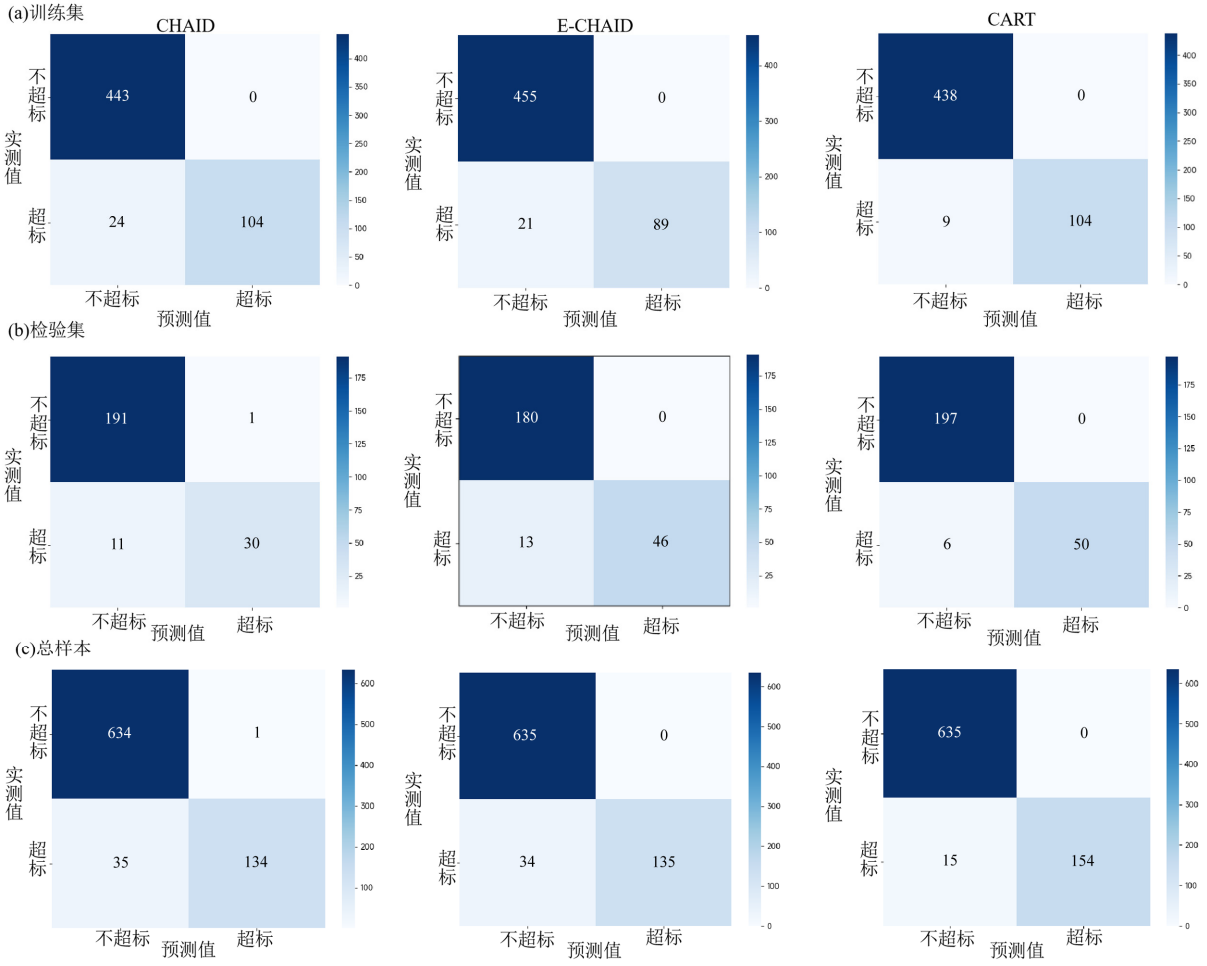



图 6　不同 DT 模型训练集和检验集的混淆矩阵

Fig.6　Confusion matrices of different DT models on the training and test sets

CART 模型总体优于 CHAID 和 E−CHAID 模型,具有相对较高的 ACC、PRE、REC 及 $F_1$ 值,预测性能均衡且稳定.CHAID 和 E−CHAID 算法采用的是局部最优原则,即结点之间互不相干,一个结点确定了之后,下面的生长过程完全在结点内进行.而 CART 则着眼于总体优化,即先让树尽可能地生长,并且在树的生长过程中,同一个自变量可以反复使用多次.CART 的总体优化算法,可能更适合地下水监测井超标情况的预测.

### 3.2　输入变量对 CART 模型输出性能的影响分析

通过不同 DT 模型预测性能比较分析,发现 CART−DT 预测地下水监测井超标情况的性能最佳,有必要进一步分析输入变量对模型输出变量影响的重要性.CART−DT 重要性分析通常需要分析 2 个指标,即重要性、归一化重要性.重要性是变量的原始贡献值,计算通常基于变量在节点分裂时带来的

信息增益,反映其在构建 DT 时对目标变量预测能力的绝对影响,但易受数据量纲、变量取值范围和模型复杂度影响.归一化重要性是标准化后的重要性值,通常将原始重要性转换为比例形式(最大值为 1),以便更直观地比较不同变量的相对贡献,从而快速识别对模型影响较大的变量.输入变量对 CART-DT 预测能力的重要性分析见图 7 所示.

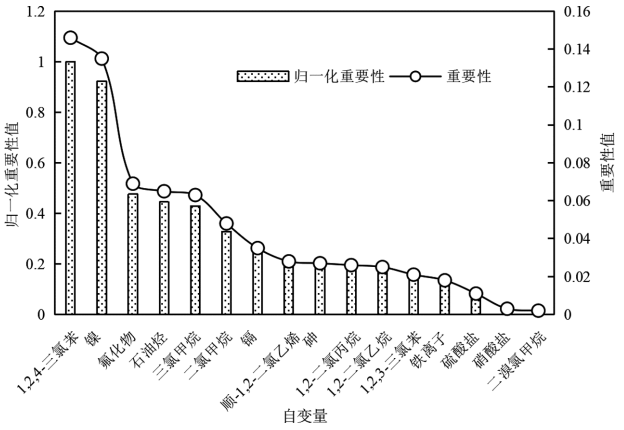



图 7 输入变量对 CART 模型预测能力的重要性分析

Fig.7 Importance analysis of input variables on the predictive capability of CART models

由图 7 可知,重要性值和归一化重要性值的变化趋势总体保持一致,1,2,4-三氯苯和镍对 CART-DT 目标变量的预测能力影响非常重要,归一化重要性值分别达 1, 0.923,重要性值分别达 0.146, 0.135;氟化物、石油烃、三氯甲烷、二氯甲烷、镉、顺-1,2-二氯乙烯对 CART-DT 目标变量的预测能力影响相对重要,归一化重要性值分别为 0.476, 0.445, 0.429, 0.328, 0.243, 0.195,重要性值分别为 0.069, 0.065, 0.063, 0.048, 0.035, 0.028;砷、1,2-二氯丙烷、1,2-二氯乙烷、1,2,3-三氯苯、铁离子、硫酸盐、硝酸盐、二溴氯甲烷对 CART-DT 目标变量的预测能力也有一定影响,归一化重要性值分别为 0.187, 0.177, 0.173, 0.147, 0.122, 0.078, 0.023, 0.016,重要性值分别为 0.027, 0.026, 0.025, 0.021, 0.018, 0.011, 0.003, 0.002.

重要性值无绝对阈值,但通过这种方法,可以更好地理解特征变量在 CART-DT 中的贡献.通常重要性值显著高于其他变量时,视为有非常重要影响,1,2,4-三氯苯和镍的重要性值显著高于其他变量,对地下水监测井超标情况预测有非常重要影响,建议在后续的地下水长期监测工作中要特别关注这 2 项监测指标.重要性值高于均值或中位数可视为相对重要,重要性值低于均值或中位数可视为有一定影响.结合地下水监测井污染物浓度超标情况的数据,以中位数 0.0275 来区分相对重要的变量,更为保守,更能充分反应目标变量的超标情况.本地块地下水中的氟化物、石油烃、三氯甲烷、二氯甲烷、镉、顺-1,2-二氯乙烯具有相对重要性,建议在后续的地下水长期监测工作中继续关注这 6 项监测指标.当然,实际情况如生态环境主管部门或领域专家,认为一些监测指标仍需关注,即使这些监测指标重要性数值低,也仍需重视.

### 3.3 CART 模型预测结果可靠性分析

施工期、效果评估期及长期监测期已有数据均表明危险废物填埋地块上游 2 口背景监测井和下游 9 口监测井未出现超标情况.通过 CART-DT 优选的 8 项指标(1,2,4-三氯苯、镍、氟化物、石油烃、三氯甲烷、二氯甲烷、镉、顺-1,2-二氯乙烯),按图 5(c)挖掘的规则进行预测,对比这 11 口监测井的实际超标情况和 CART-DT 预测的超标情况,发现 CART-DT 预测结果没有错误,该模型在预测上下游监测井未超标情况时非常稳定.已有 3 年监测数据表明,中游区内(填埋场及生产管理区涉及区域)涉及的 56 口地下水监测井是本项目污染的重点监控区域.通过对比这 56 口监测井的实际超标情况和 CART-DT 预测的超标情况,发现 CART-DT 总体预测正确率达 97.92%(672 组数据,预测正确 658 组),证明 CART-DT 预测复杂污染区域时也具有较强的预测性能.但不容忽视的是,CART-DT 仍出现预测错误情况(14 组错误,错误率 2.08%),且预测错误的情形均为实际监测井超标,预测为不超标.出现预测错误的监测井共计 10 口,这 10 口监测井均位于污染源及污染源周边区域(位于危废暂存库区域有 3 口监测井,位于填埋场周边区域有 5 口监测井,污水处理站周边 1 口监测井,位于物化车间 1 口监测井),不同监测季数据波动性较强,呈现不稳定状态.进一步挖掘这 10 口监测井预测异常出现的月份,发现预测异常主要集中在丰水期,其中 5 月 3 次、8 月 6 次、10 月 5 次.丰水期地下水补径排交互作用及污染物迁移扩散性强烈,可能是导致监测井中监测指标异常波动的主要原因之一.这也表明时间因素可能是

影响监测井超标预测的影响因素之一,后续研究如将时间因素考虑进模型,可能进一步提升模型预测的稳定性和可靠性.此外,该模型出现监测井实际超标,但预测为不超标的情形,还与本研究实际数据集中超标监测井的比例有关.本项目污染主要出现在中游区域的 56 口监测井中,部分监测井经过多年的自然衰减,已逐渐不超标,导致数据集中训练超标预测的样本只占了总样本量的 20%,训练的不充分可能也是模型出现预测错误的主要原因.总的来说,CART-DT 在预测上、中、下游监测井超标情况时,还是表现出不错的可靠性和稳定性,可适用于地下水监测井超标情况的快速筛查和关键监测指标的优化.

CART 模型的预测性能受不同指标选取、不同数据质量及预处理方法等综合因素影响,后续研究应进一步探索影响模型预测性能的关键因素,明确模型适用条件,为地下水风险管控项目的后期管理提供支撑.

## 4　结论

4.1　DT 应用于地下水监测井超标情况预测是可行的.CART 模型在 ACC、PRE、REC、$F_1$ 值方面的总体性能均显著优于 CHAID 和 E-CHAID 模型.CART 的总体优化算法可能更适合地下水监测井超标情况预测.

4.2　1,2,4-三氯苯和镍对 CART 模型地下水监测井超标情况预测有非常重要影响,氟化物、石油烃、三氯甲烷、二氯甲烷、镉、顺-1,2-二氯乙烯对 CART 模型地下水监测井超标情况预测也有重要影响,建议在后续的地下水长期监测工作中着重关注这 8 项监测指标的污染变化.

**参考文献：**


[1] 何　艺,霍慧敏,蒋文博,等.中国危险废物管理的历史沿革—从“探索起步”到“全面提升” [J]. 环境工程学报, 2021,15(12):3801-3810.
He Y, Huo H M, Jiang W B, et al. Historical evolution of hazardous waste management in China—from “initial stage of exploration” to “all-round improvement stage” [J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2021,15(12):3801-3810.

[2] 徐　亚,能昌信,刘玉强,等.基于环境风险的危险废物填埋场安全寿命周期评价 [J]. 中国环境科学, 2016,36(6):1802-1809.
Xu Y, Nai C X, Liu Y Q, et al. Risk-based method to assess the safe life of hazardous waste landfill [J]. China Environmental Science, 2016,36(6):1802-1809.

[3] 许　涓,蒋文博,郭　瑞,等.国外危险废物填埋场退役资金预提留制度研究及其对中国的启示 [J]. 生态与农村环境学报, 2018,34(7):667-672.
Xu J, Jiang W B, Guo R, et al. Review on the closure fees withholding system of hazardous waste landfill site in foreign countries and its inspirations for China [J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2018,34(7):667-672.

[4] 程　亮,张　筝,孙　宁,等.补齐医疗废物和危险废物收集处理短板的思考和建议 [J]. 环境科学研究, 2020,33(7):1698-1704.
Chen L, Zhang Z, Sun N, et al. Suggestions on making up for shortcomings in collection and treatment of medical waste and hazardous waste [J]. Research of Environmental Sciences, 2020,33(7):1698-1704.

[5] Duan H B, Huang Q F, Wang Q, et al. Hazardous waste generation and management in China: a review [J]. Journal of Hazardous Materials, 2008,158(2):221-227.

[6] 季文佳,杨子良,王　琪,等.危险废物填埋处置的地下水环境健康风险评价 [J]. 中国环境科学, 2010,30(4):548-552.
Ji W J, Yang Z L, Wang Q, et al. Health risk assessment of groundwater in hazardous waste landfill disposal [J]. China Environmental Science, 2010,30(4):548-552.

[7] 黄启飞,王　菲,黄泽春,等.危险废物环境风险防控关键问题与对策 [J]. 环境科学研究, 2018,31(5):789-795.
Huang Q F, Wang F, Huang Z C, et al. Key issues and countermeasures on environmental risk prevention and control of hazardous wastes [J]. Research of Environmental Sciences, 2018,31(5):789-795.

[8] 徐　亚,董　路,能昌信,等.危废填埋场导排层淤堵的时空分布特征 [J]. 中国环境科学, 2016,36(3):849-855.
Xu Y, Dong L, Nai C X, et al. Spatial and temporal characterization of drainage clogging in hazardous waste landfill [J]. China Environmental Science, 2016,36(3):849-855.

[9] Bagheri M, Bazvand A, Ehteshami M. Application of artificial intelligence for the management of landfill leachate penetration into groundwater, and assessment of its environmental impacts [J]. Journal of Cleaner Production, 2017,149:784-796.

[10] 马志飞,安　达,姜永海,等.某危险废物填埋场地下水污染预测及控制模拟 [J]. 环境科学, 2012,33(1):64-70.
Ma Z F, An D, Jiang Y H, et al. Simulation on contamination forecast and control of groundwater in a certain hazardous waste landfill [J]. Environmental Science, 2012,33(1):64-70.

[11] 陈晓娟,孙欣阳.危险废物填埋场地下水污染污染物迁移模拟研究 [J]. 环境科学与管理, 2024,49(2):59-63.
Chen X J, Sun X Y. Simulation of migration of groundwater pollutants in hazardous waste landfill sites [J]. Environmental Science and Management, 2024,49(2):59-63.

[12] 王　月,安　达,席北斗,等.某基岩裂隙水型危险废物填埋场地下水污染特征分析 [J]. 环境化学, 2016,35(6):1196-1202.
Wang Y, An D, Xi B D, et al. Groundwater pollution characteristics of the hazardous waste landfill built upon bedrock fissure water [J]. Environmental Chemistry, 2016,35(6):1196-1202.

[13] Zhu W H, Yang X T, He J, et al. Investigation and systematic risk assessment in a typical contaminated site of hazardous waste treatment and disposal [J]. Frontiers in Public Health, 2021,9:1-12.

[14] 韩　旭,生　贺,夏　甫,等.危险废物填埋场地下水污染风险评价中指标权重计算方法优化比选 [J]. 环境科学研究, 2021,34(6):1378-1386.
Han X, Sheng H, Xia F, et al. Optimized comparison and selection of

index weight calculation methods in hazardous waste landfill site groundwater pollution risk assessment [J]. Research of Environmental Sciences, 2021,34(6):1378-1386.

[15] 李敬杰,蔡五田,吕永高,等.中试尺度下连续式可渗透反应墙修复Cr(Ⅵ)污染地下水效果评估 [J]. 环境工程, 2022,40(2):162-167.
Li J J, Cai W T, Lv Y G, et al. Effect evaluation of Cr(Ⅵ) contaminated groundwater remediation by permeable reactive wall in pilot scale [J]. Environmental Engineering, 2022,40(2):162-167.

[16] Fa Y A, Wang R, Dai X G, et al. Study on migration characteristics of pollutants in groundwater at a proposed hazardous waste landfill [J]. Recent Patents on Engineering, 2024,18(3):131-145.

[17] 李云祯,董 荐,刘姝媛,等.基于风险管控思路的土壤污染防治研究与展望 [J]. 生态环境学报, 2017,26(6):1075-1084.
Li Y Z, Dong J, Liu S Y, et al. Prospect and research of soil pollution control based on risk management [J]. Ecology and Environmental Sciences, 2017,26(6):1075-1084.

[18] 刘增俊,许贺峰,樊艳玲,等.污染地块修复与风险管控后期管理体系初探 [J]. 土壤, 2023,5(1):1-10.
Liu Z J, Xu H F, Fan Y L, et al. Preliminary research on management system of contaminant land after remediation and risk management [J]. Soils, 2023,5(1):1-10.

[19] Zha E, Li P, Wu Y, et al.Long-term monitoring and early warning of coal mine underground reservoirs—A case study in Shigetai coal mine [J]. Sustainability, 2024,16(23):10350-10350.

[20] Denham M E, Amidon M B, Wainwright H M, et al. Improving long-term monitoring of contaminated groundwater at sites where attenuation-based remedies are deployed [J]. Environmental Management, 2020,66(6):1-20.

[21] Zeng B, Zhang Z X, Yang M Y.Risk assessment of groundwater with multi-source pollution by a long-term monitoring programme for a large mining area [J]. International Biodeterioration & Biodegradation, 2018,128:100-108.

[22] Kamath R, Connor J A, McHugh T E, et al.Use of long-term monitoring data to evaluate benzene, MTBE, and TBA plume behavior in groundwater at retail gasoline sites [J]. Journal of Environmental Engineering, 2012,138(4):458-469.

[23] Liu F X, Qian H, Shi Z W, et al.Long-term monitoring of hydrochemical characteristics and nitrogen pollution in the groundwater of Yinchuan area, Yinchuan basin of northwest China [J]. Environmental Earth Sciences, 2019,78(13):1107-1124.

[24] 田福金,马青山,张 明,等.基于主成分分析和熵权法的新安江流域水质评价 [J]. 中国地质, 2023,50(2):495-505.
Tian F J, Ma Q S, Zhang M, et al. Evaluation of water quality in Xin'anjiang River Basin based on principal component analysis and entropy weight method [J]. Geology in China, 2023,50(2):495-505.

[25] 刘 潇,薛 莹,纪毓鹏,等.基于主成分分析法的黄河口及其邻近水域水质评价 [J]. 中国环境科学, 2015,35(10):3187-3192.
Liu X, Xue Y, Ji Y P, et al. An assessment of water quality in the Yellow River estuary and its adjacent waters based on principal component analysis [J]. China Environmental Science, 2015,35(10): 3187-3192.

[26] Wu Z S, Wang X L, Chen Y W, et al.Assessing river water quality using water quality index in Lake Taihu Basin, China [J]. Science of the Total Environment, 2018,612:914-922.

[27] 郑紫吟,储小东,徐金英,等.南昌市浅层地下水水质评价及监测指标优化 [J]. 环境科学, 2023,44(7):3846-3854.
Zheng Z Y, Chu X D, Xu J Y, et al. Evaluation of shallow groundwater quality and optimization of monitoring indicators in Nanchang [J]. Environmental Sciences, 2023,44(7):3846-3854.

[28] Mohapatra J B, Jha P, Jha M K, et al. Efficacy of machine learning techniques in predicting groundwater fluctuations in agro-ecological zones of India [J]. Science of the Total Environment, 2021,785: 147319.

[29] Ransom K M, Nolan B T, Stackelberg P E, et al. Machine learning predictions of nitrate in groundwater used for drinking supply in the conterminous United States [J]. Science of the Total Environment, 2022,807(3):151065.

[30] Cho K H, Sthiannopkao S, Pachepsky Y A, et al. Prediction of contamination potential of groundwater arsenic in Cambodia, Laos, and Thailand using artificial neural network [J]. Water Research, 2011, 45(17):5535–5544.

[31] Sajedi-Hosseini F, Malekian A, Choubin B, et al. A novel machine learning-based approach for the risk assessment of nitrate groundwater contamination [J]. Science of the Total Environment, 2018,644:954-962.

[32] 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.

[33] Anh D T, Pandey M, Mishra V N, et al. Assessment of groundwater potential modeling using support vector machine optimization based on Bayesian multi-objective hyperparameter algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2023,132:1-16.

[34] 谷志琪,卞建民,王 宇,等.长白山源头区地下水质评价及监测指标优化 [J]. 中国环境科学, 2023,43(10):5257-5264.
Gu Z Q, Bian J M, Wang Y, et al. Groundwater quality assessment and index optimization of water quality monitoring in the water source area of Changbai Mountain [J]. China Environmental Science, 2023, 43(10):5257-5264.

[35] Jeihouni M, Toomanian A, Mansourian A. Decision tree-based data mining and rule induction for identifying high quality groundwater zones to water supply management: a novel hybrid use of data mining and GIS [J]. Water Resources Management, 2020,34:139-154.

[36] Kim K, Yoo K, Ki D, et al. Decision-Tree-based data mining and rule induction for predicting and mapping soil bacterial diversity [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2011,178:595-610.

[37] 张秀英,孙 棋,王 珂,等.基于决策树的土壤 Zn 含量预测 [J]. 环境科学, 2008,29(12):3508-3512.
Zhang X, Sun Q, Wang K, et al. Assessing soil Zn content using decision tree analysis [J]. Environmental Science, 2008,29(12):3508-3512.

[38] 朱文会,王夏晖,杨欣桐,等.基于决策树的区域地块风险管控模式预测 [J]. 中国环境科学, 2021,41(12):5771-5778.
Zhu W H, Wang X H, Yang X T, et al. Prediction performance of risk management and control mode in regional sites based on decision tree [J]. China Environmental Science, 2021,41(12):5771-5778.

[39] Meray A O, Sturla S, Siddiquee M R, et al.PyLEnM: A machine learning framework for long-term groundwater contamination monitoring strategies [J]. Environmental Science & Technology, 2022, 56(9):5973-5983.

[40] Yoo K, Shukla S K, Ahn J J, et al. Decision tree-based data mining and rule induction for identifying hydrogeological parameters that influence groundwater pollution sensitivity [J]. Journal of Cleaner Production, 2016,122:277-286.

**作者简介：** 朱文会(1988-),男,江苏泰州人,高级工程师,硕士,主要从事土壤和地下水风险管控与修复研究.zhuwh@caep.org.cn.