王兆龙,彭雨卉,姚沛帆,等.基于 K-means 聚类与 PSO-BP 神经网络的危险废物出口风险预警模型研究及应用 [J]. 中国环境科学, 2025,45(10):5619-5626.
Wang Z L, Peng Y H, Yao P F, et al. Research and application of hazardous waste export risk warning model based on K-means clustering and PSO-BP neural network [J]. China Environmental Science, 2025,45(10):5619-5626.

基于 K-means 聚类与 PSO-BP 神经网络的危险废物出口风险预警模型研究及应用

王兆龙[1,2,3],彭雨卉[4],姚沛帆[4],孙 峙[3],张西华[4*],郑 洋[1**] (1.生态环境部固体废物与化学品管理技术中心,北京 100029；2.中国科学院大学,北京 100049；3.中国科学院过程工程研究所,北京 100190；4.上海第二工业大学资源与环境工程学院,上海 201209)

摘要：为提高出口风险预警的准确性和科学性,构建了一种基于 K-means 聚类与粒子群优化 BP(PSO-BP)神经网络的危险废物出口风险预警系统.基于历史数据的多维指标,采用 K-means 聚类算法对危险废物出口风险进行分类,并运用 PSO 算法优化 BP 神经网络的初始参数,提高风险预测的精度和收敛效率.实验结果表明,K-means 聚类的风险分类与专家标注的一致性达 93.2%,证明该方法能够有效揭示数据的内在风险结构;PSO-BP 神经网络的预测准确率达 92.5%,均方误差降低至 0.012,相较于传统 BP 神经网络,预测精度显著提升,训练收敛速度提高 40%.基于上述模型,本研究开发了一套危险废物出口风险预警系统,实现数据采集、风险评估、模型预测与预警可视化等功能,并以 30 类危险废物为例验证了模型的实现与应用.结果表明,系统能够实时分析危险废物出口数据,依据风险预测结果提供动态预警,从而有效提升危险废物出口管理工作的科学性和效率.

关键词：危险废物；出口风险；K-means 聚类；BP 神经网络；粒子群优化；风险预警
中图分类号：X705;TH3 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2025)10-5619-08

Research and application of hazardous waste export risk warning model based on K-means clustering and PSO-BP neural network. WANG Zhao-long[1,2,3], PENG Yu-hui[4], YAO Pei-fan[4], SUN Zhi[3], ZHANG Xi-hua[4*], ZHENG Yang[1**] (1.Solid Waste and Chemicals Management Center, Ministry of Ecology and Environment, Beijing 100029, China；2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China；3.Institute of Process Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China；4.School of Resources and Environmental Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China). *China Environmental Science*, 2025,45(10)：5619~5626

Abstract：Improper export of hazardous waste may cause serious environmental pollution and regulatory risks. To improve the accuracy and scientific nature of export risk warning, this study constructed a hazardous waste export risk warning system based on K-means clustering and particle swarm optimization BP (PSO-BP) neural network. Based on multidimensional indicators of historical data, the export risk of hazardous waste was classified using the K-means clustering algorithm, and the initial parameters of the BP neural network were optimized by the PSO algorithm, thereby improving the accuracy and convergence efficiency of risk prediction. The experimental results showed that the consistency between the risk classification by K-means clustering and expert annotation was 93.2%, proving that the inherent risk structure of the data could be effectively revealed by this method. The prediction accuracy of the PSO-BP neural network reached 92.5%, and the mean square error was reduced to 0.012. Compared with the traditional BP neural network, the prediction accuracy was significantly improved, and the training convergence speed was increased by 40%. Based on the above model, a hazardous waste export risk warning system was developed in this study, through which data collection, risk assessment, model prediction, and warning visualization were achieved. The implementation and application of the model were verified using 30 types of hazardous waste as examples. The results showed that hazardous waste export data could be analyzed in real time, dynamic warnings could be provided based on risk prediction results, and the efficiency of hazardous waste export management could be effectively improved.

Key words：hazardous waste；export risk；K-means clustering；BP neural network；particle swarm optimization；risk warning

危险废物由于产生量大、成分复杂,且具有反应性、毒性等危害特性,如果处理不当可能会对人类健康和环境产生重大影响[1-4],尤其是随着《控制危险废物越境转移及其处置巴塞尔公约》深入实施,世界

收稿日期：2025-03-24
基金项目：国家重点研发计划项目(2019YFC1904803)
* 责任作者，副研究员，zhangxh@sspu.edu.cn; ** 正高级工程师，zhengyang@meescc.cn

各国对危险废物进出口管理日趋严格[5-6].我国作为负责任大国,也始终从严管理危险废物越境转移活动,核准出口的危险废物多为回收价值较高的电镀污泥、除尘灰、废电路板等,出口目的国也主要为日本、韩国、比利时等环境保护水平较高的经济发达国家[7].然而,一些企业出于资源回收利用或逃避废物处置经济责任的考虑,试图将危险废物转移至国外处理,可能引发非法倾倒、处置等严重的环境污染问题[5-6,8].因此,基于环境无害化原则研究建立危险废物出口风险预警模型方法,严格管控危险废物出口活动具有重要的现实意义.

已有研究尝试利用物联网和人工智能技术对危险废物转移过程中的环境风险进行评估与预警.例如,斜晓东等[9]以条形码技术作为社会源危险废弃物全程追踪治理机制的切入点,提供了一种全程追溯、节点分责及可持续的动态循环模式,为人工智能在整个环境治理中的应用提供分析样本.李福全[10]结合物联网技术提出一套冶金企业危险废物储运智能监控信息化系统,能够对危险废物以及运输车辆进行全局监控和调度,并已在某冶金企业危险废物储运中进行了为期 3 个月试运行,试运行过程中系统未出现明显问题.方文等[11]借助物联网、人工智能等技术方法,通过融合危废的基础信息感知、环境要素感知、空间信息感知数据,实现危废流转全流程环境风险的精准评估与实时预警.蒋文博等[12]提出了一种基于健康风险的精细化-动态危险废物分级分类方法,通过健康风险评估框架(危害识别、暴露评价、风险定量、分级管理),量化危险废物在不同处理环节的污染物释放情景和健康风险.同时,构建污染特性与事故情景数据库,利用信息化技术实现全过程数据采集和动态风险预警.李玉爽等[13]以城市为边界,构建了危险废物环境风险评估方法,从风险源危险性、风险受体脆弱性和风险防控与应急能力三个维度建立指标体系,采用层次分析法和线性加权法进行综合评估.通过耦合度模型分析三者匹配程度,为差异化管控提供依据.为城市危险废物精细化管理提供了科学方法和实践参考.

此外,部分研究将人工智能算法应用于化学物质环境特性的预测.Takata 等[14]应用图论和机器学习技术的聚类方法,利用 AIST-MeRAM 数据集中的 76542 种有机分子,预测其急性生态毒性.Alibakhshi[15]提出了一种用于预测有机化合物闪点的人工神经网络模型,用于预测 740 种有机化合物数据集的闪点,探讨了涵盖影响人工神经网络性能的参数.

尽管上述研究为危险废物风险管控提供了技术支持,但仍存在一定的局限性.一方面,现有研究的风险等级划分机制依赖人为设定,存在一定的主观性.另一方面,大多数研究未能充分考虑危险废物的经济价值、出口方和进口方的影响因素,难以确保风险评估的科学性与精准性.因此,亟需一种能够自动分类、精准预测,并综合考虑多维影响因素的风险预警方法,以提高评估的客观性和适用性.

本研究提出了一种基于 K-means 聚类和粒子群优化 BP 神经网络(PSO-BP)的危险废物出口风险预警方法.K-means 聚类作为一种无监督学习算法,能够依据危险废物出口相关指标的内在特征自动划分风险等级,避免了传统方法中人工设定风险类别可能带来的主观偏差.例如,吴波等[16]提出一种基于 K-Means 聚类算法的隧道施工安全风险评价模型,运用 WBS-RBS 法对隧道施工进行风险辨识构建风险事件集.杨帆等[17]提出了一种基于 K-means 聚类和随机森林分类模型的电缆风险评估及修复决策方法,实现了电缆快速且可靠的修复决策.PSO-BP 神经网络是通过引入 PSO 算法对 BP 神经网络的权重和阈值进行全局优化,以提升模型的训练效率和预测精度.近年来,这类算法已广泛应用于环境监测、金融风险评估、医疗健康诊断等多个领域,如用于污染源分类、信用风险评估及患者健康风险分级等,展现了良好的适用性与稳定性.例如,Kim 等[18]提出了一种混合元启发式算法,该算法结合了蚁群优化和 k-means 聚类来解决智慧城市中的废物收集问题.何山等[19]提出了一种基于充电片段和 PSO-BP 神经网络的锂电池健康状态(SOH)在线估计方法.实验结果表明.该方法在线估算误差稳定在 4%以内,最大误差为 3.39%,且 PSO-BP 模型相比传统 BP 神经网络平均误差降低 25%,显著提升了估算精度.杜莹等[20]提出基于 PSO-BP 神经网络的 5G 基站定位方法,通过 Hample 滤波和降维处理 CSI 数据,结合 Chan 算法实现 AP 位置解算,实验表明 PSO-BP 模型较传统 BP 神经网络显著提升精度,室外和室内 AP 定位误差分别达 0.32m 和 0.96m,且 5 个测量方

向时精度最优.

综上所述,本研究将结合 K−means 聚类和 PSO−BP 神经网络,构建危险废物出口风险预警模型.通过将 K−means 聚类算法用于风险等级划分,并结合 PSO−BP 神经网络进行风险预测,以克服现有方法的不足,提升危险废物出口风险评估的科学性和有效性.

1　数据与方法

1.1　指标选取和数据预处理

如表 1 所示,本研究通过危险废物产处能力和危险废物潜在经济价值 2 个维度,选取 5 个评价指标建立模型,模型的空间边界为特定省份,时间边界为特定年份.本研究数据样本采集的时间范围为 2023 年~2024 年,覆盖区域为江苏省 13 个地级市,选取 300 家危险废物相关企业为研究对象,涵盖危险废物产生单位与处理处置单位.所参考使用的数据包括危险废物管理相关的历史记录和属性信息,涵盖危险废物类别、危害特性、经济价值、出口方/进口方情况及相关环境因素等.数据主要来源于全国固体废物管理信息系统以及相关部门的监测记录、企业报送信息以及公开数据库,通过多渠道采集获得原始数据.

表 1　模型评价指标

Table 1　Model evaluation indicators

一级指标	二级指标	参考数据
危险废物产处能力	危险废物平均处理能力	核准总规模(TA)
		危废处理企业数量(DN)
	危险废物产量均值	危险废物产量(WN)
		危险废物贮存量(WS)
		危险废物出口量(WO)
		产废企业数量(EN)
	危险废物接受量均值	危险废物接受量(WR)
		省外转入量(WI)
		危险废物处理企业数量(DN)
		危废贮存量(WS)
危险废物潜在经济价值	危险废物潜在平均出口价格	企业出口价格(LP)
		出口企业数量(LN)
	危险废物潜在价值	危险废物主要组分(CM)
		组分市场价格(CP)

为确保数据质量及后续分析的准确性,本研究对原始数据进行了系统性预处理.首先,采用数据清洗方法剔除缺失值较多或存在显著异常的样本;对于少量缺失数据,依据其特征分布,采用均值填补或插值法进行补全,以降低数据不完整性对模型训练的影响.其次,为消除不同特征间量纲不一致的问题,所有数值型变量均采用最小−最大归一化方法进行标准化处理,使其取值范围映射至[0,1]区间,以增强模型的稳定性和收敛性,归一化计算式如下:

$$x_{\text{norm}}=\frac{x-\min(x)}{\max(x)-\min(x)} \tag{1}$$

此外,在数据预处理过程中,根据研究需求对样本数据集进行了合理划分,以构建训练集与测试集,从而确保模型训练的科学性及性能评估的可靠性.训练集用于模型参数优化和特征学习,而测试集用于独立验证模型的泛化能力,以确保研究结果的稳健性.

1.2　K−means 聚类算法

为揭示数据内在的风险分布结构,本研究采用 K−means 聚类算法对危险废物出口相关指标进行聚类分析,以实现样本的自动分类,并据此评估危险废物出口的环境风险等级.K−means 算法的核心思想是最小化簇内样本与簇中心之间的平方误差,其目标函数定义为[21]:

$$J=\sum_{j=1}^{k}\sum_{x\in Cj}|x-\mu_j|^2 \tag{2}$$

式中:x 表示样本数据;μ_j 为第 j 个簇的质心;C_j 为第 j 簇中的样本集合.算法首先随机选取 K 初始质心,然后利用欧氏距离将每个样本分配到距离最近的质心所在簇,其欧氏距离计算式为:

$$E(x,\mu)=\sqrt{\sum i=1^{n}(x_i-\mu_i)^2} \tag{3}$$

式中:n 表示样本特征的维数.通过计算各簇中所有样本的均值更新质心,即:

$$\mu j=\frac{1}{|C_j|}\sum x\in C_j x \tag{4}$$

采用不断迭代执行样本分配与质心更新的步骤,直至质心位置变化低于预设的阈值或达到最大迭代次数.基于聚类结果,本研究将危险废物出口风险划分为 4 个等级,即无出口风险、轻微出口风险、一般出口风险和严重出口风险,以此作为后续风险预警模型训练的基础标签信息.该方法不仅能够在无监督条件下有效识别不同风险类别的样本群体,还为进一步构建基于监督学习的风险预测模型提供了合理的初始分类依据,从而提升模型的风险识别能力和预测精度.

1.3 PSO-BP 神经网络

为实现对风险等级的精细预测,本研究构建了基于粒子群优化(PSO)算法的 BP 神经网络模型.BP 神经网络是一种多层前馈网络,其训练依赖于误差反向传播算法[22-23].以均方误差(MSE)作为损失函数,其计算公式为:

$$E=\frac{1}{2}\sum_{k}(t_k-y_k)^2 \tag{5}$$

式中:t_k表示第 k 个输出神经元的目标值;y_k为实际输出值.在误差反向传播过程中,首先计算输出层神经元的误差项:

$$\wp_k=(t_k-y_{_k})f\!k(\mathrm{net}_k) \tag{6}$$

式中:net_k 为输出神经元的净输入;$f\!k$ 为激活函数的导数;随后对隐藏层神经元,其误差项计算公式为:

$$\wp_j=f\!j(\mathrm{net}_j)\sum kwjk\wp_k \tag{7}$$

式中:wjk 表示隐藏层神经元与输出层神经元之间的权重.权重更新则依据梯度下降法进行,更新公式为:

$$\Delta w_{mn}=\eta,\wp_n,o_m \tag{8}$$

并按

$$\Delta w_{mn}\leftarrow w_{mn}+\Delta w_{mn} \tag{9}$$

进行调整,其中η为学习率 o_m 表示前一层神经元的输出.

然而,由于 BP 神经网络在训练过程中依赖随机初始化的权重和阈值,容易陷入局部最优解且收敛速度较慢[24],为提高网络的全局搜索能力与训练效率,本研究引入 PSO 算法对 BP 神经网络的初始权重和阈值进行优化.PSO 算法是一种群体智能优化算法,其核心思想是通过模拟粒子在搜索空间中的迭代更新过程,以寻找最优解.每个粒子对应于一个 BP 神经网络的权重参数组合,其在搜索空间中的位置和速度更新依据如下公式[25]:

$$\begin{aligned}v_{i,d}(t+1)=&\omega v_{i,d}(t)+c_1r_1[p_{i,d}(t)-\\&x_{i,d}(t)]+c_2r_2[g_d(t)-x_{i,d}(t)]\end{aligned} \tag{10}$$

$$x_{i,d}(t+1)=x_{i,d}(t)+v_{i,d}(t+1) \tag{11}$$

式中:$x_{i,d}$和$v_{i,d}$分别表示第 i 个粒子在第 d 维的当前位置和速度;$p_{i,d}(t)$为粒子的个体最优位置;$g_{\mathrm{d}}(t)$为全局最优位置;ω为惯性权重;c_1 和 c_2 为学习因子;r_1 和 r_2 为随机数(范围为[0,1]).通过不断迭代调整粒子的位置,PSO 算法能够在全局范围内搜索最优的 BP 神经网络初始参数,以增强模型的泛化能力和收敛性能.最终,采用 PSO 优化后的参数作为 BP 神经网络的初始值,并进一步利用误差反向传播算法进行局部优化,以提高模型对危险废物出口风险等级的预测精度.

在参数设置方面,粒子群规模设为 15,最大迭代次数为 20,以兼顾搜索能力与计算效率.隐藏层神经元数在[10,100]范围内搜索,最大训练轮数设为 500.优化目标为 10 折交叉验证下的预测准确率.神经网络采用 ReLU 激活函数与 Adam 优化器,以提升训练速度和模型稳定性.

1.4 风险预警模型建立

本研究构建的危险废物出口风险预警模型综合运用了 K-means 聚类分析与 PSO 优化的 BP 神经网络方法,形成了一套系统化的危险废物出口风险预测体系.基于 K-means 聚类算法对经过预处理的危险废物出口数据进行聚类分析,依据数据特征自动划分不同风险类别,并结合领域知识将各簇映射至无出口风险、轻微出口风险、一般出口风险及严重出口风险四个等级.

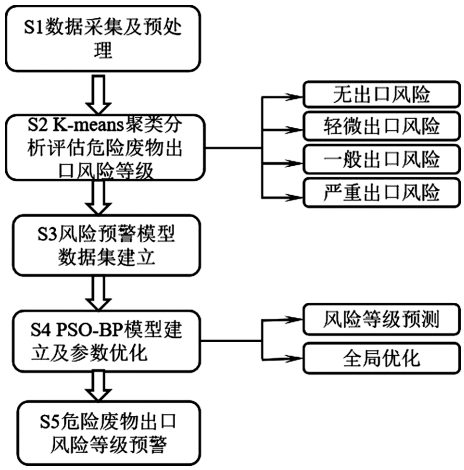


图 1 危险废物出口风险预警模型

Fig.1 Risk warning model for hazardous waste export

将聚类结果作为初步风险标签,对历史数据进行标注,以构建用于训练和验证风险预警模型的数据集.在此基础上,采用 BP 神经网络对风险等级进行预测,并引入 PSO 算法对网络初始权重和阈值进行全局优化,从而提升模型的收敛速度与预测精度.

在模型训练过程中,本研究采用交叉验证或留出法对模型性能进行评估,并通过对比有无 PSO 优化时模型在测试集上的预测准确率,验证 PSO 算法在优化网络参数、提升模型泛化能力方面的有效性.最终,将训练完成的 PSO-BP 神经网络模型应用于新的危险废物出口数据,实现对出口风险等级的实

时预测与预警,并进一步检验模型在未知数据上的适用性及稳健性.

在技术实现方面,本研究主要基于Python及其机器学习库(scikit−learn)完成 K−means 聚类分析与 BP 神经网络的构建,同时借助PSO算法库实现网络参数的全局优化,从而确保模型的稳定性与预测能力.

2　结果与讨论

2.1　聚类分级效果

本研究采用K−means聚类算法对300家企业历史样本数据进行分析,基于危险废物出口相关指标的多维数据聚类,实现了样本风险等级的自动划分.经过多次试验与参数调优,最终确定 K 值为 4,将样本划分为无风险、轻微风险、一般风险和严重风险四个类别.实验过程中,采用肘部法则与平均轮廓系数作为评估指标,最终获得的平均轮廓系数为 0.68,表明簇内数据紧密度较高,簇间距离较大,具有良好的区分度(图 2).

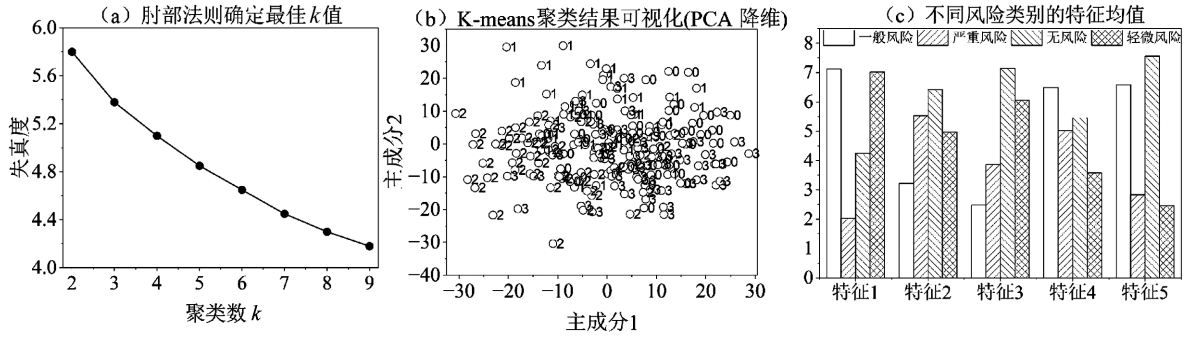


图 2　K−means 聚类最佳 k 值、聚类结果与特征均值

Fig.2　The optimal k value, clustering results, and feature mean for K−means clustering

为进一步验证聚类结果的有效性,研究将聚类所得的风险分组与领域专家基于历史数据手动标注的风险等级进行对比分析,结果显示两者一致性达 93.2%,证明了 K−means 聚类在揭示数据内在风险结构方面的有效性.此外,为评估不同初始质心随机性对聚类结果的影响,进行了多次随机初始化实验,结果表明各次实验的风险类别样本分布基本一致,聚类稳定性较高.综合来看,K−means 算法不仅为后续风险预警模型提供了初步的风险标签,也能够有效识别数据中的潜在风险模式,为危险废物监管部门的早期风险预警提供了有力的数据支持.

2.2　模型预测性能

在风险预警模型构建阶段,采用 PSO−BP 神经网络模型,并对其预测性能进行了系统评估.为验证该模型在风险预测中的优越性,研究将其与传统 BP 神经网络进行对比实验,测试数据选取自历史样本划分出的独立测试集,共 150 个样本.实验结果表明,传统 BP 神经网络在测试集上的预测准确率为 86.3%,而 PSO 优化后的 BP 神经网络在相同测试条件下的预测准确率提升至 92.5%,提高约 6.2%.

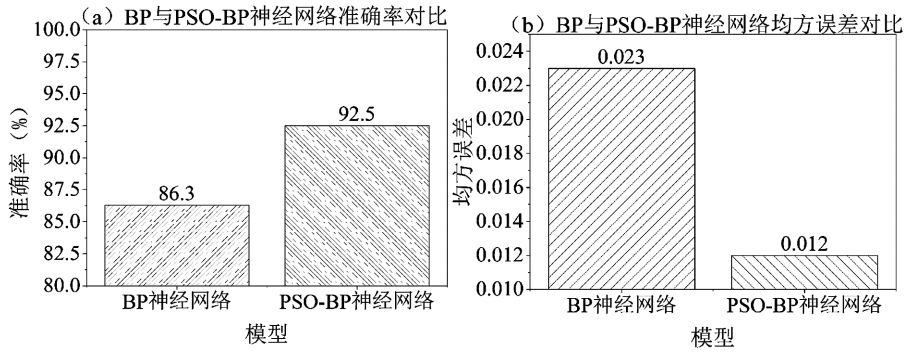


图 3　BP 神经网络与 PSO−BP 神经网络准确率与均方误差对比

Fig.3　Comparison of accuracy and mean square error between BP neural network and PSO−BP neural network

进一步地,研究采用均方误差(MSE)作为回归评价指标,对模型输出的风险评分进行量化分析.传统 BP 神经网络的平均均方误差为 0.023,而 PSO−BP 神经网络的均方误差降低至 0.012,降幅达 48%,表明经过 PSO 全局参数优化后,模型不仅在分类准确率上有所提升,同时在风险评分的连续值预测精度方面亦具有显著优势.此外,在模型训练过程中,对比两种方法的收敛速度,传统 BP 神经网络的平均迭代次数为 350 次,而 PSO 优化后的模型仅需 210 次即可收敛,显著缩短了训练时间,并降低了计算资源消耗.

为进一步评估模型的泛化能力与稳定性,研究采用 10 折交叉验证对 PSO−BP 神经网络进行测试.结果显示,该模型在不同折次中的准确率波动较小,标准差低于 0.8%,表明其在多种数据集划分条件下均具有较强的稳定性与鲁棒性.综上所述,PSO 在 BP 神经网络参数优化中的作用显著,能够有效避免局部最优陷阱,提高模型在风险预测任务中的适应性与精度,为危险废物出口的风险预警提供了科学且精准的技术支持.

2.3 预警系统的实现与应用

本研究基于前述模型构建了一套危险废物非法出口风险预警系统,实现数据采集、风险评估、模型预测与预警可视化等核心功能.系统结合大数据分析与机器学习技术,可精准识别危险废物出口过程中的潜在风险,并提供实时预警.其预警流程涵盖企业出口申报、行业甄别、风险判定、风险评估、动态预警和监管措施(图 4).系统通过比对企业申报数据与历史样本库,运用 K−means 聚类分析对企业出口行为进行分类,并结合 PSO−BP 神经网络预测风险等级,最终生成风险报告.

系统的功能框架如图 5 所示,主要包括行业甄别、危险判别、风险评估、风险报告、接口权限和系统日志六大模块.前端采用 Web 界面,用于展示企业出口行为的风险分析结果;后端基于 Python 进行数据处理和模型计算,数据库采用 MySQL 存储历史数据.

此外,系统通过风险可视化模块直观呈现企业出口行为的风险分布.以焦油渣为例,开展风险预警分析,结果表明其风险等级为一般出口风险.图 5 展示了焦油渣的风险变化趋势,随着产出平衡值增加,其经济价值呈非线性下降.较低的平衡值对应较高的出口经济收益,但伴随更大的出口风险;而随着平衡值提高,焦油渣的出口数量和价格受限,总体经济价值呈曲线下降.初始阶段经济损失较小,但当平衡值超过一定阈值,经济价值下降幅度加剧.

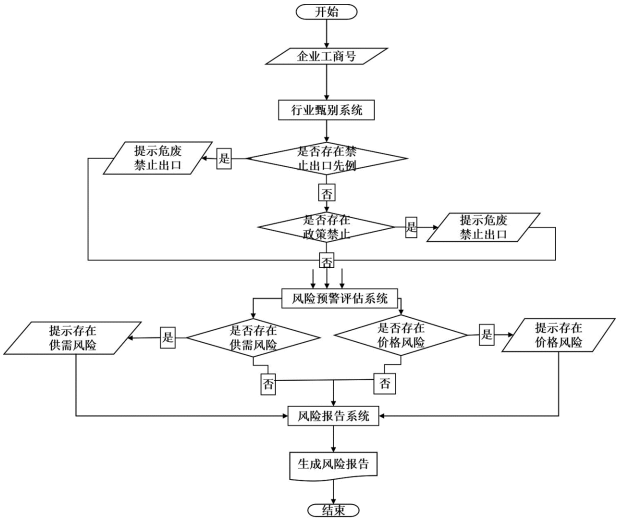


图 4 危险废物预警工作流程

Fig.4 Workflow of hazardous waste warning

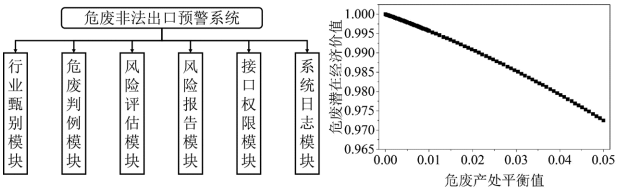


图 5 危险废物出口预警系统功能框架和焦油渣风险分布图

Fig.5 Functional framework of hazardous waste export warning system and risk distribution map for tarred residues

当前焦油渣的产出平衡值约为 0.049,对应经济价值 2400 万元;当平衡值翻倍至 0.10,经济价值降至 2160 万元;进一步增至 0.20 后,经济价值降至 1920 万元,表明下降趋势加快.模型预测的风险值(0.8177)与经济价值变化趋势高度一致,表明较低平衡值虽能保持较高经济收益,但伴随显著出口风险;而提高处理比例虽降低风险,但经济损失加剧.

根据企业申报数据与企业出口行为所定,筛选 24 类危险废物作为例子,将其出口风险分为四个等级:无出口风险、轻微出口风险、一般出口风险和严重出口风险(图 6).所选取的 24 类危险废物均为产生量大、产生来源广泛的危险废物,主要考虑了石油化工等江苏省具有较强代表性的行业.9 类危

险废物(如含碱污泥、含铬废液、废化学试剂及包装物、含渣废油、废油漆、实验室废液及固废、废黄油、油泥和废碱液)被评为轻微出口风险;8 类危险废物(包括废盐酸、废铅酸蓄电池、废汽柴油、无机废气集尘、废矿物油、废焦油、TA 氧化残渣以及含贵金属废银催化剂)属于无出口风险类别;2 类危险废物(废离子交换树脂和含镍废催化剂)被划分为严重出口风险;而剩下的 5 类危险废物(包括生化污泥、废含钒催化剂、含油废弃物、汽柴油污泥和加氢精制废催化剂)则显示出一般出口风险.总体来看,不同类别的危险废物在出口风险上存在明显差异,这提示在实际管理和出口监管中,需要针对各类废物的特性采取更为差异化的风险控制和管理措施.

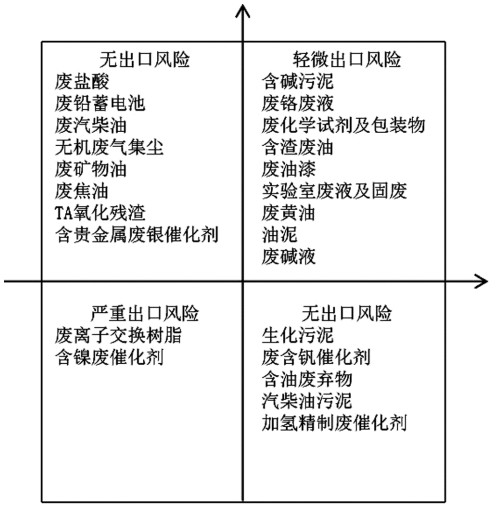


图 6　危险废物出口风险结果

Fig.6　Risk results of hazardous waste export

2.4　与相关研究的对比

与以往未考虑经济价值和参与方因素的风险评估方法相比,本研究的方法在风险识别的客观性和准确性上有明显提升.一方面,K-means 聚类提供了数据驱动的风险分级标准,使风险等级划分更加科学客观;另一方面,PSO 算法优化的 BP 神经网络有效克服了传统神经网络易陷入局部最优和对初始参数敏感的缺点,从而提高了风险预测的精度.相比未经优化的 BP 神经网络模型,PSO-BP 模型在收敛速度和预测准确率上都有所改善,体现出优化算法的作用.

进一步分析表明,影响预测准确率的关键因素包括数据质量、样本量、特征选择和参数调优等.本研究在数据预处理阶段采用了缺失值剔除与归一化处理,有效降低了数据噪声对预测结果的影响;同时,通过多次实验确定最优参数和初始质心,提升了模型的稳定性和泛化能力.

此外,将聚类分析与神经网络结合的混合模型优于单一方法:纯聚类方法无法对新数据进行预测,而纯神经网络方法若无初始分类指导可能训练效率较低.杨帆等[17]利用 K-means 聚类算法对多个老化指标进行聚类以实现风险等级区间的划分,但未涉及到预测.方文等[11]融合危险废物基础信息、环境要素和空间信息等多模态数据,实现了危险废物转移环境风险的精准评估和实时预警,但并未涉及到分类.因此与其他类似研究相比,本研究不仅在方法论上实现了聚类与神经网络的有机结合,还首次将经济价值和参与方因素纳入风险评估体系,丰富了评价指标体系,为实际应用提供了更全面的风险判断依据.

然而,本研究也存在一定局限性:一是数据样本规模相对有限,可能影响模型在大范围、多变情境下的适应性;二是模型对数据预处理的依赖较高,过于依赖数据质量可能导致在实际应用中遇到新的问题.未来工作中,可考虑扩展数据样本范围,结合实时监测数据和深度学习技术,进一步提升预警系统的鲁棒性和适用性.

3　结论

3.1　K-means 聚类分析在 300 个样本数据上的风险分级与专家评估的一致率达 93.2%,验证了数据驱动方法在风险分类上的有效性.

3.2　PSO 优化 BP 神经网络在 150 个测试样本上的预测准确率达 92.5%,均方误差从 0.023 降至 0.012,收敛速度提升 48%,表明该优化方法能够提高预测精度并降低计算成本.

3.3　系统实现了数据采集、风险评估、模型预测与预警可视化等功能,为监管部门提供了更高效的决策支持.

参考文献:

[1] Callao C, Martinez-Nuñez M, Latorre M. European countries: Does common legislation guarantee better hazardous waste performance for European Union member states? [J]. Waste Management, 2019,84: 147-157.

[2] Lin X Q, Li M, Chen Z L, et al. Long-term monitoring of PCDD/Fs in

soils in the vicinity of a hazardous waste incinerator in China: Temporal variations and environmental impacts [J]. Science of the Total Environment, 2020,713:136717.

[3] Ankit, Saha L, Kumar V, et al. Electronic waste and their leachates impact on human health and environment: Global ecological threat and management [J]. Environmental Technology & Innovation, 2021,24:102049.

[4] Pana D A, Li L L, Tian X, et al. A review on lead slag generation, characteristics, and utilization [J]. Resources Conservation and Recycling, 2019,146:140-155.

[5] Miyamoto K, Kobayashi H. Urgent need to review domestic regulations in Japan for preventing illegal transboundary movement of hazardous wastes [J]. Resources Conservation and Recycling, 2020, 158:104823.

[6] Um N, Park Y S, Jeon T W. An improved strategy for effectively managing the transboundary movement of waste based on the basel convention: A case study in South Korea [J]. Heliyon, 2023,9(6):e16496.

[7] 王兆龙,张 喆,贾 佳,等.中国控制危险废物越境转移管理现状与展望 [J]. 中国环境管理, 2022,14:7-12.
Wang Z L, Zhang J, Jia J, et al. Progress and prospect on the control of transboundary movements of hazardous wastes in China [J]. Chinese Journal of Environmental Management, 2022,14:7-12.

[8] Jiao J L, He P W, Zha J R. Factors influencing illegal dumping of hazardous waste in China [J]. Journal of Environmental Management, 2024,354:120366.

[9] 斜晓东,赵文萍.人工智能实施背景下的环境风险控制——以社会源危险废弃物全程追踪机制为样本 [J]. 中国高校社会科学, 2019: 40-51.
Tou X D, Zhao W P. Environment risk control under the background of artificial intelligence implementation [J]. Social Sciences in Chinese Higher Education, 2019:40-51.

[10] 李福全.基于物联网的冶金企业危险废物储运监控信息化系统 [J]. 信息记录材料, 2023,24:206-208.
Li F Q. Information system for monitoring and controlling hazardous waste storage and transportation in metallurgical enterprises based on the internet of things [J]. Information Recording Materials, 2023,24:206-208.

[11] 方 文,刘 正,黄玉洁,等.基于多模态感知的危险废物环境风险评估与预警研究 [J]. 中国环境管理, 2022,14:13-18.
Fang W, Liu Z, Huang Y J, et al. Environmental risk assessment and early warning of hazardous waste base on multi-mode sensor [J]. Chinese Journal of Environmental Management, 2022,14:13-18.

[12] 蒋文博,黄玉洁,刘 正,等.基于健康风险的危险废物智能化分级分类研究 [J]. 环境监控与预警, 2021,13:14-18.
Jiang W B, Huang Y J, Liu Z, et al. Intelligent classification system of hazardous waste based on health risk assessment [J]. Environmental Monitoring and Forewarning, 2021,13:14-18.

[13] 李玉爽,霍慧敏,刘海兵,等.危险废物城市环境风险评估方法及案例研究 [J]. 环境工程学报, 2023,17:2993-3004.
Li Y S, Huo H M, Liu H B, et al. Environmental risk assessment method and case study for hazardous wastewithin the city [J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2023,17:2993-3004.

[14] Takata M, Lin B L, Xue M Q, et al. Predicting the acute ecotoxicity of chemical substances by machine learning using graph theory [J]. Chemosphere, 2020,238:124604.

[15] Alibakshi A. Strategies to develop robust neural network models: Prediction of flash point as a case study [J]. Analytica Chimica Acta, 2018,1026:69-76.

[16] 吴 波,朱林萍,李扬波,等.基于 K-Means 聚类模型的隧道施工安全风险评价方法及应用研究 [J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2023,42:80-87.
Wu B, Zhu L P, Li Y B, et al. Evaluation method and application of tunnel construction safety risk based on K-Means Clustering Model [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University(Natural Science), 2023, 42:80-87.

[17] 杨 帆,王红斌,方 健,等.基于 K-means 聚类和随机森林的电缆风险评估及修复决策 [J]. 南京航空航天大学学报, 2024,56:892-899.
Yang F, Wang H B, Fang J, et al. Cable risk assessment and repair decision based on K-means clustering and random forest [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024,56:892-899.

[18] Kim J, Manna A, Roy A, et al. Clustered vehicle routing problem for waste collection with smart operational management approaches [J]. International Transactions in Operational Research, 2025,32(2):863-887.

[19] 何 山,赵宇明,田爱娜,等.基于充电片段和 PSO-BP 的锂电池 SOH 在线估计方法 [J]. 电源技术, 2025,49:383-389.
He S, Zhao Y M, Tian A N, et al. An online SOH estimation method for lithium batteries based on charging fragments and PSO-BP [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025,49:383-389.

[20] 杜 莹,韦原原,蒲欢欢.基于 PSO-BP 神经网络的 5G 基站位置确定方法 [J]. 测绘工程, 2025,34:47-52.
Du Y, Wei Y Y, Pu H H. A method for 5G access point location determination based on PSO-BP neural network [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2025,34:47-52.

[21] 翟东海,鱼 江,高 飞,等.最大距离法选取初始簇中心的 K-means 文本聚类算法的研究 [J]. 计算机应用研究, 2014,31:713-715.
Zhai D H, Yu J, Gao F, et al. K-means text clustering algorithm based on initial cluster centers selection according to maximum distance [J]. Application Research of Computers, 2014,31:713-715.

[22] Jiang Y, Zhang C, Zheng X, et al. Simultaneously screening multiple UGT1A1inhibitors from Polygonum multiflorum root using ultrafiltration LC-MS [J]. Biomedical Chromatography, 2022,36(4):e5300.

[23] Shi W, Zhang C, Zhao D S, et al. Discovery of hepatotoxic equivalent combinatorial markers from *Dioscorea bulbifera* tuber by fingerprint-toxicity relationship modeling [J]. Scientific Reports, 2018,8(1):462.

[24] 曹红业,龚 涛,袁成忠,等.基于 RBF 模型的太湖北部叶绿素 a 浓度定量遥感反演 [J]. 环境工程学报, 2016,10:6499-6504.
Cao H Y, Gong T, Yuan C Z, et al. Quantitative retrieval of chlorophyll-a concentration in northern part of Lake Taihu based on RBF model [J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2016, 10:6499-6504.

[25] 刘翘楚,王 杰,秦文萍,等.基于嵌套优化的 GA-PSO-BP 神经网络短期风功率预测方法研究 [J]. 电网与清洁能源, 2025,41:138-146.
Liu Q C, Wang J, Qin W P, et al. Research on short-term wind power prediction methods based on GA-PSOPB neural network with nested optimization [J]. Power System and Clean Energy, 2025,41:138-146.

作者简介: 王兆龙(1987-),男,河南洛阳人,中国科学院大学博士研究生,研究方向为固废资源化及污染防治.发表论文 20 余篇.