doi: 10. 20236/j. CJIAC. 2026. 11. 004
张晓彦，于岩. 基于反向传播神经网络结合激光诱导击穿光谱(LIBS)的道路尘土中重金属检测方法[J]. 中国无机分析化学，2026，16(11)：2002-2012.
Zhang Xiaoyan，Yu Yan. Detection Method of Heavy Metals in Road Dust Based on Back Propagation Neural Network Combined with Laser-induced Breakdown Spectroscopy (LIBS) [J]. Chinese Journal of Inorganic Analytical Chemistry，2026，16(11)：2002-2012.

基于反向传播神经网络结合激光诱导击穿光谱(LIBS)的道路尘土中重金属检测方法

张晓彦　于 岩
（许昌电气职业学院 信息工程学院，河南 许昌 461002）

摘　要　道路尘土中重金属污染已成为威胁城市居民健康的重要环境问题之一。传统的重金属检测方法如电感耦合等离子体质谱(Inductively Coupled Plasma Mass Spectrometer，ICP-MS)虽精度高，但存在样品前处理复杂、耗时较长、难以实现现场快速检测等问题。激光诱导击穿光谱(Laser-induced Breakdown Spectroscopy，LIBS)作为一种快速、原位、多元素同步分析的光谱技术，在环境样品重金属检测中展现出良好的应用潜力。然而，LIBS光谱受基体效应和环境干扰影响较大，直接定量分析准确性有限。本文提出一种基于反向传播神经网络(Backpropagation Neural Network，BPNN)结合LIBS的道路尘土重金属检测方法。通过采集许昌市区典型道路尘土样品，建立LIBS光谱数据库，构建BPNN模型对Pb、Cd等重金属含量进行定量预测，实现快速、准确的重金属含量检测。实验结果表明，BPNN模型对重金属含量的预测精度显著优于传统定标方法，决定系数(R^2)整体高于0. 96。本研究为道路尘土重金属污染的快速检测提供了一种高效、智能化的光谱分析方法，具有一定的应用推广价值。

关键词　反向传播神经网络；激光诱导击穿光谱；重金属；道路尘土；定量检测

要点

1）提出了一种融合智能优化算法的高性能LIBS定量检测新方法。
2）完成了方法从理论到实验的系统性验证，通过系统的实验设计，全面验证了所提方法的可靠性、优越性与实用性。
3）为道路尘土重金属污染监测提供了快速、智能化的现场解决方案。

中图分类号：O657. 38　O433　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：2095-1035(2026)11-2002-11

随着城市化进程的加快，道路尘土中重金属污染问题日益严重，对人体健康构成潜在威胁[1-2]。重金属如Pb、Cd等具有累积性和致癌性，其通过直接摄入、呼吸吸入等途径进入人体后，可引发多种疾病[3-5]。例如，铅(Pb)中毒可能导致神经系统损伤，尤其是对儿童的影响尤为严重，而镉(Cd)则与肾功能损害、骨质疏松等疾病的发生相关[6]。因此，对道路尘土中重金属污染进行快速、准确的监测，对城市环境管理与公共健康保护具有重要意义[7]。目前，重金属污染评价多依赖于实验室化学分析方法，如电感耦合等离子体质谱(ICP-MS)等，虽然精度高，但样品前处理复杂、耗时长、成本高，难以满足大规模、实

收稿日期：2026-01-10　**修回日期**：2026-02-04　**录用日期**：2026-02-06　**在线出版日期**：2026-06-09
Received：2026-01-10　**Revised**：2026-02-04　**Accepted**：2026-02-06　**Online published**：2026-06-09
基金项目：中国高校产学研创新基金资助项目(2021ITA09018)
Fund：Supported by the China University Industry-University-Research Innovation Fund (2021ITA09018)

作者简介：张晓彦，女，讲师，主要从事人工智能与软件工程研究。E-mails：13938917391@163. com
Author：Zhang Xiaoyan，female，lecturer，mainly engaged in research on artificial intelligence and software engineering. E-mails：13938917391@163. com

©Chinese Journal of Inorganic Analytical Chemistry Editorial Department 2026. This is an open access article under the CC-BY-NC-ND 4.0 License.

时监测的需求[8]。近年来，激光诱导击穿光谱(LIBS)技术因其快速、原位、多元素同步检测等优势，在环境监测领域受到广泛关注[9-14]。然而，LIBS光谱受样品基体效应、等离子体不稳定性和光谱干扰等因素影响，直接定量分析存在较大误差，制约了其在实际环境样品中的应用。

为提升LIBS在复杂基质样品中的定量分析能力，机器学习方法被引入光谱数据处理中。反向传播神经网络(Backpropagation Neural Network，BPNN)作为一种经典的人工神经网络模型，具有较强的非线性拟合能力和模式识别能力，已在光谱定量分析中展现出良好的应用前景[15-19]。通过构建光谱特征与重金属含量之间的映射关系，BPNN可有效降低基体效应的影响，提高预测精度。许昌市作为中原城市群重要的制造业基地和交通枢纽，近年来工业发展与城市建设进程加快，随之而来的环境压力日益凸显。该市拥有装备制造、食品加工、电力电子等产业集群，交通网络密集，机动车保有量持续增长，这些因素均可能导致道路尘土中重金属的累积[20-21]。然而，目前对许昌市道路尘土重金属污染的系统研究仍较为缺乏，其污染特征、主要来源及健康风险尚未明确。因此，选择许昌作为研究对象，具有典型的区域代表性和现实紧迫性。开展该地区道路尘土重金属污染的快速识别与定量分析，不仅可为当地环境治理提供科学依据，也可为类似工业交通复合型城市的污染防控提供参考。

因此，本文提出一种基于BPNN结合LIBS的道路尘土重金属快速检测方法。通过采集许昌市区道路尘土样品，建立LIBS光谱数据库，构建BPNN定量预测模型，实现对多种重金属含量的快速反演，完成道路尘土中Pb、Cd等重金属含量的定量预测。本研究的创新点在于，采用LIBS技术进行重金属的快速原位检测，避免了传统化学分析方法中的复杂前处理步骤；引入海星优化算法(Starfish Optimization Algorithm，SFOA)对BPNN算法进行优化，提高了预测精度和可靠性；通过大量实际样本的光谱数据验证模型可行性。本研究旨在为道路尘土重金属污染的现场快速检测提供一种新的技术手段，推动LIBS技术在环境健康领域的应用发展，同时为类似地区的环境污染监测提供参考[22]。未来，随着算法和技术的不断进步，LIBS结合机器学习的方法将在更广泛的环境监测和公共健康保护中发挥重要作用。

1　实验部分

1.1　仪器设备

LIBS实验装置示意图，如图1所示。核心模块包括激光激励模块、激光聚焦透镜组、信号收集镜及光谱采集模块，其中激光激励模块为紧凑型Nd：YAG调Q脉冲激光器(Dawa-100)，基频波长1 064 nm、能量稳定性≤0.7%、脉冲宽度≤9 ns、光斑直径5 mm、脉冲能量100 mJ；激光聚焦透镜组为消色差双胶合透镜增透膜(700～1 100 nm)，直径25.4 mm、焦距75.0 mm；信号收集镜为抛物面镜组，焦距为50.8 mm，90°离轴抛物面反射镜；光谱采集模块为多通光纤光谱仪(海洋光学 MX2500)，波长范围180～1 100 nm、分辨率0.1 nm。其他模块包括激光控制器及计算机等。

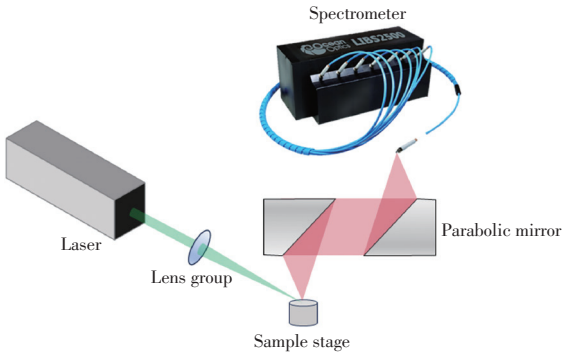


图1　LIBS实验装置示意图

Figure 1　Schematic diagram of LIBS experimental setup.

1.2　实验材料

本研究随机采集了许昌主要干线道路尘土，选取了涵盖不同污染程度(低、中、高)的代表性土壤样本，以确保实验结果的广泛适用性，总样本量达到30个，采样点依据城市功能区划系统布设，涵盖工业区、交通主干道、商业区、居民区等，并以表格形式列出了所有样本预测的重金属浓度，具体信息见表1。

为建立定量模型，本实验共制备了20种浓度梯度，Pb和Cd两种污染金属的模拟尘土样本，具体信息见表2。尘土基底选用黏土成分分析标准物质(GBW03101a)、硅质砂岩成分分析标准物质(GBW03112)及泥质灰岩岩石成分分析标准物质[GBW07108(GSR-6)]三种国家标准物质并按照1∶1∶1的比例配制。

表1 土壤样本基本信息

Table 1 Basic information of soil samples

Sample No.	Pollution level	Heavy metals	ICP-MS/(mg · kg^{-1})		Sample No.	Pollution level	Heavy metals	ICP-MS/(mg · kg^{-1})	
			Pb	Cd				Pb	Cd
001	Low	Pb, Cd	18	0.4	016	Low	Pb, Cd	8	0.2
002	Low	Pb, Cd	10	0.6	017	Low	Pb, Cd	13	1.6
003	High	Pb, Cd	50	6.5	018	High	Pb, Cd	170	9.4
004	Moderate	Pb, Cd	80	3.4	019	Moderate	Pb, Cd	50	6.4
005	Low	Pb, Cd	19	0.7	020	Low	Pb, Cd	7	0.3
006	High	Pb, Cd	125	4.6	021	High	Pb, Cd	197	13.6
007	High	Pb, Cd	175	5.4	022	High	Pb, Cd	149	9.5
008	Low	Pb, Cd	24	3.6	023	Low	Pb, Cd	24	3.1
009	High	Pb, Cd	180	7.4	024	High	Pb, Cd	174	8.9
010	Low	Pb, Cd	11	2.6	025	High	Pb, Cd	158	11.2
011	High	Pb, Cd	108	8.1	026	High	Pb, Cd	149	7.1
012	Moderate	Pb, Cd	70	2.8	027	Low	Pb, Cd	8	2.4
013	Low	Pb, Cd	28	0.3	028	High	Pb, Cd	198	19.4
014	Low	Pb, Cd	14	0.2	029	Moderate	Pb, Cd	40	2.2
015	Low	Pb, Cd	17	0.8	030	Low	Pb, Cd	11	0.7

表2 模拟尘土样本

Table 2 Simulate dust samples

Sample number	Heavy metals	Concentration/(mg · kg^{-1})	Sample number	Heavy metals	Concentration/(mg · kg^{-1})
Pb-001	Pb	10	Cd-001	Cd	0.4
Pb-002	Pb	20	Cd-002	Cd	0.8
Pb-003	Pb	30	Cd-003	Cd	1.2
Pb-004	Pb	40	Cd-004	Cd	1.6
Pb-005	Pb	50	Cd-005	Cd	2.0
Pb-006	Pb	60	Cd-006	Cd	2.4
Pb-007	Pb	70	Cd-007	Cd	2.8
Pb-008	Pb	80	Cd-008	Cd	3.2
Pb-009	Pb	90	Cd-009	Cd	3.6
Pb-0010	Pb	100	Cd-0010	Cd	4.0
Pb-0011	Pb	110	Cd-0011	Cd	4.4
Pb-0012	Pb	120	Cd-0012	Cd	4.8
Pb-0013	Pb	130	Cd-0013	Cd	5.2
Pb-0014	Pb	140	Cd-0014	Cd	5.6
Pb-0015	Pb	150	Cd-0015	Cd	6.0
Pb-0016	Pb	160	Cd-0016	Cd	6.4
Pb-0017	Pb	170	Cd-0017	Cd	6.8
Pb-0018	Pb	180	Cd-0018	Cd	7.2
Pb-0019	Pb	190	Cd-0019	Cd	7.6
Pb-0020	Pb	200	Cd-0020	Cd	8.0

1.3　算法模型

反向传播神经网络(Backpropagation Neural Network，BPNN)是一种多层前馈神经网络，通过误差反向传播算法进行训练，具有强大的非线性映射能力，特别适用于复杂系统的建模与预测[23-27]。其核心在于通过“前向传播”计算与“误差反向传播”学习来建立复杂的映射关系。该算法包含两个关键步骤：首先，输入数据经加权求和与激活函数处理，逐层前向传播产生预测结果；其次，通过计算预测值与真实值之间的误差，并基于梯度下降原理，将误差沿网络反向传播，逐层调整各层神经元之间的连接权重与偏置。这一迭代学习过程使网络能够不断自我修正，最终精确捕捉光谱特征与重金属含量之间的复杂关系。

然而，传统BPNN存在对初始参数敏感、易收敛于局部最优且训练效率不高的局限。为此，本文引入海星优化算法(Starfish Optimization Algorithm，SFOA)对其进行增强。SFOA是一种模拟海星觅食与种群行为的新型启发式算法，其寻优过程主要包含勘探与开发两个阶段[28-32]。在勘探阶段，算法通过混合搜索策略模拟海星的广泛探索，以高效覆盖解空间；在开发阶段，则借鉴海星的捕食与再生机制，采用定向搜索策略进行局部精细调优。该算法通过为BPNN全局寻优初始权重与超参数，有效规避了局部最优陷阱，从而显著提升了定量预测模型的精度、收敛速度及鲁棒性。

将BPNN的隐藏层节点数、初始学习率、最大迭代次数三个超参数编码为SFOA个体的位置向量。明确适应度为验证集预测均方根误差并执行最小化。SFOA种群中每个个体(一组超参数)实例化一个BPNN并训练，其适应度用于指导SFOA的“探索-开发”迭代更新，最终输出全局最优超参数组合。

2　结果与讨论

2.1　数据预处理结果

图2显示了不同浓度梯度下Pb的LIBS光谱响应。从全谱图可见，在200～900 nm存在多个元素的特征发射峰。图2b聚焦于Pb(Ⅰ)405.8 nm特征线，其峰强随样品中Pb浓度增加而呈现规律性增强，表明该谱线强度与Pb含量之间存在良好的正相关响应关系，适合作为定量分析的分析线。同时，该特征峰峰形尖锐、背景较低，与其他谱线分离度较好，受干扰较小。这组系统性的梯度样本数据为后续建立Pb的定量校准模型提供了关键依据，验证了利用LIBS技术对该元素进行定量检测的可行性。

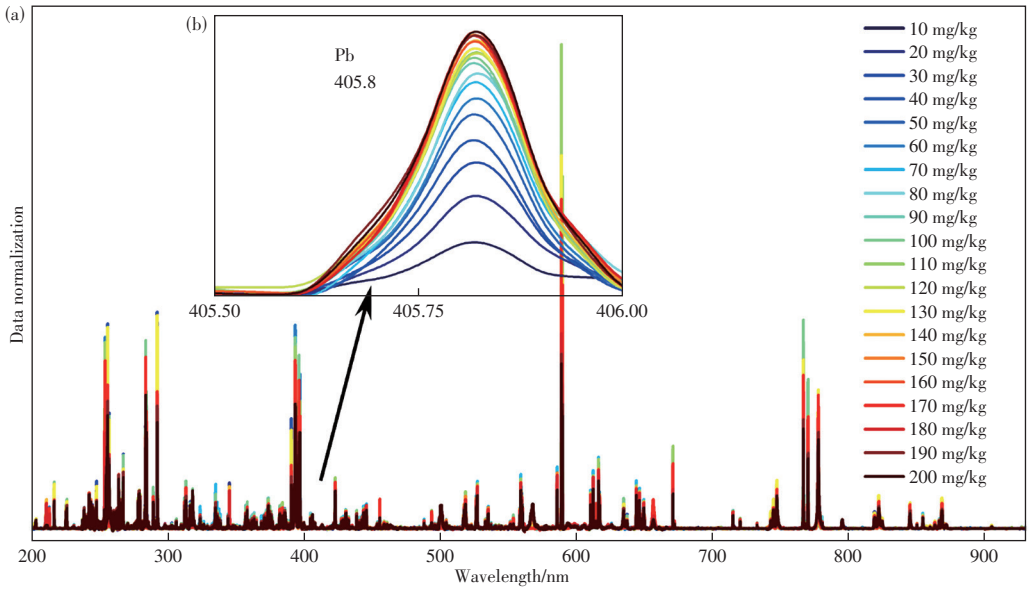


图2　20种Pb浓度梯度模拟样本的LIBS数据

Figure 2　LIBS data of 20 simulated samples with Pb concentration gradient.

图3展示了不同Cd浓度梯度下LIBS光谱的系统性变化。全谱图3a表明，在200～900 nm，Cd特征峰与其他基体谱线得以有效区分。局部放大图3b清晰显示，位于226.5 nm处的Cd(Ⅰ)特征谱线强度，随样品中Cd浓度的增加呈现单调且规律的增强趋势。该峰形尖锐，背景较低，表明其受光谱干扰较小，适合作为Cd定量分析的特征谱线。尽管Cd通常含量较低且LIBS谱线相对较弱，但梯度样本中表现出良好的浓度剂量-峰强响应关系，证实了利用LIBS技术对该痕量重金属进行定量检测的可行性。此组数据为后续建立Cd的稳健校准模型及评估方法检出限提供了关键依据。

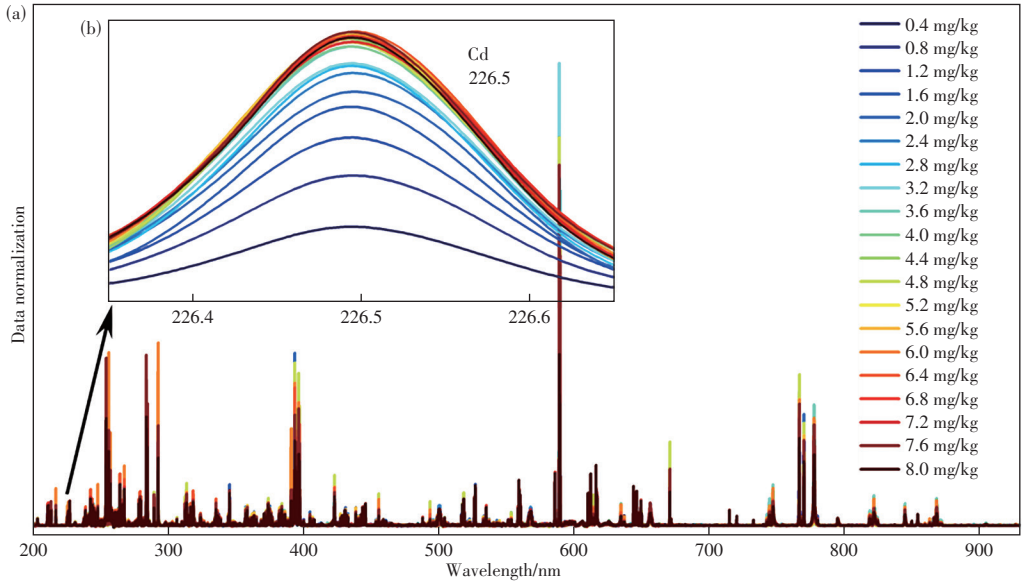


图3　20种Cd浓度梯度模拟样本的LIBS数据

Figure 3　LIBS data of 20 simulated samples with Cd concentration gradient.

2.2　LIBS光谱特征峰分析

图4为模拟样本的LIBS光谱特征峰分析，200～900 nm的光谱区间内收集到包括Cd、Mn、Fe、Mg、Si、Al、Ca、Ba、Sr、Na等元素的特征谱信息。通过全谱分析可以发现Pb、Cd的特征峰远小于其他元素的特征峰，即在特征提取的过程中简单的数据降维可能造成Pb、Cd特征信息的丢失，因此本文考虑首先采用主成分分析算法提取全谱的特征，然后将包含Pb、Cd的特征峰同时作为模型的输入。

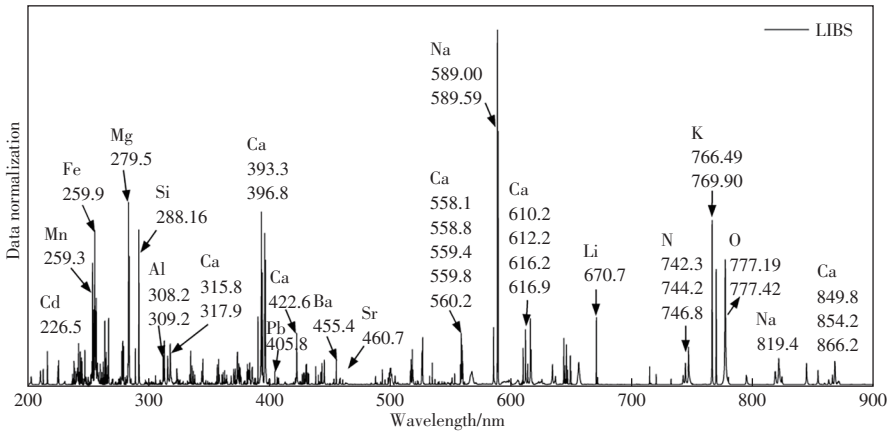


图4　模拟样本的LIBS光谱特征峰分析

Figure 4　LIBS spectral characteristic peak analysis of simulated samples.

图5揭示了LIBS特征谱线强度与重金属浓度之间的统计学定量关系。图5a表明Pb的特征峰归一化强度与其浓度高度相关，皮尔逊相关系数(Pearson′s R)高达0.988 9，呈现出极佳的线性响应，这为其准确定量奠定了坚实基础。图5b中Cd也表现出明显的正相关趋势，相关系数为0.956 2，虽略低于Pb，但仍属高度相关，表明该方法对痕量Cd同样具备定量能力。总体而言，研究结果证实了所选特征谱线作为定量分析指标的可靠性，为后续建立定量模型提供了关键依据。

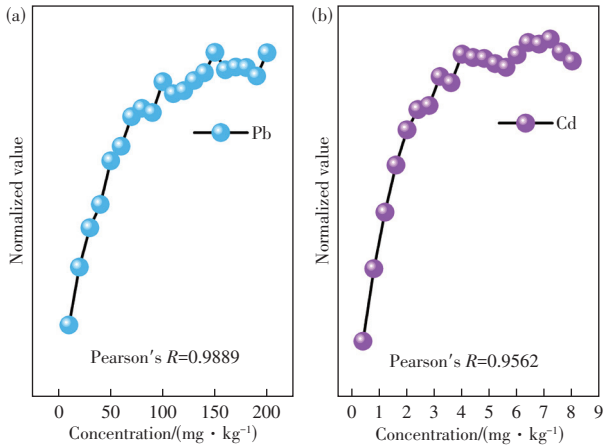


图5　Pb与Cd特征谱线归一化强度与其浓度的线性相关关系散点图

Figure 5　Scatter plot of the linear correlation between the normalized intensity of characteristic spectral lines of Pb and Cd and their respective concentrations.

2.3　SFOA-BPNN混合模型的建立与参数优化

本研究构建了一个三层BP神经网络，并采用海星优化算法对其关键参数进行自动寻优。BPNN模型参数设置：网络输入为主成分分析降维后的LIBS光谱主成分得分及Pb、Cd特征峰信息，输入节点数由8个主成分(累计贡献率＞99.5%)和15个像素点(Pb和Cd两个特征峰)确定。输出层为2个节点，对应两种重金属的含量。隐藏层采用单层结构，其节点数、训练初始学习率及最大迭代次数为待优化的三个核心参数，它们共同决定了模型的容量、收敛速度与最终性能。隐藏层激活函数使用ReLU，输出层为线性函数，训练算法采用Levenberg-Marquardt算法。SFOA优化流程与参数设置：为优化上述参数，将三者编码为SFOA个体的位置向量，并在预设的整数或连续区间内进行搜索。SFOA的适应度函数定义为BPNN在独立验证集上预测均方根误差的负值，以此引导种群寻找泛化性能最佳的参数组合。SFOA算法设置种群规模为30，最大迭代100代。其位置更新由收敛因子和随机权重控制，实现了从全局探索到局部开发的平衡。优化过程中，每个个体代表一组超参数，用于训练一个BPNN子模型并进行验证评估，SFOA据此迭代更新种群，最终输出最优参数配置。该方法系统性地规避了人工调参的盲目性，提升了模型的稳定性与预测精度。本研究按照5∶2∶1的比例随机划分训练集、验证集以及测试集，用于SFOA-BPNN混合模型的建立与参数优化。

图6展示了基于SFOA-BPNN模型对道路尘土中Pb含量的预测结果。在训练集、验证集与测试集中，预测值与实测值均紧密分布在对角线两侧，其决定系数R^2分别高达0.988 8、0.987 9和0.982 0，表明模型具有优异的拟合精度与泛化能力。尽管测试集的RMSE较训练集有所上升，这主要源于外部样本的固有不确定性，但仍在可接受范围。本研究采用训练集内K折交叉验证进行SFOA寻优，测试集全程隔离，有效减少了因单次数据随机划分带来的评估偏差，使验证集性能(R^2=0.9879)能够更稳健、可靠地反映模型在未知数据上的表现，从而保证了参数优化与模型选择的可靠性。整体而言，SFOA-BPNN模型实现了对Pb浓度快速、准确的LIBS光谱反演。

图7展示了SFOA-BPNN模型对Cd浓度的预测效果。图7中的训练集、验证集与测试集中的预测点均紧密分布于对角线附近，表明模型在不同数据子集上均保持了良好的预测一致性。具体来看，训练集与验证集的预测精度极高(R^2均大于0.97，RMSE均低于0.15)，说明模型学习充分且未出现过拟合；测试集的R^2为0.966 3、RMSE为0.179 2，虽略低于前两者，但仍处于较高水平，体现出模型对未知样本具有良好的泛化能力。综合来看，该模型能够基于LIBS光谱实现Cd含量的准确、稳定预测。

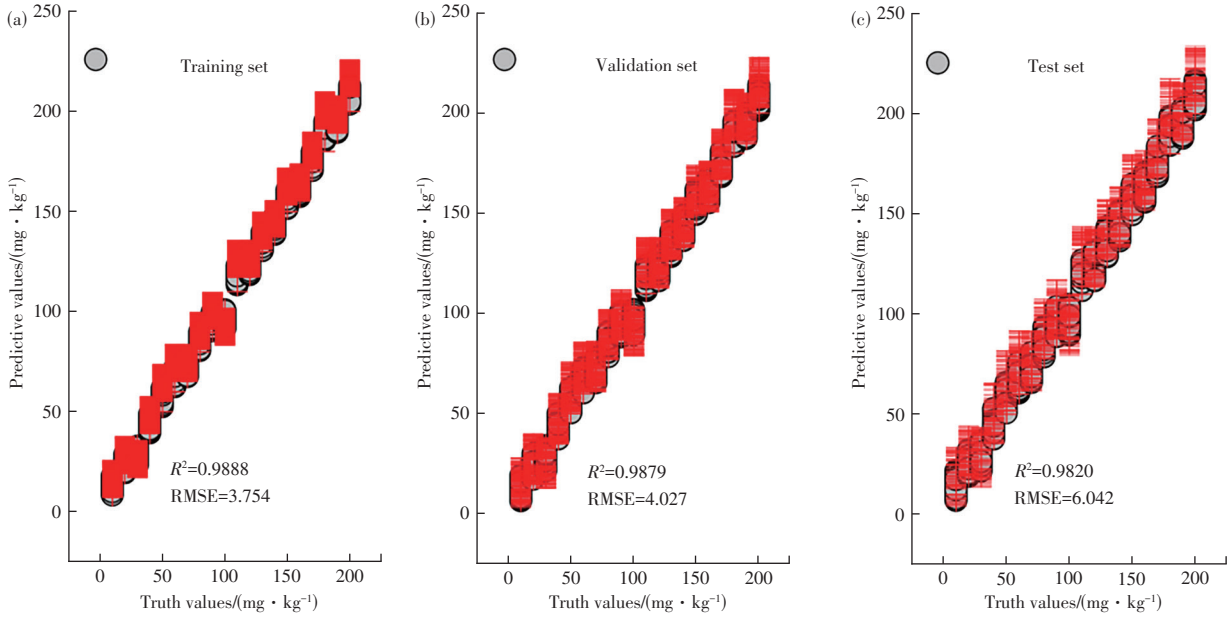


图6 Pb浓度预测结果

Figure 6 Prediction results of Pb concentration.

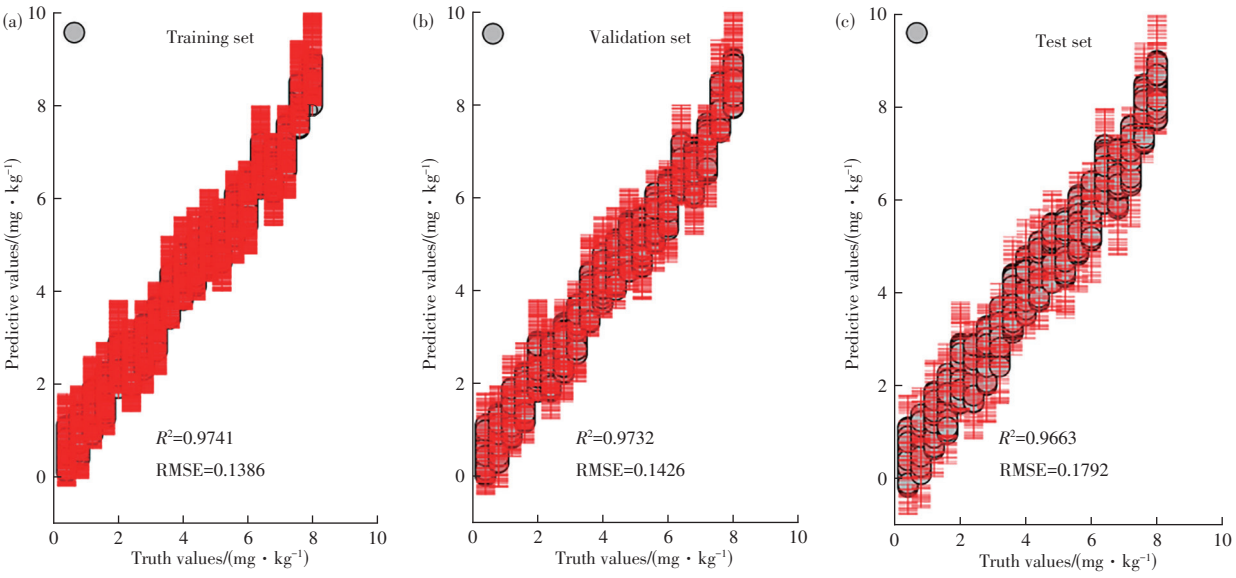


图7 Cd浓度预测结果

Figure 7 Prediction results of Cd concentration.

2.4 模型从模拟样本到真实样本的迁移能力验证

图8通过条形图直观对比了LIBS方法与标准ICP-MS法对实际土壤样本中Pb、Cd含量的测定结果。整体而言，两种方法得到的浓度值在大多数样本上具有良好的一致性，条形高度相近，验证了所建LIBS定量模型在实际应用中的可靠性。结果显示，直接迁移的预测精度(R^2～0.89)低于使用部分真实样本校准后的模型(R^2>0.96)，此差异主要源于基质效应，即真实道路尘土的复杂矿物组成、有机质及不均匀颗粒度对等离子体形成和光谱信号产生了显著干扰，而纯化学配制的模拟样本无法完全模拟。具体分析，对于Pb浓度预测(图8a)，多数样本的LIBS预测值与ICP-MS测定值吻合较好。部分样本存在一定偏差，可能源于土壤基体差异对LIBS等离子体特性的影响，或光谱中存在未被完全校正的谱线干扰。对于Cd浓度预测(图8b)，由于其含量通常较低且LIBS谱线相对较弱，预测值与参考值整体变化趋势保持一致，表明模型具备捕捉Cd污染分布特征的能力。综上，该对比结果证实了所开发的SFOA-BPNN模型能够有效地从LIBS光谱中反演Pb、Cd

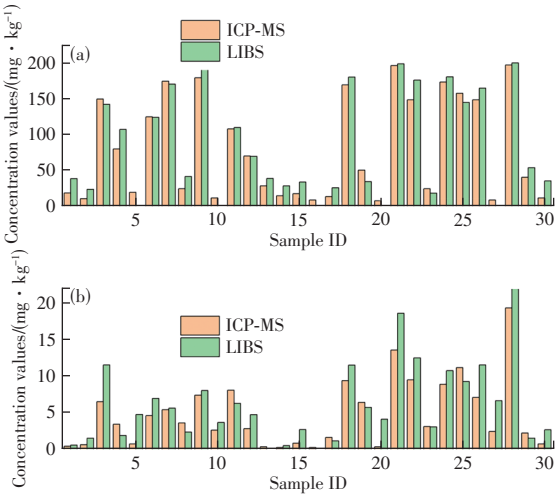


图 8　基于 SFOA-BPNN 模型的 LIBS 预测值与 ICP-MS 参考值对比条形图(实际道路尘土样本)

Figure 8　Comparison bar chart of LIBS predicted values based on the SFOA-BPNN model and ICP-MS reference values (Actual road dust samples).

浓度，虽在绝对精度上较实验室标准方法略有差异，但已能满足快速筛查与污染分级的需求，展现了 LIBS 技术用于现场、实时重金属检测的巨大潜力。

图 9 通过散点图与统计参数进一步量化了 LIBS 方法与标准 ICP-MS 方法的一致性。对于 Pb 与 Cd 浓度预测，预测值与参考值的散点均紧密分布于拟合线($y=x$)附近，显示出较好的相关性。具体而言，Pb 与 Cd 的线性拟合决定系数(R^2)分别高达 0.93 和 0.89，皮尔逊相关系数(Pearson′s r)均超过 0.94，表明两种方法的结果具有极强的统计一致性。残差平方和(Residual Sum of Squares，RSS)数值较小，反映了整体预测误差较低。值得注意的是，Pb 的拟合方程存在一个较小的正截距(+6.64)，提示模型可能存在系统性高估，这可能与 Pb 的特征谱线干扰或基体效应有关；而 Cd 的截距为 1.31，说明其预测偏差不可忽视。结果表明，经过 SFOA 优化的 BPNN

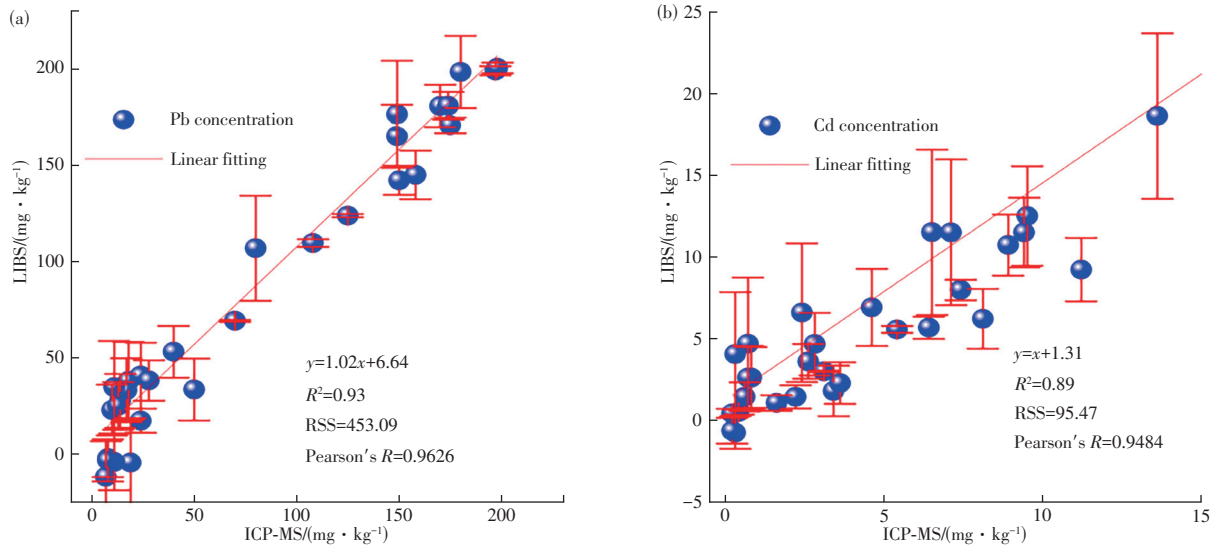


图 9　实际道路尘土样本 Pb 与 Cd 浓度预测散点图(LIBS 与 ICP-MS 对比)

Figure 9　Scatter plot of actual road dust sample Pb and Cd concentration prediction (comparison between LIBS and ICP-MS).

模型能有效地从 LIBS 光谱中反演重金属含量，为将 LIBS 发展为一种可靠的定量分析技术提供了坚实的数据支持。

在真实样本数据集上，对比了测试集的 SFOA-BPNN 模型与两种传统方法，即偏最小二乘回归(PLSR)和未优化的标准 BPNN。以表格形式对比了三者在测试集上对 Pb、Cd 预测的 R^2。表 3 结果显示，SFOA-BPNN 在所有指标上均显著优于 PLSR，且其优化机制有效解决了标准 BPNN 易陷入局部最优、结果不稳定的问题，从而用实验数据证明了所提方法的先进性。SFOA 独特的“探索-开发”两阶段机制及其自适应收敛因子，使其在寻优初期更有效地跳出局部最优，在后期能更精细地调优，从而在收敛速度和最终解的质量上表现出优势。

表 3　SFOA-BPNN 模型与 PLS 及 BPNN 方法的对比

Table 3　Comparison of SFOA-BPNN model with PLS and BPNN methods

Elements	Evaluation parameters	PLSR	BPNN	SFOA-BPNN
Pb	R^2	0.89	0.87	0.93
Cd	R^2	0.71	0.68	0.89

3 结论

本研究成功构建了一种基于反向传播神经网络(BPNN)结合激光诱导击穿光谱(LIBS)的道路尘土重金属定量分析方法。通过采集许昌市区典型道路尘土样品，建立LIBS光谱数据库，并构建BPNN模型对Pb、Cd重金属含量进行定量预测，结果表明该方法具有较高的预测精度和稳定性，可实现对道路尘土重金属含量的快速检测与定量预测。

参考文献

[1] 彭驰，何亚磊，郭朝晖，等. 中国主要城市土壤重金属累积特征与风险评价[J]. 环境科学，2022，43(1)：1-10.
Peng Chi，He Yalei，Guo Zhaohui，et al. Characteristics and risk assessment of heavy metals in urban soils of major cities in China[J]. Environmental Science，2022，43(1)：1-10.

[2] 胡月琪，郭建辉，张超，等. 北京市道路扬尘重金属污染特征及潜在生态风险[J]. 环境科学，2019，40(9)：3924-3934.
Hu Yueqi，Guo Jianhui，Zhang Chao，et al. Pollution characteristics and potential ecological risks of heavy metals in road dust in Beijing[J]. Environmental Science，2019，40(9)：3924-3934.

[3] 李春芳，曹见飞，吕建树，等. 不同土地利用类型土壤重金属生态风险与人体健康风险[J]. 环境科学，2018，39(12)：5628-5638.
Li Chunfang，Cao Jianfei，Lü Jianshu，et al. Ecological risk assessment of soil heavy metals for different types of land use and evaluation of human health[J]. Environmental Science，2018，39(12)：5628-5638.

[4] 李一蒙，马建华，刘德新，等. 开封城市土壤重金属污染及潜在生态风险评价[J]. 环境科学，2015，36(3)：1037-1044.
Li Yimeng，Ma Jianhua，Liu Dexin，et al. Assessment of heavy metal pollution and potential ecological risks of urban soils in Kaifeng City，China[J]. Environmental Science，2015，36(3)：1037-1044.

[5] 王可，李昆，黄笑晨，等. 石家庄市公园尘土中重金属污染水平及健康风险评价[J]. 职业与健康，2020，36(5)：670-673.
Wang Ke，Li Kun，Huang Xiaochen，et al. Levels of heavy metal pollution in dust from parks in Shijiazhuang City and health risk assessment[J]. Occupational and Health，2020，36(5)：670-673.

[6] 杨婷，汪敬轩，李旭峰，等. 国内常见农产品中镉的生物可给性与生物有效性及其人体健康风险评估研究进展[J]. 食品安全质量检测学报，2025，16(18)：1-11.
Yang Ting，Wang Jingxuan，Li Xufeng，et al. Research progress on bioaccessibility/bioavailability of cadmium in common agricultural products in China and its human health risk assessment[J]. Journal of Food Safety & Quality，2025，16(18)：1-11.

[7] 彭莎，何亚雄，温起帆，等. 激光诱导击穿光谱(LIBS)技术融合机器学习快速鉴别土壤重金属污染等级[J]. 中国无机分析化学，2025，15(9)：1295-1303.
Peng Sha，He Yaxiong，Wen Qifan，et al. Rapid identification of soil heavy metal pollution levels based on LIBS technology integrated machine learning[J]. Chinese Journal of Inorganic Analytical Chemistry，2025，15(9)：1295-1303.

[8] 徐静，王英锋，李杏茹，等. 电感耦合等离子体-串联质谱(ICP-MS/MS)法测定道路尘土中的铂族元素(PGEs)含量[J]. 光谱学与光谱分析，2018，38(增刊1)：327-328.
Xu Jing，Wang Yingfeng，Li Xingru，et al. Determination of platinum group elements (PGEs) content in road dust by inductively coupled plasma-tandem mass spectrometry (ICP-MS/MS) method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2018，38(S1)：327-328.

[9] 陈日恒，黄伟华，刘元超，等. 激光诱导击穿光谱在水体检测中的最新进展[J]. 中国激光，2026，53(2)：0211002. DOI：10. 3788/CJL251489.
Chen Riheng，Huang Weihua，Liu Yuanchao，et al. Recent advances in laser-induced breakdown spectroscopy for water detection[J]. Chinese Journal of Lasers，2026，53(2)：0211002. DOI：10. 3788/CJL251489.

[10] Fayek N，Tawfik W，Khalafallah A，et al. Advancing environmental monitoring：unveiling heavy metals contamination with calibration-free picosecond laser-induced breakdown spectroscopy (CF-PS-LIBS)[J]. Journal of Optics，2025. DOI：10. 1007/s12596-025-02524-x.

[11] Viana L F，Suarez Y R，Cardoso C A L，et al. Use of fish scales in environmental monitoring by the application of laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS)[J]. Chemosphere，2019，228：258-263.

[12] Zhang Yu，Zhang Tao，Li Hao. Application of laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) in environmental monitoring[J]. Spectrochimica Acta Part B Atomic Spectroscopy，2021，181：106218. DOI：10. 1016/j. sab. 2021. 106218.

[13] 余洋，徐波，兰智高. 基于偏振分辨LIBS结合连续背景扣除的土壤检测研究[J]. 大气与环境光学学报，2026，21(2)：311-319.
Yu Yang，Xu Bo，Lan Zhigao. Study on soil detection based on polarization resolved LIBS combined with continuum background subtraction[J]. Journal of

Atmospheric and Environmental Optics, 2026, 21(2): 311-319.

[14] 杏艳，李茂刚，念娟妮，等. 激光诱导击穿光谱结合机器学习的土壤沉积物重金属元素定量分析方法研究[J]. 分析测试学报，2025，44(6)：1115-1122.
Xing Yan, Li Maogang, Nian Juanni, et al. Research on quantitative analysis method of heavy metal elements in soil sediments by laser-induced breakdown spectroscopy combined with machine learning[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2025, 44(6): 1115-1122.

[15] Chen Xiaoqing, Li Dacheng, Wang Anjing. Research on the transformer failure diagnosis method based on fluorescence spectroscopy analysis and SBOA optimized BPNN[J]. Sensors, 2025, 25(7): 14248220. DOI: 10.3390/s250714248220.

[16] Meng Dong, Yu Xiang, Xu Lin, et al. Simultaneous detection of imidacloprid, acetamiprid, and clothianidin in apple juice using ultraviolet spectroscopy and the SSA-BPNN model[J]. Journal of Applied Spectroscopy, 2025, 92(2). DOI: 10.1007/s10812-025-01892-9.

[17] Lu Zhe, Yu Hao, Yin Fulongzhi. Determination of the acid and peroxide values of vegetable oils by raman spectroscopy with competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and back propagation neural network (BPNN)[J]. Analytical Letters, 2024, 57(13/15): 2289-2306.

[18] 吴霞，周德旭，宗伟凯. 荧光光谱结合DM-BPNN算法快速检测特级初榨橄榄油中掺伪植物油[J]. 中国油脂，2025，50(10)：72-78.
Wu Xia, Zhou Dexu, Zong Weikai. Rapid detection of extra virgin olive oil adulterated with vegetable oil by fluorescence spectroscopy combined with DM-BPNN algorithm[J]. China Oils and Fats, 2025, 50(10): 72-78.

[19] 张凯萍，李国霞. 基于反向传播神经网络结合便携式拉曼光谱特级初榨橄榄油掺假定量分析[J]. 光散射学报，2023，35(1)：64-70.
Zhang Kaiping, Li Guoxia. Quantitative analysis of adulteration in extra virgin olive oil based on back propagation neural network and portable raman spectroscopy[J]. Chinese Journal of Light Scattering, 2023, 35(1): 64-70.

[20] 吴银平，徐雅洁. 加快建设许昌市枢纽产业集群建设研究[J]. 中国储运，2025(3)：70-71.
Wu Yinping, Xu Yajie. Research on accelerating the construction of hub industry clusters in Xuchang City[J]. China Storage and Transportation, 2025(3): 70-71.

[21] 许昌市人民政府. 许昌市新型城镇化和城乡融合发展规划(2021—2035年)的通知[J]. 许昌市人民政府公报，2022(3)：253-273.
Xuchang Municipal People's Government. Notice on issuing the plan for the development of new urbanization and urban-rural integration in Xuchang City (2021—2035)[J]. Xuchang Municipal People's Government Gazette, 2022(3): 253-273.

[22] 李亚可，夏星辉，姜晓满，等. 光谱分析技术在环境重金属污染检测中的应用与进展[J]. 实验技术与管理，2025，42(11)：14-25.
Li Yake, Xia Xinghui, Jiang Xiaoman, et al. Application and progress of spectral analysis technology in environmental heavy metal pollution detection[J]. Experimental Technology and Management, 2025, 42(11): 14-25.

[23] Hecht-Nielsen R. Theory of the backpropagation neural network[J]. Neural Networks, 1989, 1(1): 445. DOI: 10.1016/0893-6080(89)90045-3.

[24] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323: 533-536.

[25] LeCun Y, Boser B E, Denker J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition[J]. Neural Computation, 1989, 1(4): 541-551.

[26] Møller M F. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning[J]. Neural Networks, 1993, 6(4): 525-533.

[27] Hagan M T, Menhaj M. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(6): 989-993.

[28] Zhong Cheng, Li Gang, Meng Zhi, et al. Starfish optimization algorithm (SFOA): a bio-inspired metaheuristic algorithm for global optimization compared with 100 optimizers[J]. Neural Computing and Applications, 2024, 37(5): 1-43.

[29] Jameel M, Merah H, El-latif A M A, et al. Multiobjective starfish optimization algorithm for engineering design and optimal power flow problems[J]. Scientific Reports, 2026, 16: 3302. DOI: 10.1038/s41598-026-45444-x.

[30] Liu Yang, Fu Ming, Liu Zhe, et al. An enhanced starfish optimization algorithm via joint strategy and its application in ultra-wideband indoor positioning[J]. Biomimetics, 2025, 10(5): 338. DOI: 10.3390/biomimetics10050338.

[31] Jameel M, Merah H, Abd El-latif A M A, et al. Multiobjective starfish optimization algorithm for engineering design and optimal power flow problems[J]. Scientific Reports, 2026, 16: 3302. DOI: 10.1038/s41598-025-99687-9.

[32] Akbulut H. A modified starfish optimization algorithm (M-SFOA) for global optimization problems and its application to heart disease risk prediction[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 307: 131088. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.131088.

Detection Method of Heavy Metals in Road Dust Based on Back Propagation Neural Network Combined with Laser-induced Breakdown Spectroscopy (LIBS)

Zhang Xiaoyan, Yu Yan

(*School of Information Engineering, Xuchang Electrical Vocational College, Xuchang, Henan 461002, China*)

Abstract Heavy metal pollution in road dust has become one of the important environmental issues threatening the health of urban residents. Traditional heavy metal detection methods such as inductively coupled plasma mass spectrometry (ICP-MS) have high accuracy, but there are problems such as complex sample pretreatment, long time consumption, and difficulty in achieving rapid on-site detection. Laser induced breakdown spectroscopy (LIBS), as a rapid, in-situ, multi-element synchronous analysis spectroscopic technique, shows great potential for application in heavy metal detection of environmental samples. However, LIBS spectra are greatly affected by matrix effects and environmental interference, and the accuracy of direct quantitative analysis is limited. This article proposed a road dust heavy metal detection method based on backpropagation neural network (BPNN) combined with LIBS. By collecting typical road dust samples in Xuchang urban area, establishing a LIBS spectral database, and constructing a BPNN model for quantitative prediction of heavy metal content such as Pb and Cd, rapid and accurate detection of heavy metal content could be achieved. The experimental results showed that the BPNN model had significantly better prediction accuracy for heavy metal content than traditional calibration methods, with correlation coefficients (R^2) over all above 0.96. This study provided an efficient and intelligent spectral analysis method for rapid monitoring and detection of heavy metals in road dust, which had certain application and promotion value.

Keywords backpropagation neural network; laser induced breakdown spectroscopy; heavy metals; road dust; quantitative detection

HIGHLIGHTS

1) A new high-performance LIBS quantitative detection method integrating intelligent optimization algorithms was proposed.
2) The method was systematically verified from theory to experiment. Through systematic experimental design, the reliability, superiority, and practicality of the proposed method are comprehensively validated.
3) A rapid and intelligent on-site solution for monitoring heavy metal pollution in road dust was provided.