

## 基于 LIBS 技术和卷积神经网络的 土壤铅含量等级快速分类

孙 淼, Guindo Mahamed Lamine, 庄振华, 仲海鹏, 赵 芸

(浙江科技学院 信息与电子工程学院, 杭州 310023)

**摘 要:** 将激光诱导击穿光谱(LIBS)技术与卷积神经网络(CNN)相结合用于土壤中铅(Pb)含量的分类研究,对5类不同污染程度的样本进行了分类试验。结果表明 LIBS-CNN 方法可以实现土壤中 Pb 质量浓度等级的快速准确分类,准确度达到99%以上。相较于常用的化学方法,LIBS技术可以原位快速地对待测样品进行检测,样品预处理简单。因此 LIBS-CNN 方法可以为后期土壤修复技术提供更加准确有效的数据,且节约大量的时间及成本,提高检测分辨率。

**关键词:** 激光诱导光谱技术;卷积神经网络;快速分类;土壤修复

中图分类号: TP183;S153.6

文献标志码: A

文章编号: 1671-8798(2019)05-0373-08

## On fast classification of lead(Pb) levels in soil based on LIBS technology and convolutional neural network

SUN Miao, Guindo Mahamed Lamine, ZHUANG Zhenhua, ZHONG Haipeng, ZHAO Yun

(School of information and electronic engineering, Zhejiang University of

Science and Technology, Hangzhou 310023, Zhejiang, China)

**Abstract:** Laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) and convolutional neural network (CNN) were combined to classify soil samples contaminated with different levels of lead (Pb). Overall, five categories of soil samples were used for this experiment. The result indicated that the method of LIBS-CNN could be implemented to quickly classify the level of Pb in the soil samples, with accuracy of measurement over 99%. Compared to commonly used chemical methods, LIBS and CNN have achieved better yields and could be an alternative for in-situ fast classification of contaminated soils without complicated pretreatment. This alternative could facilitate later stage of soil remediation technology by helping to save time, reduce costs and improve the rate of detection resolution.

**Keywords:** laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS); convolutional neural network; fast classification; soil remediation

---

收稿日期: 2019-03-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(61605173);浙江省自然科学基金项目(LY16C130003)

通信作者: 赵 芸(1981—),女,浙江省杭州人,副教授,博士,主要从事信息工程与人工智能研究。E-mail: zy\_super0201@163.com。

重金属造成的污染会对土壤产生严重的破坏,降低土壤自身的恢复能力,减少有益微生物的数量,还会对粮食造成污染,造成经济损失<sup>[1]</sup>。如果人们食用被重金属污染的食物,有害金属会随着食物进入人体内,引起人体不适,影响身体健康<sup>[2]</sup>。比如铅(Pb)是一种对人体有害的重金属,当人食用被 Pb 污染的食物后,可能会引发感觉和运动障碍、末梢神经炎等疾病;当人们慢性 Pb 中毒后,一般情况下也会发生贫血现象<sup>[3]</sup>。为了可以食用健康的粮食,快速检测出土壤中重金属含量是目前迫切需要解决的问题。目前重金属监测存在样品预处理复杂、检测人员需具备较强的专业知识、仪器昂贵、设备庞大等缺陷,难以用于重金属的快速测定<sup>[4]</sup>。激光诱导击穿光谱技术(laser-induced breakdown spectroscopy, LIBS)是一种新型的等离子体光谱分析技术<sup>[5]</sup>,该技术是利用高功率脉冲激光射击到样本的表面,由此产生等离子体,当这些等离子体在膨胀和冷却时,处于激发态的原子与离子会发射出特征谱线,该特征谱线便是那些原子与离子的光谱指纹,样本中元素的组成与含量等信息可以通过特征谱线的波长与强度信息获取。与火焰原子吸收光谱法(FAAS)、激光烧蚀电感耦合等离子体质谱(ICP-MS)和电感耦合等离子体原子发射光谱法(ICP-OES)等传统技术相比,LIBS 具有高灵敏度与高空间分辨率,且分析简便、快速,无需繁琐的样品预前处理过程<sup>[6]</sup>。它弥补了传统元素分析方法检测重金属浓度的不足,尤其是在土壤、植物、农产品和食物中重金属浓度检测方面的应用<sup>[7]</sup>。目前对 LIBS 光谱的研究主要集中在分析样品中的元素组成成分,然后进行材料的识别、分类、定性以及定量分析。彭继宇等<sup>[8]</sup>使用偏最小二乘判别分析(PLS-DA)和支持向量机(SVM)对新鲜和干燥叶片中的烟草花叶病毒进行检测;刘晓娜等<sup>[9]</sup>使用 PCA 和 PLS-DA 方法对蓝莓进行了种源研究。这些研究的主要算法是 PCA 算法或者 PLS-DA 算法,无法正确处理大量的数据,而且还需要复杂的样品制备。

深度学习作为新兴的一种机器学习方法,是一种通过模拟人脑学习、处理数据的神经网络。目前,已有一些研究将机器学习算法应用到 LIBS 光谱数据分析中,例如,孟德硕等<sup>[10]</sup>利用 LIBS 技术结合 BP 神经网络对土壤进行快速分类;余志强等<sup>[11]</sup>利用 LIBS 技术结合 PLSR 和 LS-SVM 对土壤重金属含量进行检测;徐向君等<sup>[12]</sup>利用 LIBS 技术结合 SVM 对茶叶品种进行快速分类等。

本文将卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与激光诱导击穿光谱技术相结合,用于土壤 Pb 含量的分类研究;使用局部光谱数据作为训练网络的输入数据,并通过调整模型结构和参数对网络特征进行选取、分类;最后验证 LIBS 和 CNN 网络结合对土壤分类的结果较好。这不仅为土壤分类提供一种新方法,也为土壤修复提供可靠数据。

## 1 试验部分

### 1.1 仪器与材料

#### 1.1.1 样 品

试验所使用植物为 MS 云烟 87 烟草,将该烟草催芽包衣种子播种于穴盘,15 d 后植物幼苗移栽至花盆中,并定期添加营养液。20 d 后,将所有植物分为 0、1、2、3、4 五组,每组 8 株,定期施用含 Pb 的营养液,质量浓度分别为 0、200、350、500、1 000 mg/kg,另外, Pb 胁迫溶液由  $\text{Pb}(\text{NO}_3)_2$  配置。土壤样品的制备:将土壤放至小试管中,利用研磨机研磨至粉末状后放至大试管中,设置烘箱温度 80 ℃,烘烤 1 d。用天平称量 0.5 g 土壤粉末,放至直径 13 mm 圆形模具中,用压片机设置 20 MPa 压力压制 15 s。

#### 1.1.2 LIBS 装置

试验所采用的装置如图 1 所示。装置包含一个 Q 开关 Nd:YAG 激光器 Vlite-200(北京镭宝光电技术有限公司),在 532 nm 二次谐波波长下操作,工作频率为 1 Hz,单脉冲的能量为 80 mJ;使用平凸透镜(焦距  $f=100$  mm),将激光聚焦在土壤样品表面,用

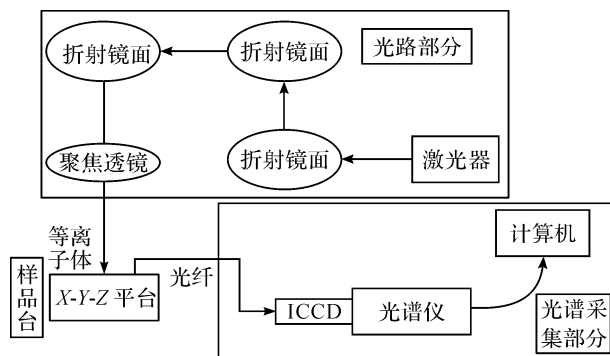


图 1 试验装置系统

Fig. 1 Experimental device system

光纤收集等离子体的发射光谱,传送到由 Echelle 摄谱仪 ME5000(英国安道尔科技有限公司)和 ICCD 摄像机 DH334-18F-03(英国安道尔科技有限公司)组成的检测系统;光谱仪分辨率为 0.04 nm,延迟发生器用于控制 ICCD 摄像机和激光器 Q 开关的延迟;本试验中使用的延迟时间是 2.83  $\mu\text{s}$ ,积分时间是 18  $\mu\text{s}$ 。另外,土壤样品被放置在可以移动的样品台上,这样可以使激光脉冲打在样品不同位置,保证不重复击打同一位置。

## 1.2 试验方法

### 1.2.1 样品准备

在试验过程中,为保证所获取光谱的可靠性,在 X-Y-Z 样品台帮助下,每个样品击打 16 个不同的位置,且对样品的一个位置重复激光射击 5 次,自动计算平均值,产生一个光谱图,并保存为一个光谱数据。试验中,0 类样本 96 个,1 类样本 80 个,2 类样本 96 个,3 类样本 80 个,4 类样本 64 个,共 528 个光谱图作为研究数据。

### 1.2.2 数据预处理

LIBS 光谱图,一共有 22 014 个波长值,使用 Unscramble X10.4 软件进行数据预处理。首先使用高斯滤波器的平滑方法降低噪声,其工作原理是对整个光谱图中的值进行加权平均,最后得到的每个值都是其自身和邻域内其他值的加权平均。在此之后,使用面积归一化方法将平滑的光谱归一化到相同比例。这种技术对于因为基质效应和变化所导致的光谱变化是有用的,通过计算面积归一化得到曲线图。本研究使用了平滑和标准化方法,由于一些基本特征是有用的,需要保留光谱图的原始性。但如果将所有的光谱值作为输入进行分类操作,则会降低计算速度且对设备性能要求较高。因此,需要消除无关的信息,并尽可能对光谱数据进行压缩。本文参照文献[13-17]选取光谱值波长研究范围,既保留光谱图原始性也降低了对设备的要求。

## 1.3 模型结构

### 1.3.1 卷积神经网络概念及原理

卷积神经网络其基本思想是:局部连接、权值共享、空间或时间上的采样<sup>[18]</sup>。正是由于卷积神经网络的这三个特点使其对输入数据在空间(主要针对图像数据)上和时间(主要针对时间序列数据)上的扭曲有很强的鲁棒性和网络泛化能力<sup>[19]</sup>。

### 1.3.2 卷积网络模型结构

对于深度学习模型,一般隐含层越多,分类精度就会越高,但当隐含层越多时,它的训练时间也在增加<sup>[20]</sup>。为保证分类精度较高,且最大程度减少模型训练时间,本文卷积神经网络结构采用的是 1 个输入层、3 个卷积层、3 个池化层、1 个全连接层、1 个输出层。除输入和输出层外,中间的 7 层  $C_1$ 、 $S_1$ 、 $C_2$ 、 $S_2$ 、 $C_3$ 、 $S_3$ 、 $F_8$  可看作是隐含层。其中第 1 层是输入层;第 2 层  $C_1$  是卷积层,8 个  $3 \times 3$  的卷积核,步长为 1;第 3 层  $S_1$  是池化层,卷积核为  $2 \times 2$ ,步长为 2;第 4 层  $C_2$  是卷积层,6 个  $4 \times 4$  的卷积核,步长为 1;第 5 层  $S_2$  是池化层,卷积核为  $2 \times 2$ ,步长为 2;第 6 层  $C_3$  是卷积层,6 个  $2 \times 2$  的卷积核,步长为 1;第 7 层  $S_3$  是池化层,卷积核为  $2 \times 2$ ,步长为 2;第 8 层  $F_8$  是全连接层;第 9 层是输出层。激活函数选用 ReLU 函数,学习率为 0.01,一次训练的个数为 3;每次训练的迭代次数为 10。卷积神经网络的结构如图 2 所示。

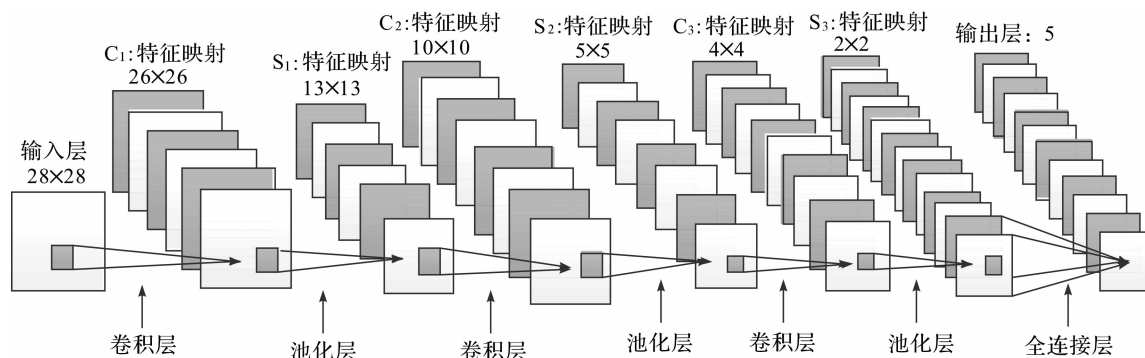


图 2 卷积神经网络结构

Fig. 2 Convolutional neural network structure

通过多次训练,观察结果并确定该卷积网络模型结构和参数。为达到最好的结果,参数需多次调试,比如卷积网络的层数、学习率、迭代次数、卷积核大小等。

ReLU 激活函数的数学表达式如下:

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases} \quad (1)$$

卷积层的计算公式如下:

$$x_j^{(l)} = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{(l-1)} * k_{ij}^{(l)} + b_j^{(l)}\right). \quad (2)$$

式(1)~(2)中:“\*”为卷积运算符号; $x_j^{(l)}$ 为第 $l$ 层卷积后第 $j$ 个神经元的输出; $f(\cdot)$ 为非线性函数; $x_i^{(l-1)}$ 表示第 $l-1$ 层的第 $i$ 个神经元的输出; $k_{ij}^{(l)}$ 为第 $l$ 层卷积核; $b_j^{(l)}$ 为第 $l$ 层偏置; $M_j$ 代表输入层的局部感受野。

采样层的计算公式如下:

$$x_j^{(l)} = f(\beta_j^{(l)} \text{down}(x_j^{(l-1)}) + b_j^{(l)}). \quad (3)$$

式(3)中: $\beta$ 为不同的特征图的系数; $\text{down}(\cdot)$ 为一个采样函数。

## 2 结果与讨论

### 2.1 土壤 LIBS 光谱分析

通过 LIBS 试验装置,使用激光击打样本,获取光谱原始图像,可通过 Andor SOLIS 软件观察得到的光谱图。原始 LIBS 平均光谱图如图 3 所示,发现 LIBS 光谱图存在较大差异,且光谱图不光滑,受噪声的影响。因此需要对原始 LIBS 光谱图采取预处理操作,减少噪声对光谱造成的影响,以获得更精确的结果,减少或消除各种环境、基体效应等因素的影响,提高检测分辨率和灵敏度<sup>[21]</sup>。

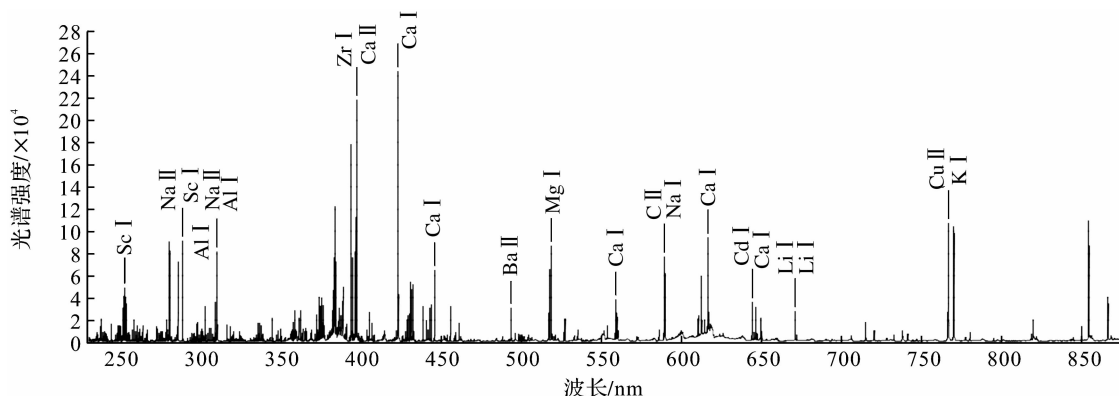


图 3 原始 LIBS 平均光谱图

Fig. 3 Average spectrum of original LIBS

光谱数据预处理方法有很多,采取不同数据预处理方法,结果也不同,因此需要选取合适的数据预处理方法。本试验所采用的数据预处理方法是:利用 Unscramble X10.4 软件,先对原始光谱图采取高斯滤波方法进行光谱平滑操作,再使用面积归一化方法将平滑光谱归一化到相同比例。这种技术对因基质效应和变化所导致的光谱变化是有用的,通过计算面积归一化得到曲线图。

通过使用 NIST 原子线数据库和相关参考文献[13-17],对 Pb 波长进行研究和统计,为后面选取输入光谱数据作基础。文献[13]在利用激光诱导击穿光谱研究植物组织中金属的积累,Pb 所采用的波长是 405.8 nm;文献[14-22]对 Pb 进行研究所采用的波长是 405.76 nm 和 405.78 nm。试验所获得的光谱图波长范围是 229.343 8~876.964 2 nm,所以本研究最终选取的光谱波长范围是 396.28~415.54 nm。

由于全光谱数值较多,图 4 只选取了本文所研究光谱波长范围内的图像。从图上看到光谱图有一些细微差异,但并不明显,所以需要采用一些算法来对光谱图数据进行处理,从而实现类别的划分。

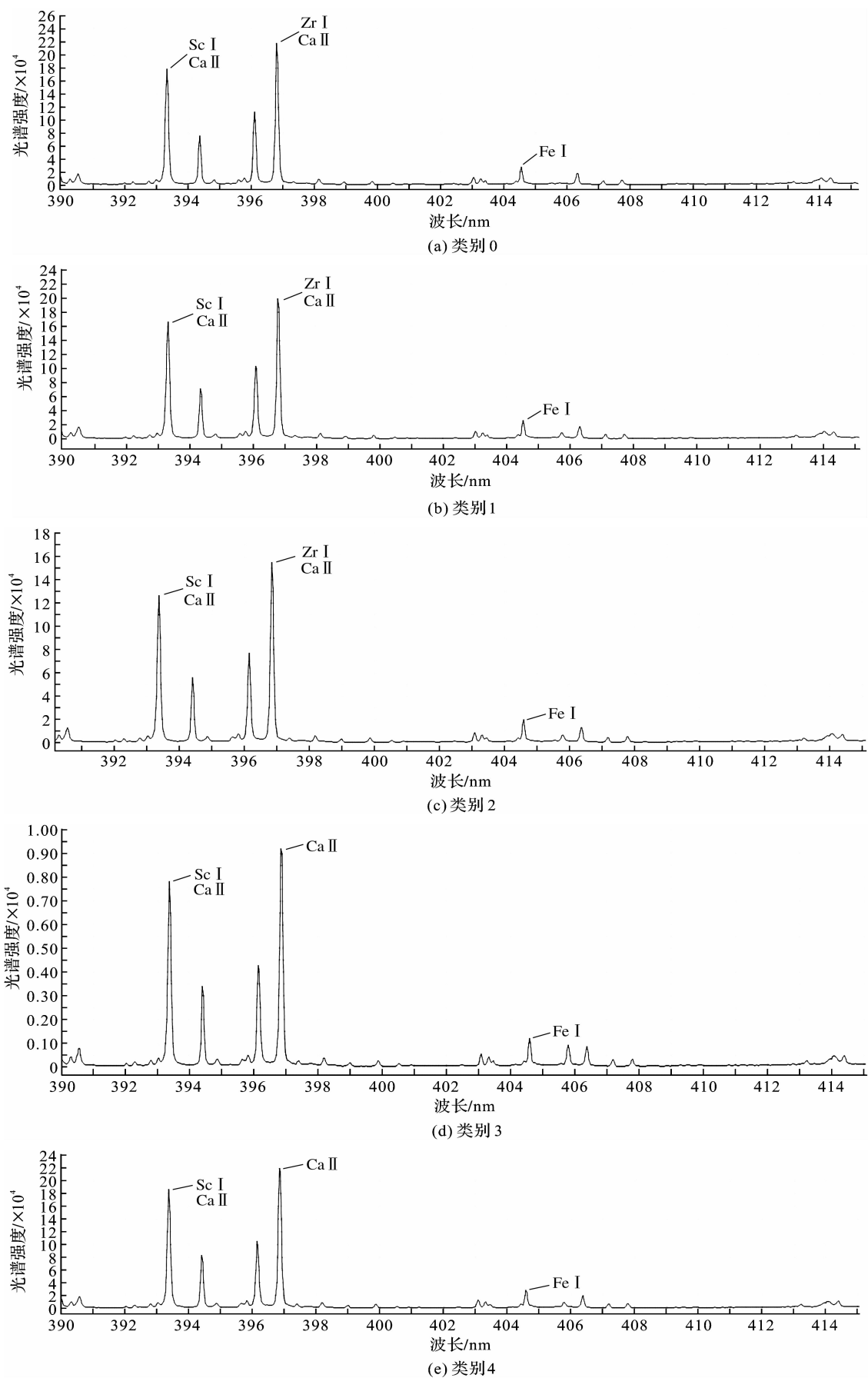


图4 各类别 390~415 nm 光谱图

Fig. 4 390—415 nm spectrum of each category

## 2.2 分类模型

在使用不同分类算法之前,需要先对样本训练集和测试集进行数据划分,在 MATLAB R2016b 软件平台使用 Kennard-Stone(KS)算法。KS 算法能够较均匀地对样本的训练集和测试集进行有效划分,剔除培养过程中烟草的死亡样本,共有 528 个样本数据集,总数据为  $528 \times 784$  个数据,其中 396 个样本数据被划分为训练集,训练集为  $396 \times 784$  个数据,132 个样本数据被划分为测试集,测试集为  $132 \times 784$  个数据。总数据集、训练集和测试集每个类别的分布情况见表 1。

表1 数据集划分分布

Table 1 Data set partitioning

类别	总数据集	训练集	测试集
0	96	58	38
1	80	50	30
2	96	74	22
3	80	70	10
4	176	144	32

### 2.2.1 PLS-DA 分类方法

PLS-DA 是光谱数据处理最早的方法之一,是一种监督分类算法。本试验输入数据是选取的光谱图波长范围 396.28~415.54 nm。使用 KS 算法将预处理数据集分为训练集和测试集,使用交叉验证方式。PLS-DA 将光谱分解为组分的线性组合,且份数与组内方差和组间方差相关。 $\mathbf{X}$  是用于建模的输入矩阵(选取的光谱范围中的数值),该矩阵被用来构建 PLS-DA 模型, $\mathbf{Y}$  是每个  $\mathbf{X}$  对应的类别信息。在 MATLAB R2016b 软件平台上,使用 PLS-DA 方法进行分类训练,为了获得良好效果,同时避免模型过度拟合,通过 10 倍交叉验证确定潜变量的数量。根据第一个最小分类误差选择最佳的潜变量,然后将测试集用于评估性能。该方法得到的分类结果效果并不理想,得到表 2 的混淆矩阵,其中训练集的准确率为 93.43%,测试集的准确率为 90.91%。

表2 PLS\_DA 训练集和测试集混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of PLS\_DA training set and test set

	训练集					测试集				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
0	52	0	3	1	2	36	0	1	0	1
1	1	47	0	2	0	0	29	0	0	1
2	0	1	69	2	2	1	1	19	0	1
3	1	0	2	67	0	1	0	0	8	1
4	3	0	4	2	135	1	2	0	1	28

### 2.2.2 SVM 分类方法

SVM 也是一种常见的处理光谱数据方法,在 MATLAB R2016b 软件平台上,使用 SVM 方法将得到的训练集和测试集数据进行训练测试,得到表 3 的混淆矩阵。该方法训练集的准确率为 99.75%,测试集的准确率为 96.21%。可见,该方法相较于 PLS-DA 方法其准确率上升明显,较为可靠。其中,仅仅类别 3 能够完全正确识别,但对于目前的需求,这个准确率还是远远不够。

表3 SVM 训练集和测试集混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix of SVM training set and test set

	训练集					测试集				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
0	58	0	0	0	0	36	0	1	1	0
1	0	50	0	0	0	1	29	0	0	0
2	0	0	74	0	0	0	1	21	0	0
3	0	0	0	70	0	0	0	0	10	0
4	0	0	0	1	143	0	0	1	0	31

### 2.2.3 卷积神经网络分类方法

通过添加不同质量浓度 Pb 营养液,土壤对 Pb 吸收情况不同,还会导致其他土壤元素含量变化,将该段光谱值作为卷积神经网络的输入,依据此特征值对光谱进行分类,将光谱分类问题转化为图像分类问题并加以解决。以经过不同质量浓度 Pb 溶液培养 4 周的烟草土样本为例,通过 LIBS 获得光谱曲线图,光谱曲线图的波长涵盖范围是 229.343 8~876.964 2 nm,一共 784 个数据,构成一个输入矩阵。在 MATLAB R2016b 软件平台上,使用 CNN 方法进行分类训练。将划分好的数据集和分类标签输入已构建好的卷积神经网络模型,样本类别号作为网络的输出数据。

模型训练和测试的混淆矩阵见表 4。整个样本数据的准确度达到 99% 以上,训练集的整体训练准确率为 99.75%,测试集的整体训练准确率为 99.24%,其中大部分类别的准确率都达到了 100%,相对于 PLS-DA 和 SVM 的分类精度而言,准确率大幅度提升,效果最好。

表 4 CNN 训练集和测试集混淆矩阵

Table 4 Confusion matrix of CNN training set and test set

	训练集					测试集				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
0	57	1	0	0	0	37	1	0	0	0
1	0	50	0	0	0	0	30	0	0	0
2	0	0	74	0	0	0	0	22	0	0
3	0	0	0	70	0	0	0	0	10	0
4	0	0	0	0	144	0	0	0	0	32

2.2.4 结果分析

以上分类模型的分类精度用灵敏度、特异度和准确度 3 个指标来确定。分别计算每种样本质量浓度识别结果的这 3 个精度指标,以及与之相对应的另外 3 个精度指标,分别是假阴性率、假阳性率和错误率。设  $a$  为真阳性数量; $b$  为假阳性数量; $c$  为假阴性数量; $d$  为真阴性数量; $n$  为总样本数。计算公式如下:灵敏度 =  $a/(a+c)$ ,假阴性率 =  $c/(a+c)$ ,特异度 =  $d/(b+d)$ ,假阳性率 =  $b/(b+d)$ ,准确度 =  $(a+d)/n$ ,错误率 =  $(b+c)/n$ 。以类标号 0 的烟草土样本为例, $a$  表示其他 4 类烟草土样本被正确识别的数量; $b$  表示其他 4 类烟草土样本被误识别为类标号 0 的烟草土样本的数量; $c$  表示类标号 0 的烟草土样本被误识别为其他 4 类烟草土样本的数量; $d$  表示类标号 0 的烟草土样本被正确识别的数量。其他类别烟草土样本的 3 个精度指标计算方法依此类推。3 个模型的识别精度见表 5~7。

表 5 PLS-DA 识别精度

Table 5 PLS-DA recognition accuracy %

分类精度	训练集					测试集				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
灵敏度	89.66	94.00	93.24	95.71	93.75	94.74	96.67	86.36	80.00	87.50
特异度	98.52	99.71	97.20	97.85	98.41	96.81	97.06	99.09	99.18	97.00
准确度	97.22	98.99	96.46	97.47	96.72	96.21	96.97	96.97	97.73	94.70

表 6 SVM 识别精度

Table 6 SVM recognition accuracy %

分类精度	训练集					测试集				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
灵敏度	100	100	100	100	99.31	94.74	96.67	95.45	100	96.88
特异度	100	100	100	99.65	100	98.94	99.02	98.18	99.18	100
准确度	100	100	100	99.75	99.75	97.73	98.48	97.73	99.24	99.24

表 7 CNN 识别精度

Table 7 CNN recognition accuracy %

分类精度	训练集					测试集				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
灵敏度	98.28	100	100	100	100	97.37	100	100	100	100
特异度	100	99.71	100	100	100	100	99.02	100	100	100
准确度	99.75	99.75	100	100	100	99.24	99.24	100	100	100

由表 5~7 可知,PLS-DA、SVM、CNN 3 个模型训练集的整体训练精确度分别为 93.43%、99.75%、99.75%,测试集的整体训练精确度分别为 90.91%、96.21%、99.24%。从试验结果可知,SVM 模型和 CNN 模型相比较 PLS-DA 较好;从测试集训练结果可知,CNN 效果最好,PLS-DA 最差。因此,用 CNN 模型对 LIBS 数据进行分类操作,效果最好。分别观察不同类别的灵敏度、特异度和准确度。PLS-DA 模型大部分在 90% 以上,但是类别 2、3 和 4 的灵敏度较低,会导致较大误差。SVM 和 CNN 的训练集结果相近,一些类别甚至达到 100%,对于测试集,SVM 模型每个类别基本上在 95% 以上,而 CNN 模型每个类别都在 99% 以上,类别 2、3、4 都达到 100%,效果很好。

综上所述,CNN 模型分类效果最好,SVM 模型分类结果次之,PLS-DA 模型分类结果最差。由此可得,使用卷积网络对 LIBS 数据进行分类快速且效果好。

### 3 结 语

本研究将光谱数据转化为光谱图像,使用改进算法进行处理,且使用了深度学习与 LIBS 结合的方法。试验结果表明,基于 LIBS 技术和卷积神经网络的快速分类方法对土壤重金属含量进行分类是可行的,快速且效果好。后续还将对重金属含量进行定量分析,这样会给土壤修复提供更详细的信息,为土壤修复提供一种新的可靠的技术。

#### 参考文献:

- [1] 尹文怡,刘玉柱,邱学军,等. 激光诱导击穿光谱对四种香的快速检测[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(9):2957.
- [2] 王彩虹,黄林,陈添兵,等. 水田污染区稻壳与糙米中铬元素的 LIBS 分析可行性[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(11):3590.
- [3] 柯轲,吕勇,易灿灿. 基于凸优化的激光诱导击穿光谱基线校正方法[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(7):2256.
- [4] 杨晖,王彩虹,刘木华,等. 样品物理方法前处理提高猪肉中 Pb 元素的 LIBS 分析精度研究[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(8):2580.
- [5] YU X J, LU H D, LIU Q Y. Deep-learning-based regression model and hyperspectral imaging for rapid detection of nitrogen concentration in oilseed rape (*Brassica napus* L.) leaf[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems,2018,172:188.
- [6] YU X J, LU H D, WU D. Development of deep learning method for predicting firmness and soluble solid content of postharvest Korla fragrant pear using Vis/NIR hyperspectral reflectance imaging[J]. Postharvest Biology and Technology,2018,141:39.
- [7] YU X J, TANG L, WU X F, et al. Nondestructive freshness discriminating of shrimp using visible/near-infrared hyperspectral imaging technique and deep learning algorithm[J]. Food Analytical Methods,2018,11:768.
- [8] PENG J Y, SONG K L, ZHU H Y, et al. Fast detection of tobacco mosaic virus infected tobacco using laser-induced breakdown spectroscopy[J]. Scientific Reports,2017,7:44551.
- [9] LIU X N, ZHANG Q, WU Z S, et al. Rapid elemental analysis and provenance study of blumea balsamifera DC using laser-induced breakdown spectroscopy[J]. Sensors,2015,15(1):642.
- [10] 孟德硕,赵南京,马明俊,等. 基于激光诱导击穿光谱技术的土壤快速分类方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(1):241.
- [11] 余克强,何勇,刘飞. 基于激光诱导击穿光谱的土壤类型判别分析[J]. 农业工程学报,2015,31(12):1.
- [12] 徐向君,王宪双,李昂泽,等. 基于激光诱导击穿光谱的茶叶片种快速分类[J]. 中国激光,2010,46(3):285.
- [13] BURAKOV V S, RAIKOV S N, TARASENKO N V, et al. Development of a laser-induced breakdown spectroscopy method for soil and ecological analysis (review)[J]. Journal of Applied Spectroscopy,2010,77(5):595.
- [14] GALIOVA M, KAISER J, NOVOTNY K, et al. Utilization of laser induced breakdown spectroscopy for investigation of the metal accumulation in vegetal tissues[J]. Spectrochimica Acta Part B,2007,62:1597.
- [15] SENESI G S, AGLIO M D, GIACOMO A D, et al. Elemental composition analysis of plants and composts used for soil remediation by laser-induced breakdown spectroscopy[J]. Clean-Soil, Air, Water,2014,42(6):1.
- [16] GALIOVA M, KAISER J, NOVOTNY K, et al. Utilization of laser-assisted analytical methods for monitoring of lead and nutrition elements distribution in fresh and dried capsicum annuum L. leaves[J]. Microscopy Research and Technique,2011,74:845.
- [17] GARCIMUÑO M, PACE D M, BERTUCCELLI G. Laser-induced breakdown spectroscopy for quantitative analysis of copper in algae[J]. Optics & Laser Technology,2013,47:26.
- [18] 刘健,袁谦,吴广,等. 卷积神经网络综述[J]. 计算机时代,2018(11):5.
- [19] 张荣,李伟平,莫同. 深度学习研究综述[J]. 信息与控制,2018,47(4):385.
- [20] 孙志远,鲁成祥,史忠植,等. 深度学习研究与进展[J]. 计算机科学,2016,43(2):1.
- [21] 来文豪,周孟然,王亚,等. 深度学习与激光诱导荧光在假酒识别中的应用[J]. 激光与光电子学进展,2018,55(4):388.