

Fiber-LIBS 技术结合 SVM 鉴定铝合金牌号

周中寒^{1,2}, 田雪咏³, 孙兰香¹, 张鹏^{1,2}, 郭志卫^{1,4}, 齐立峰¹

¹中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;

²中国科学院大学, 北京 100049;

³新松机器人自动化股份有限公司中央研究院, 辽宁 沈阳 110168;

⁴东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819

摘要 相比于传统的固体激光器, 光纤激光器有利于设备的小型化和激光诱导击穿光谱(LIBS)技术的推广。将光纤激光器 LIBS(Fiber-LIBS)技术应用于铝合金牌号的识别, 采用数据筛选、归一化、支持向量机和主成分分析相结合的分类算法, 对 6 种牌号共 24 块铝合金样品按牌号分类。结果表明: 与单纯应用支持向量机的分类算法相比, 数据筛选、归一化、支持向量机和主成分分析相结合的分类算法能够将平均预测准确率从 92.34% 提高到 99.83%, 并且可将建模时间缩短一个数量级以上。实验结果表明了光纤激光器应用于 LIBS 系统中进行金属牌号识别的可行性。

关键词 光谱学; 牌号鉴定; 激光诱导击穿光谱; 光纤激光器; 铝合金牌号

中图分类号 O657.3

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.063002

Identification of Aluminum Alloy Grades by Fiber-Laser Induced Breakdown Spectroscopy Combined with Support Vector Machine

Zhou Zhonghan^{1,2}, Tian Xueyong³, Sun Lanxiang¹, Zhang Peng^{1,2}, Guo Zhiwei^{1,4}, Qi Lifeng¹

¹Shenyang Institute Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110016, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³Central Research Institute, SIASUN Robot and Automation Co., Ltd., Shenyang, Liaoning 110168, China;

⁴College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China

Abstract Compared with the traditional solid state lasers, the fiber lasers is conducive to the miniaturization of devices and the promotion of laser induced breakdown spectroscopy (LIBS) technology. In this paper, the fiber lasers LIBS (Fiber-LIBS) technology is applied to grade identification of aluminum alloy. The data classification, normalization, support vector machine, and principal component analysis are used to classify the grades of 24 samples of 6 kinds of aluminum alloys. The results show that, compared with the simple classification algorithm based on the support vector machine classification algorithm, the data filtering, normalization, and support vector machine combined with the principal component analysis can make the average prediction accuracy rate increase from 92.34% to 99.83%, and can decrease the modeling time more than one order of magnitude. The experimental results show the feasibility of fiber lasers used in LIBS system for the metal grade recognition.

Key words spectroscopy; grade identification; laser induced breakdown spectroscopy; fiber laser; grade of aluminum alloy

OCIS codes 300.6365; 140.3440; 140.3510

收稿日期: 2017-11-22; 收到修改稿日期: 2017-12-26

基金项目: 国家自然科学基金(61473279)、国家重点研发计划(2016YFF0102502)、中国科学院前沿科学重点研究计划(QYZDJ-SSW-JSC037)、中国科学院青年创新促进会资助(2014179)、沈阳市科技计划(Z17-7-006)

作者简介: 周中寒(1993—), 男, 硕士研究生, 主要从事激光诱导击穿光谱分析技术方面的研究。

E-mail: zhouzhonghan@sia.cn

导师简介: 孙兰香(1980—), 女, 博士, 研究员, 硕士生导师, 主要从事激光诱导击穿光谱分析技术、光谱解析和信号处理方法等方面的研究。E-mail: sunlanxiang@sia.cn(通信联系人)

1 引言

相同牌号的金属材料具有相近的化学组成和相似的应用特性。铝合金是常见的金属材料,不同牌号铝合金材料的性能往往相差较大^[1]。因此,鉴定铝合金材料的牌号一方面便于正确使用铝合金,另一方面也便于实现废杂铝合金材料按牌号分类回收。

目前,常用的材料牌号检测方法主要有原子吸收光谱法、电感耦合等离子体光谱法、火花直读光谱法、X射线荧光光谱法等,虽然这些检测方法具有检测限低、灵敏度高优点,但普遍需要繁琐的样品预处理过程,而且容易造成二次污染^[2]。X射线荧光光谱法可以实现快速分析,但不能分析元素周期表中钠之前的元素。

激光诱导击穿光谱(LIBS)技术具有全元素、原位、在线、快速、远程分析、无需样品预处理等优点,已经在固体、液体、气体等样品中的金属元素和非金属元素的定性、定量分析中得到了广泛应用^[3-7]。传统的 LIBS 系统中使用的一般是 Nd:YAG 固体激光器,该激光器体积大、频率低(使用时一般不超过 20 Hz)的特点使得 LIBS 技术难以实现便携式在线分析。近年来,光纤激光器体积小、功耗小、频率高的优点使得基于光纤激光器的 LIBS 系统(Fiber-LIBS)受到了研究人员的关注。Zeng 等^[8]使用光纤激光器搭建了 LIBS 系统,实现了钢中 Mn、V、Si 元素的定量分析;Scharun 等^[9]研制出基于光纤激光器的便携式 LIBS 设备,并将其与火花直读光谱仪进行了对比研究。以上研究为 Fiber-LIBS 系统的搭建提供了参考,也表明了 Fiber-LIBS 更适用于便携分析,然而将 Fiber-LIBS 应用于铝合金牌号鉴定方面的研究却鲜有报道。

铝合金的牌号鉴定大致有两类方法,一类是基于定量分析的牌号鉴定方法,另一类是基于分类的牌号鉴定方法。第一类方法需要首先利用检测仪器对未知样品进行定量分析,得出样品准确详细的化学组成,再结合诸如模糊隶属度^[10]、最小卡方值^[11]等牌号匹配算法,对比国家牌号标准,得出样品的牌号,是一种“先定量,再查表”的方法,此类方法对定量分析的精度要求相对较高,在便携式、手持式 X 射线荧光光谱分析仪中应用较多^[10-13]。第二类方法是借助分类算法,将牌号作为类别标签训练分类模型,从而实现对样品按牌号分类。由于 LIBS 技术本身的稳定性不高,光谱抖动较大,在实际使用中难以凭借单张光谱完成对样品的精确定量,所以本文

采用分类的方法鉴定铝合金牌号。在反向传播(BP)神经网络、偏最小二乘判别分析、支持向量机(SVM)等常用的分类算法中,SVM 以训练速度快、训练模型确定、预测结果稳定等优势被广泛应用于 LIBS 光谱分类研究中^[14-17]。Aberkane 等^[18]将 SVM 应用于锌合金光谱的分类,并研究了输入光谱数据的选择及其规范化对分类模型效率的影响,结果表明,SVM 能够根据 LIBS 光谱对不同锌合金进行适当的分类。于洋等^[19]利用 SVM 对 11 种塑料的 LIBS 光谱进行识别,得到了 98.73% 的平均识别精度。主成分分析(PCA)具有降维、去噪的能力,目前已经有研究者将主成分分析与 SVM 算法相结合(PCA-SVM),用以提高建模效率和模型的稳定性;Yu 等^[20]将 PCA-SVM 应用于土壤分类,识别率达到了 100%;Yang 等^[21]将 PCA-SVM 应用于岩石分类,识别率达到了 91.33%;Sankaran 等^[22]使用 PCA-SVM 检测柑橘,识别率达到了 97.5%;朱毅宁等^[23]利用 PCA-SVM 对 6 种鲜肉的 LIBS 光谱进行识别,平均识别率达到了 89.1%,建模时间为 55.52 s。上述研究内容和结果为本文的工作提供了一定参考。本文将采用 Fiber-LIBS 技术与 PCA-SVM 算法相结合的方式来实现铝合金牌号的鉴定。

2 实验部分

2.1 仪器及参数

Fiber-LIBS 实验系统如图 1 所示,采用主振荡器功率放大(MOPA)结构的脉冲光纤激光器(YDFLP-20-M6+-L-R,深圳杰普特公司)作为激发光源,波长为 1064 nm,平均功率为 20 W,单脉冲最大能量为 0.96 mJ,脉冲宽度在 1~250 ns 范围内可调,满功率频率范围为 21~2000 kHz。脉冲激光经焦距为 150 mm 的聚焦透镜垂直聚焦在放置于旋转台的样品表面上。等离子体光谱信号经过光收集透镜耦合到光纤,传输到光谱仪(AvantesAvaSpec-ULS2048-USB2-SIA1,光谱探测范围为 245~355 nm)。

激光器的激发和光谱仪的触发都由上位机通过控制器来进行控制,控制时序如图 2 所示,每次采集光谱数据时,首先控制激光器激发高频脉冲激光对样品表面进行清洗(烧蚀、清洗样品表面的杂质,如氧化层、灰尘等,使后续的激光脉冲能真正作用于样品内部),延时一段时间(经优化为 4 ms)后触发光谱仪采集。实验中采用优化的参数(激光器频率为 200 kHz,脉冲宽度为 9 ns,光谱仪积分时间为 10 ms,单脉冲能量为 0.96 mJ)来提高光谱稳定性,

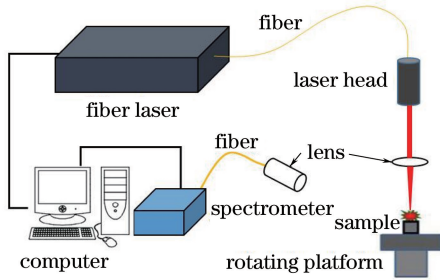


图1 Fiber-LIBS 实验系统

Fig. 1 Fiber-LIBS experimental system

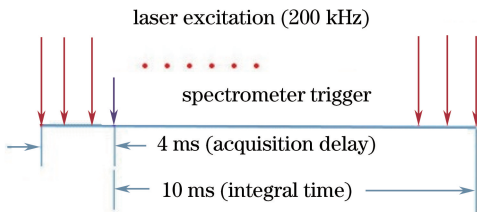


图2 激光器、光谱仪控制时序示意图

Fig. 2 Schematic of control sequence of laser and spectrometer

降低连续背景。

2.2 实验样品与光谱采集

实验样品为 24 块铝合金(6 种牌号),各样品类别标签及对应的牌号如表 1 所示,样品实物如图 3 所示。

采用 2.1 节所述的参数进行实验,每张光谱都

表 1 铝合金样品的牌号和序号

Table 1 Grades and serial number of aluminum alloy samples

Category	Grade	Serial number
1	BBA.AlSi7MgCu(0.5)Fe(0.2)	1, 2
2	DC.360Y.6	3, 4, 5, 6, 7
3	HB.SF36	8, 9, 10, 11, 12, 13
4	WD.AlSi7MgCu	14, 15, 16
5	WD.AlSi9Cu3(Fe)	17, 18, 19
6	YD.ZAlSi7Mg0.3	20, 21, 22, 23, 24



图3 铝合金样品

Fig. 3 Aluminum alloy samples

是由 2000 个激光脉冲作用产生的等离子体信号积分累加而成。样品放置在旋转台上,每采集一张光谱,旋转台都会旋转一定角度以更换采样点。对于每块样品,在 400 个不同的采样位置采集一张光谱,24 块样品共采集 9600 张光谱。

3 实验结果与分析

3.1 原始光谱数据集 SVM 分类

SVM 是一种基于统计学习理论的机器学习算法,由 Cortes 和 Vapnik 于 1995 年首先提出,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题时具有许多特有的优势^[24]。SVM 的分类准确率在很大程度上取决于其核函数的选择和核函数参数的设置。考虑到在线分析对分析速度的要求,加之 LIBS 光谱数据维数较高(2048 维),在这样的高维空间中,SVM 是否有能力提取出足够的特征,使得光谱数据集在原始特征空间中线性可分,所以本文选用线性核函数。在实际使用时,选用 Chang 等^[25]开发的 SVM 软件工具箱(LIBSVM)在 MTALAB 环境下进行 SVM 多分类建模。

选择 2、5、7、9、11、14、18、21、23 号样品作为测试样品,其余 15 块作为训练样品,训练集共包含 $15 \times 400 = 6000$ 张光谱,测试集共包含 $9 \times 400 = 3600$ 张光谱。用训练集建立的 SVM 模型对测试集中的 3600 张光谱数据的类别进行预测,结果如图 4 所示,蓝色的“○”表示该光谱数据的实际类别标签,红色的“*”表示预测标签。预测准确率为 92.17%,3600 张光谱中共有 3318 张预测正确,模型的预测准确率不高。LIBS 系统中一般使用低频、高脉冲能量的激光器,频率一般小于 20 Hz,单脉冲能量在 10 mJ 以上。在实验过程中,可以通过控制激光器和光谱仪的触发延时来避免收集到等离子体形成初期的连续发射光,从而能够获得具有较高信背比的光谱,便于后续的定性、定量分析。本研究使用的高频、低脉冲能量的光纤激光器带来了两大问题:其一,采用 200 kHz 的高频激光脉冲受到光谱仪响应时间和积分时间的限制,会不可避免地收集到等离子体初期的连续发射光,导致连续背景干扰严重;其二,单脉冲能量低,导致激发效果受样品表面粗糙度的影响严重,光谱一致性差。由于实验前并未对样品进行任何处理,而样品表面凹凸不平(如图 3 所示),因此在实验中不可避免地会采集到一些如图 5 所示的无效谱和饱和谱。这些谱线中,有些全谱强度非常低,基本无法看到特征峰,有些连续光谱背景

干扰严重,并伴随谱线饱和的现象。所以简单地将原始光谱数据集作为 SVM 的输入来建立分类模型并不能得到很好的分类结果,因此必须首先对原始数据集进行预处理。

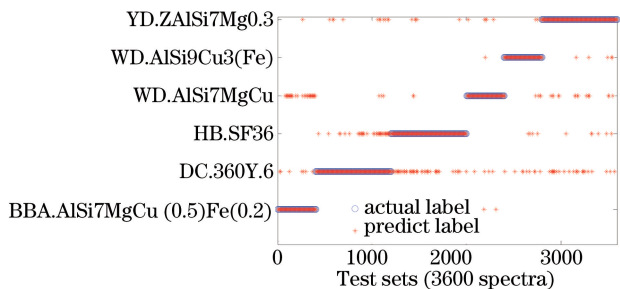


图 4 原始光谱测试集的预测结果

Fig. 4 Prediction results of original spectral test sets

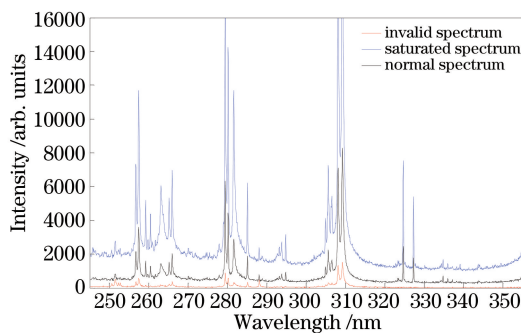


图 5 无效谱、饱和谱和正常谱

Fig. 5 Invalid spectra, saturated spectra and normal spectra

3.2 筛选后的光谱数据作为 SVM 的输入

为了避免劣质光谱对建立 SVM 分类模型造成的负面影响,以光谱强度和作为标准对原始光谱数据集进行筛选,去除强度和过低及过高的光谱,每块样品仅留 200 张光谱。筛选后的数据集共有 $24 \times 200 = 4800$ 张光谱。训练样品和测试样品的选择不,则训练集包含 $15 \times 200 = 3000$ 张光谱,测试集包含 $9 \times 200 = 1800$ 张光谱。用训练集建立的 SVM 模型对测试集中的 1800 张光谱进行预测,结果如图 6 所示,准确率为 96.17%,1800 张光谱中共有 1731 张预测正确。可以看出,将筛选后的光谱数据集作为 SVM 的输入训练分类模型,预测准确率得到了显著提高。

3.3 归一化光谱输入的 SVM 分类结果

为了减小样品表面粗糙度和实验参数波动的影响,进一步提高 SVM 模型的预测准确率,选取归一化的谱线强度作为模型的输入。考虑筛选后的数据集,对数据集中的每张光谱采用其全谱强度和进行归一化,用归一化后的光谱训练和验证 SVM 模型。

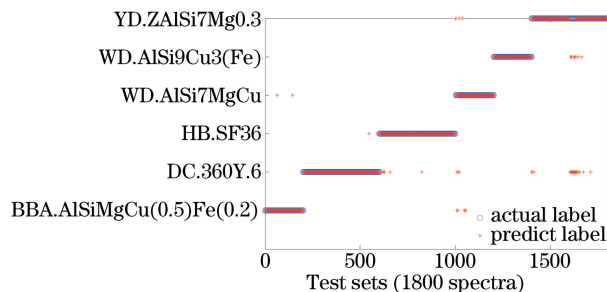


图 6 筛选后光谱测试集的预测结果

Fig. 6 Prediction results of filtered spectral test sets

图 7 所示为模型对测试集中 1800 张光谱的预测情况,准确率为 99.67%,1800 张光谱中仅有 6 张预测错误。可以看出,使用经过归一化处理的光谱数据集作为 SVM 的输入训练出的分类模型已经达到了很高的预测准确率。

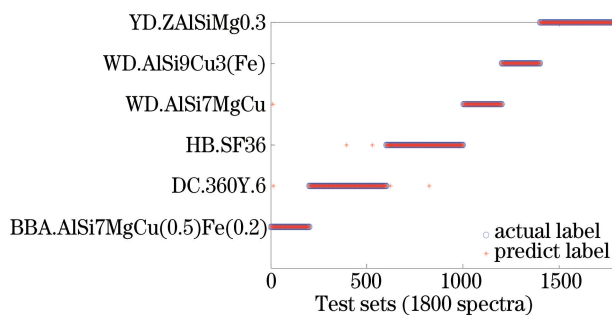


图 7 归一化光谱测试集的预测结果

Fig. 7 Prediction results of normalized spectral test sets

3.4 PCA-SVM 和留一验证

光谱数据维度过高时,若采用全谱作为 SVM 的输入势必会降低建模效率,考虑到在线分析的要求,采用主成分分析算法对光谱数据进行降维。对经过筛选并经归一化处理后的光谱数据集进行主成分分析,使用能够解释原始光谱数据信息 95% 以上的主成分(13 个主成分)作为 SVM 的输入来训练分类器,并对测试集中的 1800 张光谱进行预测,结果如图 8 所示。预测准确率得到了进一步提高,为

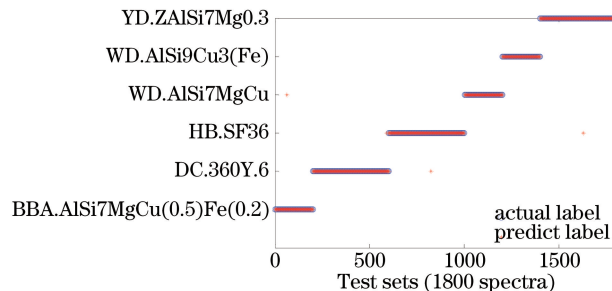


图 8 经筛选、归一化、主成分分析处理后测试集的预测结果

Fig. 8 Prediction results of spectral test sets after filter, normalization and principal component analysis

99.78%, 1800 张光谱中仅有 4 张分类错误, 而且主成分分析算法的使用使 SVM 分类器的建模时间从 4.15 s 降至 0.28 s。

为了对比考察建模方法的可靠性和 SVM 分类模型的稳健性, 采用“留一”的方式进行进一步验证。每次取出 1 块样品作为验证样品, 用其余的 23 块样品建立 SVM 分类模型, 用建立的模型来预测之前取出的样品, 直到样本集中的每一块样品都被取出过 1 次。图 9(a)、(b) 分别显示出了不同 SVM 输入

下的留一验证预测准确率和建模时间, 同时为了对比不同输入下 SVM 分类器的平均性能, 分别根据图 9(a)、(b) 中的数据计算出了留一验证时不同 SVM 输入下的平均预测准确率和平均建模时间, 计算结果如表 2 所示。可以看出: 采用全部原始光谱作为输入时, SVM 的预测平均准确率为 92.34%, 建模时间为 47.91 s; 而采用经筛选、归一化、主成分分析降维的光谱作为输入时, SVM 预测的平均准确率提高到了 99.83%, 建模时间缩短为 0.14 s。

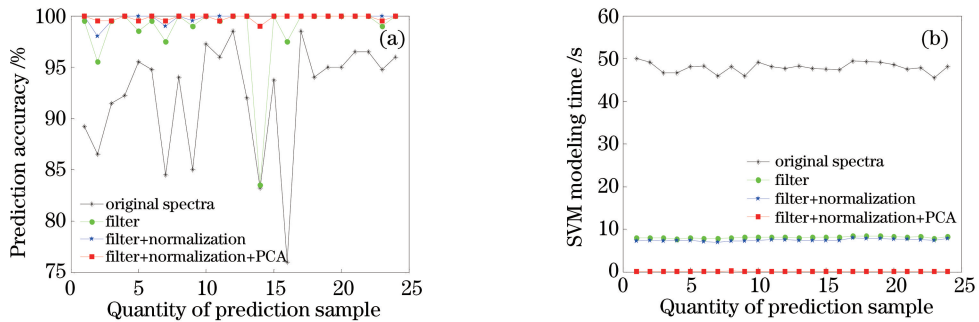


图 9 不同输入下的 SVM 留一验证。(a) 预测准确率; (b) 建模时间

Fig. 9 Verification of SVM with different inputs using leave-one-out. (a) Prediction accuracy; (b) modeling time

表 2 不同输入下 SVM 的平均预测准确率和平均建模时间

Table 2 Average prediction accuracy and mean modeling time of SVM with different inputs

Input	Average prediction accuracy / %	Mean modeling time / s
Original spectra	92.34	47.91
Filter	98.69	8.06
Filter+normalization	99.79	7.45
Filter+normalization+PCA	99.83	0.14

4 结 论

采用基于光纤激光器的 LIBS 系统采集铝合金样品的光谱, 通过合理控制激光器、光谱仪、旋转台的触发时序, 实现了单次触发就能完成样品表面清洗和谱线收集的目的, 提高了谱线的采集速度; 使用按全谱强度和进行排序的方法对原始光谱数据集进行合理筛选, 在去除劣质谱的同时提高了 SVM 模型输入谱线的质量; 将经过筛选的光谱数据进行归一化并进行主成分分析, 选择合适的主成分数作为 SVM 的输入, 使模型平均预测准确率达到 99.83%, 平均建模时间缩短至 0.14 s。以上结果表明, Fiber-LIBS 结合 PCA-SVM 的方法可以实现铝合金牌号的快速鉴定。

参 考 文 献

[1] Zhang S Y. The new metal material, properties, uses and foreign brand control with quick speed manual

[M]. Beijing: China Science and Technology Culture Press, 2005: 1167-1318.

张丝雨. 最新金属材料牌号、性能、用途及中外牌号对照速用速查实用手册[M]. 北京: 中国科技文化出版社, 2005: 1167-1318.

[2] Sun L X. Method and experimental research on quantifying multielement alloys based on laser-induced breakdown spectroscopy [D]. Shenyang: Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2009.

孙兰香. 基于激光诱导击穿光谱的多元合金成分定量分析方法与实验研究[D]. 沈阳: 中国科学院沈阳自动化研究所, 2009.

[3] Wang L, Xu L, Zhou Y, *et al.* Dual-pulse laser-induced breakdown spectroscopy of Al element in $AlCl_3$ aqueous and mixed compound solutions [J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(4): 0415003.

王莉, 徐丽, 周彧, 等. $AlCl_3$ 水溶液和混合溶液中 Al 元素的双脉冲激光诱导击穿光谱[J]. 中国激光, 2014, 41(4): 0415003.

- [4] Wang C L, Liu J G, Zhao N J, *et al.* Quantitative analysis of laser-induced breakdown spectroscopy of heavy metals in water based on support-vector machine regression[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(3): 0330002.
王春龙, 刘建国, 赵南京, 等. 基于支持向量机回归的水体重金属激光诱导击穿光谱定量分析研究[J]. *光学学报*, 2013, 33(3): 0330002.
- [5] Yang Y L, Wang P, Ma C H. Quantitative analysis of Mn element in liquid steel by LIBS based on particle swarm optimized support vector machine[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(7): 073004.
杨友良, 王鹏, 马翠红. 基于粒子群优化支持向量机的 LIBS 钢液 Mn 元素定量分析[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(7): 073040.
- [6] Lin Y Z, Yao M Y, Chen T B, *et al.* Detection of Cu and Cr in soil of navel orange plantation in Gannan by LIBS[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(5): 053002.
林永增, 姚明印, 陈添兵, 等. 激光诱导击穿光谱检测赣南脐橙种植土壤的 Cu 和 Cr[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(5): 053002.
- [7] Dong L L, Xiu J S, Li J Y, *et al.* Feasibility analysis of metal elements in drilling fluid by laser induced breakdown spectroscopy [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 55(3): 033001.
董丽丽, 修俊山, 李季远, 等. 基于 LIBS 技术的钻井液中金属元素的可行性分析研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 55(3): 033001.
- [8] Zeng Q D, Guo L B, Li X Y, *et al.* Quantitative analysis of Mn, V, and Si elements in steels using a portable laser-induced breakdown spectroscopy system based on a fiber laser [J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2016, 31(3): 767-772.
- [9] Scharun M, Fricke-Begemann C, Noll R. Laser-induced breakdown spectroscopy with multi-kHz fiber laser for mobile metal analysis tasks—a comparison of different analysis methods and with a mobile spark-discharge optical emission spectroscopy apparatus [J]. *Spectrochimica Acta Part B*, 2013, 87(9): 198-207.
- [10] Long X, Li Y X, Wang L L, *et al.* An intelligent method for grade identification of alloy based on XRF spectrometer: 201110068712.3[P]. 2011-03-22.
龙潇, 李元香, 王玲玲, 等. 一种基于 XRF 光谱仪合金牌号鉴定的智能方法: 201110068712.3[P]. 2011-03-22.
- [11] Du Y M. Metal material grade identification method and system: 201510372613.2[P]. 2015-06-30.
杜亚明. 金属材料牌号鉴定方法及系统: 201510372613.2[P]. 2015-06-30.
- [12] Wang Q X, Lü Q C, Chen W Y, *et al.* Grade identification method: 201610006494.3[P]. 2016-01-04.
王庆祥, 吕全超, 陈文益, 等. 牌号识别方法: 201610006494.3[P]. 2016-01-04.
- [13] Song X H, Gao S. Method for rapid and nondestructive identification of metal material grade: 201010576063.3[P]. 2010-12-07.
宋晓辉, 高颂. 一种快速、无损鉴定金属材料牌号的方法: 201010576063.3[P]. 2010-12-07.
- [14] Moncayo S, Manzoor S, Navarro-Villoslada F, *et al.* Evaluation of supervised chemometric methods for sample classification by laser induced breakdown spectroscopy [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2015, 146: 354-364.
- [15] Zdunek R, Nowak M, Pliński E. Statistical classification of soft solder alloys by laser-induced breakdown spectroscopy: review of methods [J]. *Journal of the European Optical Society: Rapid Publications*, 2016, 11: 16006i.
- [16] Sahoo T K, Negi A, Gundawar M K. Study of preprocessing sensitivity on laser induced breakdown spectroscopy (LIBS) spectral classification [C] // *International Conference on Advances in Computing*. 2015: 137-143.
- [17] Wu Y Q, Sun T, Liu X H, *et al.* Detection of chromium content in soybean oil by laser-induced breakdown spectroscopy [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(4): 043001.
吴宜青, 孙通, 刘秀红, 等. 大豆油中铬元素含量的激光诱导击穿光谱检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(4): 043001.
- [18] Aberkane S M, Abdelhamid M, Mokdad F, *et al.* Sorting zamak alloys via chemometric analysis of their LIBS spectra[J]. *Analytical Methods*, 2017, 9(24): 3696-3703.
- [19] Yu Y, Hao Z Q, Li C M, *et al.* Identification of plastics by laser-induced breakdown spectroscopy combined with support vector machine algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(21): 215201.
于洋, 郝中骥, 李常茂, 等. 支持向量机算法在激光诱导击穿光谱技术塑料识别中的应用研究[J]. *物理学报*, 2013, 62(21): 215201.

- [20] Yu K Q, Zhao Y R, Liu F, *et al.* Laser-induced breakdown spectroscopy coupled with multivariate chemometrics for variety discrimination of soil [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 27574.
- [21] Yang H X, Fu H B, Wang H D, *et al.* Laser-induced breakdown spectroscopy applied to the characterization of rock by support vector machine combined with principal component analysis [J]. *Chinese Physics B*, 2016, 25(6): 065201.
- [22] Sankaran S, Ehsani R, Morgan K T. Detection of anomalies in citrus leaves using laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) [J]. *Applied Spectroscopy*, 2015, 69(8): 913-919.
- [23] Zhu Y N, Yang P, Yang X Y, *et al.* Classification of fresh meat species using laser-induced breakdown spectroscopy with support vector machine and principal component analysis [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2017, 45(3): 336-341.
- 朱毅宁, 杨平, 杨新艳, 等. 支持向量机结合主成分分析辅助激光诱导击穿光谱技术识别鲜肉品种 [J]. *分析化学*, 2017, 45(3): 336-341.
- [24] Shang W L, Li L, Wan M, *et al.* Intrusion detection algorithm based on optimized one-class support vector machine for industrial control system [J]. *Information and Control*, 2015, 44(6): 678-684.
- 尚文利, 李琳, 万明, 等. 基于优化单类支持向量机的工业控制系统入侵检测算法 [J]. *信息与控制*, 2015, 44(6): 678-684.
- [25] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems & Technology*, 2011, 2(3): 1-27.