

# 基于激光诱导击穿光谱与径向基函数神经网络的铝合金定量分析

潘立剑, 陈蔚芳\*, 崔榕芳, 李苗苗

南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 210001

**摘要** 采用激光诱导击穿光谱(LIBS)技术激发铝合金标样表面的不同位置,得到 320 组光谱数据;然后对原始光谱数据进行预处理,并选取铝合金中 6 种主要元素的 20 条特征谱线构成  $320 \times 20$  光谱数据矩阵;再采用主成分分析法对光谱矩阵进行降维,使模型输入变量从 20 个降至 6 个;最后,将经过主成分降维的光谱数据作为径向基函数神经网络的输入量,对铝合金中 5 种主要非铝元素(Si、Fe、Cu、Mn 和 Mg)建立多元定标模型。结果表明:该模型的拟合优度均值为 0.978,均方根误差均值为 0.31%;主成分分析结合径向基函数神经网络的方法能够有效减小参数波动,并能校正基体效应,提高模型定量分析的精度和稳定性,尤其是对于 Fe、Si 和 Cu 等低含量元素的分析精度具有明显的提升作用。

**关键词** 光谱学;激光诱导击穿光谱;定量分析;神经网络;主成分分析;铝合金

中图分类号 O433.5; TN247

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.193002

## Quantitative Analysis of Aluminum Alloy Based on Laser-Induced Breakdown Spectroscopy and Radial Basis Function Neural Network

Pan Lijian, Chen Weifang\*, Cui Rongfang, Li Miaomiao

College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,  
Nanjing, Jiangsu 210001, China

**Abstract** In this paper, laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) was used to obtain 320 sets of spectral data at different positions on the surfaces of aluminum alloy samples. Then, these spectral data were preprocessed, and 20 characteristic spectral lines of the six main elements in aluminum alloy were selected to form a  $320 \times 20$  spectral data matrix. Next, the 20 variables that were inputted into the model were reduced to 6 through principal component analysis. Finally, the reduced-dimensional spectral data were inputted into the radial basis function neural network model to establish multivariate calibration models for five main nonaluminum elements (Si, Fe, Cu, Mn, and Mg) in aluminum alloy. The results revealed that the mean goodness of fit of the model was 0.978 and its mean root mean square error was 0.31%. Principal component analysis combined with a radial basis function neural network can effectively reduce parameter fluctuations, correct matrix effects, and improve the accuracy and stability of the model quantitative analysis; in particular, this combination can significantly improve the accuracy of analysis of elements with relatively low content, such as Fe, Si, and Cu.

**Key words** spectroscopy; laser-induced breakdown spectroscopy; quantitative analysis; neural network; principal component analysis; aluminum alloy

**OCIS codes** 300.6365; 020.1335; 300.6210

## 1 引言

铝合金是世界上用量排名第二的金属,仅次于

钢铁,其具有密度低、强度高等特点,已被广泛应用于建筑建材、化工机械、航空、交通运输、电子电器等领域<sup>[1]</sup>。铝合金中各组成元素的含量会直接影响其

收稿日期: 2020-01-02;修回日期: 2020-01-20;录用日期: 2020-02-24

基金项目: 江苏省重点研发计划(BE2018721)、南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfj20190514)

\* E-mail: meewfchen@nuaa.edu.cn

性能及用途,所以对铝合金中的各组成元素进行定量分析是十分重要的。

传统的合金含量的定量检测方法有电感耦合等离子体发射光谱法和原子吸收光谱法,这些检测方法具有检测限低、灵敏度高等优点,但它们普遍需要进行繁琐的样品预处理,不适合用于在线测试,而且容易造成二次污染<sup>[2]</sup>。激光诱导击穿光谱(LIBS)技术是一种利用高能脉冲激光在样品表面激发产生等离子体,然后对等离子体进行光谱分析以确定样品组成成分及含量的技术。LIBS技术具有无需制备样品、检测速度快、近似无损分析、非接触式测量等优点<sup>[3-5]</sup>,在固体<sup>[6]</sup>、液体<sup>[7]</sup>和气体<sup>[8]</sup>的成分识别检测领域得到了广泛应用,受到了越来越多学者的关注。

传统的 LIBS 定量分析方法是利用已知成分的不同标准样品建立一元定标曲线,然后通过定标曲线来预测实验样品中各成分的含量。这种单变量定标方法会受到基体效应的影响,泛化能力差,因此,近些年来许多学者开始将 LIBS 与多变量分析方法结合起来进行定量研究。Yaroshchuk 等<sup>[9]</sup>利用偏最小二乘、主成分回归等 4 种多变量模型对铁矿石中的 Fe 元素进行分析,并对比了这些方法的分析结果;余洋等<sup>[10]</sup>采用单变量和多变量分析方法对样品中的 Cr 进行定量分析,结果发现,多变量分析法能够有效提高模型预测的准确性;李越胜等<sup>[11]</sup>基于反向传播(BP)神经网络对煤粉的热值进行定量分析后发现,神经网络模型具有良好的定量分析能力,多次重复测量的相对标准偏差在 4.23% 以内;孙兰香等<sup>[12]</sup>将归一化强度作为 BP 神经网络模型的输入量,定量分析了钢中的 Mn 和 Si,结果表明,神经网络定标法能够更加充分地利用光谱信息,有利于校正基体效应和减小谱线之间的干扰;谷艳红等<sup>[13]</sup>采用基于主成分分析(PCA)的偏最小二乘回归法对 8 种土壤样品中的 Cr 元素含量进行了分析与研究,结果发现该方法可将定标模型拟合的相关系数提高至 0.986。

上述研究表明,主成分分析及 BP 神经网络多元定标能够有效地提高定量分析的精度与稳定性,但 BP 神经网络较径向基函数(RBF)神经网络的学习收敛速度慢,函数逼近能力差,易出现局部最小等问题。针对铝合金中 5 种主要非铝元素(Mn、Mg、Cu、Fe 和 Si)的定量分析受基体效应影响严重的问题,本文将 LIBS 技术、RBF 神经网络及主成分分析结合起来,对铝合金中上述 5 种主要非铝元素建立多元定量分析模型,并将模型的分析结果与传统单变量线性定标模型的分析结果进行对比,以验证多元定标模型的精度和准确性。

## 2 基本原理

### 2.1 主成分分析

LIBS 光谱数据量大,波长覆盖范围宽,以本实验为例,每组数据有近 16000 个数据点,如果选取全谱数据进行处理不仅工作量大、耗时长,而且会引入无效数据,对定量模型产生干扰,降低建模的效率和精度。主成分分析通过正交变换的方法寻找  $k$  ( $k < n$ ) 个新变量(主成分),并用其替换原有的  $n$  维特征变量;这  $k$  个主成分可以在很大程度上反映原来  $n$  个变量的主要特征,在保证原有关键特征不失真的前提下实现数据降维<sup>[14]</sup>,压缩数据矩阵。主成分分析的基本实现步骤如下:

1) 将原始数据组成样本矩阵  $\mathbf{X}_0$ , 每一行为一个样本  $\mathbf{x}$ , 每一列代表一维数据。以采集  $m$  组  $n$  维铝合金光谱信息为例, 样本的光谱矩阵  $\mathbf{X}_0$  为

$$\mathbf{X}_0 = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

2) 计算光谱矩阵  $\mathbf{X}_0$  每个特征的均值和标准差, 将矩阵中的每个元素减去相应的均值, 然后除以相应的标准差, 得出特征矩阵  $\mathbf{X}_1$ 。

3) 对特征矩阵进行转置得到转置矩阵, 利用原矩阵与转置矩阵得到协方差矩阵  $\mathbf{C}$ , 即

$$\mathbf{C} = \frac{1}{m} (\mathbf{X}_1^T \mathbf{X}_1) = \begin{bmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

4) 计算协方差矩阵  $\mathbf{C}$  的特征值  $\lambda_i$  及相应的特征向量  $\mathbf{u}_i$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, n$ 。

5) 将特征值按由大到小的顺序排列, 累加计算前  $k$  个主元的累积贡献率  $M$ , 即

$$M = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}. \quad (3)$$

累积贡献率用于衡量新生成分量对原始数据的信息保存程度, 通常要求其大于 90% 即可。

6) 取前  $k$  个较大特征值对应的特征向量构成变换矩阵  $\mathbf{T}$ 。

7) 通过  $\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_0 \mathbf{T}$  获得降维矩阵  $\mathbf{X}_k$ , 从而达到数据压缩的目的。

### 2.2 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种基于径向基函数的神经网络结构, 其基本网络结构如图 1 所示, 它能以任意

精度逼近任意的连续函数,并且与传统 BP 神经网络相比具有更强大的函数逼近能力和模式识别能力<sup>[15]</sup>。RBF 就是某种沿径向对称的标量函数,通常将其定义为空间中任一点  $x$  到某一中心点  $x_c$  之间欧氏距离的单调函数,记为  $k(\|x-x_c\|)$ 。最常用的 RBF 是高斯核函数,其形式为

$$\begin{cases} k(\|x-x_c\|) = \exp\{-\|x-x_c\|^2/(2\sigma^2)\} \\ \sigma = d_{\max}/\sqrt{2h} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: $x_c$  为核函数中心; $\sigma$  为函数的宽度参数,用以控制函数的径向作用范围; $d_{\max}$  为所有中心向量间的最大欧氏距离; $h$  为隐含层的神经元个数。

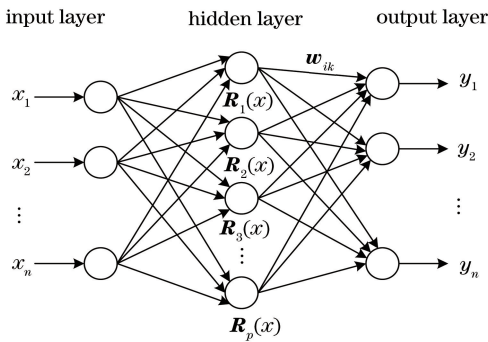


图 1 神经网络结构图

Fig. 1 Structure of neural network

RBF 神经网络算法的基本实现步骤如下:

1) 计算隐含层神经元的 RBF 中心  $C, C = X^T$ , 其中  $X$  为输入样本矩阵;

2) 确定隐含层神经元阈值  $b_1 = [b_{11}, b_{12}, \dots, b_{1k}]^T$ , 其中  $b_{11} = b_{12} = \dots = b_{1k} = \frac{0.8326}{v_{\text{spread}}}$ ,

$v_{\text{spread}}$  为 RBF 的扩展速度,  $k$  为隐含层的神经元个数;

3) 计算隐含层神经元的输出  $\varphi(x_i), \varphi(x_i) = \exp(-\|C-x_i\|^2/b_i)$ , 其中  $x_i$  为第  $i$  个样本向量,  $i = 1, 2, \dots, k$ ;

4) 由隐含层空间到输出层  $y_i$  的映射是隐含层神经元输出的线性加权,即

$$y_i = \sum_{p=1}^k w_{ip} \varphi(x_i) + \alpha_i, \quad (5)$$

式中: $w_{ip}$  为隐含层  $p$  神经元与输出层  $i$  神经元之间的权值; $\alpha_i$  为输出层的偏置。

### 3 实验部分

#### 3.1 实验装置

实验系统原理及组成如图 2 所示。采用调 Q 开关的 Nd : YAG 脉冲激光器 (Dawa-100) 进行

LIBS 实验,激光器的波长为 1064 nm,最大重复频率为 20 Hz,脉冲宽度为 8 ns,最大输出能量为 100 mJ,能量稳定性  $\leq 1\%$ 。激光经  $45^\circ$  反射镜和聚焦透镜(焦距为 100 mm)聚焦于样品台上的铝合金表面,激发出等离子体,随后等离子体的光谱信息被光谱采集组件采集耦合到光纤,再由光纤传输至光纤光谱仪(波长探测范围为 200~1100 nm),最后由计算机对光谱仪得到的光谱数据进行分析处理。其中:激光器与光谱仪之间的时序关系由数字脉冲发生器(DG535)控制;实验样品置于由程序控制的二维旋转平台上,该平台可以保证激光均匀地照射到样品表面的不同位置。

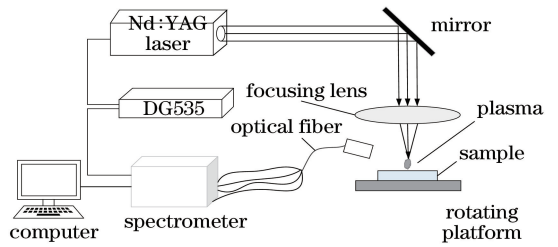


图 2 LIBS 实验系统原理图

Fig. 2 Schematic of LIBS experimental system

#### 3.2 数据的获取

实验样品为 8 块铝合金标样,其所属牌号及主要非铝元素的含量如表 1 所示。

表 1 铝合金标样中主要非铝元素的含量

Table 1 Content of main non-Al elements in different standard samples of aluminum alloy

Standard sample	Mass fraction / %				
	Si	Fe	Cu	Mn	Mg
3003	0.135	0.384	0.1580	1.0700	0.013
5052	0.120	0.150	0.0030	0.0060	2.560
5083	0.044	0.086	0.0009	0.6170	4.220
5962	0.587	0.392	0.0830	0.4170	3.410
5963	0.279	0.650	0.1170	0.2150	4.720
6061	0.640	0.546	0.2900	0.0940	1.000
6063a	0.390	0.135	0.0025	0.0036	0.825
6063b	0.419	0.187	0.0710	0.0550	0.540

将 3003、5083 和 6061 号标样作为模型验证集,其余标样作为定标样品。实验关键参数设置如下:脉冲激光器的能量为 100 mJ,脉冲频率为 5 Hz,光谱仪相对激光器 Q 开关延迟  $2 \mu\text{s}$ ,积分时间为  $30 \mu\text{s}$ ,固定透镜到样品表面的距离为 98 mm。通过控制旋转平台,在每个样品表面取 40 个不同的测量点,每个测量点用激光激发 50 次。为避免样品表面污渍的影响,取后 30 次测量数据的平均值作为该点的测量结果,最终每个样品测得 40 组数据,共获得 320 组光谱数

据。为减小仪器不稳定性及环境干扰等因素的影响,对光谱数据进行 Savitzky-Golay 滤波和基线校正等预处理。图 3 为铝合金 5052 标样光谱数据经过预处理后在 220~410 nm 范围内的光谱图。

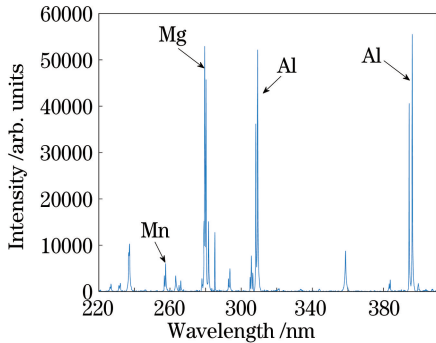


图 3 铝合金的光谱图

Fig. 3 LIBS spectrum of aluminum alloy

## 4 实验结果与分析

### 4.1 传统内标定量法

内标法即引入一个内标线作为对比,将分析线与内标线的光谱强度之比作为该分析谱线的相对强

度,从而补偿基体效应或者仪器参数波动等因素造成的谱线强度的波动。选取谱线时需满足以下要求:1)分析线附近没有其他干扰谱线,且是相对强度较大的灵敏线;2)内标元素要选取一些特征性较好、探测限较低、含量较多的元素,一般选取基底元素,并且内标线要与分析线的强度相近。

最终确定本次实验的分析谱线为 Mn 259.37 nm、Cu 324.73 nm、Mg 277.99 nm、Si 288.13 nm、Fe 238.17 nm,内标线为 Al 265.25 nm。用 Al 265.25 nm 内标线进行强度归一化,对上述铝合金定标样品中的 5 个主要非铝元素进行一元线性定标。采用内标法对上述 5 种元素定标的曲线如图 4 所示,可见:Mg 和 Mn 元素定标模型的拟合精度高,拟合优度  $R^2$  分别为 0.986 和 0.973,元素含量与谱线相对强度之间具有良好的线性关系;但 Si、Fe 和 Cu 元素的定标模型效果不理想,稳定性和精度差。推测可能是因为 Si、Fe 和 Cu 元素在铝合金中的含量相对较低,受到其他元素特征谱线的干扰比较严重,而且数据预处理并不能完全避免基体效应和仪器参数波动等因素的影响。

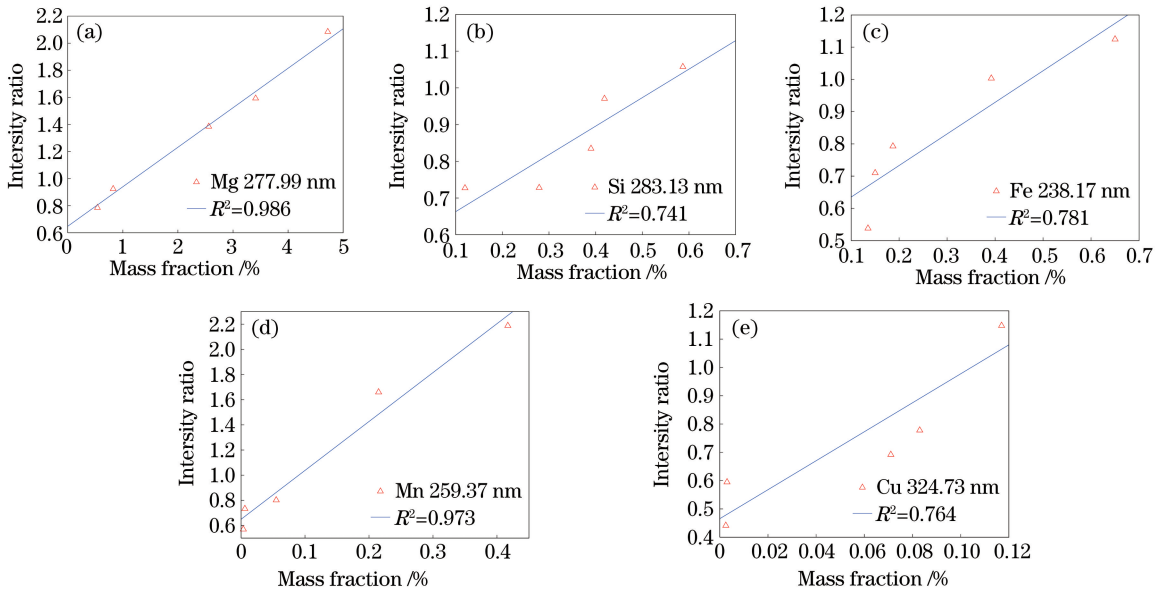


图 4 5 个主要非铝元素的一元线性定标曲线。(a) Mg;(b) Si;(c) Fe;(d) Mn;(e) Cu

Fig. 4 Univariate linear calibration curves of five main nonaluminum elements. (a) Mg; (b) Si; (c) Fe; (d) Mn; (e) Cu

### 4.2 PCA-RBF 多元定量模型

选取 RBF 神经网络模型输入量时,如果每种元素的分析谱线过少,就可能会遗漏重要的数据信息,而如果分析谱线过多则可能会造成数据冗余,导致定量模型的泛化性能不好。对于这种情况,可以对所有的分析谱线进行主成分分析,实现数据的降维,提高模型的精度和泛化能力。根据实验数据以及美

国国家标准与技术研究院(NIST)数据库中的元素谱线信息,最终确定了 20 条元素谱线,如表 2 所示。采用 Al 265.25 nm 谱线对 5 种标样的 320 组光谱数据进行强度归一化,然后再将这 6 种元素的 20 条谱线的相对强度作为主成分分析的输入矩阵  $\mathbf{X}$ 。(320×20)。结果表明,前 6 个主成分的累积贡献率达到 91.54%,可以基本表示样品的光谱信息。最

表 2 分析谱线

Table 2 Spectral lines for analysis

Element	Analytical spectral line /nm
Al	281.61, 305.01, 308.21, 358.64, 396.17
Mn	257.55, 259.37, 263.21, 279.48
Mg	277.99, 279.06, 280.25, 285.21
Fe	234.33, 238.18, 302.05
Si	288.15, 390.55
Cu	324.73, 327.41

终获得了降维后的光谱矩阵  $X_k (320 \times 6)$ 。

选取定标样品的 200 组数据以及相应元素的含量信息作为 RBF 神经网络模型的训练集。为保证模型不失一般性,将训练集顺序打乱,并随机排列,然后以余下验证集标样中的 120 组光谱数据作为测试集,将测试集的预测结果与实际值进行对比来判断模型的精度和稳定性。以 Si 元素为例,RBF 的扩

展速度  $v_{spread}$  对模型拟合优度的影响如图 5 所示,可知本实验最佳的 RBF 扩展速度  $v_{spread}$  为 0.3。铝合金中 5 种主要非铝元素的 RBF 神经网络多元定量分析模型的预测结果如图 6 所示。

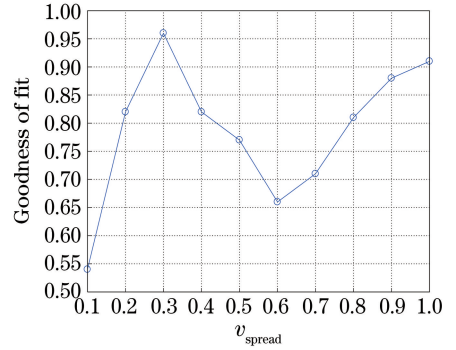


图 5  $v_{spread}$  对 RBF 模型性能的影响

Fig. 5 Effect of  $v_{spread}$  on the performance of RBF model

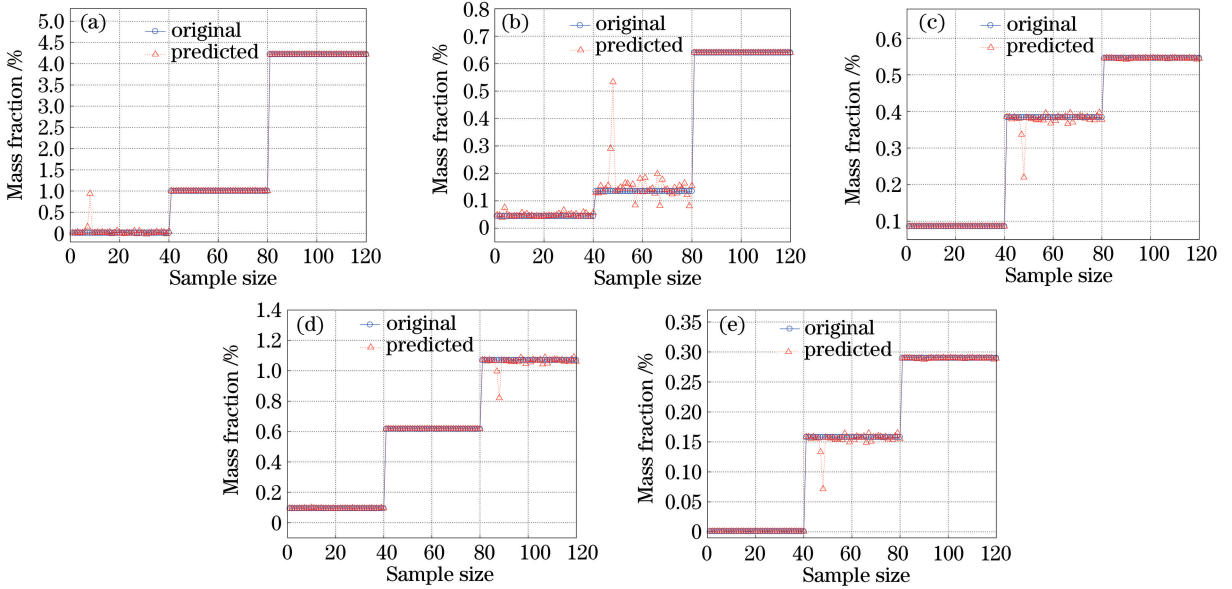


图 6 5 种主要非铝元素的 RBF 神经网络预测结果。(a) Mg;(b) Si;(c) Fe;(d) Mn;(e) Cu

Fig. 6 Prediction of five main nonaluminum elements by RBF neural networks. (a) Mg; (b) Si; (c) Fe; (d) Mn; (e) Cu

表 3 为铝合金中 5 种主要非铝元素的传统一元定标模型与 RBF 神经网络多元定标模型的对比分析结果,其中:RMSE 为均方根误差,用于衡量预测值同实际值之间的偏差;拟合优度  $R^2$  用于评价回归模型系数的拟合程度,拟合优度越大,元素含量对谱线相对强度的解释程度越高,模型的精度和稳定性越高。由表 3 可知:这 5 种元素的传统一元线性定标模型的拟合优度均值只有 0.849, RMSE 均值为 7.36%,而 RBF 神经网络多元定标模型的拟合优度均值为 0.978, RMSE 均值只有 0.31%。可见, RBF 神经网络多元定标模型的精度和稳定性相比传统的一元线性定标模型得到了很大提高,尤其是

表 3 采用不同模型对铝合金标样进行定量分析的结果  
Table 3 Quantitative analysis results calculated by different models for standard samples of aluminum alloy

Element	RMSE /%		$R^2$	
	Linear calibration	RBF	Linear calibration	RBF
Si	8.10	0.18	0.741	0.959
Fe	7.49	0.33	0.781	0.968
Cu	7.74	0.13	0.764	0.972
Mn	7.97	0.36	0.973	0.995
Mg	5.52	0.55	0.986	0.994

对 Si、Fe、Cu 等低含量元素的预测精度有了明显提升。这表明,RBF 神经网络多元定标能够有效减小

参数波动和校正基体效应的影响,提高模型定量分析的精度、稳定性和泛化性。

## 5 结 论

本文利用 LIBS 技术结合主成分分析及 RBF 神经网络对铝合金中的 5 种主要非铝元素(Si、Fe、Cu、Mn 和 Mg)建立了多元定标模型,该模型能够有效减小参数波动和校正基体效应等的影响,模型的拟合优度均值为 0.978,均方根误差均值为 0.31%。与传统的一元线性定标模型相比,本文建立的定标模型的精度和稳定性得到了很大提高,尤其是对于 Fe、Si 和 Cu 等低含量元素的分析精度提升明显,为工业中铝合金的多元定量分析提供了一种参考方法。

## 参 考 文 献

- [1] Gao A J, Wang G, Qu X L, et al. The research on impurities separating and sorting technology in the pretreatment process of the aluminum scrap recycling [J]. *Recyclable Resources and Circular Economy*, 2015, 8(2): 33-36.  
高安江, 王刚, 曲信磊, 等. 废铝再生预处理过程中的杂质分离和分类分选技术研究[J]. *再生资源与循环经济*, 2015, 8(2): 33-36.
- [2] Qiu H O, Zheng H T, Tang Z Y. Analysis of rocks and minerals [J]. *Chinese Journal of Analysis Laboratory*, 2014, 33(11): 1349-1364.  
邱海鸥, 郑洪涛, 汤志勇. 岩石矿物分析[J]. *分析试验室*, 2014, 33(11): 1349-1364.
- [3] Chen N, Liu Y X, Du S Z, et al. Research progress in applications of nanosecond and femtosecond laser-induced breakdown spectroscopy [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(5): 050003.  
陈娜, 刘尧香, 杜盛喆, 等. 纳秒、飞秒激光诱导击穿光谱技术的应用研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(5): 050003.
- [4] Feng W L, Wang F J, Zeng W Q, et al. CCD spectrum measurement system for laser induced breakdown spectroscopy [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(1): 013002.  
冯为蕾, 王福娟, 曾万祺, 等. 应用于 LIBS 的 CCD 光谱测量系统[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(1): 013002.
- [5] Hu Y, Li Z H, Lü T. Quantitative measurement of iron content in geological standard samples by laser-induced breakdown spectroscopy combined with artificial neural network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(5): 053003.  
胡杨, 李子涵, 吕涛. 激光诱导击穿光谱结合人工神经网络测定地质标样中的铁含量[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(5): 053003.
- [6] Lin Y Z, Yao M Y, Chen T B, et al. Detection of Cu and Cr in the 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] Li J X, Yang Y L, Meng F W, et al. Matrix correction method used for liquid steel online quantitative analysis by LIBS [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(3): 031406.  
李俊香, 杨友良, 孟凡伟, 等. 用于 LIBS 钢液在线定量分析的基体校正方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(3): 031406.
- [8] Kotzagianni M, Kakkava E, Couris S. Laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) for the measurement of spatial structures and fuel distribution in flames [J]. *Applied Spectroscopy*, 2016, 70(4): 627-634.
- [9] Yaroshchik P, Death D L, Spencer S J. Comparison of principal components regression, partial least squares regression, multi-block partial least squares regression, and serial partial least squares regression algorithms for the analysis of Fe in iron ore using LIBS [J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2012, 27(1): 92-98.
- [10] Yu Y, Zhao N J, Wang Y, et al. Research on univariate and multiple linear regression calibration methods by laser induced breakdown spectroscopy [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(9): 093001.  
余洋, 赵南京, 王寅, 等. 激光诱导击穿光谱单变量及多元线性回归方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(9): 093001.
- [11] Li Y S, Lu W Y, Zhao J B, et al. Detection of caloric value of coal using laser-induced breakdown spectroscopy combined with BP neural networks[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(8): 2575-2579.  
李越胜, 卢伟业, 赵静波, 等. 基于 BP 神经网络和激光诱导击穿光谱的燃煤热值快速测量方法研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(8): 2575-2579.
- [12] Sun L X, Yu H B, Cong Z B, et al. Quantitative analysis of Mn and Si of steels by laser-induced breakdown spectroscopy combined with neural

- networks[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(9): 2757-2765.
- 孙兰香, 于海斌, 丛智博, 等. 激光诱导击穿光谱技术结合神经网络定量分析钢中的 Mn 和 Si[J]. *光学学报*, 2010, 30(9): 2757-2765.
- [13] Gu Y H, Zhao N J, Ma M J, et al. Quantitative analysis of Cr in soils using LIBS with principal components regression [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2016, 27(7): 748-753.
- 谷艳红, 赵南京, 马明俊, 等. 基于主成分回归的土壤重金属 LIBS 定量分析方法研究[J]. *光电子 • 激光*, 2016, 27(7): 748-753.
- [14] Han X H, Zhang Y H, Sun F J, et al. Method for determining index weight based on principal component analysis [J]. *Journal of Sichuan Ordnance*, 2012, 33(10): 124-126.
- 韩小孩, 张耀辉, 孙福军, 等. 基于主成分分析的指标权重确定方法[J]. *四川兵工学报*, 2012, 33(10): 124-126.
- [15] Qiao J F, Han H G. Optimal structure design for RBFNN structure [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(6): 865-872.
- 乔俊飞, 韩红桂. RBF 神经网络的结构动态优化设计[J]. *自动化学报*, 2010, 36(6): 865-872.