

基于 LIBS 技术的水泥粉末在线成分分析

郭志卫^{1,2}, 孙兰香^{1*}, 张 鹏^{1,3}, 齐立峰¹, 于海斌¹,
曾 鹏¹, 周中寒^{1,3}, 汪 为^{1,3}, 史友振^{1,4}

1. 中国科学院沈阳自动化研究所工业控制网络与系统研究室, 辽宁 沈阳 110016
2. 东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819
3. 中国科学院大学, 北京 100049
4. 沈阳建筑大学, 辽宁 沈阳 110168

摘 要 在工业现场生产水泥的过程中, 各种成分的含量直接影响着水泥的质量, 因此如何快速准确地监测水泥中各个成分的含量意义重大。采用的实验方式为, 将不经过任何预处理的水泥粉末直接放入位于二维移动平台上的物料盒中, 通过激光诱导击穿光谱(LIBS)直接对水泥粉末表面的不同位置进行激发检测, 对得到的光谱数据首先进行归一化和主成分分析等预处理操作, 然后针对水泥中 Ca, Si, Al, Fe, Mg 五种元素, 分别建立偏最小二乘(PLS)和支持向量回归(SVR)两种定量分析模型进行方法比较。此外, 对比了粉末状水泥与压片式水泥两种测量方式的结果。实验结果表明, 采用粉末状水泥直接测量的方式下, 针对水泥样品元素浓度与所得到的光谱中特征线强度的关系, SVR 方法比 PLS 方法更具优势, 粉末状水泥直接测量的精度接近压片式测量的精度, 说明 LIBS 技术对水泥粉末状样品直接在线测量具有可行性。

关键词 激光诱导击穿光谱; 偏最小二乘法; 支持向量回归; 主成分分析; 水泥

中图分类号: TN206 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)01-0278-08

引 言

水泥作为一种重要的建筑材料, 广泛应用于道路、桥梁、楼房等建筑中^[1]。在水泥生产中, 组成水泥的成分含量直接影响着水泥的质量, 因此如何保证在水泥生产过程中对其成分含量进行实时监测, 是不可缺少的一个重要环节。激光诱导击穿光谱(LIBS)技术因分析速度快、无需样品制备、可以做到在线检测等优点, 自问世以来就受到越来越广泛的青睐, 具有广阔的发展前景^[2-3]。在对水泥的成分分析方面, 国内外很多专家学者进行过不同方面的研究。伊朗的 Mansoori 等^[4]利用 LIBS 对水泥进行了分析, 讨论了一些实验参数对检测结果的影响; 清华大学的尹华亮等^[5]通过改进的光谱标准化方法对水泥生料中影响其质量优劣的三率值进行了研究, 其绝对测量误差在 0.01~0.015 以内; 山西大学的郭锐等^[6]研制出一套基于 LIBS 的化验室水泥质量检测设备, 对水泥生熟料中 CaO, SiO₂, Al₂O₃, Fe₂O₃ 成分进行了定量

分析, 同时也验证了激光诱导水泥等离子体处于局部热平衡状态; 李文宏等^[7]通过循环反演的方法对普通硅酸盐水泥样品中 MgO 进行了定量分析, 定标曲线的线性系数达到 0.995 9, 检测限可以达到 0.51%。

前述研究证明了 LIBS 技术应用于水泥成分的快速分析的可行性, 但是, 这些研究大部分是针对粉末状水泥样品的压片分析。瞬发伽马射线中子活化分析技术(PGNAA)可以实现粉末状水泥的在线分析, 但设备具有放射源, 而且价格昂贵^[8]。弓瑶等^[9]研制了一套基于 LIBS 的粉末状水泥在线成分分析设备, 但需要通过气动连续取样器对水泥粉末进行取样。而本研究是基于 LIBS 对传送带上粉末状水泥样品直接进行测量的可行性评论。

在校准模型上, 采用多变量建模对影响水泥质量的 Ca, Si, Al, Fe, Mg 五种元素分别进行建模。与单变量模型相比, 多变量模型考虑了光谱中更多的有用信息, 适应性更强, 精度更高。在目前应用比较广泛的多变量定量分析方法中, 应用较多的主要包括偏最小二乘(PLS)、支持向量机

收稿日期: 2017-08-14, 修订日期: 2018-01-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(61473279), 国家重点研发计划项目(2016YFF0102502, 2017YFF0106202), 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

作者简介: 郭志卫, 1991 年生, 中国科学院沈阳自动化研究所工业控制网络与系统研究室硕士研究生 e-mail: guozhiwei@sia.cn

* 通讯联系人 e-mail: sunlanxiang@sia.cn

(SVM)等,其中 PLS 方法在建立线性关系模型方面具有很大优势^[10-15]。王哲等^[16-18]对不同环境气体下烟煤的 LIBS 数据进行了偏最小二乘(PLS)建模分析,并对模型进行了优化改进,提出了一种基于主导因子的 PLS 方法,可以有效降低 LIBS 测量的不确定性。支持向量机(SVM)的优势为在样本数据量较小的情况下也能获得好的分析效果,而且 SVM 方法对于克服基体效应有明显优势。张莹等通过支持向量回归(SVR)方法对钢铁合金中的 Cr 和 Ni 元素进行了定量分析,对比了不同输入情况下的模型预测能力,发现将内标法与多变量定标方法有效结合可以使 SVM 表现出更好的学习优势;田野等^[19]通过对比 PLS-DA 和 SVM 两种方法,对地质岩屑样品进行了分类研究,发现 SVM 方法建立的非线性模型分类准确率要好于 PLS-DA,并且最终将两种方法进行了结合,得到了更好的分类效果。除此之外,很多国内外专家学者也通过相关的研究,验证了多变量方法对于定量分析的优势。

本工作针对粉末状水泥样品进行实验测量,同时将压片实验作为对比分析;将实验得到的原始光谱数据进行预处理,采用 PLS 与 SVR 两种方法对水泥中的主要元素分别建立定量分析模型,并对两种模型的验证结果进行对比分析。

1 实验部分

1.1 仪器

实验装置基本组成如图 1 所示。等离子激发源为 Nd:YAG 激光器,输出波长为 1 064 nm,最大输出能量为 200 mJ,脉冲激光通过焦距为 750 mm 的汇聚透镜在样品表面产生等离子体。探测装置采用波长范围为 238~360 nm 的 Avantes 光谱仪,光学分辨率为 0.06 nm,光谱收集方式采用与激光器激发同等收集,通过自行研制的多通道时序控制器来控制激光器激发与光谱仪采集之间的时序关系,时序控制器和光谱仪均放于控制柜中。

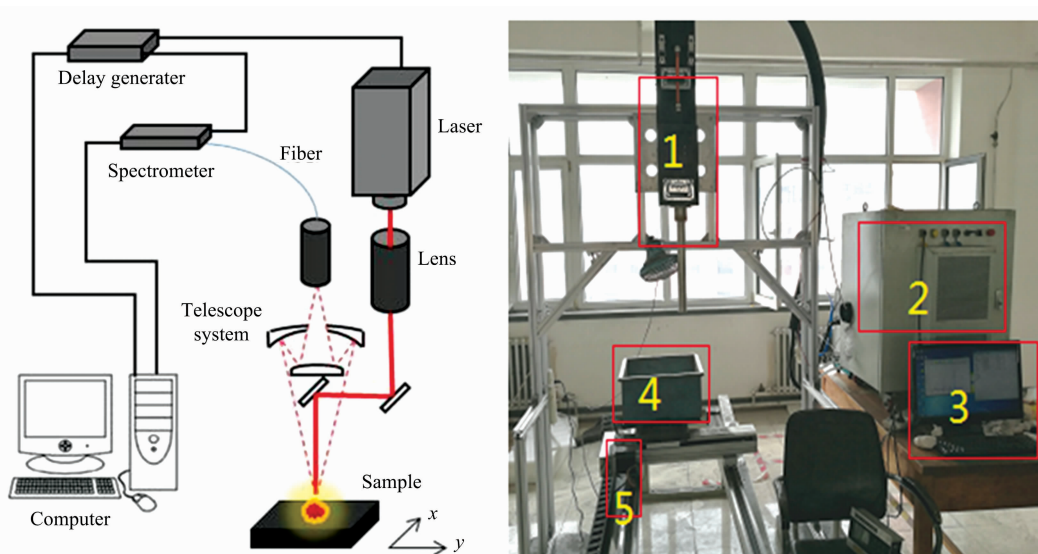


图 1 LIBS 系统原理图(a)和现场系统图(b)

1: 激光器及光学系统; 2: 控制柜; 3: 计算机; 4: 料盒; 5: 二维电动平移台

Fig. 1 System diagram (a) and on-site system (b)

1: Laser and optical system; 2: Control cabinet; 3: Computer; 4: Sample box; 5: Two-dimensional electric transfer platform

1.2 样品制备

所用的水泥样品是针对 6 个水泥产地(C30, GH, HK, JG, SN, SYS)的原料组成成分以及各个成分的浓度范围进行制备。样品中的各个待分析元素是以化合物的方式存在,分别为 CaO, SiO₂, Al₂O₃, FeO, MgO 等。配制的方式为根据组成样品的各个化合物含量按质量百分比进行配制,搅拌均匀,共计 32 个样品,其微量元素组成存在差异,在样品的组成成分中,待分析元素的浓度情况如表 1 所示。

实验过程中,首先选择不同的激光脉冲能量和采集延迟时间进行实验,将最佳实验结果对应的参数作为最终的水泥分析实验条件,即激光脉冲能量为 82 mJ,光谱采集延迟时

间为 1 μ s。本实验的最终目的是针对工业现场的粉末状水泥进行在线成分分析,因此实验时直接将粉末样品倒入盛放样品的容器中,不做任何处理。每个位置测一次,每个样品测 1 000 个位置;通过二维位移台的移动进行不同位置的激发;激光脉冲频率为 5 Hz。除此之外为了验证直接激发粉末样品的可行性,增加压片式实验作为对比分析。为了保证数据量的一致性,压片状态下每个样品激发 20 个点,每个点激发 50 次,因此两种方式中每个样品均得到 1 000 组光谱数据。样品状态如图 2 所示,图中左侧部分是粉末状样品实物,右侧部分为压片状态。在该实验方式下得到的 LIBS 光谱信息如图 3 所示。

表 1 样品主要成分浓度表
Table 1 The concentration of major components in samples

Sample No.	CaO /%	SiO ₂ /%	Al ₂ O ₃ /%	FeO /%	MgO /%
C301	47	10	1.07	1.01	0.6
C302	45.92	14.11	1.07	1.44	0.56
C303	41.27	14.45	3.9	3.3	1.57
C304	39	15.5	4.7	2.5	0.5
C305	43.55	13.7	3.04	2.1	1.2
C306	45.24	11.65	2.25	0.1	1
C307	42.52	16.5	0.14	1.01	1.8
GH1	37.18	17.49	4.26	2.48	3
GH2	39.54	10.91	1.98	3.15	4.06
GH3	42.15	13.48	2.99	1.99	2.01
GH4	44.79	15.43	0.5	0.49	1.49
GH5	46.85	7.96	0.99	1.27	1.17
HK1	53.73	1.14	0.09	0.05	1.33
HK2	37.32	17.71	2.95	1.6	4.44
HK3	48.1	7.73	1.28	0.5	1.78
HK4	43.54	13.86	0.5	1.21	2.58
HK5	40.98	5.97	2.28	0.8	6.43
SN1	40.23	35.32	3.29	7.04	5.03
SN2	45.75	24.24	10.05	5.77	3.9
SN3	51.13	31.47	8.35	2.54	1.35
SN4	55.74	27.09	4.04	3.84	2.03
SN5	63.65	21.25	4.6	2.92	1.54
SYS1	28.59	30.6	5.12	0.2	2
SYS2	34.47	21.7	3.94	4.02	3.27
SYS3	39.2	9.85	2.45	2.22	4.91
SYS4	44.85	14.96	1	0.97	1.3
SYS5	49.89	3.51	2	0.45	1.5
JG1	39.57	18.07	3.61	1.5	0.99
JG2	40.4	11.08	4.14	3.24	3.57
JG3	42.87	13.04	2.47	2.26	2.08
JG4	45.26	14.63	0.6	0.99	1.3
JG5	46.25	9.47	1.99	0.48	1.5



图 2 样品图
Fig. 2 Cement samples

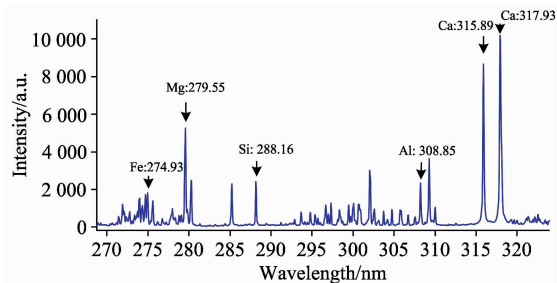


图 3 水泥样品等离子体光谱图
Fig. 3 Plasma spectra of cement sample

2 模型

2.1 数据预处理

模型的输入对于模型的整体表现起到了至关重要的作用,因此在建立模型之前需要对原始光谱数据进行预处理。在此原始数据的预处理包括求平均、归一化、主成分分析三部分。

2.1.1 原始光谱求平均

由于粉末样品过于松散,不同位置的光谱激发情况波动很大,导致检测数据重复性差,影响数据的准确性,单张光谱无法体现样品真实浓度信息,因此选择每 200 个位置的光谱作一次平均,以减少不同位置的波动导致的误差。由于压片式实验作为对比,为了保证相同的数据量,压片方式中每个样品最终均得到 5 组光谱数据,32 个样品最终得到 160 组光谱数据用于模型训练与验证。

2.1.2 数据归一化

在光谱区间内 Ca 元素有波长为 315.89 和 317.89 nm 的两条特征线,分别将单根特征线强度和两根特征线强度均值进行归一化,对比试验结果,两根特征线强度均值方式效果更好,因此选择这两条特征线强度的均值作为内标强度进行归一化处理。选择该方式处理的原因在于,水泥中元素组成是以 CaO 为主,假设同一个样品中 CaO 的浓度变化可以忽略,即假设样品中元素浓度均匀,通过该内标方式的预处理,可以一定程度上克服光谱信号波动的影响。处理可以用式(1)表示。

$$X_i = \frac{x_i}{\bar{x}_i} \tag{1}$$

式(1)中 x_i 为第 i 组光谱数据, \bar{x}_i 为第 i 组光谱数据中两条 Ca 特征线的平均强度, X_i 则为经过预处理后的光谱数据。

2.1.3 主成分提取

完整的光谱数据为 2 048 维,若将全谱作为输入,不利于模型的建立,会带来更多的干扰,致使模型不能达到有效的训练效果。因此通过主成分分析对数据进行降维,通过粒子群(PSO)优化方法对主成分个数进行优化,选出的最优主成分数为 4,将每组经过主成分提取的 4 维光谱数据作为 SVR 的输入来建立模型。由于 PLS 方法包括主成分提取,因此 PLS 方法的输入是 2 048 维的归一化数据,只需要选择和主成分分析相同的主成分数即可。

2.2 模型建立

2.2.1 偏最小二乘(PLS)

偏最小二乘法是一种新型的多元统计数据分析方法, 主要包括主成分分析、典型相关分析和多元线性回归, 其原理在于建立自变量与因变量的之间的线性回归模型为式(2)所示

$$Y = XB + E \quad (2)$$

式(2)中 Y 是具有 m 个变量、 n 个样本点的响应矩阵, X 是具有 p 个变量、 n 个样本点的输入矩阵, B 是回归系数矩阵, E 为噪音校正模型, 与 Y 具有相同的维数。

将经过预处理后的光谱数据作为模型的自变量输入 X , 待分析元素的浓度作为因变量来建立标定模型, 通过选取合理的主成分数来优化模型的预测能力。与单变量方法相比, PLS 方法中利用了更多的变量, 能够更全面的获取光谱中的有用信息, 增加模型的可靠性, 更适用于基体效应复杂的定量分析。

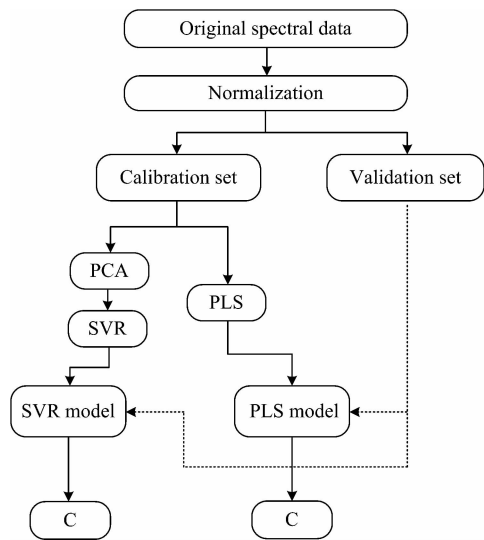


图 4 算法结构图

Fig. 4 Algorithm structure diagram

2.2.2 支持向量回归(SVR)

支持向量回归(SVR)是以统计学理论为基础, 通过将输入数据进行非线性变换转换到高维空间, 在高维空间中构造出线性决策函数来实现线性回归, 并且用核函数代替线性方程中的线性项可以使原来的线性算法非线性化, 可以做非线性回归, SVR 能够很好地解决“过学习”和“维数灾难”问题,

尤其处理小样本数据时更凸显其优势。本工作所使用的 SVR 模型为式(3)

$$c = \sum_{i \in M} \alpha_i \times \exp\left(-\frac{\|I_i - I\|^2}{\gamma^2}\right) + b \quad (3)$$

式(3)中 c 为元素浓度, M 为支持向量集, α_i 和 I_i 分别为拉格朗日乘子和支持向量, I 为经过主成分提取后的输入数据, b 为常数。选择的核函数 $\exp\left(-\frac{\|I_i - I\|^2}{\gamma^2}\right)$ 为 RBF 核函数, 通过粒子群优化(PSO)方法对支持向量集和核参数进行寻优, 以此来使模型达到最佳状态。

2.3 算法结构

基于上述数据预处理以及对 PLS 模型和 SVR 模型的描述, 本实验所采用的算法结构如图 4 所示, 在此算法结构上建立水泥中 Ca, Si, Al, Fe, Mg 元素的定量分析模型。

3 结果与讨论

为了分析模型的整体表现, 主要通过决定系数(R^2), 相对标准偏差(RSD), 均方根误差(RMSE)三个指标作为参考, 各个指标的计算公式如下

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2} \quad (4)$$

式(4)中 Y_i 为第 i 个样本的预测均值, \hat{Y}_i 为第 i 个样本的真实值, \bar{Y} 为所有样本的均值。

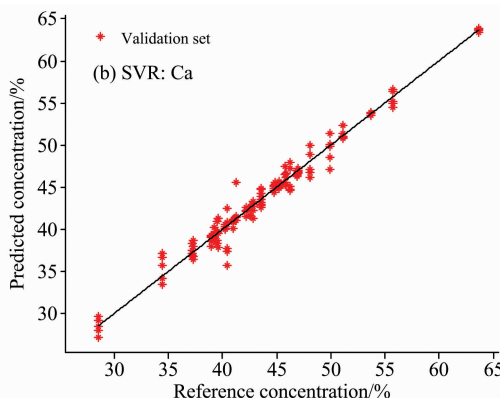
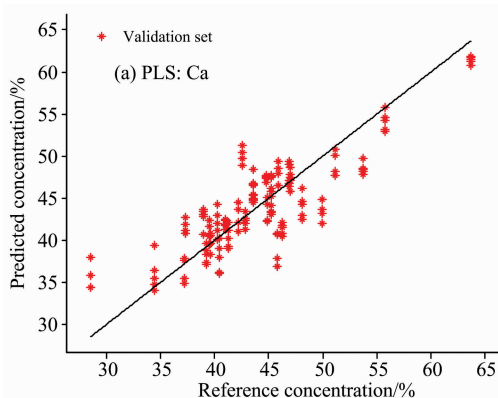
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (5)$$

式(5)中 y_i 为样本的第 i 次预测值, \hat{y}_i 为其对应的真实值, n 为样本量。

$$RSD = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m (y_j - \bar{y})^2}{(m-1)}}}{\bar{y}} \times 100\% \quad (6)$$

式(6)中 m 为每个样本有 m 组数据, y_j 为一个样本的第 j 次预测值, \bar{y} 为样品的预测均值。

从样品的元素浓度表可以看出, 元素浓度梯度范围很大, 可是分布并不均匀, 出现一定浓度范围的扎堆; 反应出样品量不够充足, 在这种情况下我们采用留一法(leave-one-out)验证模型有效性。分析结果如图 5 和图 6 以及表 2 所示。



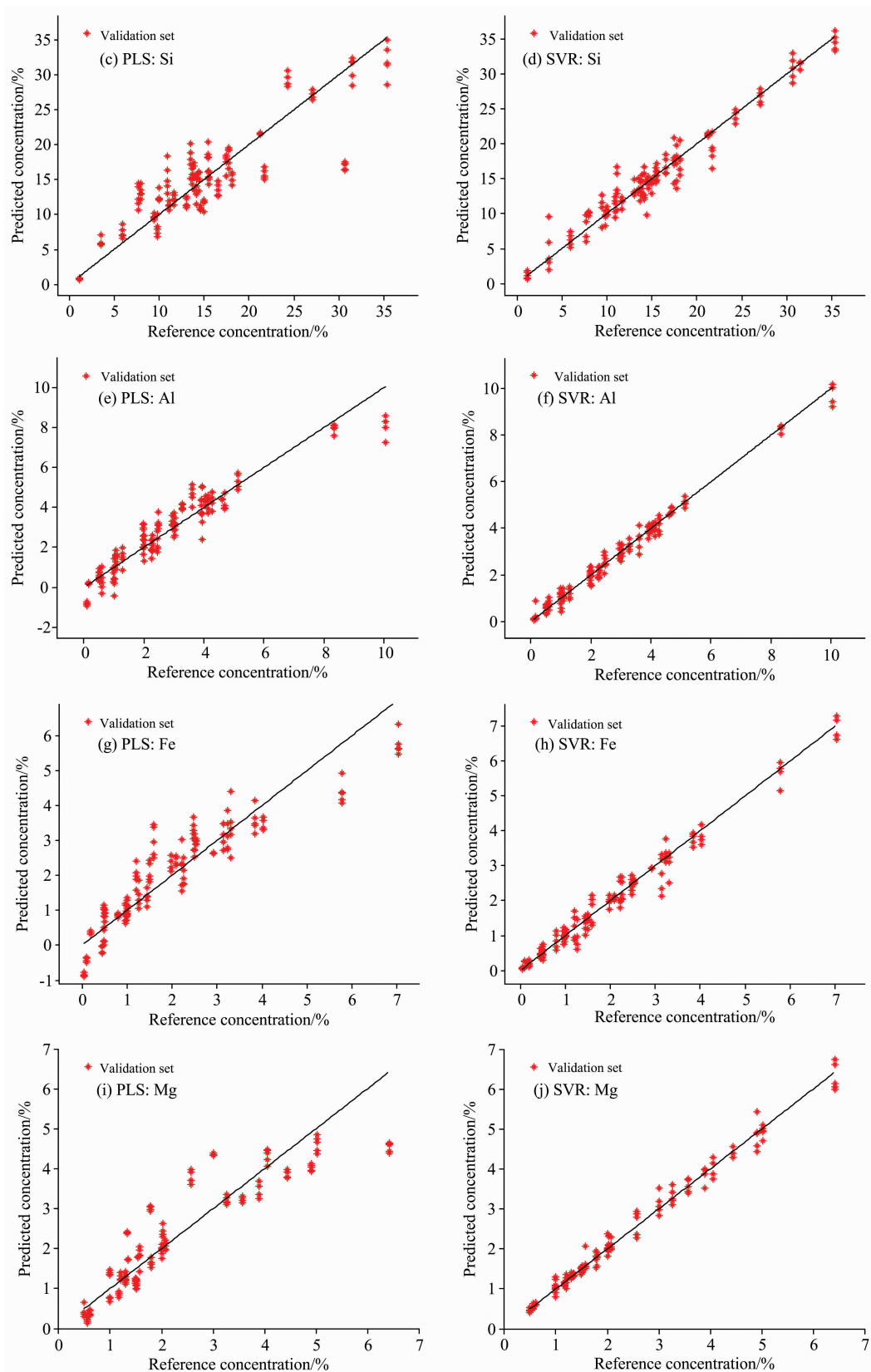
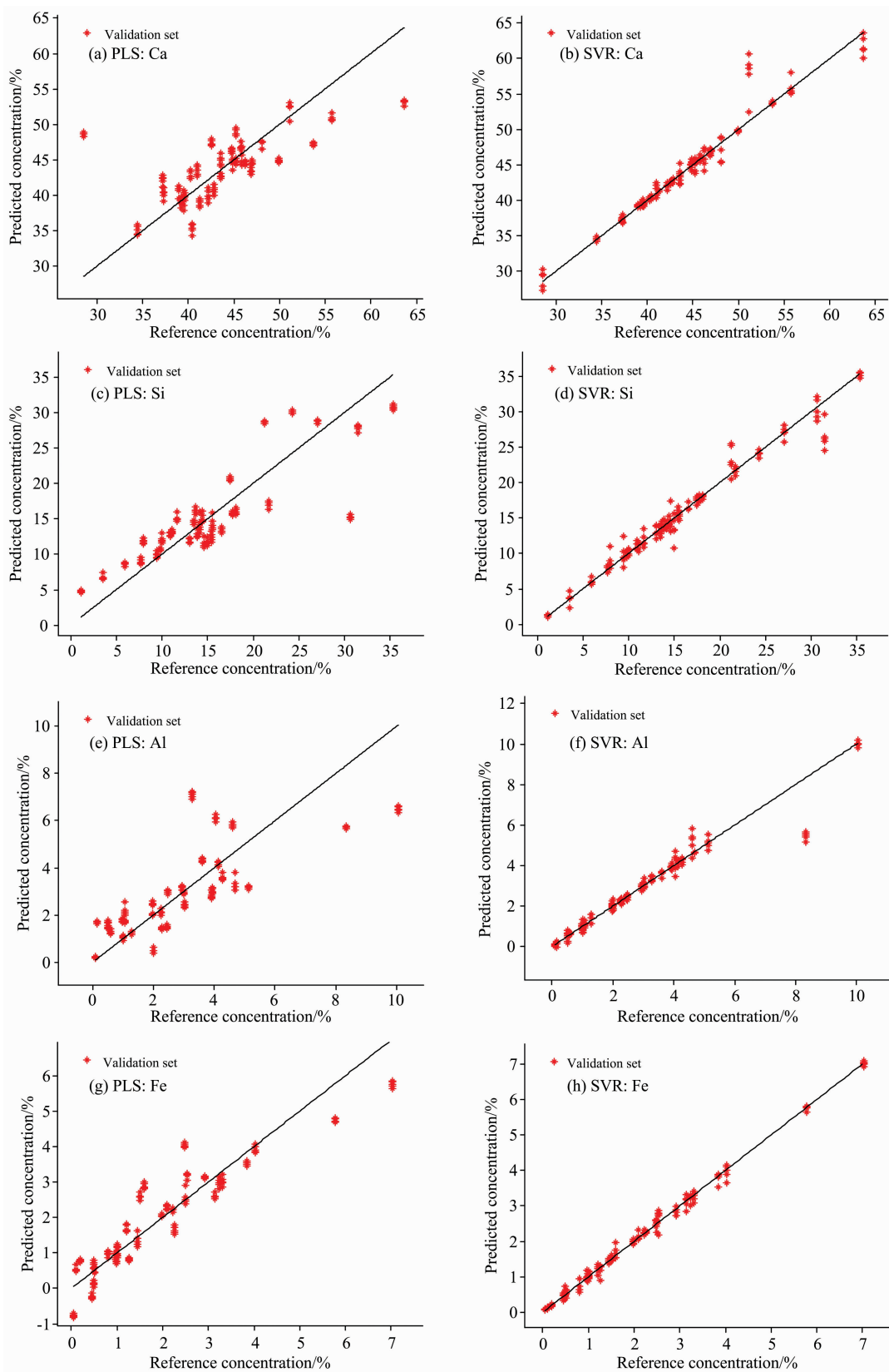


图 5 压片状态留一法分析结果

Fig. 5 Analysis results of leave-one-out for tablet cement



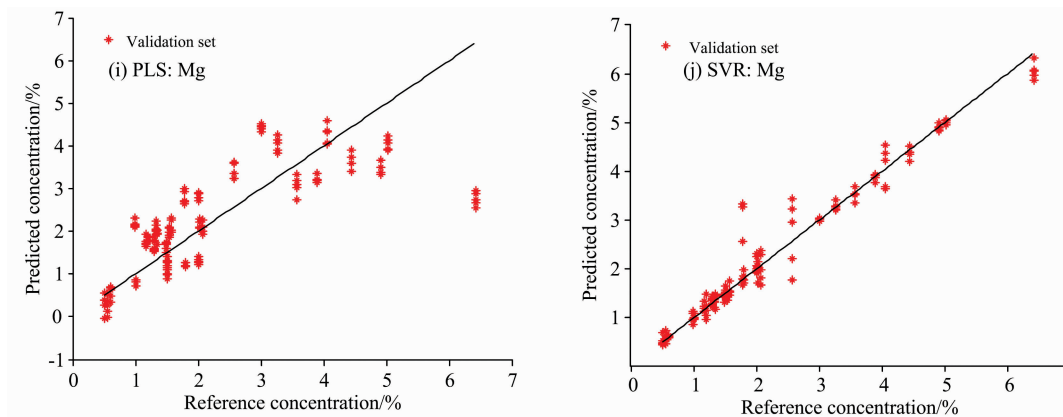


图 6 粉末状态留一法分析结果

Fig. 6 Analysis results of leave-one-out for powder cement

表 2 留一法分析结果指标

Table 2 Analysis results of leave-one-out

		PLS			SVR		
		R^2	RSD/%	RMSE/%	R^2	RSD/%	RMSE/%
Ca	dt	0.42	1.23	4.89	0.96	1.35	1.24
	s	0.73	2.73	3.34	0.99	1.93	0.42
Si	dt	0.73	3.02	4.04	0.98	6.10	1.00
	s	0.78	6.90	3.65	0.99	11.55	0.90
Al	dt	0.60	4.78	1.38	0.94	12.39	0.52
	s	0.94	23.66	0.55	0.99	15.78	0.10
Fe	dt	0.85	5.69	0.61	0.99	8.53	0.04
	s	0.87	10.04	0.56	0.99	15.28	0.12
Mg	dt	0.58	10.52	0.94	0.99	6.18	0.05
	s	0.81	6.64	0.62	0.99	7.92	0.16

图 5 和图 6 中第一列均为 PLS 方法的分析结果, 第二列均为 SVR 方法的分析结果, 不同行代表不同元素的分析结果对比。表 2 中第二列的 dt 和 s 分别表示粉末式实验和压片式实验, R^2 , RSD 和 RMSE 均为留一验证所得。从以上结果中可以看出 SVR 方法对于验证集的 R^2 基本都能达到 0.99, RMSE 则能控制在 1.3 以内, 两个指标均好于 PLS 方法, 说明在该实验方式下, SVR 方法具有更高的预测精度, 更适合用于水泥的分析。在粉末状态和压片状态的比较中, 表 2 显示压片状态样品的分析结果普遍好于粉末状样品直接分析的结果, 这与相关的研究相符; 主要是由于粉末样品表面松散, 激光激发到样品表面的状态差异性较大, 具有更大的偶然性。但是, 从图 5 和图 6 的对比中也可以看到, 粉末状样

品的测量中有一些偏离参考值较大的异常点, 如果将这些异常点剔除, 粉末状样品直接测量的 RSD 和 RMSE 与压片样品的值非常接近。这说明, 应用 LIBS 技术对粉末状水泥直接在线测量是具有可行性的, 通过累积大量数据的统计分析和数据预处理, 粉末状水泥直接测量的精度可以接近压片式样品的测量精度。

4 结 论

水泥粉末在不经压片等处理的情况下放入物料盒中, 通过二维位移台的移动实现不同位置的测量, 为了验证该方式的可行性, 以片状态的实验作为对比分析。样品针对水泥中 Ca, Si, Al, Fe, Mg 元素, 建立相应的 PLS 与 SVR 定量分析模型, 在两种方法对比中进一步分析该水泥样品的特性。通过两种分析方法的对比, SVR 方法建立的模型相较于 PLS 有更好的预测结果, 并且当样品量足够多并且浓度分布更加均匀的情况下, 通过 SVR 方法建立的模型预测能力将会比现在的结果更加理想。而在水泥样品状态的对比实验中, 由于粉末状样品实验时表面松散, 并且表面状态差异性较大, 在两种模型的分析结果中略差于压片状态, 但是两者差别并不悬殊, 因此可以验证粉末状水泥直接测量的可行性, 并且对于该项技术最终走向工业现场的在线应用具有很好的参考价值。而对于如何进一步提高现场在线应用实验条件控制, 光谱谱段的选择以及模型的改进, 将是下一步研究的重点。

References

- [1] Aldridge L P. Cement and Concrete Research, 1982, 12(3): 381.
- [2] Gottfried J L, De Lucia Jr F C, Manson C A, et al. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2009, 395(2): 283.
- [3] MA De-min, MA Yan-hua, SHU Rong, et al(马德敏, 马艳华, 舒 嵘, 等). Infrared and Laser Engineering(红外与激光工程), 2007, 36(5): 656.
- [4] Mansoori A, Roshanzadeh B, Khalaji M, et al. Optics and Lasers in Engineering, 2011, 49(3): 318.
- [5] Yin Hualiang, Hou Zongyu, Wang Zhe, et al. Journal of Analytical Atomic Spectrometry, 2016, 31(12): 2384.
- [6] GUO Rui, ZHANG Lei, FAN Juan-juan, et al(郭 锐, 张 雷, 樊娟娟, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析),

- 2016, 36(7): 2249.
- [7] LI Wen-hong, WU Zhi-xiang, WANG Rui-wen, et al(李文宏, 武志翔, 王芮雯, 等). Chinese Journal of Lasers(中国激光), 2014, 41(6): 276.
- [8] Hadad K, Sadeghpour H, Nematollahi M R, et al. Progress in Nuclear Energy, 2016, 90: 204.
- [9] Zhang Lei, Gong Yao, Li Yufang, et al. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, 2015, 13: 167.
- [10] SUN Lan-xiang, XIN Yong, CONG Zhi-bo, et al(孙兰香, 辛 勇, 丛智博, 等). Acta Optica Sinica(光学学报), 2014, 34(5): 292.
- [11] Zhang Bo, Yu Haibin, Sun Lanxiang, et al. Applied Spectroscopy, 2013, 67(9): 1087.
- [12] Kong Haiyang, Sun Lanxiang, Hu Jingtao, et al. Plasma Science and Technology, 2015, 17(11): 964.
- [13] Boucher T F, Ozanne M V, Carmosino M L, et al. Spectrochimica Acta Part B, 2015, 107: 1.
- [14] HU Li, ZHAO Nan-jing, LIU Wen-qing, et al(胡 丽, 赵南京, 刘文清, 等). Acta Optica Sinica(光学学报), 2015, 35(6): 314.
- [15] Yang Hongxing, Fu Hongbo, Dong Fengzhong, et al. Chin. Phys. B, 2016, 25(6): 065201.
- [16] Wang Zhe, Feng Jie, Li Lizhi, et al. Journal of Analytical Atomic Spectrometry, 2011, 26(11): 2302.
- [17] Feng Jie, Wang Zhe, Li Zheng, et al. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, 2010, 65(7): 549.
- [18] Feng Jie, Wang Zhe, West L, et al. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2011, 400(10): 3261.
- [19] Tian Ye, Wang Zhennan, Han Xiaoshuang, et al. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, 2014, 102: 52.

On-Line Component Analysis of Cement Powder Using LIBS Technology

GUO Zhi-wei^{1,2}, SUN Lan-xiang^{1*}, ZHANG Peng^{1,3}, QI Li-feng¹, YU Hai-bin¹, ZENG Peng¹, ZHOU Zhong-han^{1,3}, WANG Wei^{1,3}, SHI You-zhen^{1,4}

1. Laboratory of Industrial Control Network and System, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China
2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China
4. Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China

Abstract In the process of cement production in the industrial field, the content of each component in the cement directly affects the quality of the cement. Therefore, it is of great significance to quickly and accurately monitor the content of each component in the cement. In this paper, the laser induced breakdown spectroscopy (LIBS) technology is used to detect the powder cement, and the powder cement are put in a two-dimensional moved platform without any pretreatment. The spectral data is processed by normalization and principal component analysis(PCA) firstly, which is used as the input of the model. In order to analyze the elements of Ca, Si, Al, Fe and Mg in cement, we build the models based on Partial least squares(PLS) and Support Vector Regression (SVR) as the comparison of methods. In addition, the comparison of measurement methods is between cement powder detection and cement tablet detection. The experimental results show that in this type of experiment, the SVR method is more advantageous than the PLS method because of the relationship between the element concentration and the strength of its characteristic line of the cement samples. The accuracy of the direct measurement of the cement powder is close to that of the tablet type, and it demonstrated the feasibility of on-line analysis of cement powder using LIBS technology under this type of experiment.

Keywords LIBS; Partial least squares; Support Vector Regression; PCA; Cement

(Received Aug. 14, 2017; accepted Jan. 9, 2018)

* Corresponding author