

激光与光电子学进展

基于 LIBS 技术结合 AFSA-SVM 算法对
岩石类别的识别李晨红^{1,2,3}, 闫薪如^{2,3,4}, 辛英健^{1,2,3}, 马焕臻^{2,3,4}, 方沛沛^{2,3,4}, 王泓鹏^{1,2,5}, 万雄^{1,2,4*}¹中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;²中国科学院上海技术物理研究所空间主动光电技术重点实验室, 上海 200083;³中国科学院大学, 北京 100049;⁴中国科学院大学杭州高等研究院浙江省系统健康科学重点实验室, 浙江 杭州 310024;⁵同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092

摘要 激光诱导击穿光谱(LIBS)具备遥感、原位探测的特性,是深空探测识别物质元素组成及含量的重要技术。探测火星表面元素组成及其矿物分布特征是研究火星地质演化和成因的前提。在天问一号任务发射前,基于火星表面成分分析仪(MarSCoDe)开展了 15 个类别矿物样品的火星模拟探测实验,获取了 1920 条光谱数据。为验证仪器的探测性能,本文采用人工鱼群算法(AFSA)优化支持向量机(SVM)的高效分类模型(AFSA-SVM),对包括火成岩、沉积岩和金属矿物在内的 32 种矿物进行分类。首先,采用主成分分析(PCA)算法将原始光谱数据降维,送入 AFSA-SVM 训练。其次,通过 AFSA 来优化 SVM 的参数,实现了 99.56% 的矿物识别准确率。最后,对比 AFSA-SVM 模型与其他算法的识别准确率,其中随机森林(RF)算法、反向传播人工神经网络(BPANN)和 K 近邻(KNN)算法的准确率分别为 95.60%、95.80% 和 90.17%,结果表明 AFSA-SVM 算法在辅助 LIBS 识别矿物种类中具有优势。

关键词 光谱学; 激光诱导击穿光谱; 人工鱼群算法; 支持向量机; 岩石识别; 火星表面成分探测仪

中图分类号 O433.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221020

Rock Identification Using LIBS Technique Combined with AFSA-SVM Algorithm

Li Chenhong^{1,2,3}, Yan Xinru^{2,3,4}, Xin Yingjian^{1,2,3}, Ma Huanzhen^{2,3,4}, Fang Peipei^{2,3,4},
Wang Hongpeng^{1,2,5}, Wan Xiong^{1,2,4*}¹Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;²Key Laboratory of Space Active Opto-Electronics Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;⁴Key Laboratory of Systems Health Science of Zhejiang Province, Hangzhou Institute for Advanced Study, University of Chinese Academy of Sciences, Hangzhou 310024, Zhejiang, China;⁵College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China

Abstract Laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) can potentially be employed for remote-sensing in situ detection, which is a crucial technique for deep-space exploration for identifying the composition and content of material elements. The exploration of element composition and mineral distribution characteristics on the surface of Mars is the premise of studying the geological evolution and genesis of Mars. Before launching the Tianwen-1 mission, Mars-simulated exploration experiments were conducted on 15 categories of mineral samples using the Mars surface composition detector (MarSCoDe), and 1920 spectral datasets were collected. This study adopted an efficient classification model to verify the detection performance of the instrument using the artificial fish swarm algorithm (AFSA)-optimized support vector machine

收稿日期: 2022-03-16; 修回日期: 2022-04-12; 录用日期: 2022-04-18; 网络首发日期: 2022-04-28

基金项目: 国家自然科学基金(U1931211, 42074210)、国家重点研发计划(2021YFF0601201, 2021YFA0716104, 2018YFC1200202)、上海市自然科学基金(21ZR1473700, 19ZR1465800)、上海市科技重大专项(2019SHZDZX01)、中国科学院上海技术物理研究所创新专项(CX310)

通信作者: *wanxiong@mail.sitp.ac.cn

(SVM) (AFSA-SVM), which classifies 32 minerals, including igneous and sedimentary rocks and metal minerals. First, the principal component analysis (PCA) was adopted to reduce the dimension of the original spectral data, and the data was trained in AFSA-SVM. Second, AFSA optimized the parameters of SVM and achieved 99.56% mineral recognition accuracy. Finally, AFSA-SVM was compared with other algorithms, including the random forest (RF) algorithm, backpropagation artificial neural network (BPANN), and K proximity (KNN) algorithm. Their accuracy values are 95.60%, 95.80%, and 90.17%, respectively. The results show that the AFSA-SVM algorithm has advantages in assisting LIBS in identifying mineral targets.

Key words spectroscopy; laser-induced breakdown spectroscopy; artificial fish swarm algorithm; support vector machine; rock identification; Mars surface composition detector

1 引言

古火星在相当长的一段时间内具有与地球相似的地质和气候特征,了解火星地质演变过程,是人类认识宇宙和行星演化的重要途径。火星表面遍布火山和陨石坑,可能存在火成岩、沉积岩和变质岩等^[1]。因此,岩石的种类识别是火星探测的一项重要工作,精确的分类模型可以为火星表面岩石定性定量分析提供可靠的先验知识,为火星地质演变过程提供依据。

2020年7月,我国开展了首次火星探测任务“天问一号”。2021年5月,“祝融号”火星车开展地面巡视任务,其上搭载的火星表面成分探测仪(MarSCoDe)^[2]能够实现火星表面元素、矿物和岩石类型的探查。MarSCoDe依赖于激光诱导击穿光谱(LIBS)技术^[3]。LIBS技术是一种原子发射光谱技术,它的原理是向待测样品发射高能激光脉冲产生等离子体,等离子体冷却时,样品向外发射特征波长的光辐射,被称之为特征发射谱线^[3],特征曲线包含了样品的组分信息。LIBS技术具有灵敏度高、检测速度快、无需样品前期处理、无损探测等优点,目前已被广泛应用于固体^[4]、液体^[5-6]和气体^[7]样品的元素检测。

LIBS技术在地质勘探中已开展了较为深入的研究。Janovszky等^[8]利用LIBS技术对花岗岩样品中石英、长石等矿物颗粒进行检测,基于指标元素的分类树(CT)、线性判别分析(LDA)和随机森林(RF)对矿物颗粒的分类中,CT对石英的分类准确率约为80%,RF和LDA对所有矿物的分类准确率都超过92%。Sirven等^[9]对远程LIBS技术识别火星表面岩石的可行性进行了许多研究,他们采用了三种化学计量学方法:主成分分析(PCA)、簇类独立软模式法(SIMCA)和偏最小二乘法判别分析(PLS-DA),获得了97.6%的最佳分类准确率。

支持向量机(SVM)是基于二分类的机器学习算法,广泛应用于LIBS数据的分类,能够有效划分非线性高维数据。杨洪星等^[10]将LIBS技术与PCA和SVM相结合实现了对9种岩石的分类,对真实岩石的分类准确率为91.38%。Yelameli等^[11]使用SVM算法对浸水岩石的LIBS数据进行分类,并与KNN和ANN算法进行对比,结果证实,使用SVM方法可以获得最

佳分类性能,准确率为98%。Yao等^[12]采用遗传算法(GA)优化SVM实现对5种茶叶的LIBS进行分类,准确率为98.40%。文大鹏等^[13]采用偏最小二乘法(PSO)实现对12类岩石矿物的识别,平均准确率为99.90%,分类准确率存在漂移现象。因此,快速稳定地获得SVM算法的全局最优参数,仍是需要解决的重点问题。

人工鱼群算法(AFSA)^[14]是通过模仿鱼群的生物学行为,搜索全局最优解。AFSA具有很强的全局搜索能力,同时收敛速度快、使用灵活,能快速稳定地获得全局最优解。本文提出基于LIBS技术结合AFSA-SVM算法实现对32种岩石和矿物的分类,为深空探测中未知地质目标的识别提供基础研究方法。

2 实验部分

2.1 岩石样品

Tanaka等^[15]根据遥感信息发现火星存在火山、撞击坑、冰川沉积区等,推测火星表面存在的岩石类型主要为火成岩、沉积岩、变质岩,且可能存在重金属矿物。因此在本研究中,选用了32个国家标准物质样品,分别为霞石正长岩、玄武岩、安山岩、伟晶岩、花岗质片麻岩、花岗岩、高岭土、页岩页石、石灰岩、硅灰石、碳酸盐石、白云石、硅质砂岩、石英砂岩、多金属贫矿石、多金属矿石、富铜银矿石、富铅锌矿石、GAg1银矿石、GAg2银矿石、GAg3银矿石、GAg4银矿石、GAg5银矿石、GAg6银矿石、镍矿石、G35铅矿石、G36铅矿石、钼矿石、铈矿石、19A金矿石、8A金矿石、21A金矿石。这些标准样品的主要类型是火成岩、沉积物、单质金属矿物和混合多金属矿物,每个样品的成分信息可在其相应的标准参考物质证书中获得。

32个样品被划分为15个种类,其名称及编号如表1所示。对于火成岩样品(No. 1~No. 5)采用碱硅比规则划分类别;对于沉积岩样本(No. 6~No. 14),采用沉积时的物质来源划分类别。此外,样本No. 15~No. 18为多金属混合矿物;No. 19~No. 24为富银矿石;No. 25为镍矿;No. 26和No. 27为铅矿石;No. 28为镍矿石;No. 29为铈矿石;No. 30~No. 32为金矿石。这些国家标准物质样品为粉末状态,在保证不破坏其成分的情况下,以硼酸粉末为衬底,经过20 MPa压力压

表 1 32 个国家标准岩石样品编号及分类
Table 1 Sample number and categories of 32 national standard rocks

Category ID	Category	National standard ID	No.
1	Igneous rock-syenite	GBW03125	1
2	Igneous rock-basalt	GBW07105(GSR-3)	2
3	Igneous rock-andesite	GBW07104(GSR-2)	3
4	Igneous rock-pegmatite	GBW07125	4
5	Igneous rock-granite	GBW07121(GSR-14)	5
6	Sedimentary-clay rock	GBW07103(GSR-1)	6
		GBW03121a	7
		GBW03104	8
7	Sedimentary-chemical or biochemical rocks	GBW07107(GSR-5)	9
		GBW03107a	10
		GBW03123	11
8	Sedimentary-clastic rock	GBW07127	12
		GBW07217a	13
		GBW03112	14
9	Mixed polymetallic ore	GBW07162(GSR-4)	15
		GBW07106(GSO-1)	16
		GBW07163(GSO-2)	17
10	Silver ore	GBW07164(GSO-3)	18
		GBW07165(GSO-4)	19
		GBW07255(GAg1)	20
11	Nickel ore	GBW07256(GAg2)	21
		GBW07257(GAg3)	22
		GBW07259(GAg5)	23
12	Lead ore	GBW07260(GAg6)	24
		GBW07146	25
		GBW07235	26
13	Molybdenum stone	GBW07236	27
		GBW07239	28
		GBW07280	29
14	Antimony ore	GBW07242a(GAu-8a)	30
		GBW07297a(GAu-19a)	31
		GBW07299a(GAU-21A)	32

制成厚度为 3 mm、直径为 25 mm 的圆饼状。

2.2 仪器设备

本文所使用的 LIBS 数据由 MarSCoDe 的地面实验中获得, MarSCoDe 的光学结构示意图如图 1 所示。Nd:YAG 调 Q 激光器发射波长为 1064 nm 的激光束, 激光经准直镜进入卡塞格林望远镜系统中, 再由二向镜聚焦到远处目标。望远镜结构使得 MarSCoDe 可实现 2~7 m 的远程探测。

MarSCoDe 的分光系统中两个二向色镜将 LIBS 光信号分为三个光谱带。这三个通道具有相同的 Czerny-Turner 结构, 其光谱范围分别为 240~340、

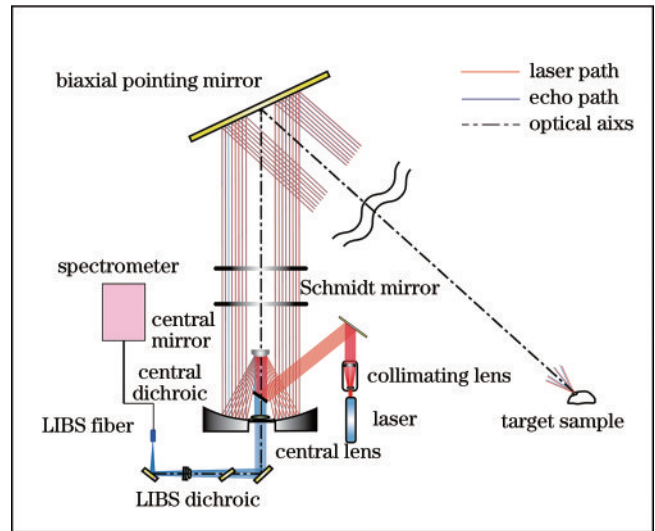


图 1 MarSCoDe 的 LIBS 系统光路示意图

Fig. 1 Schematic diagram of optical path of LIBS system of MarSCoDe

340~540、540~850 nm, 相应的光谱分辨率分别为 0.19、0.31、0.45 nm。为减少冗余数据的计算, 本文选取第一通道的光谱数据进行分类。

将压制好的样品放置在距离 MarSCoDe 3 m 的火星模拟环境腔内, 使激光聚焦到样品表面。针对每个样品连续获得 60 条光谱, 共获得 1920 条光谱。对每种样品的 60 条光谱求平均, 以消除仪器漂移的影响, 得到第一通道内 32 种样品的平均光谱图, 如图 2 所示。需要注意的是, 虽然在本节中采用平均光谱了解物质信息, 但在后续模型训练中, 将实测光谱数据用于 AFSA-SVM 算法的训练和性能分析。

对于 LIBS, 关心的是峰值所对应的波长范围, 这些峰的位置和相对强度包含了大量目标的物质信息。大部分样品的特征发射峰相近, 尤其是在波长 280 nm 与 320 nm 附近, 都有明显的发射峰, 很难通过光谱将这些样品区分开。采用 LIBS 技术探测岩石光谱, 能够得到丰富的物质信息, 需要选取合适的分类算法, 才能够将这些岩石样品区分开。

2.3 光谱降维

采用 PCA^[16] 方法将光谱数据降维, 保留光谱主要信息的同时可以降低计算的复杂程度, 结果如图 3(a) 所示, 前 10 个主成分的贡献率分别为 59.41%、8.54%、5.85%、4.90%、4.10%、3.93%、2.08%、1.53%、1.23%、0.61%, 累计贡献率为 92.25%, 光谱的前 10 个主成分已经涵盖了原始光谱的绝大部分信息, 因此以前 10 个主成分的特征矩阵, 构建光谱特征空间向量矩阵。图 3(b) 为采用 PCA 方法降维后, 选取前三个主成分(PC1、PC2 和 PC3)绘制的三维散点图, 每个散点代表一个样本, 每一类散点代表一个岩石种类, 1~15 表示岩石种类的编号, 岩石种类的详细信息对应表 1。可以看出, 样本在 PC1、PC2 和 PC3 不同维

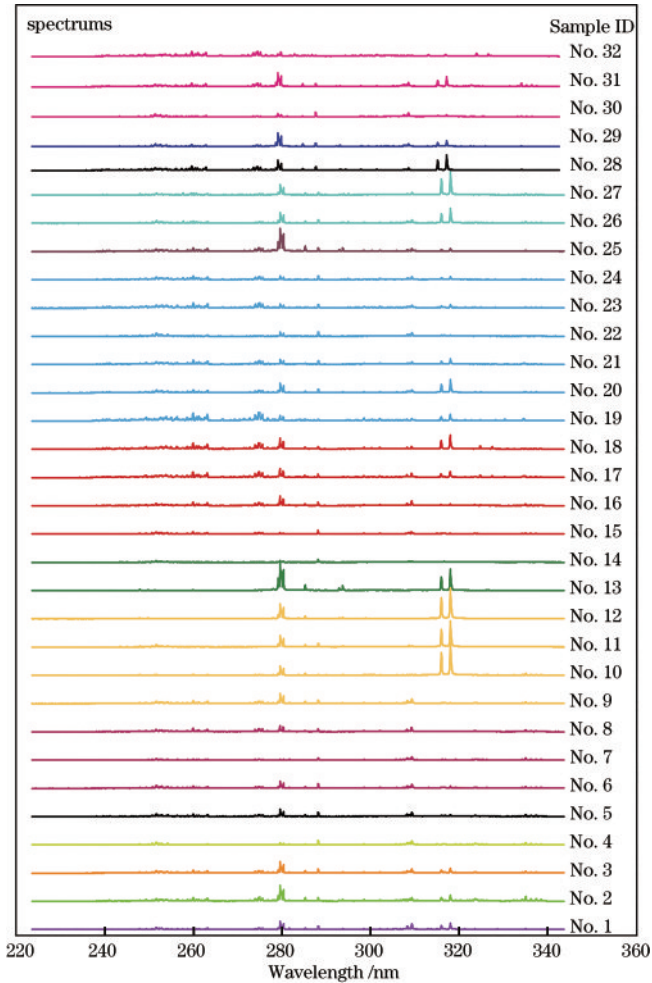


图 2 32 种样品 60 次测试后得到的平均光谱图

Fig. 2 Average spectra of 32 samples obtained in 60 tests

度上, 显示出聚类倾向, 但样本间的间隔小, 在三维空间很难寻找到分类平面。

2.4 算法原理

本文采用 SVM 算法实现对 32 个标准岩石样品的分类, 经过 PCA 提取光谱特征后送入 SVM 模型中训练, 通过 AFSA 寻找 SVM 的最优参数, 其流程如图 4 所示。

SVM 在解决线性不可分的分类问题时, 引入核函数和松弛变量^[17], 将低维空间的数据映射到高维空间, 在高维空间中构造出能够实现弹性线性可分的超平面。对于给定的二分类数据集 $D=(x_1, x_2)$, 高斯核 (RBF) 表示为

$$K(x_1, x_2) = \exp \left[- \frac{\left\| \left(\frac{\pi}{2} - \theta \right)_1 - x_2 \right\|^2}{g} \right], \quad (1)$$

式中, g 为可变参数。

松弛变量 $\xi_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示对于第 i 个样本点的分类损失, 用来衡量数据误分类的程度, 如图 5 所示。SVM 分类的目标是使超平面间隔 γ 最大化, 总误

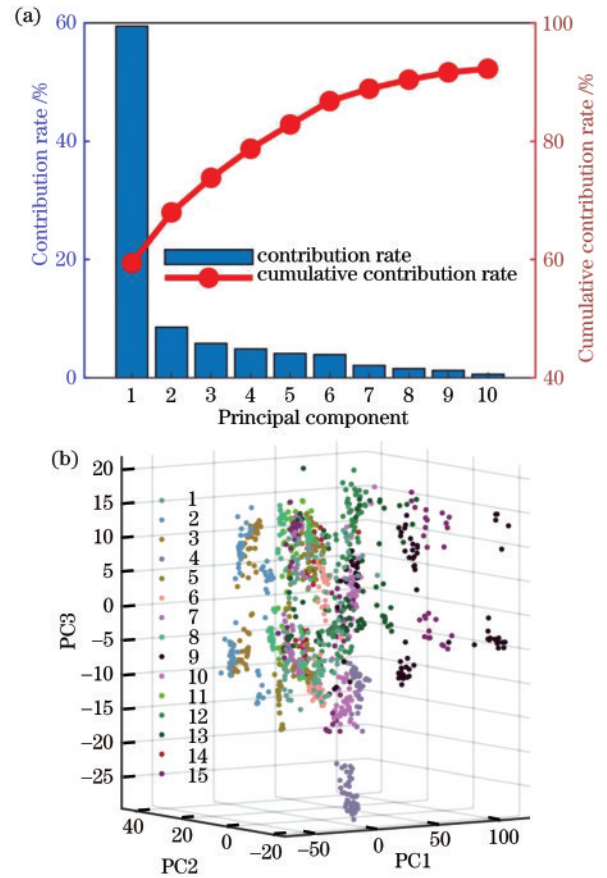


图 3 15 类岩石 LIBS 数据的 PCA 分析结果。(a) 每个主成分贡献率及累计贡献率; (b) 前 3 个主成分的三维散点图

Fig. 3 PCA analysis results of LIBS data of 15 types of rocks. (a) Contribution rate of each principal component and cumulative contribution rate; (b) three-dimensional scatter plot of top three principal components

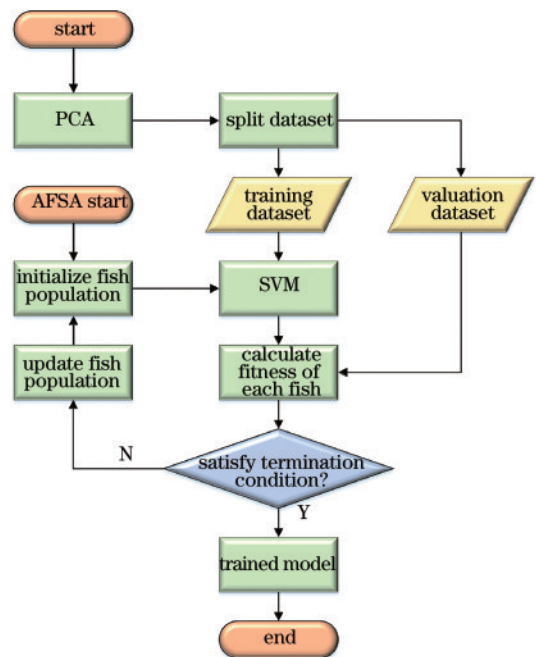


图 4 AFSA-SVM 算法原理图

Fig. 4 Schematic diagram of AFSA-SVM algorithm

差 $\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$ 最小化, 其中 ω 表示最大间隔超平面的上下两个超平面的距离, C 称为惩罚因子。本文

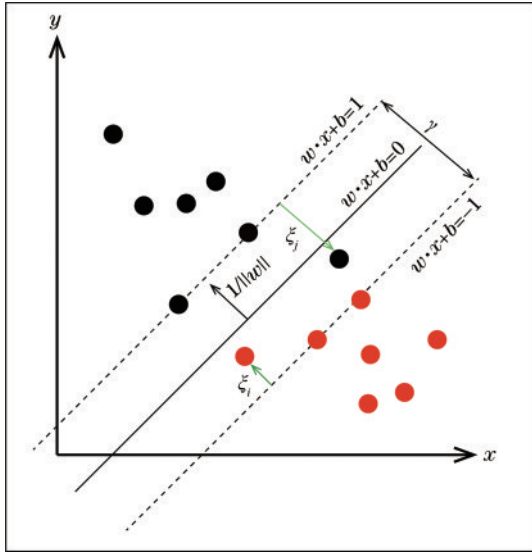


图 5 SVM 分类原理图

Fig. 5 Schematic diagram of SVM classification principle

采用 AFSA 搜索 SVM 的最优参数, 即寻找最优的 (C, g) 组合。

AFSA 是一种通过模拟鱼群觅食聚群、追尾和随机行为来寻找最优解的进化算法。在一片水域中, 人工鱼群 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 整个种群的适应度为 $Y =$

(y_1, y_2, \dots, y_n) , 每一条人工鱼 x_i 的状态对应一组 SVM 的参数 (C_i, g_i) , 每条人工鱼的适应度为 SVM 的分类准确率 $y_i = f(x_i)$ 。每条人工鱼 x_i , 在视野 Visual 内, 判断周围伙伴中心位置 x_c 、随机位置 x_{rand} 、邻居鱼的最优位置 x_j 适应度后, 在迭代次数内, 不断向最优适应度位置 x_{best} 移动, 搜索到的全局最优解 x_{best} 即为 SVM 模型的最优 (C, g) 参数组合, 此时 SVM 具有最优的分类性能。

3 结果与讨论

本文一共采集了 1920 条数据形成 LIBS 数据集, 经过 PCA 降维后, 将 LIBS 数据集按照 70% 和 30% 的比例划分为训练集与测试集, 即 1344 条光谱数据参与 AFSA-SVM 模型的训练, 576 条光谱数据用于验证算法分类的准确性, 为了避免数据投入的顺序对算法训练造成影响, 本光谱数据集经过乱序处理。

AFSA 优化 SVM 的过程如图 6 所示。三维曲面描述不同的 (C, g) 下 SVM 的分类准确率, 每个点代表一条人工鱼的位置。如图 6(a) 所示, 表示初始化鱼群随机分布。初始化生成 100 只人工鱼, 设置每条鱼的视野 Visual 为 1, C 的搜索范围为 $[-100, 100]$, g 的搜索范围为 $[-10, 10]$ 。在迭代过程中, 如图 6(b) 和 6(c) 所示, 每条人工鱼不断地更新自身位置, 随着迭代次数的增加, 鱼群逐渐向最优解靠近。经过 10 次迭代后, 最终的优化结果如图 6(d) 所示, 最佳惩罚因子 C 为

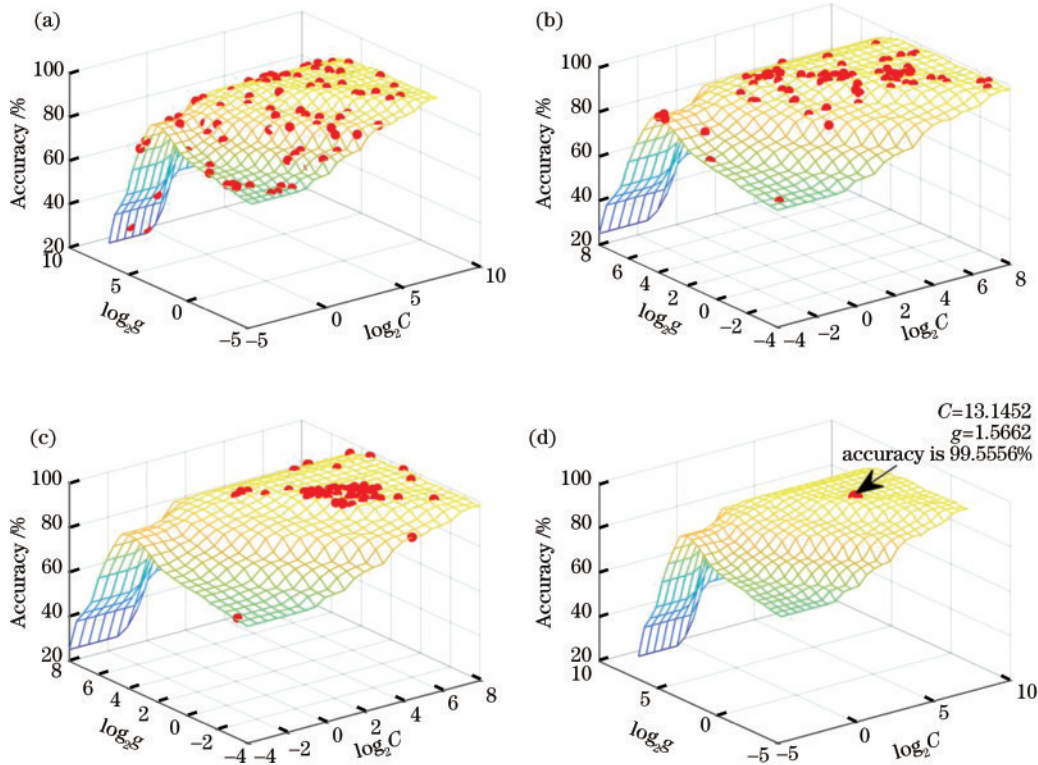


图 6 AFSA-SVM 模型收敛过程及结果。(a) 初始化状态; (b)、(c) 收敛过程; (d) 收敛结果

Fig. 6 Convergence procedure and result of AFSA-SVM model. (a) Initialization state; (b), (c) convergence process; (d) convergence result

13.1452, 最佳 g 参数为 1.5662, 此时 SVM 在测试集对岩石的识别准确率为 99.5556%。

此外, 为了验证 AFSA-SVM 算法对岩石识别的高效性, 还分别采用 RF 算法^[18]、反向传播人工神经网络^[19] (BPANN) 和 K 近邻 (KNN) 算法^[20] 与 AFSA-SVM 算法作对比。RF 算法中的随机森林中基评估其数量为 500, 树的最大深度为 200。人工神经网络 (ANN) 的输入神经元数为 10, 隐含神经元数为 10, 激活函数采用 tanh 函数。KNN 算法中 K 的取值为 1。

连续训练 10 次后, RF、BPANN、KNN 和 AFSA-SVM 算法在测试集上的分类性能如图 7 所示。其中, KNN 在 10 次训练过程中, 预测准确率出现明显波动, 不能一直获得高效的预测准确率, 性能最差。BPANN 同 KNN 算法相同, 并不能每次都训练得到高的准确率。RF 算法虽然预测准确率稳定, 但一直低于 AFSA-SVM 算法。AFSA-SVM 算法一直保持高的预测准确率, 且相较于 RF、BPANN、KNN 算法更稳定, 这说明 AFSA-SVM 算法有极强的稳定性。

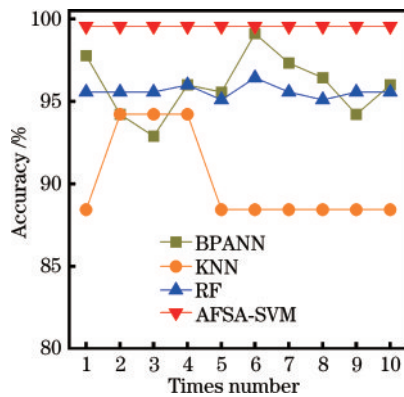


图 7 AFSA-SVM, RF, BPANN, KNN 算法连续训练 10 次的结果

Fig. 7 Results of AFSA-SVM, RF, BPANN and KNN algorithms in 10 consecutive times

对于 10 次独立训练的结果, 分别计算在训练集以及测试集的平均分类准确率, 结果如表 2 所示。AFSA-SVM、RF、BPANN、KNN 算法在训练集上的预测准确率, 分别为 98.47%、100.00%、99.40%、98.47%, 都达到了 98% 以上, 四种算法在都能学习到训练集中的大部分特征。其中, RF 算法达到了 100.00%, 这意味着 RF 可能存在过拟合的情况, 需要评估算法在测试集上的准确率。

表 2 不同分类算法性能比较

Table 2 Performance comparison of different classification algorithms

Classification algorithm	AFSA-SVM	RF	BPANN	KNN
Train accuracy / %	98.47	100.00	99.40	98.47
Test accuracy / %	99.56	95.60	95.80	90.17

在测试集上, AFSA-SVM、RF、BPANN、KNN 算法的准确率分别为 99.56%、95.60%、95.80%、90.17%。KNN 算法在训练集分类准确率达到 100.00%, 但在测试集上表现不好, 这表明 KNN 算法在训练过程中陷入了局部最优解。AFSA-SVM 算法在训练集上分类效果不是最优的, 但在测试集上的分类效果最好, 说明 AFSA-SVM 算法具有很强的泛化能力, 能够根据岩石的 LIBS 数据, 实现岩石种类的准确识别。

4 结 论

在火星探测中, 对于岩石种类的识别是一项重要的基本任务。本文通过引入 AFSA 优化 SVM, 结合 LIBS 技术, 实现对岩石样品的识别, 并证明了该方法的可靠性。通过 MarSCoDe 采集的分属于 15 个类别的 32 种国家标准岩石样品的 LIBS 数据, 通过 PCA 方法提取主要光谱特征后进行岩石分类。结果表明, AFSA-SVM 算法的性能最好, 能达到 99.56% 的准确率, 同时相较于 RF、BPANN 和 KNN 算法更稳定, 为火星表面岩石识别提供了高效的分析手段。本文采用 32 种具有代表性的岩石样品建立模型, 在面对火星多种类岩石识别时, 若建立丰富类型岩石的 LIBS 数据库, 则 AFSA-SVM 算法将广泛适用于火星岩石识别, 这将是后续工作的重点。

参 考 文 献

- [1] Pätzold M, Häusler B, Tyler G L, et al. Mars express 10 years at Mars: observations by the Mars express radio science experiment (MaRS) [J]. Planetary and Space Science, 2016, 127: 44-90.
- [2] Xu W M, Liu X F, Yan Z X, et al. The MarSCoDe instrument suite on the Mars rover of China's Tianwen-1 mission [J]. Space Science Reviews, 2021, 217(5): 64.
- [3] 孙晨薇, 步扬, 王远航, 等. 激光诱导等离子体光谱空间分布特性 [J]. 光学学报, 2021, 41(21): 2130001. Sun C W, Bu Y, Wang Y H, et al. Spatial characteristics of spectral intensity of laser induced plasma [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(21): 2130001.
- [4] 陈金忠, 马瑞玲, 陈振玉, 等. 碳室约束对激光等离子体辐射的增强效应 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(8): 1942-1948. Chen J Z, Ma R L, Chen Z Y, et al. Enhancement effect of carbon chamber confinement on laser plasma radiation [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(8): 1942-1948.
- [5] Choi S U, Han S C, Yun J I. Hydrogen isotopic analysis using molecular emission from laser-induced plasma on liquid and frozen water [J]. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, 2019, 162: 105716.
- [6] 尚栋, 孙兰香, 齐立峰, 等. 基于循环变量筛选非线性偏最小二乘的 LIBS 铁矿浆定量分析 [J]. 中国激光, 2021, 48(21): 2111001.

- Shang D, Sun L X, Qi L F, et al. Quantitative analysis of laser-induced breakdown spectroscopy iron ore slurry based on cyclic variable filtering and nonlinear partial least squares [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(21): 2111001.
- [7] Vanselow C, Stöbener D, Kiefer J, et al. Revealing the impact of laser-induced breakdown on a gas flow[J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 31(2): 027001.
- [8] Janovszky P, Jancsek K, Palásti D J, et al. Classification of minerals and the assessment of lithium and beryllium content in granitoid rocks by laser-induced breakdown spectroscopy[J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2021, 36(4): 813-823.
- [9] Sirven J B, Sallá B, Mauchien P, et al. Feasibility study of rock identification at the surface of Mars by remote laser-induced breakdown spectroscopy and three chemometric methods[J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2007, 22(12): 1471-1480.
- [10] 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): 294-299.
- [11] Yelameli M, Thornton B, Takahashi T, et al. Classification and statistical analysis of hydrothermal seafloor rocks measured underwater using laser-induced breakdown spectroscopy[J]. *Journal of Chemometrics*, 2019, 33(2): e3092.
- [12] Yao M Y, Fu G R, Chen T B, et al. A modified genetic algorithm optimized SVM for rapid classification of tea leaves using laser-induced breakdown spectroscopy[J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2021, 36(2): 361-367.
- [13] 文大鹏, 梁西银, 苏茂根, 等. 激光诱导击穿光谱技术结合 PCA-PSO-SVM 对矿石分类识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(23): 2314006.
- Wen D P, Liang X Y, Su M G, et al. Classification of ores using laser-induced breakdown spectroscopy combined with PCA-PSO-SVM[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(23): 2314006.
- [14] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2002, 22(11): 32-38.
- Li X L, Shao Z J, Qian J X. An optimizing method based on autonomous animats: fish-swarm algorithm[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2002, 22(11): 32-38.
- [15] Tanaka K L. The stratigraphy of Mars[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1986, 91(B13): E139-E158.
- [16] Beattie J R, Esmonde-White F W L. Exploration of principal component analysis: deriving principal component analysis visually using spectra[J]. *Applied Spectroscopy*, 2021, 75(4): 361-375.
- [17] Zhang L, Zhou W D, Jiao L C. Wavelet support vector machine[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2004, 34(1): 34-39.
- [18] Pal M. Random forest classifier for remote sensing classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(1): 217-222.
- [19] Serulnik S D, Gur M. An attractor neural network model of classical conditioning[J]. *International Journal of Neural Systems*, 1996, 7(1): 1-18.
- [20] Li Q, Zhang N. Fast proximity-gradient algorithms for structured convex optimization problems[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2016, 41(2): 491-517.