中国煤炭行业知识服务平台www.chinacaj.net

移动扫码阅读

郭永存,于中山,卢熠昌.基于 PSO 优化 NP-FSVM 的煤矸光电智能分选技术研究[J].煤炭科学技术,2019,47(4):13-19.doi:10.13199/j.cnki.cst.2019.04.003

GUO Yongcun,YU Zhongshan,LU Yichang.Research on photoelectric intelligent separation technology of coal and gangue based on NP-FSVM with the PSO algorithm[J].Coal Science and Technology,2019,47(4):13-19.doi:10.13199/j.cnki.cst.2019.04.003

基于 PSO 优化 NP-FSVM 的煤矸光电智能分选技术研究

郭永存[1,2],于中山[1,2],卢熠昌[1,2]

(1.安徽理工大学 省部共建深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室,安徽 淮南 232001;
2.安徽理工大学 机械工程学院,安徽 淮南 232001)

摘 要:为提高分选的稳定性和准确率,提出一种多特征融合的基于粒子群算法优化的法平面型隶属度函数模糊支持向量机(PSO-NP-FSVM)煤矸石分选方法。介绍了 X 射线探测识别煤矸石技术的基本原理与工作流程。对采集到的 X 射线图像经中值滤波去噪预处理后,分别提取灰度特征下的灰度均值、灰度方差,以及基于灰度共生矩阵的纹理特征下的能量、相关性、对比度和熵共计 6 个特征向量,并对选择的特征进行融合。利用法平面型隶属度函数能有效剔除孤立样本的优点,结合粒子群算法对模糊支持向量机分类器模型的主要参数进行优化,提出经优化改进后的 PSO-NP-FSVM 分类算法,采用相同的训练样本,与 PSO-FSVM 分类器模型进行仿真对比分析。最后,分别采用 PSO-NP-FSVM、PSO-FSVM 算法与单一灰度或纹理特征进行识别的方法建立分类器模型,并通过交叉验证的方法进行对比试验。试验研究结果表明:PSO-NP-FSVM 算法经 56 次的迭代,参数达到最优,PSO-FSVM 算法参数寻优需迭代 63 次;PSO-NP-FSVM 算法的适应度函数值较小。通过多特征融合的 PSO 对 NP-FSVM 进行优化的分选方法,煤矸石的分选准确率达到 93.8%,其准确率和稳定性较普通 PSO-FSVM 分类器模型与单一特征识别方法,均有所提高。X 射线探测的光电智能分选技术是未来煤矸石分选发展的重要趋势,此方法可改善在分选过程中因煤矸厚度的影响,导致识别准确率降低的缺陷。

关键词:煤矸石分选;智能分选;X 射线探测;灰度特征;纹理特征;粒子群优化算法;模糊支持向量机

中图分类号:TD94;TD67 **文献标志码**:A **文章编号**:0253-2336(2019)04-0013-07

Research on photoelectric intelligent separation technology of coal and gangue based on NP-FSVM with the PSO algorithm

GUO Yongcun[1,2], YU Zhongshan[1,2], LU Yichang[1,2]

(1. *Anhui University of Science and Technology, State Key Laboratory of Mining Response and Disaster Prevention and Control in Deep Coal Mines, Huainan* 232001, *China*; 2. *School of Mechanical Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan* 232001, *China*)

Abstract: In order to improve the stability and accuracy of coal and gangue separation, a multi-feature fusion method based on Fuzzy Support Vector Machine with Normal Plane membership function for Particle Swarm Optimization algorithm (PSO-NP-FSVM) is proposed. The basic principle and workflow of coal and gangue recognition by X-ray detection technology are introduced. After the collected X-ray image pre-processing by median filtering, the gray mean, gray variance under grayscale characteristic and the energy, correlation, contrast, and entropy under the texture characteristic based on the gray level co-occurrence matrix of a total of six characteristic quantities of coal and gangue are extracted respectively. And the selected characteristics is fused. The merits of isolated samples can be effectively eliminated by using the Normal Plane membership function, and the main parameters of the Fuzzy Support Vector Machine classifier model are optimized

收稿日期:2019-02-11;**责任编辑**:赵 瑞

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51874004);安徽省科技重大专项资助项目(18030901049);安徽省自然科学基金资助项目(1908085QE227)

作者简介:郭永存(1965—),男,安徽舒城人,教授,博士生导师,博士。E-mail:guoyc@aust.edu.cn

通讯作者:于中山(1995—),男,安徽阜阳人,硕士研究生。E-mail:yu1996k@163.com

中国煤炭行业知识服务平台www.chinacaj.net

by combining the Particle Swarm Optimization algorithm. An improved PSO-NP-FSVM classification algorithm is proposed.Using the same training samples, the simulation results are compared with PSO-FSVM classifier model. Finally, the PSO-NP-FSVM, PSO-FSVM and single grayscale characteristic or texture characteristic are used to establish the classifier model, and the cross-validation method is used to carry out comparative experiments. The experimental results show that the PSO-NP-FSVM algorithm achieves the optimal parameters after 56 iterations, and the PSO-FSVM algorithm needs to be iterated 63 times. The PSO-NP-FSVM algorithm has a small fitness function value. And the classification accuracy of coal and gangue is 93.8% through the multi-feature PSO-NP-FSVM method. The accuracy and stability of the new classifier model and single characteristic recognition are better than the common PSO-FSVM classifier model. The photoelectric intelligent separation technology of X-ray detection is an important trend in the future development of coal and gangue sorting. This method can improve the defect of recognition accuracy caused by the influence of thickness for coal and gangue during the sorting process.

Key words: separation of coal and gangue; intelligent separation; X-ray detection; grayscale characteristic; texture characteristic; particle swarm optimization algorithm; fuzzy support vector machine

0　引　　言

煤炭是我国的主要能源之一,随着近年来环境污染的不断加剧,国家十分重视且积极倡导煤炭资源的清洁使用[1-2]。实现煤与矸石的井下分选,不仅能提高原煤的质量,降低运输成本,还可以为地下采空区提供填充材料,实现真正的地下绿色采矿[3-4]。现阶段,煤与矸石的分选方法主要有人工排矸、跳汰选煤、浮游选煤、选择性破碎、重介质选煤以及 γ 射线探测识别选煤等,但这些方法普遍存在识别精度低、占地空间大、投资成本高、环境污染严重等问题[5]。

近年来,国内外专家学者对煤矸石的自动分选进行了大量的研究。吴开兴等[6]利用灰度共生矩阵中的角二阶矩、相关性、对比度和熵作为描述煤矸石纹理特征的参数,再用 SVM 进行自动识别。潘越等[7]使用 X 射线对探测的煤矸石进行成像,通过 MATLAB 计算出图像灰度值,设定阈值进行分选。杨慧刚等[8]提出一种机器视觉与 X 射线相结合的煤矸石分选系统,利用机器视觉技术得到煤矸石的厚度信息,然后处理煤矸石 X 射线图像得到灰度信息,综合二者确立分离阈值,进行分选。这些研究主要涉及煤矸石图像的单一特征以及在此基础上对其进行改进的方法,而对煤矸石的多特征融合分选则分析较少,且井下工况复杂,使用 CCD 相机不利于煤矸石图像的采集。因此通过 X 射线探测技术采集煤矸石的图像,综合研究了煤矸石的灰度与纹理特征,提出一种多特征融合的基于粒子群算法优化的法平面型隶属度函数模糊支持向量机(PSO-NP-FSVM)煤矸石分选方法。提取煤矸石特征向量后,采用交叉验证法进行试验,通过对比试验结果可知,改进后的分选模型在分选精度和稳定性等方面均优于传统的分选模型,从而验证了文中分选方法的可行性和优越性。

1　X 射线探测煤矸石分选系统原理及工作流程

X 射线探测识别煤矸石技术是一种不用水、不用介、也不产生煤泥的选煤方法,分选精度接近于重介浅槽分选机,高于动筛、跳汰及其他干选设备,更有利于实现井下煤矸石的分选,为绿色矿山建设提供了有效的技术方案[9]。

1.1　分选系统识别原理

X 射线透射物体后的衰减公式为

$$I=I_0\exp(-\lambda d) \tag{1}$$

式中:I_0、I 分别为 X 射线透过物体前后的强度;λ 为衰减系数;d 为被透射物体的厚度。

由式(1)可知,当 X 射线穿透物质时,其透射程度与物质所属的类别和厚度 d 相关联,当 X 射线穿过同等厚度的不同物质时,会呈现出不同的 X 射线图像[10]。本文所研究的煤矸石分选中,矸石密度会明显高于煤块密度,因此透射矸石时,X 射线被吸收得较多,得到的 X 射线图像较暗,穿过煤块时则相反。

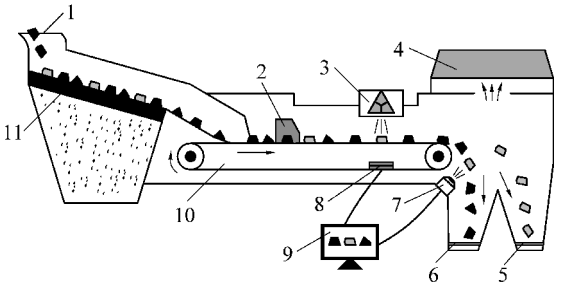
当煤矸石厚度不同时,虽然煤块和矸石的结构组成存在明显的差异,但在实际的选煤过程中,块煤和矸石的大小不一,由于厚度的影响可能出现 X 射线图像灰度值存在部分相等和交叉的现象,使得煤矸石的正确识别率变低[11]。仅依靠煤矸石的 X 射线图像灰度值差异进行识别对煤矸石的块度要求较高,纹理是由基本单元周期性或随机重复而产生的特殊图案,它具有微观无规则性而宏观上有规律性的特点[12],因此,还应综合考虑其纹理特征的差异。

1.2　分选系统工作流程

X 射线探测煤矸石分选系统主要由振动给料机构、输送机构、成像分析源、计算机智能识别控制机构、辐射源控制机构、物料分离执行机构等组成。X

中国煤炭行业知识服务平台www.chinacaj.net

射线探测识别煤矸石分选系统原理如图 1 所示。



1—原煤入口;2—排队机构;3—X 射线发生器;4—除尘装置;5—矸石输送带;6—精煤输送带;7—高压气阀喷嘴;8—X 射线探测器;9—计算机;10—输送带;11—振动分级筛

图 1　X 射线探测煤矸石分选系统原理

Fig. 1　Principle of X-ray detection system for coal and gangue separation

分选系统的整个工作流程为:原煤首先经过运煤输送机传送到振动分级筛进行筛分,按照粒度大小进行分级,然后煤矸石混合物运输到输送带上,通过排队机构控制煤矸石的对中以及彼此之间的距离间隔[11],确保煤矸石依次排列穿过 X 射线成像区域,将采集到的 X 射线图像进行处理后,经智能算法运算分析后得出分选阈值。当系统终端判断为矸石时,则对 PLC 发出控制信号,高压气阀喷嘴动作,使高压气流击中正在下落的矸石,令其偏离原来的运动轨迹,落入矸石输送带进行输送;若系统终端判定为煤时,则不会发出动作信号,块煤自由抛落至精煤输送带区域。

2　X 射线图像处理与特征参数

2.1　图像预处理

分选系统受光照及粉尘的影响较小,噪声的主要来源是探测器接收 X 射线时,因成像过程中短暂的停滞而产生的脉冲噪声[13]。为了更好地提取煤矸石特征量,将采集到的 X 射线图像进行中值滤波处理。

2.2　特征参数

2.2.1　灰度特征

灰度均值反映了煤矸石 X 射线图像整体的平均灰度特征,灰度方差反映了图像灰度值数据波动的大小,若图像的大小是 $L\times L$,像素点 (i,j) 所对应的灰度是 $f(i,j)$ $(i,j=1,2\cdots,L)$,则灰度均值 μ 和方差 s 分别为

$$\begin{cases}\mu=\dfrac{1}{L^2}\displaystyle\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L}f(i,j)\\ s=\sqrt{\dfrac{1}{L^2}\displaystyle\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L}[f(i,j)-\mu]^2}\end{cases}\tag{2}$$

提取灰度均值和方差这 2 个特征向量作为煤矸石的灰度特征量,即 $F_{\text{gray}}=(\mu,s)$。

2.2.2　纹理特征

灰度共生矩阵具有较强的鲁棒性,是基于统计的描述纹理的有效方法[14]。描绘在 θ 方向上距离为 δ,灰度级别分别为 i 和 j 的一对象元出现的概率,其表达式为

$$p(i,j,\delta,\theta)=\{[(x,y),(x+\Delta x,y+\Delta y)\,|\,g(x,y)=i;\ g(x+\Delta x,y+\Delta y)=j]\}\tag{3}$$

其中:$\delta=\sqrt{\Delta x^2+\Delta y^2}$;$(x,y)$ 为像素点坐标;θ 为方向参数;g 为每个像素的灰度取值集合。根据煤矸石的特点,θ 值分别取 0°、45°、90°、135°四个方向,取$\delta=1$。笔者采用能量 ASM、相关性 COR、对比度 CON 和熵 ENT 这 4 个具有良好分辨能力,又相互独立的特征值作为煤矸石的纹理特征量,即 $F_{\text{texture}}=(ASM,COR,CON,ENT)$ 表示,其表达式分别为

$$ASM=\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L}p^2(i,j)\tag{4}$$

$$COR=\frac{\displaystyle\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L}ijp(i,j)-\mu_1\mu_2}{\sigma_1^2\sigma_2^2}\tag{5}$$

$$CON=\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L}(i-j)^2p(i,j)\tag{6}$$

$$ENT=-\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L}p(i,j)\ln[p(i,j)]\tag{7}$$

式中:$\mu_1=\displaystyle\sum_{i=1}^{L}i\sum_{j=1}^{L}p(i,j)$;$\mu_2=\displaystyle\sum_{i=1}^{L}j\sum_{j=1}^{L}p(i,j)$;$\sigma_1^2=\displaystyle\sum_{i=1}^{L}(i-\mu)^2\sum_{j=1}^{L}p(i,j)$;$\sigma_2^2=\displaystyle\sum_{i=1}^{L}(j-\mu)^2\sum_{j=1}^{L}p(i,j)$。

2.2.3　特征融合

不同特征具有不同的物理意义,即使同一特征下的不同特征量也具有不同的取值范围。为了避免特征值受方向的影响,取 4 个方向纹理特征值的平均值作为最终特征[15],并对不同的纹理特征值进行内部归一化处理,处理公式为

$$\bar{T}=\frac{1}{4}\sum_{k=1}^{4}T_k\tag{8}$$

式中:T_k 为 $k=1$、2、3、4 时的纹理特征值,分别表示 0°、45°、90°、135°这 4 个方向。

$$x'_{pq}=\frac{2x_{pq}-(x_{\min}+x_{\max})}{x_{\max}-x_{\min}}\tag{9}$$

式中:x_{pq} 为第 p 个输入样本的第 q 个输入参量,$p=1,2,\cdots,n$,$q=1,2,3,4,5,6$;x'_{pq} 为 x_{pq} 归一化后的值,为了方便计算,将值归一化到 $[-1,1]$;$x_{\max}$、$x_{\min}$ 分别

中国煤炭行业知识服务平台www.chinacaj.net

为输入参量的最大值和最小值;q 为输入参量的数量共 6 个;n 为输入样本的数量。

3　模糊支持向量机及其改进算法

3.1　模糊支持向量机

在实际的工程中,往往会出现孤立样本和噪声点,导致分类间隔最大化的线性分类无法实现。针对上述情况,模糊支持向量机(Fuzzy Support Vector Machine,FSVM)在传统支持向量机(SVM)判别函数的基础上,加入了松弛因子 ξ,从而允许一定量的误分样本存在[16]。FSVM 的最优分类超平面为

$$\begin{cases}\min[\phi(\omega)] = \dfrac{1}{2}\|\omega\|^2 + c\sum_{n}^{i=1}\mu(x_i)\xi_i, 0 < \mu(x_i) \leqslant 1 \\ s.t.\ y_i[\omega x_i + b] - 1 + \xi_i \geqslant 0, 1 > \xi_i \geqslant 0, i = 1,2,\cdots,n\end{cases} \tag{10}$$

式中:ω 为分类超平面方程的斜率;ϕ 为关于 ω 的自定义函数;c 为正常数,是对孤立样本的惩罚因子;$\mu(x_i)$ 为模糊隶属度函数,表示输入量 x_i 属于 y_i 的程度;ξ_i 为松弛变量,用来降低重要性不同的变量被错分可能性;$s.t.$ 为约束条件。

FSVM 对惩罚因子 c 进行模糊化处理,依据样本不同的隶属度来决定其对模型的影响程度。通过引入 Lagrange 乘子并求解最终可得用于函数估计的 FSVM 模型可以表示为

$$f(x) = \mathrm{sgn}[\sum_{i \in SV} y_i a_i K(x, x_i) + b] \tag{11}$$

式中:SV 为支持向量点的集合,$K(x_i, x)$ 为核函数。

由于高斯径向基函数具有较强的处理不同特征参数和非线性类别关系的能力[17],因此文中采用高斯径向基函数为核函数,见式(12)。

$$K(x, x_i) = \exp(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}) \tag{12}$$

基于径向基核函数的 FSVM,需进一步确定惩罚因子 c 和核参数 σ 两个参数。

3.2　法平面型隶属度函数

选择适当的训练样本隶属度函数是设计 FSVM 的重要环节之一。目前采用的隶属度函数主要有 S 型隶属度函数、π 型隶属度函数和类中心隶属度函数,它们本身都存在缺点,仅从样本的中心距离来衡量其隶属度的大小[18-19]。

如图 2 所示,比较正类圆形样本中的孤立样本点与正类样本中心点 x_{o+} 的距离 d_1 和其中一个支持样本点与 x_{o+} 的距离 d_2 可知,d_1 与 d_2 大致相等,导致样本划分不合理,影响最优分类面的确定。文中采用法平面(Normal Plane,NP)型隶属度函数,综合考虑 2 类样本的中心点,通过正负样本中心点 $x_{o+}x_{o-}$ 连线的法平面来确定样本的分类超平面,以各样本点到其所属类别超平面的距离来确定隶属度大小。经过此种方法判定后,d_3 明显大于 d_4,有效地排除了孤立样本点。用该方法确定的隶属度函数为

$$\mu(x_i) = \begin{cases}1 - \dfrac{d_{i+}}{D_+ + \eta} & (y_i \in +1) \\ 1 - \dfrac{d_{i-}}{D_- + \eta} & (y_i \in -1)\end{cases} \tag{8}$$

式中:d_{i+}、d_{i-} 分别为正负样本点 x_i 到各自超平面的距离;D_+、D_- 分别为正样本和负样本距离超平面的最大值,$D_+ = \max(d_{i+})$,$D_- = \max(d_{i-})$;$\eta > 0$,为取值很小的正数;+1 和 −1 表示正类和负类样本。

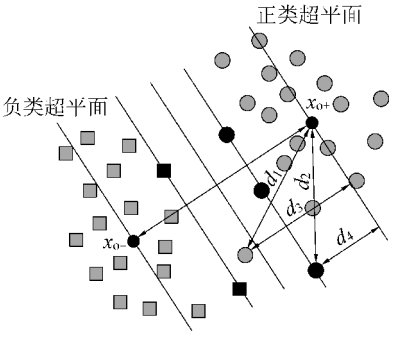


图 2　法平面隶属度函数确定方法

Fig. 2　Method for determining normal plane membership function

3.3　粒子群算法优化的法平面型模糊支持向量机

在 NP-FSVM 模型的构建过程中,选取适当的参数组合才能充分发挥分类器的优越性能,模型的主要参数为惩罚因子 c 和核参数 σ 两个参数。常见的寻优方法有试凑法、网格搜索法、交叉法等,这些算法普遍存在运算复杂、结果不一定收敛、未必能找到全局最优解的问题[20]。粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,PSO)是一种进化计算技术的全局优化算法,在参数选取、收敛速度等方面具有一定的优势[21]。文中使用 PSO 算法寻求参数 c 和 σ 的最优组合,具体算法流程如图 3 所示。

4　试验分析

4.1　灰度和纹理特征提取

部分试验样本如图 4 所示,根据式(2)—式(7)计算提取样本的灰度和纹理信息共计 6 个特征向量,特征提取结果见表 1。

中国煤炭行业知识服务平台www.chinacaj.net

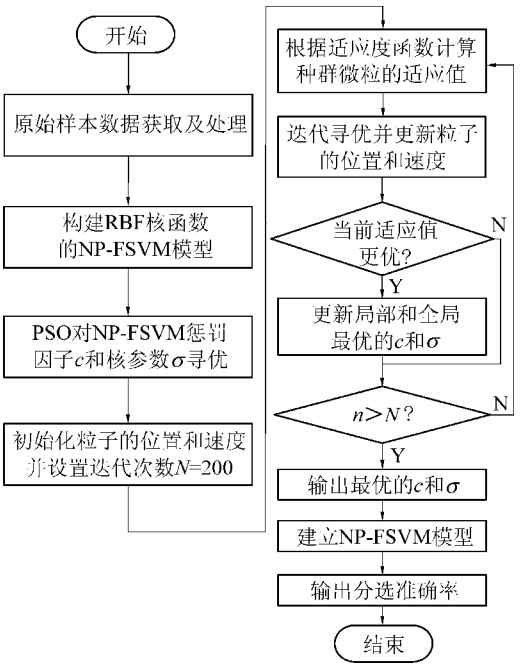


图 3　PSO 优化 NP-FSVM 参数流程

Fig. 3　Flowchart of PSO optimized NP-FSVM parameter

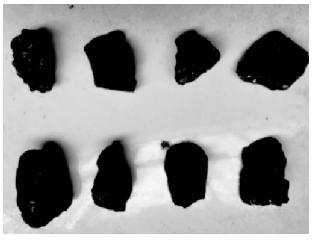


图 4　部分试验样本

Fig. 4　Partial experimental sample

表 1　部分样本特征提取结果

Table 1　Feature extraction results of partial sample

样本序号	灰度均值	灰度方差	能量	相关性	对比度	熵
1	118.960 6	6 585.954 0	0.531 6	0.100 8	2.613 0	1.392 8
2	113.996 3	6 757.176 5	0.407 1	0.078 1	0.159 1	1.809 1
3	63.817 9	7 389.363 8	0.422 5	0.047 1	0.298 5	1.536 2
4	61.246 8	6 189.237 1	0.114 8	0.067 6	0.406 3	2.791 5
5	72.195 8	9 404.033 5	0.095 3	0.034 6	2.500 5	3.012 4
6	73.571 2	9 603.037 9	0.129 0	0.049 5	0.655 7	2.699 2
7	59.363 4	7 528.649 5	0.440 3	0.036 2	0.615 6	1.423 7
8	47.907 3	6 622.396 6	0.411 2	0.045 8	0.897 7	1.828 6

注:样本 1—4 为煤;样本 5—8 为矸石。

为验证文中方法的可行性,分别选取煤和矸石的 X 射线透射图像各 25 幅,将这些样本随机分成 5 份,选取其中的 4 份作为训练样本,余下的 1 份作为测试样本,通过交叉验证法(Fold-cross Validation)共进行 5 组试验,取试验分选准确率的平均值作为分类器模型的最终输出结果。

4.2　PSO 优化 NP-FSVM 模型

文中采用 PSO 对 NP-FSVM 模型进行优化,PSO 的相关参数初始化设置见表 2。

表 2　PSO 参数设置

Table 2　Parameter settings of PSO

迭代次数	粒子数	学习因子		c	σ
		a_1	a_2		
200	30	1.5	1.7	0.1~100	0.01~1 000

为了说明 PSO-NP-FSVM 较 PSO-FSVM 的优越性,采用相同的训练样本,比较 2 种算法建立模型的寻优效率和分选准确率。笔者取相对误差作为模型的适应度函数值,2 种模型的迭代次数和适应度函数值的关系如图 5 所示。

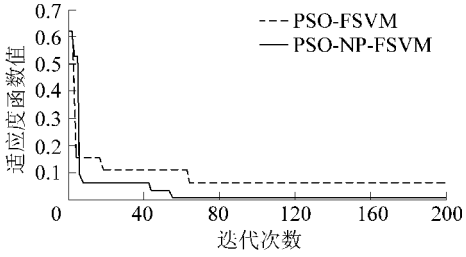


图 5　PSO-FSVM 与 PSO-NP-FSVM 的迭代次数和适应度函数值关系

Fig. 5　Relationship between iteration times and fitness function values of PSO-FSVM and PSO-NP-FSVM

由图 5 可以看出,经过 56 次的迭代,PSO-NP-FSVM 算法参数达到最优,而普通的 PSO-FSVM 算法参数达到最优时,需迭代 63 次;PSO-NP-FSVM 的适应度函数值较小,说明改进后的算法分选准确率要高于普通的 PSO-FSVM 算法。因此,改进后的算法寻优效率和分选准确率均得到了提升。

4.3　交叉验证对比试验

为了进一步验证改进后算法搭建模型的分选效果,文中采用交叉验证的试验方法,分别选取单特征识别、FSVM、PSO-FSVM 和 PSO-NP-FSVM 四种算法搭建分类器进行比较,不同算法的煤矸分选准确率见表 3。

表 3　不同算法煤矸分选准确率比较

Table 3　Accuracy comparison of coal and gangue separation by different algorithm

样本数	分选准确率/%				
	单一特征值		FSVM	PSO-FSVM	PSO-NP-FSVM
	灰度	纹理			
50	75.3	83.7	86.3	90.6	93.8

通过试验得出,单一特征识别的煤矸石分选存在稳定性差、分选准确率低的缺陷,采用普通 FSVM

中国煤炭行业知识服务平台www.chinacaj.net

模型的煤矸分选准确率为 86.3%,采用 PSO 优化后的 FSVM 模型的分选准确率为 90.6%,采用改进隶属度函数的 PSO-NP-FSVM 模型的分选准确率为 93.8%。由试验结果可知,对于小样本集,改进后的算法模型在稳定性和识别准确率方面都表现优异,分类能力较强,这是因为 PSO-NP-FSVM 融合了灰度和纹理特征共计 6 个特征向量的识别信息,采用改进后法平面型隶属度函数,有效地排除了孤立样本点,能大幅提高模型稳定性和分选准确率。

5 结　论

1)综合煤矸石 X 射线图像在灰度和纹理信息上的差异,分别提取其灰度和纹理特征下的共计 6 个特征量。经多特征融合后,利用法平面型隶属度函数的模糊支持向量机,减小了样本的误分率,并结合粒子群算法对分类器模型的主要参数做进一步优化。使用该方法建立的分类器模型分选准确率高、寻优速度快、稳定性能好。

2)试验结果表明:采用多特征融合的 PSO-NP-FSVM 算法建立的分类器模型,分选准确率达到 93.8%,相比普通 PSO-FSVM 分类器模型与单一特征识别方法,大幅提高了煤矸分选的准确性和稳定度。

3)已初步验证了小样本集下基于 PSO-NP-FSVM 模型进行煤矸石分选的可行性,在后续的研究中,应更广泛地采集各矿区的煤矸石样本,进一步验证此方法的适用性。

参考文献(References):

[1] 陆小泉.我国煤炭清洁开发利用现状及发展建议[J].煤炭工程,2016,48(3):8-10,14.
LU Xiaoquan.Present situation and suggestion for clean coal development and utilization in China[J].Coal Engineering,2016,48(3):8-10,14.

[2] 谢和平,王金华,王国法,等.煤炭革命新理念与煤炭科技发展构想[J].煤炭学报,2018,43(5):1187-1197.
XIE Heping,WANG Jinhua,WANG Guofa,*et al*.New ideas of coal revolution and layout of coal science and technology development[J].Journal of China Coal Society,2018,43(5):1187-1197.

[3] 缪协兴,张吉雄.井下煤矸分离与综合机械化固体充填采煤技术[J].煤炭学报,2014,39(8):1424-1433.
MIAO Xiexing,ZHANG Jixiong.Key technologies of integration of coal mining-gangue washing-backfilling and coal mining[J].Journal of China Coal Society,2014,39(8):1424-1433.

[4] ZHENG K D,DU C L,LI J P,*et al*.Underground pneumatic separation of coal and gangue with largesize(≥50mm) in green mining based on the machine vision system[J].Powder Technology,2015,(3):223-233.

[5] 张友军.国内外选煤技术与装备的现状及发展趋势[J].选煤技术,2011,24(1):70-72.
ZHANG Youjun.Current status and development trend of coal preparation technology and equipment at home and abroad[J].Coal Preparation Technology,2011,24(1):70-72.

[6] 吴开兴,宋　剑.基于灰度共生矩阵的煤与矸石自动识别研究[J].煤炭工程,2016,48(2):98-101.
WU Kaixing,SONG Jian.Automatic coal-gangue identification based on gray level co-occurrence matrix[J].Coal Engineering,2016,48(2):98-101.

[7] 潘　越,曾　哲,张恩瑜.基于 MATLAB 和图像灰度值对 X 射线探测煤矸识别的研究[J].煤炭技术,2017,36(11):307-309.
PAN Yue,ZENG Zhe,ZHANG Enyu.Research on X ray detection of coal gangue recognition based on MATLAB and image gray[J].Coal Technology,2017,36(11):307-309.

[8] 杨慧刚,乔志敏.基于 X 射线和机器视觉的煤与矸石分选系统设计[J].工矿自动化,2017,43(3):85-89.
YANG Huigang,QIAO Zhimin.Design of separation system of coal and gangue based on X-ray and machine vision[J].Industry and Mine Automation,2017,43(3):85-89.

[9] 王　鹏.X 射线识别煤矸选煤技术对煤质分析的要求[J].洁净煤技术,2018,24(S1):59-61.
WANG Peng.Requirements for coal quality analysis of coal preparation based on X ray detection of coal gangue recognition[J].Clean Coal Technology,2018,24(S1):59-61.

[10] 侯若明.X 射线实时成像影像的识别和评定[J].无损检测,2012,34(1):57-60.
HOU Ruoming.The recognition and evaluation of image in X-ray real-time radiographic testing[J].Nondestructive Testing,2012,34(1):57-60.

[11] 耿秀云.基于 X 光图像处理的煤矸石自动分选系统的研究[D].沈阳:东北大学,2014:30-34.

[12] PENATTI O A B,VALLE E,TORRES R S.Comparatives study of global and texture descriptors for web image retrieval[J].Journal Visual Communication and Representation,2012,23(2):359-380.

[13] 陈数越,路宏年.X 射线数字成象噪声特性及噪声消除方法研究[J].无损检测,2001,23(1):9-12.
CHEN Shuyue,LU Hongnian.Research on noise characteristics and noise depression in X-ray digital radiographic system[J].Nondestructive Testing,2001,23(1):9-12.

[14] 刘　丽,匡纲要.图像纹理特征提取方法综述[J].中国图象图形学报,2009,14(4):622-635.
LIU Li,KUANG Gangyao.Overview of image textural feature extraction methods[J].Journal of Image and Graphics,2009,14(4):622-635.

[15] 赵　敏,张　为,王　鑫,等.时空背景模型下结合多种纹理特征的烟雾检测[J].西安交通大学学报,2018,52(8):67-73.
ZHAO Min,ZHANG Wei,WANG Xin,*et al*.A smoke detection algorithm with multi-texture feature exploration under a spatio-temporal background model[J].Journal of Xi'an Jiaotong University,2018,52(8):67-73.

中国煤炭行业知识服务平台www.chinacaj.net

[16] 金志刚,苏 菲.基于 FSVM 与多类逻辑回归的两级入侵检测模型[J].南开大学学报:自然科学版,2018,51(3):1-6.
JIN Zhigang, SU Fei. A two-stage model intrusion detection system based on FSVM and multi-class logistic regression[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis: Natural Science,2018,51(3):1-6.

[17] 张风达,申宝宏.深部煤层底板突水危险性预测的 PSO-SVM 模型[J].煤炭科学技术,2018,46(7):61-67,228.
ZHANG Fengda,SHEN Baohong.PSO-SVM prediction model for evaluating water inrush risk from deep coal seam floor[J]. Coal Science and Technology,2018,46(7):61-67,228.

[18] LIN C F,WANG S D.Fuzzy support vector machines[J].IEEE Trans.Neural Networks,2002,13(2):464-471.

[19] 陈 英,杨丰玉,符 祥.基于支持向量机和灰度共生矩阵的纹理图像分割方法[J].传感器与微系统,2012,31(9):60-63.
CHEN Ying,YANG Fengyu,FU Xiang.Method of texture image segmentation based on SVM and gray level co-occurrence matrix[J].Transducer and Microsystem Technologies,2012,31(9):60-63.

[20] 刘成颖,吴 昊,王立平,等.基于 PSO 优化 LS-SVM 的刀具磨损状态识别[J].清华大学学报:自然科学版,2017,57(9):975-979.
LIU Chengying,WU Hao,WANG Liping,*et al*.Tool wear state recognition based on LS-SVM with the PSO algorithm[J].Journal of Tsinghua University:Natural Science,2017,57(9):975-979.

[21] SHRIVASTAVA N A,KHOSRAVI A,PANIGRAHI B k.Prediction interval estimation of electricity prices using PSO-tuned support vetor machines[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2015,11(2):322-331.