

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201912026



集成学习在直线振动筛的应用及参数优化

李威宏¹, 童昕^{1,2}, 李占福^{2,3}, 王耀坤¹

(1. 华侨大学 机电及自动化学院, 福建 厦门 361021;
2. 福建工程学院 福建省数字化装备重点实验室, 福建 福州 350108;
3. 中建海峡建设发展有限公司, 福建 福州 350000)

摘要: 针对振幅、振动方向角、振频、筛长、筛孔、筛丝直径, 及筛面倾角 7 个因素的不同水平, 共设计 442 组实验方案, 在 EDEM 软件中进行模拟仿真; 结合集成学习的方法对所得的实验数据进行建模和综合分析, 得出不同振动参数对筛分效率的影响权重. 结果表明: 筛面位于波谷和波峰时, 筛上颗粒平均质心位置与筛网位置的距离不一样, 当差值约为 1.3 倍的筛孔尺寸时, 其筛分效果好, 且对应的触筛角度值在 $12^{\circ} \sim 23^{\circ}$ 浮动.

关键词: 振动筛; 振动参数; 离散元; 筛分效率; 集成学习

中图分类号: TD 452 文献标志码: A 文章编号: 1000-5013(2020)06-0695-06

Application and Parameter Optimization of Ensemble Learning in Linear Vibrating Screen

LI Weihong¹, TONG Xin^{1,2}, LI Zhanfu^{2,3}, WANG Yaokun¹

(1. College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;
2. Fujian Key Laboratory of Digital Equipment, Fujian University of Technology, Fuzhou 350108, China;
3. CSCEC Strait Construction and Development Limited Company, Fuzhou 350000, China)

Abstract: Aiming at the different levels of amplitude, vibration direction angle, frequency, screen length, sieve pore, screen diameter and screen inclination angle, 442 groups of simulation experiments were designed using EDEM software. Combined with ensemble learning methods, the experimental data were modeled and comprehensively analyzed to obtain the affecting weights of different vibration parameters on the screening efficiency. The results showed that the distance between the average mass center of the particles on the screen and the screen was different when the screen surface was in trough and peak. When the difference between them was about 1.3 times of the sieve pore, the screening efficiency was high, and the corresponding contact angle of the screen fluctuated from 12° to 23° .

Keywords: vibrating screen; vibration parameters; discrete element method; screening efficiency; ensemble learning

筛分是日常生活中常见的粒子分离方法, 广泛应用于煤矿开采、食品加工、垃圾处理等各个行业. 筛

收稿日期: 2019-12-20

通信作者: 童昕(1964-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事机电系统动态分析与控制的研究. E-mail: xtong@fjut.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(51905100); 福建省教育厅中青年教育科研资助项目(JT180342); 福建省科技创新平台资助项目(2014H202); 华侨大学研究生科研创新基金资助项目(1601103005)

分机械作为筛分作业使用的设备,对于产品的生产效率和生产质量都有着重要的提升作用^[1-2]. 振动筛按其筛面振动的形式可分为直线振动筛、椭圆振动筛、圆振动筛,直线振动筛因其结构简单、工作可靠,备受企业的关注与应用. 近年来,众多学者^[3-4]展开了对直线振动筛筛分效率的研究,逐渐完善振动筛的筛分机理及参数优化. 由于振动筛的筛分过程颗粒碰撞、受力与复杂多变运动,在实物试验中也难以进行测量,为此,采用 EDEM 软件在计算机上进行仿真模拟^[5-6]. Wang 等^[7]研究发现,用球形颗粒模拟自然界砂石颗粒,虽然具体的实验结果可能与非球面颗粒的结果有所差异,但所得出的变化规律却是相近的,说明用球形颗粒进行仿真模拟的可行性. Li 等^[8]应用机器学习的各种优化算法,对振动筛的筛分特征量和筛分参数展开深入的研究,发掘了更多潜在的规律,说明了机器学习算法在实验数据研究上的优势和便捷. 但不管采用何种方法进行研究分析,都是基于一定量的实验数据,数据量的短缺很可能会造成所得规律的不完整性及不确定性. 为此,本文增加实验次数,从而获取更加全面可靠的数据,并使用集成学习对实验数据进行建模分析,力求更加全面准确地描述数据,最终输出高筛分效率下的筛机振动参数,为实际工程应用提供理论基础^[9-12].

1 模型的建立与仿真实验的设计

1.1 EDEM 筛机模型的建立

采用 EDEM 软件仿真模拟筛分过程,分析筛分过程中的颗粒在筛面上的位置,确定其是否透筛. EDEM 软件中振动筛简化模型,如图 1 所示. 由图 1 可知:模型简化振动筛中其他多余的机械结构,主要保留了筛箱、筛网及产生颗粒的入料口 3 大部分. 筛网模型作为仿真模型的核心部件,其形状大小主要根据工业上常用的钢丝编制的,孔型为正方形的筛网.

为了更好模拟自然界颗粒的分布状态,分别采用直径均值为 0.5,1.0 mm 双峰正态曲线生成的颗粒物料,颗粒的总数为 20 000 个,产生速率为 13 333 颗·s⁻¹^[13]. 筛网的振动参数可以通过加载在筛网上的运动参数进行控制. EDEM 模型材料的泊松比为 0.30;剪切模量为 23;密度为 2 678 kg·m⁻³. EDEM 模型筛网、筛箱的泊松比为 0.29;剪切模量为 79 920;密度为 7 861 kg·m⁻³. EDEM 模型材料颗粒与颗粒碰撞的恢复系数为 0.1;静摩擦系数为 0.545;滚动摩擦系数为 0.01. EDEM 模型颗粒与筛网、筛箱碰撞的恢复系数为 0.2;静摩擦系数为 0.500;滚动摩擦系数为 0.01.

1.2 仿真实验的设计

振动筛可控的参数很多,如颗粒的大小、形状、入料的速度、筛机的尺寸大小、筛网的形状等,因此,很难全部综合研究. 而文中重点在于筛机的振动参数,其中,筛长将以其在水平面方向上的投影进行代替,方便实验的记录与进行. 筛机参数选取范围,如表 1 所示. 表 1 中: f 为振动频率; A 为振动幅度; ω_1 为振动方向角; ω_2 为筛面倾角; L 为筛长; a 为筛孔尺寸; D 为筛丝直径.

根据以上 7 个因素取值范围,分别对每个因素取不同的水平值,再对这些实验组进行合理的筛选,在保证实验方案的均匀性和代表性的情况下减少实验次数,选出 442 组实验方案进行模拟仿真^[14].

2 数据的处理与分析

2.1 筛分效率的定义

根据与目标分离粒径,入料颗粒可分为小于分离粒径的,以及大于等于分离粒径的,这两部分的质量分别用 m_{S2} , m_{D2} 表示,文中所用的目标分离粒径均为 0.9 mm. 经筛分后,入料颗粒或者成为筛下物,或者成为筛上物. 试验中出现筛孔尺寸大于分离粒径的情况,因此,筛下物中不仅有小于分离粒径的颗

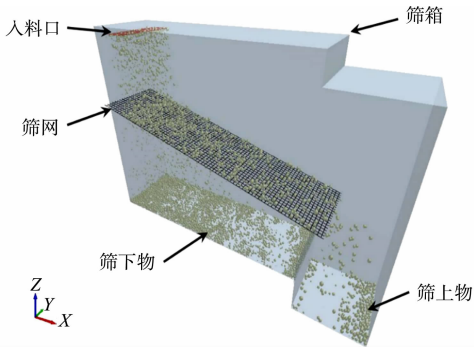


图 1 EDEM 软件中振动筛简化模型
Fig. 1 Simplified vibration screen model in EDEM software

表 1 筛机参数选取范围

Tab. 1 Selection range of screen machine parameters

筛机参数	最小值	最大值
f/Hz	14.0	30.0
A/mm	1.1	3.5
$\omega_1/(\text{^\circ})$	0	180
$\omega_2/(\text{^\circ})$	10	20
L/mm	57	99
a/mm	0.9	1.2
D/mm	0.3	0.7

粒,还可能会存在着大于分离粒径的颗粒,其质量分别用 m_{S1}, m_{D1} 表示. 入料与被筛物料关系,如图 2 所示. 筛分效率为

$$\eta = \frac{m_{S1}}{m_{S2}} - \frac{m_{D1}}{m_{D2}}. \tag{1}$$

2.2 数据模型的建立

2.2.1 集成学习 集成学习的主要思路是集合多个子模型,综合每个子模型的判断结果进行投票选择,最终做出判断. 在每个子模型判断精度不需要都很高的情况下,最后的决策也能达到很高的精度,同时,还可以兼顾到每个不同子模型的优势^[15]. 如在二分类问题中,在每个子模型的判断精度仅为 $p=60\%$ 的情况下,当集合了 $N=500$ 时,其准确率为

$$F = \sum_{i=251}^{500} C_{500}^i \cdot 0.6^i \cdot 0.450 - i = 0.999\ 999. \tag{2}$$

由式(2)可知:集成学习在数据处理上的能力和准确性都是不错的. 将实验得到的 442 组数据分为两组:训练集占 80%;测试集占 20%. 训练集用于模型的训练,而测试集则用来测试所得模型的准确性和泛化性,以免模型发生过拟合或者欠拟合.

集成的子模型是决策树模型,经过多次的调参后,确定决策树中的最大深度为 4 层,并使用有放回取样(out of bag, OOB)模型^[16],样本为 500 个,每次取 320 个,模型在训练集的训练效果及测试集的训练效果,如图 3,4 所示. 图 3,4 中: η_p 为预测筛分效率; η_e 为实验筛分效率.

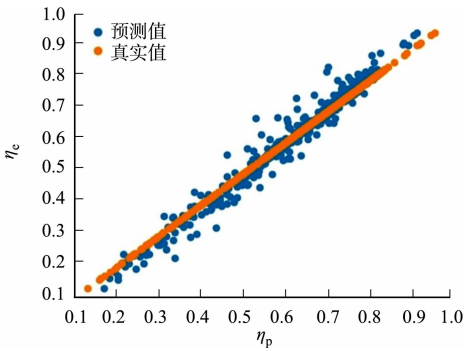


图 3 模型在训练集的训练效果

Fig. 3 Training effect of model in the training set

由图 3,4 可知:模型不管在训练集还是测试集上都有较好的吻合度,尤其是测试集上的表现效果,更能体现模型的适用性及可靠性,其预测值偏差基本都在 10% 以内,少数几个偏差在 10% 以外.

2.2.2 影响权重的分析 筛机的筛分效率影响因素众多,在工程上的调整难免会出现一定的盲目性,导致调整的效果变化多样. 采用集成学习的 XGBoost(extreme gradient boosting),对训练好的模型进行筛机参数影响权重的分析^[17],筛机参数影响筛分效率的权重,如图 5 所示. 图 5 中: η 为筛分效率.

对筛分效率影响最大的是振频、振幅及振动方向角(图 3,4). 在振频和振幅的协同作用下,筛面上的颗粒在一定的空间范围内上下窜动. 当筛网由波谷向波峰运动时,筛面上的颗粒不断被挤压堆积;当筛网从波

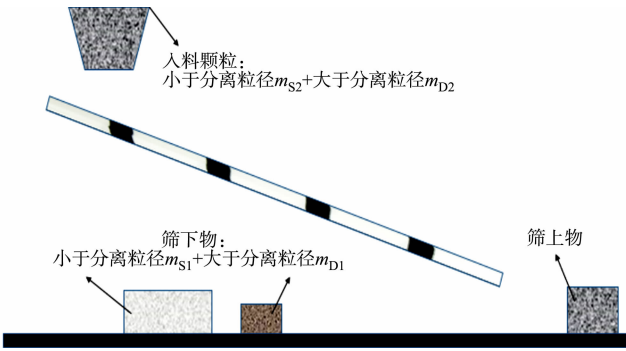


图 2 入料与被筛物料关系

Fig. 2 Relationship of feeding and screened materials

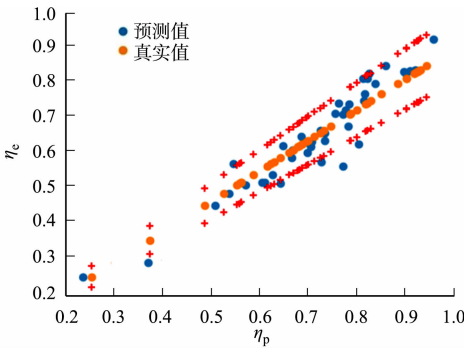


图 4 模型在测试集的训练效果

Fig. 4 Training effect of model in test set

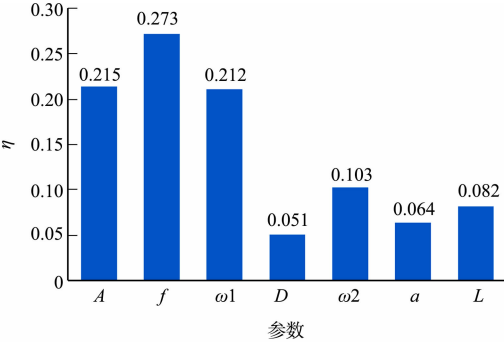


图 5 筛机参数影响筛分效率的权重

Fig. 5 Weights of different vibration parameters on screening efficiency

峰向波谷运动时,筛面上的颗粒在重力的作用下开始散落.通过不断挤压和松散,小颗粒不断下沉和透筛,大颗粒不断上浮和流动.筛面位于波峰时,筛上颗粒平均质心位置与筛网位置的距离为 d_1 ,筛面位于波谷时,筛上颗粒平均质心位置与筛网位置的距离为 d_2 .实验表明: d_1 与 d_2 之差 d 约为 1.3 倍筛孔尺寸 a 时,筛分效果较优,即

$$d=d_2-d_1\approx 1.3a. \tag{3}$$

振动方向角主要作用是控制着筛上颗粒跳动的方向,从而直接影响着颗粒的触筛角度 α ,进而引起筛分效果的变动.触筛角度 α 过小时,筛上颗粒得不到充分的松散,不利于小颗粒的下沉透筛;而当 α 值过大时,筛上颗粒的流动能力受到限制,从而影响筛分的效率.实验数据的统计表明,当触筛角度 α 控制在 $12^{\circ}\sim 23^{\circ}$ 时,可以实现良好的筛分效果.筛上颗粒在筛分过程中的触筛角度,如图 6 所示.

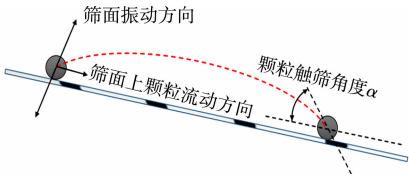


图 6 筛上颗粒在筛分过程中的触筛角度
Fig. 6 Contact angle of particles on screen during screening

3 个振动参数为筛面上颗粒的跳动提供了主要的能量,使其在一定的空间范围内错开分布,便于小颗粒的下落透筛,以及大颗粒的流动转移,促进物料的持续筛分.而对于筛孔和筛丝直径,一旦确定整个筛网镂空面积和筛网总面积比例,他们两者的变化对筛分效率就起不到太大的作用,因此,影响权重较小.

2.3 粒子群算法参数寻优

最优化问题的目的是找到使目标函数达到最值条件.传统的优化方法有牛顿法、共轭梯度法、模式搜索法和单纯形法等,通过一次次的迭代寻找最优值^[18].近年来,粒子群算法在数据处理上有了更多选择,其特点是简单便捷、收敛速度快、不易陷入局部最值、涉及的理论知识较少等.

粒子群算法是受鸟群觅食行为的启发而建立的一种智能优化算法,可运用在多种情况下的最优化问题.粒子群算法流程图,如图 7 所示.算法迭代的效果,如图 8 所示.图 8 中: f_{best} 是函数最优值; n 为迭代次数.

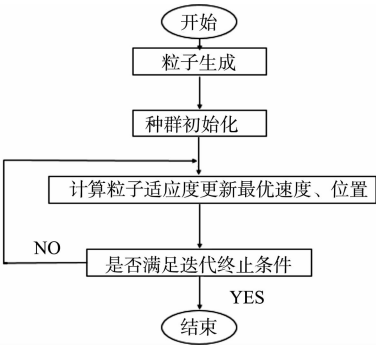


图 7 粒子群算法流程图

Fig. 7 Flow chart of particle swarm algorithm

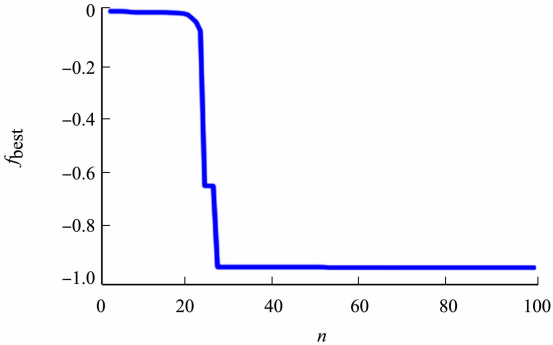


图 8 算法迭代的效果

Fig. 8 Effect of algorithm iteration

首先,在 7 个维度上随机生成 500 个粒子,并在每个维度上设置其搜索的范围.初始化后每个粒子都包含两个信息量:位置信息 P ,速度信息 V ,将其两个信息量代入适应函数 $f_{x,i}$,求出其适应值,比较得到粒子 i 在 7 个维度中经历过的最好位置 p_{best_i} 为

$$p_{best_i}=(p_{i1},p_{i2},p_{i3},p_{i4},p_{i5},p_{i6},p_{i7}). \tag{4}$$

所有种群粒子经历过的最好位置 g_{best_i} 为

$$g_{best_i}=(g_1,g_2,g_3,g_4,g_5,g_6,g_7). \tag{5}$$

每个粒子 i 在不同维度 μ 移动搜索过程中的速度更新公式为

$$V_{i,\mu}^n=wV_{i,\mu}^{n-1}+c_1y_1(p_{best_{i,\mu}}-p_{i,\mu}^{n-1})+c_2y_2(g_{best_{\mu}}-p_{i,\mu}^{n-1}). \tag{6}$$

位置更新公式为

$$p_{i,\mu}^n=p_{i,\mu}^{n-1}+V_{i,\mu}^{n-1}. \tag{7}$$

式(4)~(7)中: $V_{i,\mu}^n$ 为粒子 i 第 n 次迭代中速度信息在维度 μ 中的分量; $p_{i,\mu}^n$ 为粒子 i 第 n 次迭代中位置

信息在维度 μ 中的分量; c_1, c_2 为学习因子, 调整学习步长; y_1 和 y_2 是两个随机因子, 通常取值在 $0 \sim 1$, 增加粒子群搜索的随机性; w 为惯性权重, 一般取值在 0.5 左右^[19-20].

为了遵循优化算法的惯例, 将是筛分效率最大值转化为最小值问题, 目标函数为 $f_i = -\eta$.
完成基本参数的设置之后, 将训练好的模型放入粒子群算法中进行迭代搜索. 经过迭代后, 最优参数组合及筛分效率如下: 振幅为 1.27 mm ; 振动方向角为 17.0° ; 振频为 14.1 Hz ; 筛长为 98.9 mm ; 筛孔尺寸为 0.90 mm ; 筛丝直径为 0.67 mm ; 筛面倾角为 -10.7° ; 筛分效率为 0.946 .

2.4 优化结果的验证

为了验证模型建立和优化算法的可靠性与准确性, 随机选取优化筛分效率较高的 10 组筛机参数, 将其再进行一次仿真实验, 得到的结果与算法预测值对比分析, 优化筛机参数的验证, 如表 2 所示.

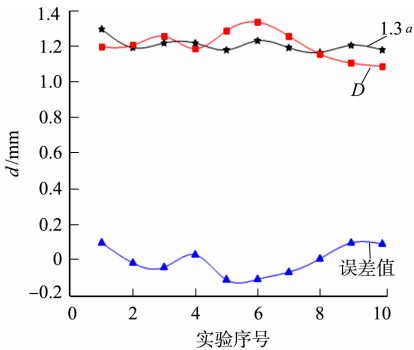
表 2 优化筛机参数的验证

Tab. 2 Verification of optimized screen machine parameters

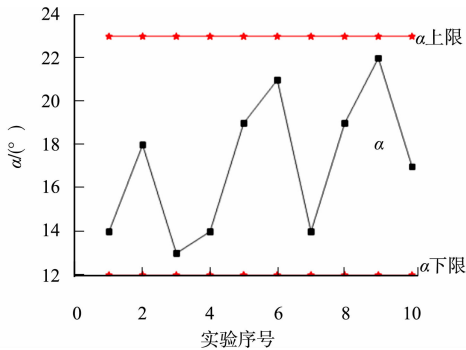
序号	f/Hz	$\omega 1/(^\circ)$	A/mm	L/mm	a/mm	D/mm	$\omega 2/(^\circ)$	η_p	η_e
1	16.90	19.50	1.10	98.6	1.00	0.69	-10.9	0.923	0.921
2	16.60	39.80	1.30	98.7	0.92	0.70	-10.6	0.926	0.925
3	14.40	10.90	1.67	93.5	0.94	0.70	-11.6	0.919	0.909
4	14.80	17.30	1.53	98.1	0.94	0.63	-12.0	0.921	0.920
5	14.10	7.20	1.20	90.1	0.91	0.70	-10.5	0.922	0.920
6	14.10	3.60	1.86	97.5	0.95	0.62	-10.6	0.920	0.912
7	15.10	24.10	1.45	98.3	0.92	0.68	-10.6	0.935	0.932
8	14.80	3.28	1.60	95.7	0.90	0.68	-10.9	0.924	0.942
9	14.29	17.30	1.19	96.7	0.93	0.67	-11.8	0.924	0.928
10	15.47	25.10	1.17	98.6	0.91	0.70	-10.4	0.938	0.932

由表 2 可知: 预测的优化参数在仿真实验中同样有着良好的表现, 其最终的效率值和预测值差异性只在 4% 的范围内波动, 说明了文中模型建立和优化算法的准确性和稳定性.

实验数据统计分析图, 如图 9 所示. 由图 9 可知: 当 d 约为 1.3 倍的筛孔尺寸 a 时, 其筛分效果好, 且对应的触筛角度 α 在 $12^\circ \sim 23^\circ$ 浮动.



(a) 距离差值



(b) 触筛角度值

图 9 实验数据统计分析图

Fig. 9 Statistical analysis chart of experimental data

3 结束语

对直线振动筛的筛机参数展开优化求解, 通过对实验的设计到数据的处理, 最终得到高筛分效率值的各个筛机参数, 为工程上的筛分优化提供理论基础和指导方案, 有以下 3 个结论.

1) 对 7 个筛机参数选取合适的水平值, 在确保实验全面性和代表性的前提下减少试验次数, 最终设计 442 组试验, 简化筛机模型, 将其核心部分导入离散元 EDEM 软件进行筛分仿真实验.

2) 提取仿真实验的实验数据, 运用集成学习的方法集成多个决策树子模型对数据进行分析建模, 得出 7 个不同筛机参数对筛分效率的影响权重, 并对前 3 个影响权重最大的参数进行探讨, 当 d 约为

1.3 倍的筛孔尺寸 a 时,具有良好的筛分效果,且对应的触筛角度值 α 在 $12^{\circ}\sim 23^{\circ}$ 浮动.

3) 采用粒子群算法对建立好的数学模型进行参数寻优,求出高筛分效率对应的筛机参数值,此外,再随机挑选出 10 组优化过的筛机参数值,重新做一次仿真实验,验证模型建立和算法优化结果的准确性及所得结论的可靠性.

参考文献:

[1] 王新文,庞锐锋,于驰. 改革开放以来我国振动筛分设备的发展[J]. 选煤技术,2019(1):37-42. DOI:10.16447/j.cnki.cpt.2019.01.007.

[2] 赵环帅. 我国振动筛的市场现状及发展对策[J]. 矿山机械,2018,46(4):1-6. DOI:10.16816/j.cnki.ksjx.2018.04.001.

[3] XIAO Jianzhang,TONG Xin. Characteristics and efficiency of a new vibrating screen with a swing trace[J]. Particuology,2013,11(5):601-606. DOI:10.1016/j.partic.2012.07.014.

[4] 汪洋,闫宏伟,马建强,等. 直线筛筛网的空间运动轨迹计算及仿真[J]. 煤炭工程,2018,50(9):141-144. DOI:10.11799/ce201809036.

[5] ZHOU Haili,HU Zhanqi,CHEN Jigang,*et al.* Calibration of DEM models for irregular particles based on experimental design method and bulk experiments[J]. Powder Technology,2018,332:210-223. DOI:10.1016/j.powtec.2018.03.064.

[6] 沈国浪,童昕,李占福. 应用 GA-BP 神经网络优化平摆复合振动筛的振动参数[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2018,39(4):509-513. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.201803010.

[7] WANG Xiaoyue,LI Zhanfu,TONG Xin,*et al.* The influence of particle shape on screening: Case studies regarding DEM simulations[J]. Engineering Computations,2018,35(3):1512-1527. DOI:10.1108/EC-12-2016-0428.

[8] LI Zhanfu,LI Kunyuan,GE Xiaole,*et al.* Performance optimization of banana vibrating screens based on PSO-SVR under DEM simulations[J]. Journal of Vibroengineering,2019,21(1):28-39. DOI:10.21595/jve.2018.19543.

[9] YIN Xucheng,HUANG Kaizhu,HAO Hongwei. DE2: Dynamic ensemble of ensembles for learning nonstationary data[J]. Neurocomputing,2015,165:14-22. DOI:10.1016/j.neucom.2014.06.092.

[10] WANG Gang,ZHANG Zhu,SUN Jianshan,*et al.* POS-RS: A random subspace method for sentiment classification based on part-of-speech analysis[J]. Information Processing & Management,2015,51(4):458-479. DOI:10.1016/j.ipm.2014.09.004.

[11] 蔡毅,朱秀芳,孙章丽,等. 半监督集成学习综述[J]. 计算机科学,2017,44(增刊1):7-13.

[12] 石浩辰,罗涛,韩飞,等. 浅谈大学物理实验数据处理的几种方法[J]. 科技风,2019(12):52-53. DOI:10.19392/j.cnki.1671-7341.201912044.

[13] 袁翔. 机制砂石粉颗粒分布对砂浆拌合物性能的影响规律研究[J]. 墙材革新与建筑节能,2016(7):68-71. DOI:10.3969/j.issn.1006-9135.2016.07.045.

[14] GHADERPOUR E. Constructions for orthogonal designs using signed group orthogonal designs[J]. Discrete Mathematics,2018,341(1):277-285. DOI:10.1016/j.disc.2017.08.039.

[15] 何鸣,李国正,袁捷,等. 基于主成分分析的 Bagging 集成学习方法[J]. 上海大学学报(自然科学版),2006,12(4):415-418. DOI:10.3969/j.issn.1007-2861.2006.04.019.

[16] 陈良维. 决策树算法在农户小额贷款中的应用研究[J]. 计算机工程与应用,2008(31):242-244. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2008.31.071.

[17] 张钰,陈珺,王晓峰,等. Xgboost 在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制,2017,37(4):166-170. DOI:10.3969/j.issn.1006-1355.2017.04.032.

[18] 全卫国,李敏霞,张一可. 深度学习优化算法研究[J]. 计算机科学,2018,45(增刊2):155-159.

[19] 刘钊,李晗,朱平. 基于粒子群算法的轿车车身多学科优化设计[J]. 汽车工程,2018,40(3):251-258. DOI:10.19562/j.chinasae.qcgc.2018.03.002.

[20] FANG Jiancheng,CHEN Linzhouting,YAO Jifeng. An accurate gravity compensation method for high-precision airborne POS[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2014,52(8):4564-4573. DOI:10.1109/tgrs.2013.2282423.