基于 YOLOv3 的袋式除尘器滤袋破损自动检测方法

李旭东，廖婷婷，乐文毅，曾小信，陈思墨，李宗平
（1. 中冶长天国际工程有限责任公司 a. 工程技术研究中心；b. 国家烧结球团装备系统工程技术研究中心，湖南 长沙 410205）

摘要：干式除尘装置中袋式除尘器的滤袋在长时间使用后会出现破损，造成能源消耗增加、除尘效率降低、污染环境等严重问题。为此，本文采用在除尘舱室处搭建粉尘烟雾检测摄像头，并基于 YOLOv3 算法检测袋口烟雾的泄漏情况。试验检测步骤：① 根据真实除尘舱室尺寸设计袋式除尘器袋口烟雾泄漏实验室平台，采集不同洞口烟雾泄漏的图像数据；② 使用软件标注这些图像数据；③ 搭建 Darknet 深度学习框架，采用 YOLOv3 算法对图像数据进行训练，并依据模型计算结果识别破袋情况。结果表明：模型对于批量图像的识别准确率能达到 91% 以上，对于连续视频的识别准确率可达 95.65%。本文系统可以减少除尘器运行中的人工检测，降低工厂人力资源成本和工人劳动强度，可以避免生产中的安全隐患和损失，可以为工厂的生产安全及定期维护提供技术指导，也为全厂智能化生产提供了有效的方案。

关键词：烟气除尘；布袋除尘器；机器学习；图片识别；YOLOv3
中图分类号：X701.2；TP181 **文献标识码：**A **文章编号：**1000－8764(2024)01－0099－07
doi：10.13403/j.sjqt.2024.01.014

Automatic detection method on filter bag damage of bag filter based on YOLOv3

LI Xudong, LIAO Tingting, YUE Wenyi, ZENG Xiaoxin, CHEN Simo, LI Zongping
(1. Zhongye Changtian International Engineering Co., Ltd., a. Engineering Research Center; b. National Engineering Research Center of Sintering and Pelletizing Equipment System, Changsha 410205, Hunan, China)

Abstract: The filter bag of the bag filter in the dry dust removal device will be damaged after long-term use, resulting in serious problems such as increased energy consumption, reduced dust removal efficiency, and environmental pollution. Therefore, a dust and smoke detection webcam is built at the dust removal chamber, and the leakage of smoke at the hole is detected based on the YOLOv3 algorithm. The test and detection steps are as follows: 1) According to the size of the real dust removal chamber, the smoke leakage laboratory platform at the hole of the bag filter is designed, and the image data of smoke leakage at different holes are collected; 2) An software is used to label these image data; 3) The Darknet deep learning framework is built, the YOLOv3 algorithm is used to train the image data, and the broken bag condition is identified according to the calculation results of the model. The results show that the recognition accuracy of the model can reach more than 91% for batch images and 95.56% for continuous videos. The system in this paper can reduce the manual detection in the operation of the dust collector, reduce the cost of human resources and the labor intensity of workers, avoid potential safety hazards and losses in production, provide technical guidance for the production safety and regular maintenance of the factory, and also provide effective solutions for the intelligent production of the whole plant.

收稿日期： 2022－10－21；**修回日期：** 2022－12－02
基金项目： 国家重点研发计划资助项目(2022YFB3304700)
作者简介： 李旭东(1995—)，男，工程师，从事人工智能、模式识别、机器视觉等方面的研究工作。
通信作者： 李宗平(1981—)，男，博士，正高级工程师，从事工业过程智能感知、智能控制与工业大数据方面的研究工作。

Key words: flue gas dust removal; bag dust collector; machine learning; picture recognition; YOLOv3

袋式除尘器的除尘效率高、处理风量大、运行可靠，在钢铁、水泥、铝、有色和垃圾焚烧领域均得到了广泛应用。造成袋式除尘器运行异常的主要原因有滤袋破损和脉冲阀故障，而滤袋破损则会导致烟气粉尘排放浓度超标，使工厂强制停机，造成很大的经济损失。袋式除尘器在国内工业领域广泛使用，其滤袋成本占整个设备的10%~30%，滤袋的质保周期一般为 1.5 ~3.0 a。在工业生产中，使用粉尘浓度检测仪无法发现和定位布袋破损的位置，仍需要采用人工方式找出布袋破损处并进行封堵，在机器大修时再对破损滤袋进行集中更换。如何采用更便捷的方式快速查找滤袋的破损位置并进行有效处置已成为迫切需要解决的问题。

在滤袋破损检测方面，贺艳停[1]将袋式除尘器的各个滤室与旋流器连接，通过传感器测量泄漏出的粉尘量，从而判断布袋是否损坏；高岗等[2]提出了基于分布式光纤振动传感器的检漏定位方法，该方法可以检测粉尘对光纤上微干扰信号并定位具体受损的布袋；刘旭安等[3]将基于相敏光时域反射计的分布式光纤传感系统应用于布袋除尘器，进行实时在线监测、识别和定位；郑金达[4]通过研究粉尘颗粒的数量和分布规律，来实现滤袋破损状态下的快速检测方法。采用自动方式检测滤袋破损，不仅可提高袋式除尘器的工作效率，还可以削减人工成本、避免停机造成的经济损失。从现有的文献以及市面上已有产品来看，采用深度神经网络进行图像识别来对袋式除尘器滤袋破损检测的研究还较少。图像识别方法不仅成本低，而且较为直观。在图像识别方面，人工智能领域有很多学者都采用 YOLO 系列算法或者其他深度学习算法在工业领域进行应用。李旭东等[5]详细探讨了改进的 YOLOv3-tiny 网络在交通标志检测中的应用，准确率可达 95.13%；王月明等[6]基于 YOLOv3 算法检测台车算条的缺失现象，准确率能达到 92.31%；房良睿等[7]使用 YOLOv3 对链算机螺丝的位置进行检测，并计算出螺丝角度，其误差在 ±10°以内；肖成勇等[8]在深度学习的图像语义分割模型中融入注意力机制，进行球团边缘检测和分割任务，同样具有较好效果。

本文根据袋式除尘器结构，搭建袋式除尘器洞口烟雾泄漏实验室平台(以下简称实验平台)，使用广角相机采集并标注不同洞口烟雾泄漏的图像数据；在 Darknet 深度学习框架下，使用 YOLOv3 算法训练图像数据，最终采用训练后的算法模型对图像以及视频进行滤袋破损检测试验。本文试验结果可为袋式除尘器破袋检测提供技术支持，进一步推进钢铁企业的智能化进程。

1 系统设计方案

使用深度神经网络训练模型参数需要大量的洞口烟雾泄漏数据图像，为此，本文根据工业现场的袋式除尘器实际结构尺寸进行设计，并建立实验平台，进而采集烟雾泄漏图像数据集。实验平台按 1：1 比例还原单个除尘仓，该平台尺寸为 5.0 mm × 4.0 mm × 2.5 mm(长、宽、高)，包含 15 × 11 个洞口以及模拟反吹管，洞口之间的距离为 0.15 m，模拟反吹管与洞口的间距为 0.3 m。考虑到实际场地情况，本文采用强力抽风机模拟仓内负压情况，同时为了增大单个洞口的气压值，试验期间将其他洞口使用盖板封堵。舱室内包含 4 个光源以及 2 个超广角摄像头，洞口的烟雾使用油烟发生器进行模拟。具体平台结构及其实物如图 1 所示。

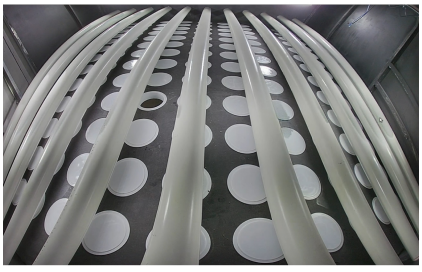


图 1 袋式除尘器洞口烟雾泄漏实验室平台

Fig. 1 Laboratory platform for bag mouth smoke leakage of bag type dust remover

使用基于深度学习的 YOLOv3 算法配合数据集制作规则，能够直接在图像上实现端到端的烟雾检测并且进行定位，该方法具有以下特点：

（1）高速运行。YOLOv3 算法以其并行化的结构而闻名，能够在较短的时间内对整个图像进行检测和定位。相比传统的滑动窗口方法，YOLOv3 算法能够在一次前向传播中同时对图像进行多个目标的检测，大大提高了运行速度。

（2）高效率。由于 YOLOv3 的设计可以直接将图像分为多个网格单元，并对每个单元进行目标检测，因此无需复杂的候选框提取过程。这种设计使得 YOLOv3 算法在大型图像数据集上运行效率更高，避免了冗余的计算，从而提高了整体处理效率。

（3）检测精度高。YOLOv3 采用了特征金字塔网络结构，能够在不同尺度上检测目标，从而提高了对不同尺寸的烟雾目标的识别能力。此外，YOLOv3 还引入了多个不同尺度的锚框，对不同形状的目标进行检测，并通过对每个目标进行多次预测来提高精度。

（4）端到端检测。YOLOv3 算法通过将图像直接输入模型，然后输出烟雾目标的边界框和类别标签，实现了端到端的烟雾检测和定位。无需手动提取特征或使用其他中间步骤，从而简化了整个检测过程，并降低了出错的风险。

2　基于 YOLOv3 的烟雾检测算法

传统目标检测算法的研究大多采用改进分类器，通过使用滑动窗口在 1 张图像上估算多个位置及尺度，再提取相关图像特征信息，然后用分类器进行检测并得到结果。而 YOLO 提出的方法是将目标检测当作一种回归的问题来解决，通过单个的边界框（bounding box）和相应类别的概率来判断检测物体的位置和类别[9]。YOLO 使用单独的网络将整个图像输入从而直接预测边界框和类别概率。这种检测是在一个整体的网络中，可以直接优化端到端的检测性能，提高检测速度。

2.1　YOLOv3 网络结构

YOLOv3 是速度和精度最均衡的目标检测网络，其使用全新的 Darknet-53 主干网络来实现特征提取，与 Darknet-19 相比，Darknet-53 具有更深的网络结构。Darknet-19 是基于卷积神经网络的结构，它由 19 个卷积层和 5 个池化层组成。这些层通过在图像上进行滤波和下采样操作，逐渐提取图像的特征，从而实现对不同对象的检测和分类。Darknet-53 由 53 个卷积层和池化层组成，通过层层堆叠的方式逐渐提取图像的特征。Darknet-53 使用残差网络（ResNet）[10] 中的残差连接思想来避免深层网络中的梯度消失问题，从而增强了网络的学习能力和特征提取能力。Darknet-53 比 Darknet-19 功能强大，且比残差网络更有效。

YOLOv3 采用多个尺度融合的方式进行预测。YOLOv3 采用类似 FPN[11]（feature pyramid network）的上采样（up sample）和融合做法，其融合了 3 个尺度，其他两个尺度的大小分别是 26 × 26 和 52 × 52。其中，上采样是指通过插入新的像素来增加图像的分辨率，这些新的像素通常是根据图像的已有信息进行插值得到的，这改善了图像细节，并且使其能够更好地满足特定的需求；融合做法是在相同尺寸特征图的通道维度进行串接，丰富了各维度特征图的特征数量。YOLOv3 在多个尺度的特征图上进行检测，对于小目标的检测效果提升比较明显，这也完全符合在除尘器舱室这种大场景小目标的检测条件。YOLOv3 网络结构如图 2 所示。

2.2　数据集采集与制作

本文所涉及的图像数据集均是在实验平台进行模拟采集的试验值。具体流程：① 使用实验平台的广角摄像头录制油烟发生器所喷射的烟雾场景；② 对录制视频进行分帧处理，再对分帧后的图像进行人工筛选，选出包含有效烟雾的图像；③ 使用图像标注软件对每张图像的有效目标区域和类别进行标注，并将坐标值转化成 YOLOv3 算法所需格式。

此外，为了保证数据多样性，对每个洞口（65 个）烟雾泄漏情况均进行模拟采集；为了保证数据量充足且具有一定差异性，将视频的分帧间隔设置为 5 帧。

YOLOv3 算法所需的标签格式为（Class，x，y，w，h），每一行代表一个目标，Class 代表该目标的类别，x、y、w、h 分别代表该目标区域框的中心点坐标值（x，y）以及宽和高。

本文共计采集与制作袋式除尘器洞口烟雾泄

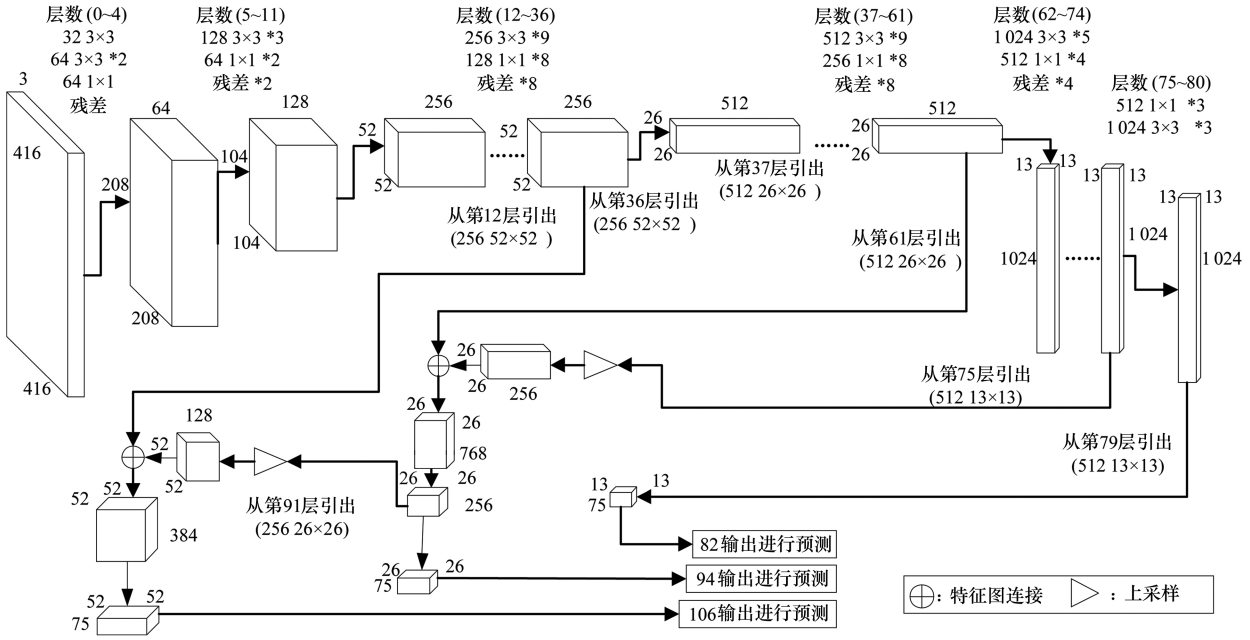


图 2 YOLOv3 网络结构

Fig. 2 YOLOv3 network structure

漏图像 12 200 余张，其中 12 000 张为模型训练集，200 张为测试集。此外，还拍摄了 10 段时长不等且包含多次烟雾泄漏的视频片段，该视频作为工业化应用场景的模拟测试数据。

2.3 训练参数设置及评价指标

试验使用 YOLOv3 网络模型，设置输入图像的尺寸为 608 × 608(像素)、批处理图像数量为 128 张、学习率为 0.000 1、类别数量为 1 类。在 YOLO 训练前期收集整理图形数据后，即可调用命令进行训练，训练过程所使用的服务器为 Linux 系统，测试过程所使用的服务器为 Windows 系统，详细参数如表 1 所示。

训练命令格式:“./darknet detector train cfg/sign. data cfg. yolov3. cfg final-gpus 0,1,2,3”。其中“cfg/sign. data”为储存训练数据路径的文件所在路径；“cfg/yolov3. cfg”为训练时所需的相关配置文件；“final”为训练完成后输出的权值文件的文件名称；“-gpus 0,1,2,3”为选择指定的 GPU 显卡进行训练加速。

为了评价目标检测算法的性能，本文选取检测准确率(P_1,%)来进行评估。对于批量测试图像来说，准确率是被预测成正的样本中预测正确的比例。将正样本预测正确，记该类样本数为 T_{P_1}；将负样本预测为正样本，记该类样本数为 F_P；则：

$$P_1 = \frac{T_{P_1}}{T_P + F_P} \times 100\% \tag{1}$$

对于实际生产来说，算法准确率(P_2,%)体现在单次烟雾泄漏时是否能准确快速检测到，所以针对洞口单次烟雾泄漏视频检测来说，本文将单次烟雾泄漏视频中至少 10 帧图像预测正确，记该类视频样本数为 T_{P_2}，单次测试视频中包含烟雾泄漏次数为 N，则：

$$P_2 = \frac{T_{P_2}}{N} \times 100\% \tag{2}$$

表 1 训练及测试环境

Table 1 Training and testing environment

项目	训练环境	测试环境
操作系统	Ubuntu 20. 04	Windows 10
CPU 型号	Intel 酷睿 i9 10940X	Intel 酷睿 i7 10700K
GPU 型号	NVIDIA GeForce RTX 2080Ti × 4	NVIDIA GeForce GTX 1660Ti
内存型号	64G DDR4 3 200 MHz	16G DDR4 2 666 MHz

综上，P_1 更加适合对算法的评判标准，P_2 更加适合作为实际工业化应用的软件系统标准。后续，本文将对以上两个指标进行试验检测分析。

3　结果与讨论

3.1　不同算法图像识别准确率对比

批量图像识别的测试结果如表 2 所示。由表 2 可以看出，测试共计使用 200 张图像，其中正确识别的图像数量为 182 张，误检或漏检图像数量为 18 张，即准确率 P_1 高达 91%，在测试环境上的检测时间为 0.02 s。该结果达到了 YOLOv3 算法的性能，为后续试验奠定了良好的基础。

表 2　批量图像识别的测试结果

Table 2　Test results of batch recognition of images

总测试数量/张	正确识别数量/张	误检或漏检数量/张	准确率(P_1)/%	单张检测速度/s
200	182	18	91	0.020

不同算法图像识别准确率对比试验如表 3 所示。由表 3 可以看出，使用 YOLOv3 的识别准确率最高，其他 3 个算法在准确率或者检测速度上也都不均衡，其中文献[12]的方法在检测速度上略有优势，但其识别准确率较低；YOLOv3-Tiny[13]为 YOLOv3 的精简版，其检测速度可达 YOLOv3 的 11 倍，但其准确率较低；文献[14]的算法准确率与本文方法较为接近，但其速度较慢。对于工业现场来说，需要做到使用适当的硬件性能并提高检测速度，所以使用 YOLOv3 对袋式除尘器进行滤袋破损检测是精度与速度的最佳权衡。

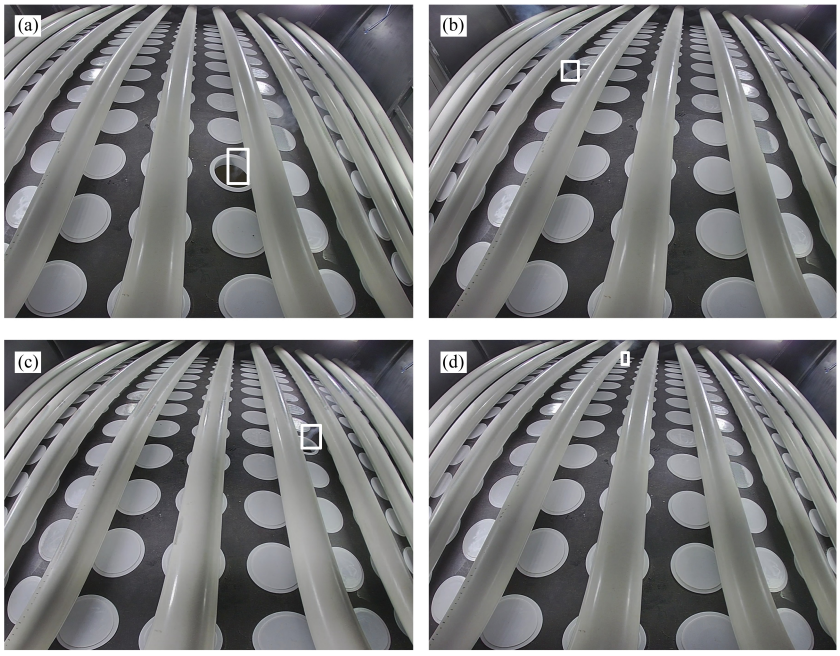
表 3　不同算法图像识别准确率对比试验

Table 3　Comparison of image recognition precision of different algorithms

算法名称	准确率(P_1)/%	单张检测速度/s
YOLOv3	91	0.020
SSD[12]	73	0.019
YOLOv3-Tiny[13]	52	0.002
RetinaNet[14]	90	0.080

3.2　4 种烟雾泄漏情况及工业应用测试

测试图像的几种典型烟气泄漏情况如图 3 所示。其中，图3(a)为近处烟气泄漏，该情况下洞口基本无遮挡，且烟雾明显，较易检测；图 3(b)、(c)分别为左、右侧烟气泄漏，该情况下洞口被遮挡一半以上，烟雾易被喷吹管遮挡，烟雾不明显，较难检测；图 3(d)为远处烟气泄漏，该情况下洞口几乎全部遮挡，仅能通过附近烟雾判断是否泄



（a）近处泄漏；（b）左侧泄漏；（c）右侧泄漏；（d）远处泄漏

图 3　测试图像的 4 种典型烟气泄漏情况

Fig. 3　Four typical conditions of smoke leakage of test image

漏。针对这4种烟雾泄漏情况，本文算法采用特征金字塔网络结构，能够在不同尺度上检测目标；此外，还引入了多个不同尺度的锚框，对不同形状的目标进行检测，并通过对每个目标进行多次预测来提高精度。因此，算法模型能够很好检测到4种烟雾泄漏情况，并提高不同尺寸烟雾目标的识别能力。

表2、3结果仅能代表所使用的算法在经过参数调校后的学术性能指标，即 P_1 无法直观描述工业现场的运行性能。对此，使用 P_2 来描述工业现场的烟雾泄漏过程判断结果。在湖南某钢厂的除尘器进行实际烟雾泄漏检测试验，得到洞口单次烟雾泄漏视频检测结果如表4所示，其中视频帧率为17 Hz(帧每秒)。由表4可以计算得出，10组视频的洞口单次烟雾泄漏检测的准确率 P_2 平均值为95.65%，且算法检测的泄漏次数与人工实际统计的泄漏次数较为一致，这代表本文算法在工业现场能够稳定高效运行。值得注意的是，在序号2、5的测试视频中，检测准确率较低，分析原因发现：在此段视频中由于手动喷烟过于频繁，抽风机不足以将大量烟气快速排出，导致烟雾四处弥散，进而导致画面模糊，算法无法检测定位，

表4 洞口单次烟雾泄漏视频检测结果

Table 4 Video detection results of single smoke leakage at portal

视频序号	实际烟雾泄漏数量/次	检测结果/次	准确率(P_2)/%
1	5	5	100.00
2	9	8	88.89
3	4	4	100.00
4	3	3	100.00
5	8	7	87.50
6	2	2	100.00
7	0	0	100.00
8	6	6	100.00
9	8	8	100.00
10	1	1	100.00
合计	46	44	95.65

注：针对烟雾泄漏视频检测的正确与否情况，按视频中至少10帧图像单次泄漏且预测正确的情况统计为该次检测正确，并累加本段视频中检测正确的次数。

因此本文算法更加适用于滤袋破损瞬间的快速检测；在序号为7的测试视频中，使用的是没有任何烟雾泄漏的测试数据，同样本文算法也没有检测出烟雾泄漏情况，这也说明算法不仅在烟雾泄漏时能够及时准确检测，而且在正常生产中也不会出现误检情况。

综上，尽管算法存在一定的漏检与误检情况，但是根据工业现场的实际情况来分析，本文算法可以做到不同洞口的单次烟雾泄漏过程的检测，从而提供更加有效直观的报警提醒。在工业现场使用本文算法的烟雾泄漏判断的准确率可达95.65%，满足现场生产需求。

4 结 论

(1) 本文制作了一个大型布袋除尘器破袋检测数据集，包含12 200张图像和对应的标签信息，其中12 000张为训练集，200张为测试集。在此数据集上进行批量图像测试的准确率可达91%；同时本文算法更加适用于滤袋破损瞬间的快速检测，视频检测平均准确率高达95.65%。

(2) 基于YOLOv3算法的袋式除尘器中滤袋破损检测系统可以减少除尘器系统运行中的人工检测工作量，降低工厂人力资源成本和工人劳动强度，避免生产中的安全隐患和损失，可为工厂的生产安全及定期维护提供技术指导，也为钢铁厂智能制造提供参考。

参考文献：

[1] 贺艳停. 电容传感式袋式除尘器检漏技术研究[D]. 武汉：武汉科技大学，2012.
HE Yanting. Technology of bag-house with leak detection by capacitive sensor[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2012.

[2] 高岗，李俊，刘旭安，等. 基于相位敏感型光时域反射仪的除尘器破袋检漏及定位技术[J]. 光学学报，2018，38(7)：44－52.
GAO Gang, LI Jun, LIU Xu'an, et al. Bag filter leak detection and location based on phase-sensitive optical time domain reflectometry[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(7): 44－52.

[3] 刘旭安，李俊，史博，等. 基于相位敏感型光时域反射仪的袋式除尘器漏袋检测技术[J]. 光子学报，2019，

48(8):69 – 81.
LIU Xuan, LI Jun, SHI Bo, et al. Leakage bag detection technology of bag filter based on phase-sensitive optical time domain reflectometry[J]. Acta Photonica Sinica, 2019,48(8):69 – 81.

[4] 郑金达. 基于粉尘颗粒相检测的滤袋破损状态高灵敏度辨识[D]. 天津:河北工业大学,2018.
ZHENG Jinda. High-sensitivity identification of the damage status of filter bag based on dust particle phase detection[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2018.

[5] 李旭东,张建明,谢志鹏,等. 基于三尺度嵌套残差结构的交通标志快速检测算法[J]. 计算机研究与发展,2020,57(5):1022 – 1036.
LI Xudong, ZHANG Jianming, XIE Zhipeng, et al. A fast traffic sign detection algorithm based on three-scale nested residual structures[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020,57(5):1022 – 1036.

[6] 王月明,李世翔,翟容清,等. 基于 YOLOv3 算法的烧结厂台车箅条缺失检测研究[J]. 烧结球团,2021,46(5):30 – 34;53.
WANG Yueming, LI Shixiang, ZHAI Rongqing, et al. Research on detection of missing trolley grate bars in sintering plant based on YOLOv3 algorithm[J]. Sintering and Pelletizing, 2021,46(5):30 – 34;53.

[7] 房良睿,王月明,李真如,等. 基于 YOLOv3 算法的链箅机台车车轮故障检测系统[J]. 烧结球团,2021,46(1):76 – 82.
FANG Liangrui, WANG Yueming, LI Zhenru, et al. Fault detection system for the trolley wheel of chain grate based on YOLOv3 algorithm[J]. Sintering and Pelletizing, 2021,46(1):76 – 82.

[8] 肖成勇,李擎,王莉,等. 基于 CBAM-Unet 的铁矿球团边缘分割实验方法[J]. 烧结球团,2022,47(2):8 – 15;23.
XIAO Chengyong, LI Qing, WANG Li, et al. Edge segmentation experimental method of iron ore pellets based on CBAM-Unet[J]. Sintering and Pelletizing, 2022,47(2):8 – 15;23.

[9] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proc of the 27th IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE,2014:580 – 587.

[10] TARG S, ALMEIDA D, LYMAN K. Resnet in resnet: Generalizing residual architectures[Z/OL]. arXiv, (2016 – 03 – 25)[2016 – 03 – 25]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.08029.

[11] LIN T Y, DOLLáR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017:2117 – 2125.

[12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C/OL]//LEIBE B, MATAS J, SEBE N, et al. ECCV 2016: Computer Vision. Springer, Cham,2016(9905):21 – 37. https://doi.org/10.1007/978 – 3 – 319 – 46448 – 0_2.

[13] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[Z/OL]. arXiv,(2018 – 04 – 08)[2018 – 04 – 08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767.

[14] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[Z/OL]. arXiv,(2017 – 08 – 07)[2018 – 02 – 07]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.02002.

(上接第 98 页)

ZHANG Jiulei, ZHAO Liang, DONG Hui. Construction and analysis of compound cyclic power generation system of sintering waste heat[J]. Sintering and Pelletizing, 2019,44(6):68 – 73;78.

[11] JAVANSHIR A, SARUNAC N, RAZZAGHPANAH Z. Thermodynamic analysis of a regenerative organic Rankine cycle using dry fluids[J]. Applied Thermal Engineering,2017,123:852 – 864.

[12] WANG E H, ZHANG H G, FAN B Y, et al. Study of working fluid selection of organic Rankine cycle(ORC) for engine waste heat recovery[J]. Energy,2011,36(5):3406 – 3418.