

基于迁移学习的煤矸图像识别方法

张释如 张达

(西安科技大学通信与信息工程学院 陕西 西安 710054)

摘要 针对传统煤矸图像识别算法需提取并筛选图像灰度、纹理等特征,费时耗力,以及训练卷积神经网络需庞大数据集和高配置硬件设备等问题,提出基于迁移学习的煤矸图像识别方法。利用 VGG16 卷积基提取煤矸图像特征,并与机器学习算法结合,验证 VGG16 卷积基提取特征的有效性。分别通过特征提取和模型微调方式实现网络模型 VGG16 的迁移,并构建自定义密集连接分类器,形成两种识别模型。仿真结果显示,两种模型的准确率分别达到 96.30% 和 98.15%。结果表明:提出的煤矸识别模型是有效的,可以快速准确识别煤和矸石图像。

关键词 煤矸识别 机器学习 卷积神经网络 迁移学习

中图分类号 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.11.035

IMAGE RECOGNITION OF COAL-GANGUE BASED ON TRANSFER LEARNING

Zhang Shiru Zhang Da

(College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

Abstract The traditional coal-gangue image recognition algorithms need to extract and filter specific image features, which is time-consuming and labor-intensive, and the reconstruction and training of convolutional neural networks require huge data sets and high-configuration hardware equipment. This paper proposes recognition methods for coal-gangue images based on the transfer learning. Combined with VGG16 convolution basis for extracting coal-gangue images features and machine learning algorithm, the effectiveness of VGG16 convolution basis feature extraction was verified. The migration of network model was realized through feature extraction and model fine-tuning. This paper constructed two customized dense connection classifiers, and obtained two classification models. The simulation results show that the accuracy rates are 96.30% and 98.15% respectively. The coal-gangue identification models obtained by the transfer learning are effective, and they are able to identify coal and gangue images quickly and accurately.

Keywords Coal-gangue recognition Machine learning Convolutional neural network Transfer learning

0 引言

煤炭作为我国的主导能源,资源量占我国化石能源资源基础储量的 94% 左右,消费量约占消费总量的 60%,远大于石油和天然气^[1-2]。在煤炭开采过程中常伴有较多矸石和杂质。而矸石的存在会严重降低煤炭质量,损害公司效益,因此需要有效地将矸石从煤中识别出来。传统的煤矸识别方法有人工法、机械湿选、破碎法和射线法^[2]。然而这些方法都存在着明显的缺

点和局限性,无法满足实际生产中对煤矸识别的要求。

为了解决上述问题,研究人员尝试在煤矸识别中引入图像处理和模式识别的方法。这些方法主要有两大类,第一类方法是利用图像的纹理和灰度特征结合机器学习算法进行煤矸识别。何敏等^[3]提取煤矸图像的灰度均值、灰度方差、灰度共生矩阵特征来训练 SVM 分类器。余乐等^[4]通过压缩扩阶局部灰度的方式改进灰度共生矩阵用于纹理特征的分析。郭永存等^[5]、商德勇等^[6]利用煤矸图像灰度和纹理融合特征识别煤矸。Hu 等^[7]提取煤矸图像的 LBP 特征,并用

以训练 GS-SVM 分类器。Eshaq 等^[8]从煤和矸石的红外图像中提取纹理特征,利用 SVM 建立煤矸识别系统。文献[9-10]利用煤矸图像的灰度和纹理特征训练 LS-SVM 分类器实现煤矸识别。与传统煤矸识别方法相比,利用图像特征与机器学习算法结合识别煤矸有较好的识别效果,但可移植能力较弱,提取的图像特征易受外界因素的影响。

第二类方法是利用卷积神经网络进行煤矸识别,因为卷积神经网络不需要进行图像预处理,减少了提取并筛选图像特征的步骤。曹现刚等^[11]、Hou^[12]、Alfarzaei 等^[13]利用自定义卷积神经网络取得了较好的煤矸识别效果,达到了较高精度。但重新构建并训练卷积神经网络需要庞大的数据集支持,且需要较长时间的训练,这对计算机的配置要求较高,这些问题在一定程度上限制了卷积神经网络的使用。

迁移学习^[14]技术的出现,有望进一步解决这些问题。Pu 等^[15]依据迁移学习思想构建了卷积神经网络模型,用来识别煤矸图像。该模型不用从零开始训练,节省了大量训练时间,但识别精度并不理想。因此本文又进一步基于迁移学习进行煤矸图像识别,通过特征提取和模型微调的方式实现 VGG16 模型迁移,并构建自定义分类器,最终得到的模型取得了较好的煤矸识别效果。

1 模型构建

卷积神经网络是一种特殊的多层感知器^[16]。用于图像识别的卷积神经网络主要包含两部分:首先是一系列卷积层和池化层,叫作模型的卷积基;最后是全连接层,即密集连接分类器。卷积层用于提取图像特征,图 1 显示了对图像的卷积操作,即点乘运算。图像矩阵经过卷积核的卷积操作后,得到了特征矩阵。池化层的作用是降低从卷积层获得的特征矩阵的维数,同时保留重要的特征信息。这样使模型在保住全局主要特征的同时,减少了模型参数。然而缺少庞大数据集和较高配置的硬件设备使得重新构建并训练卷积神经网络模型变得比较困难。

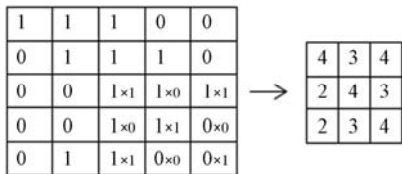


图 1 卷积操作

迁移学习为这一问题提供了解决思路,它不必像大多数网络那样从零开始学习,而是将经过预训练的

模型参数迁移到新的模型来帮助新模型训练,从而加快并优化新模型的学习效率。本文利用特征提取和模型微调的方式实现迁移学习。

1.1 利用特征提取方式构建识别模型

本文选用在大规模视觉识别挑战赛(ILSVRC)源图像数据集上经过训练且取得较好成绩的 VGG16^[17]模型卷积基进行特征提取。由于源图像数据集包含 1 000 个类别,与本文的煤矸图像数据集的训练类别不同,所以训练好的模型分类器不能直接用于本文的煤矸图像分类。但 VGG16 模型的卷积基参数是具有通用性的,因此,本文在训练好的模型卷积基之后,加了一个新分类器。除了自定义密集连接分类器,本文将 VGG16 卷积基分别与支持向量机、AdaBoost 分类器、逻辑回归等机器学习算法结合构建煤矸识别模型,其模型结构如图 2 所示。

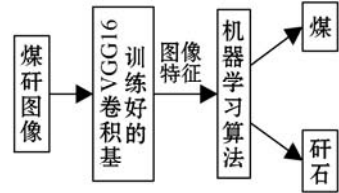


图 2 VGG16 卷积基与机器学习算法结合

支持向量机是定义在特征空间上间隔最大的线性分类器,核函数的引入使它成为实质上的非线性分类器。对于输入空间中的非线性分类问题,可以通过非线性变换将它转化为高维特征空间中的线性分类问题。AdaBoost 分类器是用弱分类器的线性组合构造的强分类器^[18]。强分类器的计算如式(1)所示。其中: x 是输入向量; $F(x)$ 是强分类器; $f_i(x)$ 是弱分类器; a_i 是正数,是弱分类器的权重值; T 为弱分类器的数量。逻辑回归虽然被称为回归,但其实际上是分类模型,并常用于二分类。其本质是假设数据服从 Logistic 分布,然后使用极大似然估计进行参数估计。

$$F(x) = \sum_{i=1}^T a_i f_i(x) \tag{1}$$

本文采用 ReLU 激活函数、Dropout 正则化和 Sigmoid 函数设计自定义密集连接分类器 1。使用 ReLU 激活函数是为了弥补线性表达能力不足的缺陷。由于实验是在小样本上进行训练验证,又设置了 Dropout 正则化缓解模型训练的过拟合,在训练过程中随机将某层的一些输出特征舍弃。最后一层使用 Sigmoid 函数以输出一个 0~1 范围的概率值,常用于二分类问题。下面以自定义密集连接分类器 1 作为新分类器,给出它与训练好的 VGG16 卷积基结合构建的煤矸识别模型图,并将其定义为模型 1,如图 3 所示。

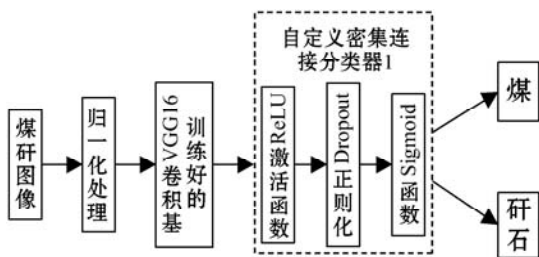


图 3 模型 1 结构

1.2 利用模型微调方式构建识别模型

模型微调是在自定义密集连接分类器,“冻结”整个模型卷积基的基础上,“解冻”顶部几层卷积基,与新增密集连接分类器进行端对端联合训练,允许解冻卷积层权重参数的改变。

本文将微调最后三个卷积层,“冻结”模型其他卷积基,即在训练过程中保持其权重参数不变。卷积基中底部的层是对通用的图像特征进行编码,而顶部的层是对数据集的图像特征进行编码,因此微调顶部卷积层能更加有效地提高模型性能。由于模型微调需要重新训练模型顶部 3 个卷积层的模型参数,但在样本较小的情况下训练容易发生过拟合。因此,在训练时对图像进行了数据增强。除此之外,在模型中设置 Flatten 层,将多维参数一维化,用于连接卷积基和密集连接分类器,减少参数的使用量,避免过拟合现象。在自定义密集连接分类器 2 中,设置 ReLU 激活函数和 Sigmoid 函数。将此模型定义为模型 2,如图 4 所示。

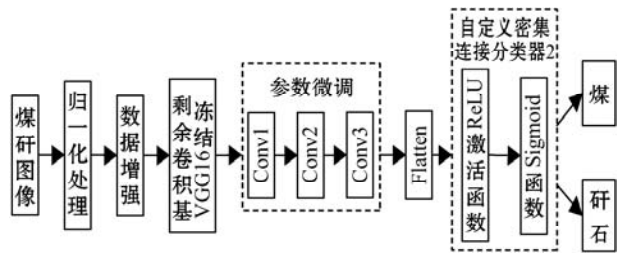


图 4 模型 2 结构

2 仿真结果与分析

本文在 Windows 10 操作系统、Jupyter Notebook 实验平台上,用 Python 语言编程进行实验。煤矸图像是在固定光照条件下采集的。实验之前先检测煤和矸石在图像中的位置,并对其进行自动剪裁,以避免皮带背景对实验结果的影响。数据集中共有 548 幅图像,煤和矸石各 274 幅,随机划分 494 幅图像作为训练集,54 幅图像作为测试集。针对采用特征提取和模型微调两种方式构建的煤矸识别模型分别设置了仿真实验 1、实验 2。

2.1 实验 1

利用 VGG16 模型卷积基提取煤矸图像特征,分别

与支持向量机、AdaBoost 分类器、逻辑回归模型、自定义密集连接分类器 1 结合进行分类识别。除此之外,为了验证 VGG16 卷积基提取图像特征的有效性,本文又选取了 ResNet50 卷积基进行实验对比,各模型测试集准确率见表 1。可以看出,基于 VGG16 卷积基构建的煤矸识别模型性能较优,三种机器学习算法中,与 AdaBoost 分类器结合准确率较高,为 94.44%。而利用自定义密集连接分类器 1 构建的模型准确率最高,为 96.30%。

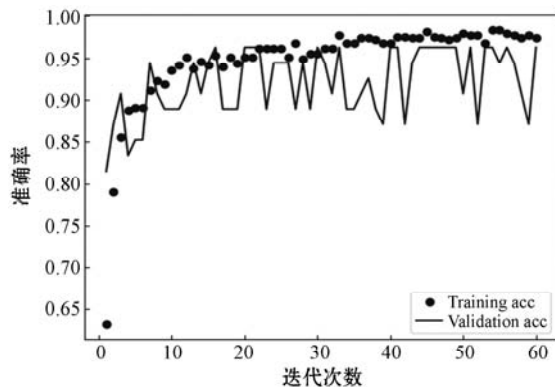
表 1 各煤矸图像识别模型准确率 (%)

序号	模型	准确率
1	VGG16 卷积基 + 支持向量机	88.89
2	ResNet50 卷积基 + 支持向量机	66.67
3	VGG16 卷积基 + AdaBoost 分类器	94.44
4	ResNet50 卷积基 + AdaBoost 分类器	85.19
5	VGG16 卷积基 + 逻辑回归模型	92.59
6	ResNet50 卷积基 + 逻辑回归模型	90.74
7	VGG16 卷积基 + 自定义密集连接分类器 1	96.30
8	ResNet50 卷积基 + 自定义密集连接分类器 1	77.78

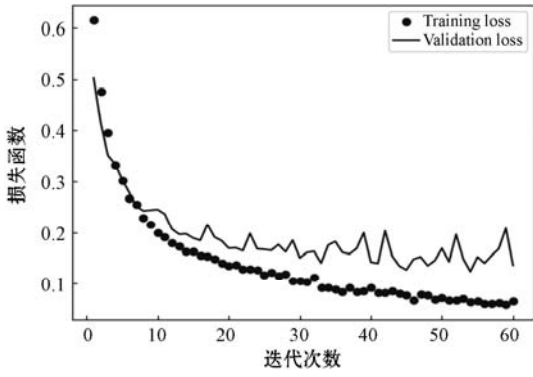
此处模型 1 模型参数为:网络 dropout 设置比例 0.5,设置学习率为 2×10^{-5} ,利用 RMSprop 优化器进行参数优化,训练 60 次。实验得到的识别准确率及损失函数分别如图 5 所示。准确率定义如式(2)所示, T_p 、 T_N 代表正确识别样本数, A_{LL} 代表样本总数。由于煤矸识别属于二分类问题,样本标签只有 0 和 1,因此模型中使用二元交叉熵损失函数,其定义如式(3)所示, y' 是模型预测样本是 1 的概率, y 是样本标签。值得说明的是:该模型收敛速度快,训练时间约为 240 s,随着迭代次数增加,损失函数逐渐收敛,在较短训练时间内获得了较高的识别准确率。

$$A_{cc} = (T_p + T_N) / A_{LL} \quad (2)$$

$$L_{oss} = -(y \times \log(y') + (1 - y) \times \log(1 - y')) \quad (3)$$

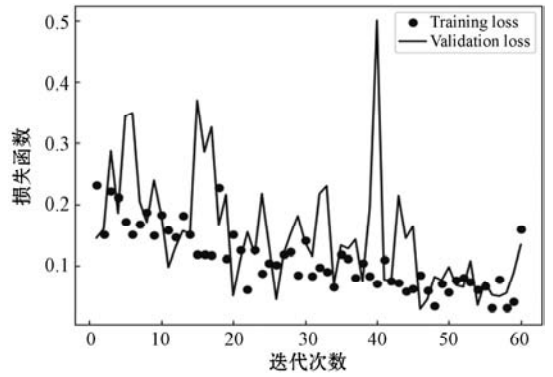


(a) 准确率



(b) 损失函数

图5 模型1 训练结果



(b) 损失函数

图7 模型2 训练结果

2.2 实验2

模型微调需要重新训练模型顶部3个卷积层的模型参数,采用图像随机旋转40°、图像平移、随机缩放等数据增强^[19]方法生成图像数据的随机变换。生成的图像数据实例如图6所示。

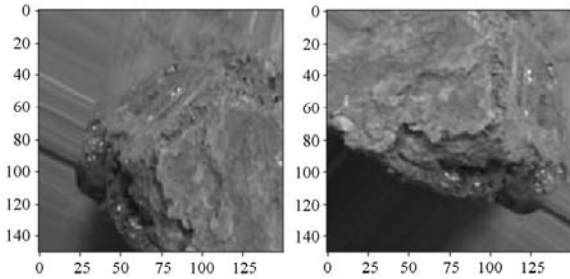
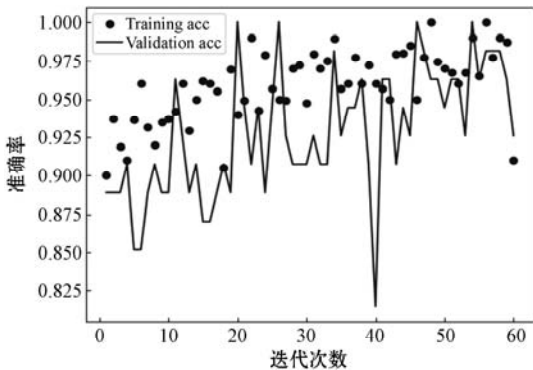


图6 通过随机数据增强生成的图像数据

模型微调是在“冻结”VGG16卷积基、训练自定义密集连接分类器2的基础上,“解冻”模型顶部的3个卷积层,再联合自定义密集连接分类器2进行训练。训练过程中设置学习率为 10^{-5} ,利用RMSprop优化器进行参数优化,训练60次。模型2得到的识别准确率及损失函数分别如图7所示,由于实验训练次数较少,导致波动较大,但根据训练结果,模型准确率会稳定在98.15%,较模型1有所提高。同时由于需要重新训练模型顶部卷积层的模型参数,训练时间也有所提高,但依然比重构建并训练卷积神经网络的速度快。



(a) 准确率

根据实验可得,依据本文方法可以快速准确地识别煤矸,有效避免了提取并筛选特定图像特征的步骤。

3 结语

针对传统煤矸图像识别算法泛化能力差、耗费时间长、对计算机配置要求高、数据集规模要求大等问题,本文提出基于迁移学习的煤矸图像识别方法。利用VGG16卷积基与机器学习算法结合,验证了VGG16卷积基提取煤矸图像特征的有效性,并通过实现VGG16的模型迁移构建煤矸识别模型1、模型2。实验结果表明,模型1训练时间短,约为240s,准确率可达96.30%。模型2由于重新训练了模型顶部卷积层的权重参数,训练时间增长,但最终准确率可达98.15%。因此,本文通过迁移学习思想构建的煤矸识别模型是有效的,可以同时满足高效性和准确性,对真实煤矿的洗煤厂具有较大的参考价值。对于今后的工作,可尝试选择其他性能更优的网络构建模型,并根据所提出的方案开发用于现实煤矸分选识别系统。

参考文献

- [1] 曹现刚,李莹,王鹏,等.煤矸石识别方法研究现状与展望[J].工矿自动化,2020,46(1):38-43.
- [2] 饶中钰,吴景涛,李明.煤矸石图像分类方法[J].工矿自动化,2020,46(3):69-73.
- [3] 何敏,王培培,蒋慧慧.基于SVM和纹理的煤和煤矸石自动识别[J].计算机工程与设计,2012,33(3):1117-1121.
- [4] 余乐,郑力新,杜永兆,等.采用部分灰度压缩扩阶共生矩阵的煤和煤矸石图像识别[J].华侨大学学报(自然科学版),2018,39(6):906-912.
- [5] 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.
- [6] 商德勇,章林,牛艳奇,等.煤矸分拣机器人设计与关键技术分析[J].煤炭科学技术,2022,50(3):232-238.

变异,避免算法产生局部最优;以此提升标准麻雀搜索算法的寻优精度和寻优速率。然后,将改进麻雀搜索算法和 Cross 交叉熵最小结合设计图像分割算法,以交叉熵值评估个体的适应度,迭代寻找图像分割的最优阈值。实验结果证实改进算法拥有比同类方法更高的图像分割效率和分割精度。由于麻雀搜索算法是2020年才提出的群体智能优化算法,相关研究并不多,因此,未来可以进一步提升该算法的搜索精度和搜索效率为目标,设计相关改进机制;而在图像分割问题上,可以结合其他如模糊熵、Kapur 熵等分类标准,在彩色图像以及多维阈值分割问题上展开相应研究。

参 考 文 献

- [1] Pare S, Kumar A, Singh G, et al. Image Segmentation Using Multilevel Thresholding: A Research Review[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering, 2020, 44(1):1-29.
- [2] Zhang X, Wen X, Xu H, et al. Synthetic aperture radar image segmentation based on edge-region active contour model[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(3):36-74.
- [3] Jing Z C, Juntao Y E, Xu G L. A geometric flow approach for region-based image segmentation-theoretical analysis[J]. Acta Mathematicae Applicatae Sinica, 2018, 34(1):65-76.
- [4] Mohammad, Dehshibi M, Sourizaei M, et al. A hybrid bio-inspired learning algorithm for image segmentation using multilevel thresholding[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 21(3):23-37.
- [5] 陈瑶,陈思,动态权重的蝙蝠算法在图像分割中的应用研究[J]. 计算机工程与应用,2020,56(14):207-215.
- [6] Aziz M, Ewees A A, Hassanien A E. Whale Optimization Algorithm and Moth-Flame Optimization for multilevel thresholding image segmentation[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 10(3):242-256.
- [7] Khairuzzaman A, Chaudhury S. Multilevel thresholding using grey wolf optimizer for image segmentation[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 86(11):64-76.
- [8] 毛肖,和丽芳,王庆平,基于改进萤火虫优化算法的多阈值彩色图像分割[J]. 计算机科学,2017,44(6):205-210.
- [9] 鲍小丽,贾鹤鸣,郎春博,基于改进蜻蜓算法的多阈值彩色图像分割[J]. 计算机应用与软件,2020,37(6):234-241.
- [10] 信成涛,邹海,盛超等,新型果蝇优化算法的最佳阈值图像分割[J]. 微电子学与计算机,2019,36(4):52-56.
- [11] Mohammad, Dehshibi M, Sourizaei M, et al. A hybrid bio-inspired learning algorithm for image segmentation using multilevel thresholding[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 21(3):23-37.
- [12] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1):22-34.
- [13] 汤安迪,韩统,徐登武等,基于混沌麻雀搜索算法的无人机航迹规划方法[J]. 计算机应用,2020,11(11):1-12.
- [14] 温泽宇,谢珺,谢刚等,基于新型拥挤度距离的多目标麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用,2021,21(3):1-11.
- [15] Yin L, Gu D, Liu F. Improved Sparrow Search Algorithm based DV-Hop Localization in WSN[C]//2020 Chinese Automation Congress (CAC), IEEE, 2020:21-29.
- [16] Zhu Y, Yousefi N. Optimal parameter identification of PEM-FC stacks using Adaptive Sparrow Search Algorithm[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(14):401-412.
- [17] 郎春博,贾鹤鸣,邢致恺等,基于改进正余弦优化算法的多阈值图像分割[J]. 计算机应用研究,2020,37(4):1215-1220.
- ~~~~~
- (上接第 250 页)
- [7] Hu F, Zhou M G, Yan P C, et al. Multispectral imaging: A new solution for identification of coal and gangue[J]. IEEE Access, 2019, 7:169697-169704.
- [8] Eshaq R M A, Hu E, Li M, et al. Separation between coal and gangue based on infrared radiation and visual extraction of the YCbCr color space[J]. IEEE Access, 2020, 8:55204-55220.
- [9] Li M, Duan Y, He X L, et al. Image positioning and identification method and system for coal and gangue sorting robot[J]. International Journal of Coal Preparation and Utilization, 2020, 42(6):1759-1777.
- [10] 李曼,段雍,曹现刚,等.煤矸分选机器人图像识别方法和系统[J]. 煤炭学报,2020,45(10):3636-3644.
- [11] 曹现刚,费佳浩,王鹏,等.基于多机械臂协同的煤矸分选方法研究[J]. 煤炭科学技术,2019,47(4):7-12.
- [12] Hou W. Identification of coal and gangue by feed-forward neural network based on data analysis[J]. International Journal of Coal Preparation and Utilization, 2017, 39(4):12609.
- [13] Alfarzaei M S, Niu Q, Zhao J Q, et al. Coal/gangue recognition using convolutional neural networks and thermal images[J]. IEEE Access, 2020, 8:16780-16789.
- [14] 赖阳文,杨振国,王勇,等.嵌入注意力机制模型的人脸表情迁移学习方法[J]. 计算机应用研究,2021,38(2):595-599.
- [15] Pu Y, Apel D B, Szmigiel A, et al. Image recognition of coal and coal gangue using a convolutional neural network and transfer learning[J]. Energies, 2019, 12(9):1735.
- [16] 曹晓杰,么娆,严雨灵.应用迁移学习的卷积神经网络花卉图像识别[J]. 计算机应用与软件,2020,37(8):142-148.
- [17] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//International Conference on Learning Representations, 2015.
- [18] 刘子源,王翀,李晓飞.基于 AdaBoost 算法的直升机结构制造复杂度估算[J]. 中国电子科学研究院学报,2020,15(10):977-983.
- [19] 陈道争,江倩.基于卷积神经网络和迁移学习的肺结节检测[J]. 计算机工程与设计,2021,42(1):240-247.