

基于改进Efficientnetv2模型的铁矿石图像分类方法

吕一鸣, 王激扬

引用本文

吕一鸣, 王激扬. [基于改进Efficientnetv2模型的铁矿石图像分类方法](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(6A): 230600212-6.

LYU Yiming, WANG Jiyang. [Iron Ore Image Classification Method Based on Improved Efficientnetv2](#)[J]. Computer Science, 2024, 51(6A): 230600212-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向产线AI质检的少样本评测方法研究和验证](#)

Study and Verification on Few-shot Evaluation Methods for AI-based Quality Inspection in Production Lines

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700086-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700086>

[基于SAMNV3的滚动轴承智能故障诊断方法](#)

Intelligent Fault Diagnosis Method for Rolling Bearing Based on SAMNV3

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700167-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700167>

[基于BERT和CNN的药物不良反应个案报道文献分类方法](#)

Literature Classification of Individual Reports of Adverse Drug Reactions Based on BERT and CNN

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400049-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400049>

[基于LSTM和注意力机制的远程会诊需求预测](#)

Forecasting Teleconsultation Demand Based on LSTM and Attention Mechanism

计算机科学, 2024, 51(6A): 230800119-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230800119>

[结合图卷积神经网络和集成方法的推荐系统恶意攻击检测](#)

Malicious Attack Detection in Recommendation Systems Combining Graph Convolutional Neural Networks and Ensemble Methods

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700003-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700003>

基于改进 Efficientnetv2 模型的铁矿石图像分类方法

吕一鸣 王激扬

沈阳工业大学人工智能学院 沈阳 110870

(15242810481@163.com)

摘要 随着当今世界的飞速发展,各种高楼大厦林立,对于铁以及钢材的需求日益增加,随之而来的对于铁矿石的需求也逐年上涨,由于铁矿产业是对不可再生资源的开采,因此对铁矿石进行分类,提高铁矿石的利用效率就变得极其重要。为了提高铁矿石的分类速度以及分类准确率,文中提出了一种基于卷积神经网络和注意力机制的铁矿石图像分类方法。该方法不需要对输入的图像进行手工提取特征,通过深度学习模型框架来弥补传统图像处理算法的不足,实现对铁矿石准确、高效的分类,可以较好地识别多种类型的铁矿石。对于铁矿石的3种基本类型具有较好的分类效果以及准确率。实验结果证明,所提方法在数据集上的准确率达到88.46%,相比其他算法模型,其模型训练时间更短,性能更优。利用深度学习的方法,部署自动化铁矿石分类模型,对于社会发展有重要意义。

关键词:卷积神经网络;注意力机制;深度学习;铁矿石分类;图像分类

中图分类号 TP391

Iron Ore Image Classification Method Based on Improved Efficientnetv2

LYU Yiming and WANG Jiyang

College of Artificial Intelligence, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China

Abstract With the rapid development of the world today, a variety of high-rise buildings, the demand for iron and steel is increasing, and the demand for iron ore is also rising year by year. Because the iron ore industry is the exploitation of non-renewable resources, it is extremely important to classify iron ore and improve its utilization efficiency. In order to improve the classification speed and accuracy of iron ore, an iron ore image classification method based on convolutional neural network and attention mechanism is proposed. It does not need to manually extract features from the input images. Through the deep learning model framework, it makes up for the shortcomings of traditional image processing algorithms, realizes accurate and efficient classification of iron ore, and can better identify various types of iron ore. It has good classification effect and accuracy for the three basic types of iron ore. Experiments show that the accuracy of the proposed method on the data set reaches 87.46%. Compared with other algorithm models, the model training time is shorter and the performance is better. Using deep learning methods to deploy automated iron ore classification models is of great significance to social development.

Keywords Convolutional neural network, Attention mechanism, Deep learning, Iron ore classification, Image classification

1 引言

随着时代发展,我国铁矿石供需矛盾尖锐,全球铁矿石价格波动异常频繁,对我国钢铁行业高质量可持续发展形成阻碍,这与我国铁矿资源分布不均、贫矿多、选矿成本高等密切相关。我国铁矿资源总量丰富,总保有储量矿石为463亿吨,平均铁矿石品位只有34.5%,这就造成了虽然我们有较大的铁矿石储量,但是国内开采难度较大,并且由于我国的经济不断发展,各个行业对铁的需求量也越来越大。因此,需要更高科技的技术方法对铁矿石进行迅速且精准的分类识别。

Niu等采用Adobe Photoshop等图像处理软件,以颜色识别为基础对不同矿物进行工艺矿物学测定,得到了相关矿物参数,相比传统人工测量提高了效率^[1];Gomes等提出了一种根据质地类型对铁矿石中赤铁矿晶体进行识别、测量和分类的自动方法,该方法利用圆偏振光放大赤铁矿晶体之间的亮度和颜色差异,使其个体化,并随后进行形态分析和分类,

经过对5400多颗晶体测试,准确率接近98%,每类准确率在96%以上^[2];Iglesias等采用电动和计算机控制的反射光显微镜,获取覆盖大面积抛光部分的图像对数千个颗粒进行成像,从而自动分割致密赤铁矿^[3];Delbem等开发了一种数字图像分析系统,从矿石光薄片数字图像中区分石英矿物和环氧树脂,使用典型的巴西铁矿石进行了表征研究以及模态和释放分析,结果表明可对样品中的石英矿物以及氧化铁和氢氧化物矿物进行分类和量化^[4];Mengko等提出建立RGB和HIS颜色模型用于矿物的颜色分析和纹理分析,从而解释相关物理现象,实现矿物识别和分类^[5];Ye等提出了通过统计图像中每种矿物的像素数量测定矿物含量,进而采用混淆矩阵评价含量和测定精度^[6]。近几年,随着机器视觉的进步,科研人员将目光投向了挑战更高、实用性更强的矿相和矿石分类,如Liu等使用岩石数据样本,训练了一个基于LS-SVM的岩石细观图像分类机,通过该模型提取了岩石细观结构^[7]。Liu等基于协同表示的多特征融合稀疏分类器对岩石进行

分类,在区分岩石中的石英成分和长石成分任务中表现出了良好的性能^[8]。

2 相关工作

2.1 Efficientnet

EfficientNet 是一种高效的卷积神经网络架构,由谷歌团队于 2019 年提出。该网络的设计目标是在保持模型准确性的同时,尽可能减少模型的计算量和参数量。EfficientNet 通过改进网络深度、宽度和分辨率来实现模型的高效性。

EfficientNet 的设计思路源自于一个基本观察:网络深度、宽度和分辨率是影响模型准确性和计算效率的 3 个主要因素。然而,在传统的网络设计中,这 3 个因素往往是独立调整的,浪费了大量的计算资源。因此,EfficientNet 提出了一种新的方法,即同时优化深度、宽度和分辨率,以获得更好的效果。

具体来说,EfficientNet 使用了一种称为 Compound Scaling 的策略,该策略通过在所有网络规模(深度、宽度和分辨率)上均匀地扩大它们的大小来进行优化。这种均匀扩大的方式可以保持网络的平衡,避免了过度拟合或欠拟合的问题。同时,EfficientNet 还使用了一种称为 EfficientNet-B0 到 EfficientNet-B7 的模型缩放系数,这些系数在不同网络规模下平衡了模型的准确性和计算效率。

EfficientNet 自提出以来,在计算机视觉领域取得了显著的发展。它在多个图像分类和目标检测竞赛中取得了最先进的性能。此外,EfficientNet 还被广泛应用于移动设备和嵌入式系统中,因为它能够在有限的计算资源下实现较高的准确性。

除了在计算机视觉领域的成功应用外,EfficientNet 还被应用于其他领域,如自然语言处理和语音识别。通过将 EfficientNet 的思想应用于不同的任务和领域,研究者们已经提出一系列的改进和变种,进一步推动了 EfficientNet 的发展。

EfficientNet 是一种高效的卷积神经网络架构,它通过优化网络的深度、宽度和分辨率来实现模型的高效性。它在计算机视觉和其他领域的应用中取得了显著的成果,并且在未来有望继续发展和应用。EfficientNetV2^[13-14] 比先前的模型功能更为强大,在收敛速度与精度上都有较大的提升。本文提出了一种基于 EfficientNetV2 与结构重参数化模型进行图像目标识别,将其中的注意力机制替换为最新的 sk 注意力机制,提升模型的收敛精度与减少模型参数含量。图 1 和图 2 给出了 MBConv 与 Fused-MBConv 模块。

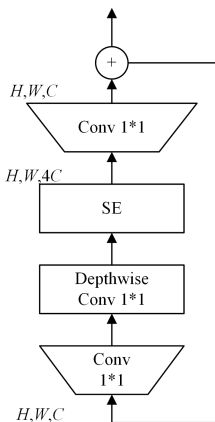


图 1 MBconv 模块

Fig. 1 MBconv module

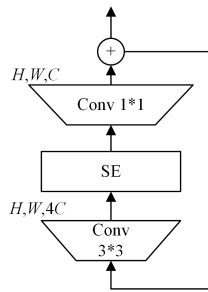


图 2 Fused-MBConv 模块

Fig. 2 Fused-MBConv module

EfficientNetV2 网络在原本 EfficientNetV1 网络的浅层中引入了 Fused-MBConv 模块,模块结构发生变化,Fused-MBConv 是在原来的 MBConv 结构的基础上,用 1×1 的卷积层替换了原本结构中的 1×1 的卷积层和深度可分离 3×3 卷积层,该网络模块替换 v1 网络浅层的 MBConv 层后进行训练,能够显著提升训练速度。EfficientNetV2 模型将原本 EfficientNetV1 中卷积核大小为 5×5 的部分全部用 3×3 代替,降低输入/输出通道增加倍率值的大小,移除 EfficientNetV1 中第 8 个 stage,进一步降低内存访问产生的开销并提高训练速度。

2.2 ShuffleNet

ShuffleNet 是旷视科技最近提出的一种计算高效的 CNN 模型,其与 MobileNet 和 SqueezeNet 等一样主要是想应用在移动端。因此,ShuffleNet 的设计目标也是如何利用有限的计算资源来达到最好的模型精度,这需要很好地平衡速度和精度。ShuffleNet 的核心是采用了两种操作,即 point-wise group convolution 和 channel shuffle,这在保持精度的同时大大降低了模型的计算量^[9-12]。

2.3 网络搜索技术 NAS

神经网络搜索(Neural Architecture Search, NAS)是一种自动设计神经网络的技术,可以通过算法根据样本集自动设计出高性能的网络结构,在某些任务上甚至可以媲美人类专家的水准,甚至发现某些人类之前未曾提出的网络结构,这可以有效地降低神经网络的使用和实现成本。

NAS 的原理是给定一个称为搜索空间的候选神经网络结构集合,用某种策略从中搜索出最优网络结构。神经网络结构的优劣即性能用某些指标如精度、速度来度量,称为性能评估。

3 基于改进 Efficientnetv2 模型铁矿石图像分类算法研究

本研究以搭建低消耗高精度的铁矿石分类模型为目的,以轻量级网络 Efficientnetv2 为主干网络,在网络浅层考虑到丰富的空间信息,使用通道和空间注意力机制更新浅层模块,将 MBConv 中的 1×1 卷积层替换为 ShuffleNet 模块,在训练过程中,采用迁移学习的方法加快训练速度。其模型整体结构如图 3 所示。新的网络在浅层不仅考虑通道上的重要特征,而且能有效捕获到大量的空间特征信息,大量提高训练速度。使用改进后的 Efficientnetv2 能够有效提高分类准确率,与其他主流网络的性能相比更有竞争力。

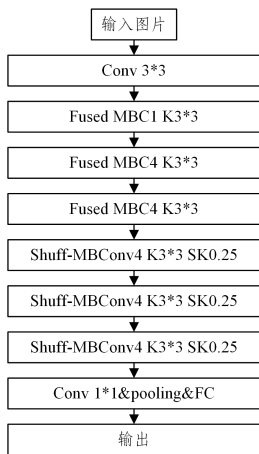


图 3 改进后 Efficientnet 模型的流程图

Fig. 3 Flowchart of improved Efficientnet model

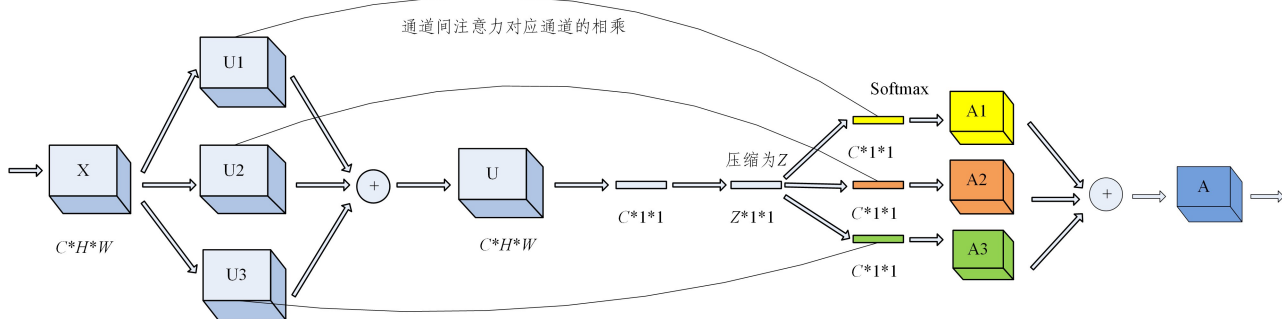


图 4 SK 结构

Fig. 4 SK structure

3.2 Shuff-MBconv 模块

图 5 给出了转换前后的 Shu-MBconv 模块。

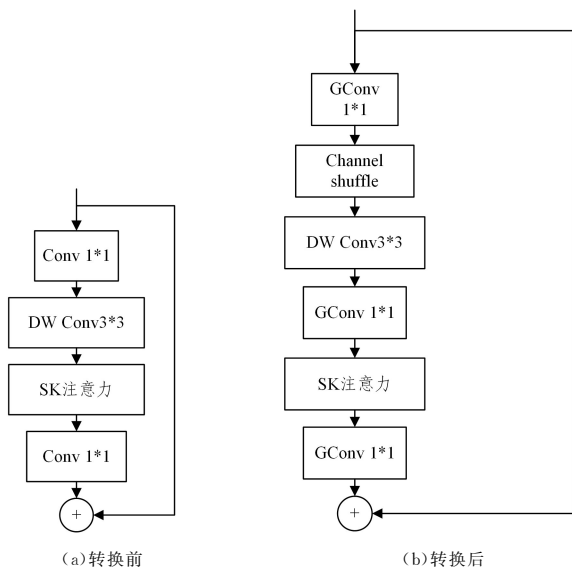


图 5 转换前后的模块

Fig. 5 Modules before and after conversion

原始的 Efficientnetv2 由浅层的 Fused-MBconv 和深层的 MBconv 组成,由于浅层特征图含有大量的空间信息,因此在本研究中浅层使用 SK 注意力机制,能够同时兼顾通道和空间方向上的细节特征。为此,我们将 SK 机制嵌入 Fused-MBconv 中,并将 MBConv 中的 1×1 卷积层转换为 ShuffleNet 模块,在网络训练阶段,改变后的卷积会减

3.1 SK 注意力机制

SK 模块,是一种通道注意力模块,是在 SK-Nets 中提出的,SK 模块可以被用于 CV 模型,能提取模型精度,常常被应用于视觉模型中。支持即插即用,它能对输入特征图进行通道特征加强,而且最终 SK 模块输出,不改变输入特征图的大小。它在 SE 注意力模型的基础上进行改进,SK 在学习通道注意力信息中,通过网络自己学习来选择融合不同感受野的特征图信息,SK 是 Selective Kernel 的缩写,意思是选择卷积核,它能使用不同尺寸的卷积核,对输入特征图进行特征提取,然后自动选择合适的卷积核所提取出来的信息,不同大小的感受视野(卷积核)对于不同尺度(远近、大小)的目标会有不同的效果。对输入特征图中的不同大小物体,自动选择对应的卷积核来提取特征,生成通道注意力信息。SK 的整体结构如图 4 所示。

轻有限数量的通道来满足复杂性约束的影响,这会提升准确性。为了解决多个组卷积堆叠在一起产生的副作用,在分组卷积后添加了 channel shuffle 模块,用于解决来自某个通道的输出仅来自一小部分输入通道的问题。Chen 等对 ShuffleNet 模型进行改进,一方面在一定程度上去除复杂背景等干扰信息,另一方面降低了模型对位置过于敏感的问题。使模型学习到更重要的疾病特征,减少复杂背景等信息的干扰,提高网络性能。Li 等使用 ShuffleNet 来分析不同手势 RDM 图像的模式,对手势进行分类,也取得了不错的效果。

3.3 训练感知 NAS

NAS 搜索旨在共同优化现代加速器的准确性、参数效率和训练效率。具体来说,本文主要使用 EfficientNetV2,本文的搜索空间是一个基于阶段的因式分解空间,它由卷积运算类型 {MBConv, fuse-MBConv}、层数、内核大小 { $3 \times 3, 5 \times 5$ }、展开比 {1, 4, 6} 的设计选择组成。另一方面,我们减小了搜索空间的大小,删除了不必要的搜索选项,如池跳过操作,因为它们从未在原始的 EfficientNet 中使用,从主干中重用相同的通道大小,因为它们已经在 (Tan & Le, 2019a) 中进行搜索。由于搜索空间更小,我们可以应用强化学习或简单地在具有与 EfficientNet 更大的网络上随机搜索。具体来说,我们对多达 1000 个模型进行采样,并在减小图像大小的情况下对每个模型进行大约 10 个 epoch 的训练。

3.4 迁移学习

深度神经网络中模型的泛化能力决定着在验证集上的表

现能力,大量的数据对网络的性能提升是非常可观的,然而在某个小领域的应用中很难找到大量的数据训练模型,卷积神经网络模型在小型数据集训练中难以收敛,但我们可以获得在 ImageNet 上训练好的模型,因此迁移学习采用的方法是在大数据集上训练得到的权重作为该任务的初始化权重,这样既可以避免因数据量小造成的过拟合现象,又可以使模型直接继承更多的一般特征提取能力。

对于改进模型的部分,由于结构已经发生改变,无法导入原模型的初始化参数,在导入权重时应跳过。

4 实验与结果

由于铁矿石分类工作缺乏公开的标准数据集,本文采用课题组收集的数据集在不同网络上进行对比实验。经实验验证,本文方法能够对铁矿石实现快速、准确的分类。

4.1 数据集以及环境

本文采用铁矿石数据集进行研究,该数据集是由本课题组通过网络爬虫和实地拍摄完成的。数据集包括 3 种常见的铁矿石图像,数据集存在严重的数据量不平衡问题。为了解决数据集不平衡带来的问题,本文先对数据进行均衡化处理,并通过随即裁剪和翻转的方式对所有数据集进行简单的扩充。在扩充前将 90% 的数据划分出来充当训练集,其余数据用于测试。

实验平台配置如下:i5-11500,操作系统为 windows10,python 版本为 3.7,使用的深度学习框架为 pytorch1.7。

采用准确率 Acc(Accuracy)、 F_1 (F-score)作为铁矿石分类结果的衡量指标,采用参数量 P (Params)衡量模型的大小,Occ(Occupancy)衡量模型训练时 GPU 的占用内存,模型的推理速度采用平均时间(T_{avg})衡量。各衡量指标具体的计算式如式(1)、式(2)所示:

$$A_c = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$F_1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (2)$$

其中, TP 表示正类预测准确的数量, TN 表示负类预测准确的数量, FP 表示负类预测错误的数量, FN 表示正类预测错误的数量。

$$P = \sum(H \times W \times C_{in1} + 1) \times C_{out1} + \sum(C_{in2} + 1) \times C_{out2} \quad (3)$$

其中, H 表示卷积核高度, W 表示卷积核宽度, C_{in1} 表示输入通道数, C_{out1} 表示输出通道数, C_{in2} 表示全连接层输入节点数, C_{out2} 表示全连接层输出节点数, P 表示所有卷积层参数与所有全连接层参数的和。

$$T_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^N T_i}{N} \quad (4)$$

其中, N 表示测试图片的数量, t_i 表示第 i 张图片推理的耗时, T_{avg} 表示单张图片的平均耗时。

4.2 消融实验

为了证明本研究提出的改进点对基础模型的性能提升都有贡献,设置消融实验。为验证所提改进结构的有效性,按新的网络结构表搭建出所提结构,消融实验结果如表 1 所列。可以看出,通过改进模型的结构,模型在准确度相差不大的情况下参数量有明显的下降,运行时间缩短了 8s。

表 1 消融实验结果

模型	Acc%	P	T_{avg}/ms
Efficientnetv2	88.2	3.6×10^6	39.20
本文算法	88.5	3.57×10^6	31.32

为了提高模型的推理速度,本文优化了模块的堆叠次数和网络层的通道数,在保证模型精度的情况下,极大地减少了参数量,缩短了运行时间。

本文模型能够提升模型的特征提取能力,进一步提升模型分类速度。与基础的 Efficientnetv2 相比,所提模型的参数量减少了约 60%,单张图片推理的平均时间缩短了 4.18ms,实现了推理速度的提升。因此,消融实验证明了本文所提改进点的有效性,所提模型是一种低消耗、高精度的铁矿石分类模型。

4.3 实验结果及分析

本研究选取当下流行的多种神经网络进行实验对比,以证实本文模型的有效性。对比实验模型包括 Resnet, Resnet, MobilenetV3 等,分别使用上述模型在本研究的自建数据集铁矿石数据集中进行训练。在训练过程中,记录每一个训练周期的训练集损失和测试集准确率,以便及时掌握模型的训练情况,确保各个模型在收敛的状态下完成训练。各个模型在铁矿石数据集上的训练结果如图 6 和图 7 所示。

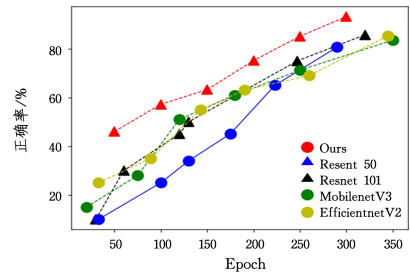


图 6 各个模型的正确率

Fig. 6 Accuracy of each model

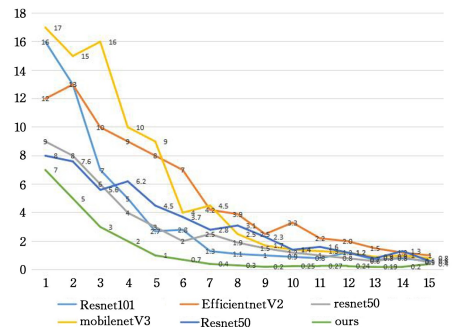


图 7 各个模型 loss

Fig. 7 The loss for the individual models

图中, E 为训练的迭代周期, A 为测试准确率, L 为训练损失。从训练曲线可知,虽然 EfficientnetV2 网络采用了轻量级的架构,但它在铁矿石分类任务上仍然取得了优异成绩,训练结果优于 MobilenetV3, Resnet50, Resnext50 等。本研究算法基于 EfficientnetV2 网络进行了改进,准确率分别比 Resnet101, EfficientnetV2 提高了 0.6% 和 1.2%。其原因如下: 1) EfficientnetV2 本身是优秀的轻量级网络,在训练速度、推理速度和测试准确率等方面优于之前的网络; 2) 本文算法在网络浅层引入 SK 结构,在通道及空间维度上集成了注意力机制,使得重要的特征得到加强,而不重要的特征得到抑制,

相比原始的 EfficientnetV2,网络在增加一定参数的前提下,能够捕获浅层更丰富的空间特征信息;3)使用迁移学习的策略,利用模型在大规模数据集上的权重,在相似任务中能够更好地初始化网络参数,进而提升模型的性能。

为了进一步分析本文算法在其他分类任务场景下的性能提升效果,添加公共数据集 Dogs 进行对比实验。在测试集上的分类精度如表 2 所列,表中 Acc 为模型在数据集上的测试准确率。可以看出,本文算法在数据集上的测试准确率为 88.56%,仅次于 Resnet101 模型。EfficientnetV2 的准确率低于 Resnet101 的原因是 Resnet101 网络太深,模型复杂,在大型数据集上往往能取得更好的学习效果。但 Resnet101 网络体积过大,不能保证实时性,在计算资源有限的场景下难以部署。因此,本文算法同样适用于其他分类任务,在复杂的场景下仍能保持较高准确率。

表 2 各模型的准确率

Table 2 Accuracy of each model

Models	Acc/%	T _{avg} /ms
Resnet50	78.65	50.40
Resnext50	80.49	45.20
Resnet101	89.32	70.10
MobilenetV3	81.13	41.20
EfficientnetV2	87.29	39.20
Ours	88.46	31.32

将本文算法预测结果进行可视化测试,选取一组常见的真实场景下的铁矿石图像,将图像传入模型中进行识别,结果如图 8—图 10 所示。

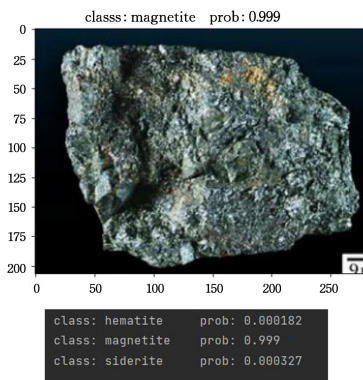


图 8 磁铁矿识别

Fig. 8 Magnetite identification



图 9 赤铁矿识别

Fig. 9 Hematite identification

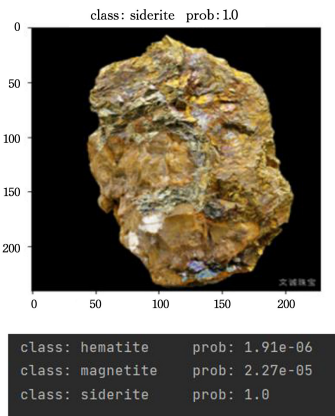


图 10 菱铁矿识别

Fig. 10 Identification of siderite

可以看出,在不同环境下,模型能够准确地识别出铁矿石种类。因此,本文提出的改进的 EfficientnetV2 模型是高精度、低消耗的网络模型。

结束语 针对传统图像分类速度较慢的问题,本文通过改进 EfficientnetV2 模型,结合迁移学习的技术实现了对铁矿石的快速、准确分类。相比以往流行的深度学习模型,本文改进算法在铁矿石数据集上实现了较高的测试准确度,且训练时间和推理时间都较短。但在应用中,铁矿石的种类繁多,形式各种各样,因此建立更全面的数据集十分必要,这是下一步研究的方向之一。另一方面,部分铁矿石外观特征较为相似,如果处理不当会对后续操作产生影响,细分多分类识别面临的挑战更加艰巨,研究也更有价值,这也是我们下一步需要进行的研究。

参考文献

- [1] NIU F S,ZHANG Y,NIE Y M. Application of Image Processing Technology in Process Mineralogy Research [J]. Metal Mine,2010(5):92-95,103.
- [2] GOMES O F M,IGLESIAS J C A,PACIORNIK S, et al. Classification of hematite types in iron ores through circularly polarized light microscopy and image analysis[J]. Minerals Engineering,2013,52:191-197.
- [3] IGLESIAS J C Á,AUGUSTO K S,GOMES O F M, et al. Automatic characterization of iron ore by digital microscopy and image analysis[J]. Journal of Materials Research and Technology,2018,7(3):376-380.
- [4] DELBEM I D,GALÉRY R,BRANDÃO P R G, et al. Semi-automated iron ore characterisation based on optical microscope analysis: quartz/resin classification [J]. Minerals Engineering, 2015,82:2-13.
- [5] MENGKO T R,SUSILOWATI Y,MENGKO R, et al. Digital image processing technique in rock forming minerals identification[C]// IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems. Electronic Communication Systems. (Cat. No. 00EX394) (APCCAS 2000). IEEE,2000:441-444.
- [6] YE R Q,NIU R Q,ZHANG L P, et al. Mineral Content Determination and Accuracy Evaluation Based on Image Classification [J]. Journal of China University of Mining & Technology,2011, 40(5):810-815.

- [7] LIU Y B, CAO S G, LIU Y C. Discussion on rock mesoimage analysis method based on LS-SVM[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008(5): 1059-1065.
- [8] LIU J X, TENG Q Z, WANG Z Y, et al. Classification of multi-feature fusion rocks based on co-representation[J]. Computer Applications, 2016(11): 1894-1898.
- [9] PENG H X, XU H M, LIU H Y. Lightweight crop pest identification model based on improved ShuffleNet V2[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(11): 161-170.
- [10] ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al. Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 6848-6856.
- [11] LI L, QU H G, SUN J L. Face Image Quality Evaluation Method Based on ShuffleNet[J]. Electronic Technology and Software Engineering, 2021(7): 132-135.
- [12] HONG H Q, HUANG F H. Crop disease identification algorithm based on lightweight neural network[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2021, 52(2): 239-245.
- [13] SUNIL C K, JAIDHAR C D, PATIL N. Cardamo Plant Disease Detection Approach Using EfficientNet V2 [J]. IEEE Access, 2021, 10: 89-804.
- [14] LIU D, WANG W, WU X, et al. Efficient Netv 2 Model for Breast Cancer Histopathological Image Classification[C]// 2022 3rd International Conference on Electronic Communication and Artificial Intelligence(IWECAD). IEEE, 2022: 384-387.



LYU Yiming, born in 1998, postgraduate. His main research interests include control engineering and artificial intelligence.



WANG Jiyang, born in 1986, Ph.D. His main research interests include modeling and control of complex industrial processes, image processing and machine learning.