

一种高精度微孔板浑浊度识别网络

李西明¹, 马李晓¹, 曾晓银¹, 王璇¹, 孙坚², 郭玉彬¹

(1. 华南农业大学数学与信息学院, 广东 广州 510642; 2. 华南农业大学兽医学院, 广东 广州 510642)

摘要: 提出一种基于卷积神经网络的高精度微孔板浑浊度分类算法。该算法主要将传统图像处理技术与卷积神经网络技术相结合, 通过传统图像处理算法将圆孔从自然拍摄的微孔板图像中切割下来, 并将切割下来的圆孔图像制作成圆孔数据集, 用于网络模型的训练、评估和测试。同时, 通过深度学习技术, 设计并训练多个基于深度可分离卷积核的卷积神经网络模型, 然后筛选出评估准确率最高的浑浊度分类模型, 应用于圆孔识别系统, 从而可提高研究人员的工作效率。

关键词: 图像分类; 深度学习; 卷积神经网络

中图分类号: TP393

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2020.10.011

A High Precision Microporous Plate Turbidity Identification Network

LI Xi-ming¹, MA Li-xiao¹, ZENG Xiao-yin¹, WANG Xuan¹, SUN Jian², GUO Yu-bin¹

(1. College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

2. College of Veterinary Medicine, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: A high precision microporous plate turbidity classification algorithm based on convolutional neural network is proposed. This algorithm mainly combines the traditional image processing technology with the convolutional neural network technology. Through the traditional image processing algorithm, round holes are cut from the microporous plate images taken naturally, and the cut round hole images are made into round hole data sets for the training, evaluation and testing of network models. At the same time, through the deep learning technology, multiple convolutional neural network models based on the depth-separable convolution kernel are designed and trained. Then, the turbidity classification model with the highest evaluation accuracy is selected and applied to the circular hole identification system, thus improving the work efficiency of researchers.

Key words: image classification; deep learning; convolutional neural network

0 引言

细菌药物敏感性实验(Antimicrobial Susceptibility Test, AST), 简称药敏试验, 是一种定量测定微生物对抗菌药物耐受程度的实验方法^[1]。在当前我国耐药性普遍存在的情况下, 它是耐药监测与控制的主要技术手段, 利用药敏实验结果才能获取监测范围内致病细菌感染发生率及耐药动态、预测耐药趋势及抗菌药物治疗效果, 进而指导临床用药、研究细菌耐药机理^[2]。

目前常用的药敏实验方法大致分为传统方法和分子生物学手段 2 大类^[3]。当对大批量细菌进行多种抗菌药物的敏感性测试时, 传统的药敏实验方法由于工作量大, 费时费力, 而使用分子生物学的方法又需要一些昂贵的设备以及特殊的试剂, 并不适用于基层养殖场。因此大部分养殖场, 特别是中小型养殖场主要使用的药敏实验方法还是传统方法, 其中使用最多的是微量肉汤稀释法^[2-3]。

微量肉汤稀释法实验目前主要是通过实验员肉眼观察实验试剂盒各圆孔的浑浊度变化来确定最低

收稿日期: 2020-02-15; 修回日期: 2020-03-07

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0501300); 国家基金海外合作重点项目(30520103918); 广东省农业厅省级乡村振兴战略专项项目(粤农计[2018]54号)

作者简介: 李西明(1974—), 男, 山东临清人, 副教授, 博士, 研究方向: 图像处理, 信息安全, E-mail: liximing@scau.edu.cn; 马李晓(1997—), 男, 本科生, 研究方向: 图像处理, E-mail: 1769792909@qq.com; 曾晓银(1995—), 女, 硕士研究生, 研究方向: 图像识别, E-mail: 1649028910@qq.com; 王璇(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 网络安全密码学, E-mail: 1422916521@qq.com; 孙坚(1984—), 男, 教授, 博士, 研究方向: 细菌耐药及进化机制, 耐药性逆转, E-mail: jiansun@scau.edu.cn; 郭玉彬(1973—), 女, 山东临清人, 副教授, 博士, 研究方向: 图像处理, 信息安全, E-mail: guoyubin@scau.edu.cn。

抑菌浓度(Minimal Inhibitory Concentration, MIC)^[4]。MIC 表示微生物对某一药剂的敏感性, MIC 值越高说明该微生物对该药剂的敏感性越低。这种读取结果方法受实验员主观因素影响, 误判率高且效率低。另外这种人工读取数据的方法对实验人员眼力、体力也是一个严重考验, 难以长时间连续工作。而近年国内外市场出现的一些基于微量肉汤稀释法的药敏试剂盒和实验结果快速检测的软硬件系统, 例如赛默飞全自动微生物鉴定及药敏分析仪器系列^[5], 这些仪器一般较昂贵、实验条件要求复杂, 无法支持我国基层养殖场, 特别是中小型养殖户批量测试的需求。

近年来人工智能技术取得重要突破, 进而引领了计算机视觉、听觉等技术的发展, 尤其是物体识别方面^[6]。目前著名的 ImageNet 挑战赛的物体识别正确率已经达到人类水平, 物体识别问题已经基本解决, 当前计算机视觉正在向物体关系理解、场景识别、与语言理解结合等方向发展^[7], 相关研究成果可解决更多应用问题。

深度神经网络通过组合低层特征形成更抽象的高层表示属性类别或特征, 以发现数据的分布式特征表示^[8]。在深度神经网络结构中, AlexNet^[9]、Inception^[10]、MobileNet^[11]等卷积神经网络因为在图像分类中的出色表现而受到研究者的广泛关注。目前这些神经网络模型已集成到流程的主流深度学习框架, 供开发者使用。

随着人工智能的快速发展, 各个行业都开始融合人工智能技术。在音频领域中, 将音乐文件转化为相对应的频谱图, 借助卷积神经网络在图像识别中的出色表现及循环神经网络在时序性的良好表现, 对转化后的频谱图进行多类别识别, 从而提高音乐分类的精确度^[12]。在医学领域中, 通过构建三维卷积神经网络对脑肿瘤图像进行分割, 极大地提高了医护人员对脑肿瘤的研究效率^[13]。而在生物化学领域中, 以微孔板为载体的各种药敏实验, 依旧采用人工读取实验结果或采用相应的专业仪器进行实验记录^[14]。但微孔板实验结果众多, 人工读取不但效率低下, 而且容易出错。而专业的读取仪器费用昂贵, 给研究带来很大的开销。

因此, 本文将卷积神经网络应用于药敏实验领域, 基于卷积神经网络设计一个分类网络模型对药敏实验中使用的微孔板的 96 个圆孔的实验结果进行分类。后续可基于该网络模型判读的 96 个圆孔结果和微孔板药物浓度分布信息进一步计算得出细菌耐药实验的 MIC 值, 可提高 MIC 值计算的精度和判读效率。该方法不需额外地添加仪器, 即硬件代价零成

本; 同时使重复的微孔板实验结果读取及众多的实验记录工作变得更轻松、更快捷, 使研究人员有更多的精力及时间去研究主体内容。

1 研究基础

1.1 图像的边缘检测

图像的边缘检测是在二值化图像或灰度图像中找出亮度变化明显的边缘位置。通过边缘检测处理去除与目标特征无关的像素点, 从而减少了数据量, 并显著地保留了图像中的目标特征。通常在边缘检测处理过程中, 使用高斯滤波对图像进行预处理, 以降低图像中的噪声。目前, 边缘检测的计算方法主要分为基于搜索和基于零交叉这 2 大类。

1) 基于搜索的边缘检测方法主要是根据边缘强度构造出一阶导数, 并采用梯度方向计算出边缘的局部方向。目前常用的一阶导数的检测算子有 Sobel 算子^[15]、罗盘算子^[16]等。

2) 基于零交叉的边缘检测方法是由图像直接得出二阶导数的零交叉点, 并通过零交叉点确定目标的边缘位置。目前常用的二阶导数的检测算子有 Canny 算子^[17]、Laplacian 算子^[18]等。

1.2 卷积神经网络

近年来, 深度学习技术再次成为研究人员的研究热点, 各种深层神经网络的算法层出不穷, 如 VGG^[19]、ResNet^[20]、DenseNet^[21]等。由于神经网络的性质, 为了获得更好的性能, 网络层数不断增加。这种方式虽然使得网络性能得到了提高, 但随之而来的就是效率问题。因此近年来涌现出不少轻量化网络模型。轻量化模型设计主要思想在于设计更高效的卷积方式, 从而使网络参数减少的同时, 不损失网络性能。在 2017 年, Howard 等人^[11]在传统卷积核上进行了改进, 提出了深度可分离卷积核的概念, 即将大小为 3×3 、深度为 N 的传统卷积核拆分成大小为 3×3 、深度为 M 的深度可分离卷积核和大小为 1×1 、深度为 N 的普通卷积核, 在保证准确率的基础上极大地提升了运行速度, 从而实现在移动设备上快速地运行神经网络模型。随着对抗网络(GANs)的提出与发展, Odena 等人^[22]提出了 ACGAN 网络模型。ACGAN 网络模型是一种半监督的图像分类网络, 将对抗网络中的判别器设置成一种多分类器, 然后通过生成器对没有做标签的图像进行增强识别, 最后在手写数字集上取得了 99% 的准确率。ACGAN 网络的提出, 极大地减轻了研究人员对深度学习标注数据工作的负担, 通过人工对少部分图像进行精确标注, 然后把没有标注和标注的图像放进网络中进行学习, 从而

使百万级甚至百万亿级的数据集用于神经网络模型的训练成为可能。

综上,可以发现深度学习技术仍在快速发展,并且应用领域也变得越来越广,从最初的图像分类到现在的目标跟踪、图像生成,都离不开深度学习技术。因此,将基于卷积神经网络的深度学习算法应用于微孔板的浑浊度分类必然能提升识别的精度,从而有效地帮助研究人员对药敏检测结果的读取。

2 实验设计

本文的实验首先通过微孔板切割算法和圆孔切割算法生成圆孔数据集,然后将数据集用于浑浊度分类模型的训练、评估和测试,最后根据评估的结果筛选出识别精度最高的圆孔浑浊度模型。

2.1 圆孔数据集介绍与制作

药敏实验中使用的微孔板如图 1 所示,一块微孔板共有 96 个圆孔。圆孔浑浊度分类网络就是对从微孔板切割出来的各个圆孔的浑浊度进行分类。圆孔的浑浊度分为 2 类,分别为浑浊和清晰,其中浑浊代表该圆孔为有细菌生长的一类,清晰代表该圆孔为无细菌生长的一类。本文的微孔板由国家兽医微生物耐药性风险评估实验室提供,其中每张微孔板的 96 个圆孔的浑浊度(即分类结果)均由该实验室的专业人员判断认定。

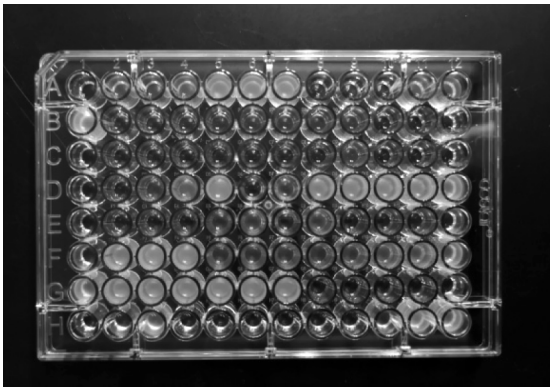


图 1 微孔板图像

训练圆孔浑浊度分类网络需要大量圆孔数据集。因此本文首先需制作圆孔数据集,该过程简单描述如下:

首先利用传统的图像处理算法,对自然拍照下的微孔板图像进行图像预处理,然后基于边缘检测算法原理对预处理后的二值图像进行边界拟合,从而计算出微孔板的 4 个顶点坐标,最后利用微孔板圆心、半径与微孔板的长宽比例不变将圆孔从微孔板上切割出来。

本文最终收集到的圆孔图像数据集共有 36456 幅。根据肉眼的区分情况及圆孔切割的准确程度,将

数据集划分为 4 种级别样本集:

- 1) easy: 简单样本集。肉眼可以很容易区分浑浊度且切割准确的圆孔图像。
- 2) difficult_0: 中等难度样本集。由一部分简单样本集的图像和一部分困难样本集的圆孔图像组成。
- 3) difficult_1: 困难样本集。肉眼很难区分浑浊度且切割准确的圆孔图像。
- 4) difficult_2: 超级困难样本集。指肉眼很难区分,且切割不准确的圆孔图像。

这 4 种级别的图像如图 2 所示。样本集图像分布情况如表 1 所示。

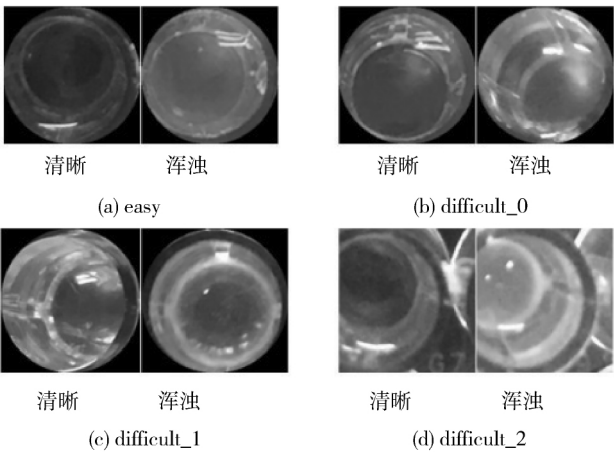


图 2 圆孔图像

表 1 样本集图像分布

级别	清晰/幅	浑浊/幅	总数/幅
easy	10345	8954	19299
difficult_0	6543	4326	10869
difficult_1	2456	1789	4245
difficult_2	1056	987	2043

2.2 卷积神经网络结构设计

表 2 网络结构

各层名称	卷积核大小及深度	步长	输入大小
Conv_0	3 × 3 × 32	2	224 × 224 × 3
DepthConv_1	3 × 3 × 64	1	112 × 112 × 32
DepthConv_2	3 × 3 × 128	2	112 × 112 × 64
DepthConv_3	3 × 3 × 128	1	56 × 56 × 128
DepthConv_4	3 × 3 × 256	2	56 × 56 × 128
DepthConv_5	3 × 3 × 256	1	28 × 28 × 256
DepthConv_6	3 × 3 × 512	2	28 × 28 × 256
DepthConv_7	3 × 3 × 512	1	14 × 14 × 512
DepthConv_8	3 × 3 × 1024	2	14 × 14 × 512
DepthConv_9	3 × 3 × 1024	1	7 × 7 × 1024
AvgPool_10	7 × 7	1	7 × 7 × 1024
FC_11	-	-	1024
Softmax	-	-	2

本文的重点是设计神经网络中的卷积层,使神经网络提取到的图像特征更明显。但基于切割的圆孔数量并不多,不适合复杂网络的训练,且可分离卷积核有更快的运算速度,本文设计一个 12 层的神经网络结构,如表 2 所示,其中 Conv 表示使用传统卷积核的卷积层,DepthConv 表示使用深度可分离卷积核的卷积层,AvgPool 表示平均池化层,FC 表示全连接网络层,并且在计算卷积核运算时都使用填充处理。

3 实验过程

3.1 交叉验证设置

本文以 8:1:1 的比例将具有 36456 幅图像的圆孔数据集划分为训练集、验证集和测试集。即训练集有 29165 幅图像,验证集有 3646 幅图像,测试集有 3645 幅图像。本文采用交叉验证的实验方法,对于数据集的具体划分方法如下:

对于测试集,分别将 4 个级别的圆孔样本集一部分图像单独作为 4 个测试集,在测试的时候,计算各个测试集的正确率以及它们的平均值。对于训练集数据,分别将剩下的简单样本集图像、剩下的中等困难样本集图像以及剩下的困难样本集图像合并为一个数据集图像,并采用 5 折交叉验证的方法对数据集图像进行训练集和验证集的划分。如图 3 所示,将训练集均等划分为 5 份,在训练模型的时候,依次取其中的一份作为验证集,以验证模型的正确率,同时保证验证集的随机性。最后通过对 5 个不同的验证集训练出 5 个模型,对这 5 个模型进行测试评估筛选出最优的模型。

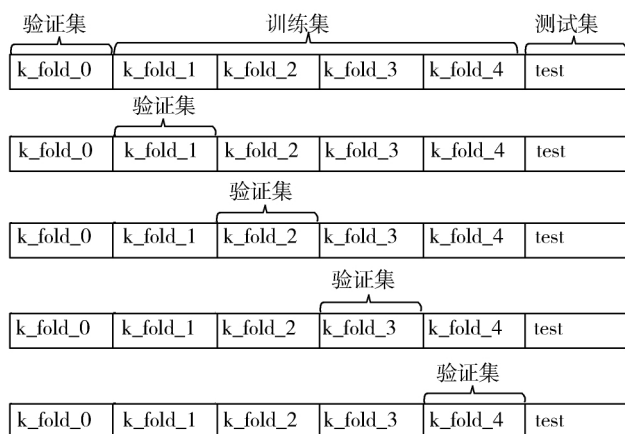


图 3 数据集划分图

3.2 训练参数配置

由于设计的网络结构比较简单,并且使用深度可分离卷积核,加快了卷积的乘法运算,因此,训练参数

的训练步数可以不用设置很多,以避免过拟合。具体的训练参数配置如表 3 所示。

表 3 训练参数配置

参数项	值
类别数(class num)	2
批大小(batch size)	128
学习率(learning rate)	0.001
训练步数(train step)	5000
优化器(optimizer)	AdamOptimize
损失函数(loss)	交叉熵损失函数

4 实验结果分析

4.1 训练结果及分析

为了更好地评估模型和筛选出最优的网络模型,同时还要考虑数据集中浑浊圆孔和清晰圆孔的不平衡影响,本文采用 recall、precision 和 f1_score 这 3 种指标来评估模型。其评估结果如图 4 所示,从图中可以发现,第 3 段数据集,即 k_fold_2 训练出的模型效果最好, f1_score 的值达到了 93%。

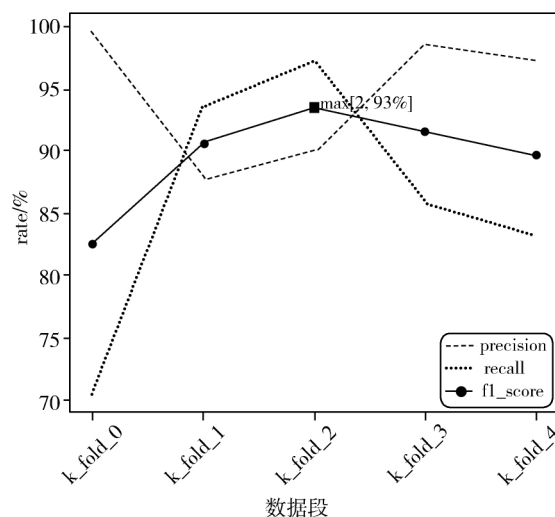


图 4 不同数据段结果对比

根据评估结果,将数据集 k_fold_2 训练的模型参数和结构导出到模型文件,并把网络中的所有参数冻结。然后将 easy、difficult_0、difficult_1、difficult_2 几个级别的测试集分别放进导出的模型中进行测试,在测试的时候,计算各个测试集的正确率以及它们的平均值。其测试结果如图 5 所示,从图中可以发现,模型在简单测试集 easy 上的表现最好,基本上达到了 90% 以上,但对于其他的数据集,比如困难样本集 difficult_1 的表现就差很多,基本上为 84% 左右。因此,本文设计的模型还有很大的提升空间。

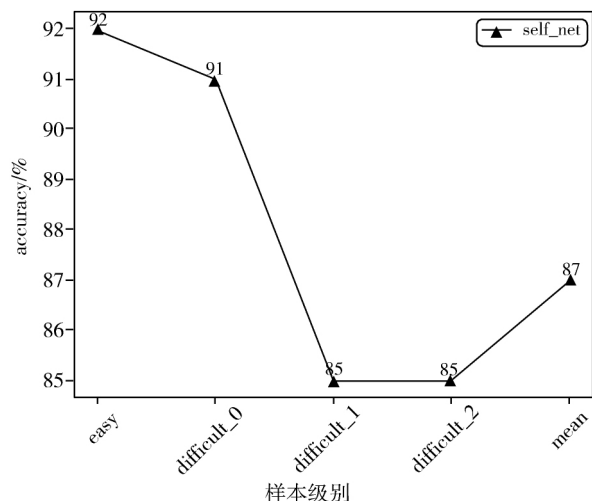


图5 不同测试集测试准确率结果对比

4.2 训练优化

本文主要在数据集和网络结构上对圆孔浑浊度分类模型进行改进与优化。在数据集上,通过增加更多的圆孔数据给神经网络进行训练,以达到强化学习的目的。在网络结构上,主要对图像特征提取层进行了改进,由原来的10层卷积层增加到16层的卷积层,以提高模型对圆孔图像的特征提取能力。更多的层数使得原来的网络模型可以提取到圆孔图像更多的细节信息,从而提高了网络模型对圆孔浑浊度识别的准确率。

首先进行数据增强,然后在 k_fold_0、k_fold_1、k_fold_2、k_fold_3、k_fold_4 的5个数据段上进行评估。其评估结果如图6所示。从图中可以看出,k_fold_1数据段的表现结果最好,其 f1_score 为93%。

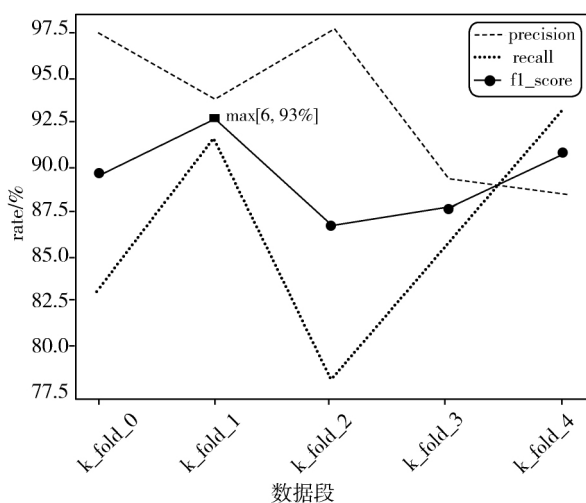


图6 不同数据段增强优化后的结果对比

加深网络结构后的实验结果如图7所示,从图中可以看出,k_fold_4数据段的表现结果最好,其 f1_score 为94%。

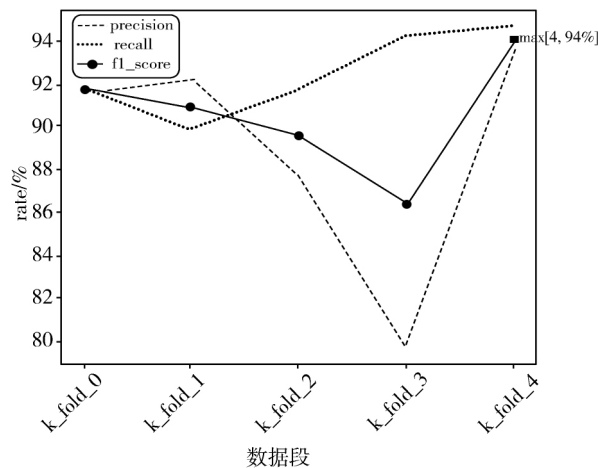


图7 不同数据段网络结构优化后的结果对比

根据评估结果,分别将增加数据集后 k_fold_1 训练的模型参数和结构以及加深卷积层后 k_fold_4 训练的模型参数和结构导出到模型文件,并把这2个模型中的所有参数冻结。然后将 easy、difficult_0、difficult_1、difficult_2 几个级别的测试集分别放进导出的模型中进行测试,在测试的时候,计算各个测试集的正确率以及它们的平均值。其测试结果如图8所示。图中的标注说明如下:

- 1) Turbidity_classification_model 表示原来模型的测试准确率。
- 2) Turbidity_classification_model_more_dataset 表示增加数据集规模的模型测算准确率。
- 3) Turbidity_classification_model_depth_net 表示加深卷积层的模型测试准确率。

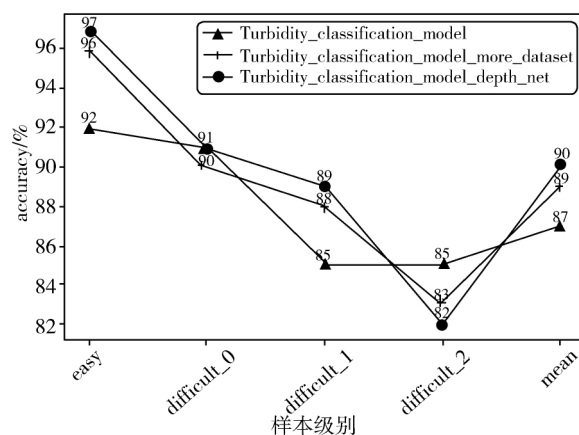


图8 不同优化方式测试准确率结果对比

经过测试,从图8中可以发现,无论是增强数据集的优化方式还是加深卷积层的优化方式,在各个测试集上的识别准确率都明显高于原来的浑浊度分类网络的准确率,且加深了卷积层的浑浊度分类网络在各个数据集上的识别精度又略高于只增加数据集的浑浊度分类网络的识别精度。仔细观察可知原始网

络(92%) 在“easy”下的准确率远不及改进后的网络(96% 97%)。但是随着数据集难度的增加原始网络的准确率下降速率略低于加深卷积层的网络,数据集的复杂度主要是由于数据集中可能存在较多的噪声数据,而加深卷积层拟合了这些噪声数据,所以准确度可能存在大幅度的下降,这也是属于正常现象。

5 结束语

将人工智能技术应用于现代化的其他领域,提高现实生活中的生产效率一直是人工智能训练模型的最终目的。

本文通过大量的模型训练最终得到一个较为合理的识别模型,其中主要的使用范围为,通过直接将某药物微孔板的照片(已经完成分割后)进行识别浑浊度的大小。在最后的結果中达到了96%以上的识别率,虽然没有达到100%的识别率,但相比人工识别有很大优势。

模型的训练过程中不仅仅是得到了好的模型,并且通过控制变量法得到了其他的结论:

1) 卷积神经网络的层数并不是越多越好,需要根据需求而定。

2) 更高分辨率的图片可以大大增加识别率。

3) 在训练过程中要防止过拟合现象的发生。

最后需要指出的是目前药敏实验图像拍摄环节略有困难,使用手机等通用移动设备拍照,易受视角、光照等因素的影响,从而导致药敏板上个别圆孔实验结果无法读取或判读错误。对此问题,本文从2个方面考虑:1) 开发专用拍照设备,固定角度与光照条件,提高图像质量;2) 对设计的网络模型进一步改进,提高微孔板的准确率。另外,针对药敏图像特点改进神经网络模型,进一步提高卷积神经网络模型训练和图像识别效率是下一步要开展的工作。

参考文献:

- [1] 胡付品,朱德妹. 我国细菌耐药监测工作需要进入2.0时代[J]. 中国感染与化疗杂志,2018,18(2):129-131.
- [2] 曲志娜. 养殖场动物源细菌耐药性监测与风险控制[J]. 兽医导刊,2017(13):10-12.
- [3] 张可欣,李忠海,任佳丽. 食源性细菌耐药性检测方法的研究进展[J]. 食品与机械,2018,34(2):181-184.
- [4] 张箐,赵俊杰,李运喜,等. 微量肉汤稀释法药敏试验的误差分析[J]. 中国抗生素杂志,2016,41(11):858-864.
- [5] 中国生物器材网. 微生物仪器[EB/OL]. [2020-01-15]. <https://www.bio-equip.com/showequip.asp?hdivision=603&page=17>.
- [6] 卢宏涛,张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应

用研究综述[J]. 数据采集与处理,2016,31(1):1-17.

- [7] LU C W, KRISHNA R, BERNSTEIN M, et al. Visual relationship detection with language priors[C]// Proceedings of the 2016 European Conference on Computer Vision. 2016: 852-869.
- [8] 魏喆. 基于卷积神经网络的图像分类算法的研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2018.
- [9] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]// Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems. 2012: 1097-1105.
- [10] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]// Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015: 1-9.
- [11] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv preprint arXiv: 1704.04861, 2017.
- [12] 徐有正. 基于卷积神经网络的音乐分类研究与应用[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.
- [13] 王凯明. 基于深度学习的医学图像分割方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018.
- [14] 吴永红, 卢一鸣, 高艳, 等. 利用文本识别及图形显示技术实现微孔板实验数据的快速分析[J]. 军事医学科学院院刊, 2009, 33(4): 361-364.
- [15] 袁春兰, 熊宗龙, 周雪花, 等. 基于 Sobel 算子的图像边缘检测研究[J]. 激光与红外, 2009, 39(1): 85-87.
- [16] 谢志南, 张泽富, 洪国斌, 等. 基于加强梯度边缘检测算法和 FFT 的穿刺针定位方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2012, 29(1): 3154-3158.
- [17] 林卉, 赵长胜, 舒宁. 基于 Canny 算子的边缘检测及评价[J]. 黑龙江工程学院学报, 2003, 17(2): 3-6.
- [18] 孙增国, 韩崇昭. 基于 Laplacian 算子的图像增强[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(1): 222-223.
- [19] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv: 1409.1556, 2014.
- [20] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016: 770-778.
- [21] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017: 2261-2269.
- [22] ODENA A, OLAH C, SHLENS J. Conditional image synthesis with auxiliary classifier GANs[C]// Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. 2017: 2642-2651.