



基于图像识别和卷积神经网络的大豆优良籽粒筛选研究

朱荣胜¹, 闫学慧², 陈庆山³

(1. 东北农业大学 理学院, 黑龙江 哈尔滨 150030; 2. 东北农业大学 工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150030; 3. 东北农业大学 农学院, 黑龙江 哈尔滨 150030)

摘要:为实现通过籽粒图像识别方法对大豆籽粒的品质进行快速、准确检测,以大豆正常品质籽粒及非正常品质籽粒的分类为例,提出一种基于卷积神经网络的大豆优良籽粒图像筛选分类识别方法。建立大豆籽粒品质数据集,设计卷积神经网络,提取大豆籽粒图像特征。为提高分类准确率和实时性,从设计选择卷积神经网络结构、减小过拟合、加快训练收敛速度、增强网络的鲁棒性等方面对卷积神经网络进行优化,最终选择含有4个卷积层、4个池化层、2个全连接层的6层卷积神经网络,采用L2正则化和小批量训练学习方法对网络进行优化训练测试。将结果与传统机器学习分类方法进行比较,试验结果表明:优化的卷积神经网络对大豆籽粒品质分类的准确率达到98.8%,平均检测一幅大豆单籽粒图像的时间为2.96 ms,可为大豆籽粒品质划分提供重要参考。

关键词: 大豆籽粒; 品质; 图像处理; 分类识别; 卷积神经网络

Study on the Optimization of Soybean Seed Selection based on Image Recognition and Convolution Neural Network

ZHU Rong-sheng¹, YAN Xue-hui², CHEN Qing-shan³

(1. College of Science, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 2. College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 3. College of Agricultural, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract: In order to quickly and accurately detect the quality of soybean seeds by the method of seed images recognition, a method of image screening and recognition based on convolution neural network is proposed, taking the classification of normal and abnormal quality seeds as an example. The data set of soybean seed quality was established, and convolution neural network was designed to extract the image features of soybean seed. In order to improve the classification accuracy and real-time performance, the convolution neural network was optimized from the aspects of design and selection of convolution neural network structure, reduction of over fitting, acceleration of training convergence speed, and enhancement of network robustness. Finally, the 6-layer convolution neural network with 4 convolution layers, 4 pooling layers and 2 fully connected layers were selected, L2 regularization and mini batch training methods were used for the network's optimization training and test. Comparing the results with the traditional machine learning classification methods, the experimental results show that the accuracy of the optimized convolution neural network is 98.8%, and the average detection time of a single soybean seed image is 2.96 ms, which can provide an important reference for soybean seeds quality classification.

Keywords: Soybean seed; Quality; Image processing; Classification; Convolution neural network

大豆在生育期、运输、存储等方面都会使其籽粒品质发生变化^[1]。其中,在生长发育的过程中会因为环境等因素使大豆感染细菌或病毒,进而产出病斑豆、未熟豆等品质不高的籽粒;大豆在收获时会有籽粒不饱满,与正常籽粒显著不同的籽粒;在收获运输的过程中也会因为磕碰等不可抗因素使得大豆籽粒破损;在存储的过程中由于温度、水分

等因素也会使大豆籽粒发生霉变。因此,在种植及食用大豆时,筛选籽粒饱满、无病虫害等不良品质的优质大豆籽粒具有重要实际意义。目前作物籽粒精选的技术主要有:介电技术^[2]、X射线技术^[3]、近红外技术^[4]、高光谱图像技术^[5]等。很多技术在优良籽粒筛选上有很好的效果,但是由于设备价格高、效率低、需相关专业人员操作设备等问题的存

收稿日期:2019-09-20

基金项目:国家重点研发计划子课题(科技部)(2016YED0100201-21-1)。

第一作者简介:朱荣胜(1975-),男,博士,副教授,硕导,主要从事生物信息学研究。E-mail: rshzhu@126.com。

通讯作者:陈庆山(1973-),男,博士,教授,博导,主要从事大豆遗传育种研究。E-mail: qshchen@126.com。

在,使得这些技术并没有被广泛推广,同时籽粒的人工分类筛选耗时费力并且出错率高。

随着计算机技术及图像处理技术的快速发展,机器视觉技术也广泛应用到农产品优良籽粒筛选与等级划分等工作中。为提高作物籽粒品质筛选分类的准确率与效率,研究人员利用图像处理、机器学习等方法实现了大豆^[6-8]、玉米^[9]、蓖麻^[10]、蚕豆^[11]、亚麻^[12]等作物籽粒特征的自动识别及品质分类。通常的处理方法是通过图像处理技术获取目标的颜色^[13]、形状^[12]、纹理^[14]等特征后,再利用人工神经网络、支持向量机等方法,依据作物籽粒特征向量进行分类。常用的颜色特征主要有色度、饱和度、能量、熵等,形状特征主要有长、宽、离心率、圆度、矩形度等,纹理特征主要有基于灰度共生矩阵的对比度、相关性、能量、惯性矩等。

传统的基于机器学习的作物籽粒品质筛选分类方法需要人工选择特征。由于不同作物籽粒之间的特征相差明显,且人为选择的特征可能会存在偏性和主观性,导致识别准确率达不到要求。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)通过引入局部连接、权值共享、池化操作、非线性激活等方法,允许网络从数据中自动学习特征,比传统机器学习方法具有更强大的特征学习和表达能力。目前,CNN在图像分类、语音识别、对象检测等方面取得了突破,GoogleNet^[15]和ResNet-50^[16]均在ILSVRC(ImageNet large scale visual recognition challenge)^[17]图像分类比赛中取得了较好的成绩。Jeon等^[18]使用卷积神经网络模型实现了植物叶片的特征自动提取及分类。张帅等^[19]利用1个8层卷积神经网络深度学习系统,在PlantNet叶片库和自扩展的叶片库中,利用CNN+SVM和CNN+SoftMax分类器识别方法对叶片图像进行识别,识别率分别为91.11%和90.9%。Mohanty等^[20]使用54 306张患病和健康植物叶片的公共数据集,训练深度卷积神经网络,识别14种作物和26种疾病,训练模型在测试集上的识别准确率为99.35%。孙俊等^[21]将传统的卷积神经网络模型进行改进,提出一种批归一化与全局池化相结合的卷积神经网络模型对14种不同植物共26类病害进行识别,平均识别准确率达到99.56%。Zhu等^[22]提出了一种基于深度学习框架的蔬菜图像分类方法,利用AlexNet网络模型训练蔬菜图像数据集,与BP(神经网络和SVM)分类器方法相比,识别准确率有很大提高。赵志衡等^[23]

提出基于卷积神经网络的花生籽粒完整性识别算法。设计优化出一个5层卷积神经网络,实现了对花生籽粒的3种分类任务,准确率达到98.18%。上述研究为利用CNN进行作物籽粒品质识别提供了可行性参考。

本研究以正常品质的大豆籽粒和非正常品质的大豆籽粒分类为例,建立卷积神经网络,首先选出合适的网络结构,然后采用正则化和小批量学习训练方法对网络进行优化,提高网络分类准确率,增强模型鲁棒性。并与传统机器学习分类方法进行比较分析,以期为大豆优良籽粒筛选分类提供参考。

1 数据采集

1.1 大豆材料

供试材料为东农251、东农252、东农253、黑农41、黑农58大豆品种的正常品质籽粒与非正常品质籽粒,其中非正常品质籽粒包含病斑籽粒、虫蚀籽粒、破碎籽粒、生霉籽粒及未熟籽粒。材料来自于东北农业大学大豆试验基地。

1.2 图像采集设备

设计高通量大豆籽粒图像采集设备,该设备由光照箱、LED条形灯、升降轨道和载物台等组成。该设备二维简图如图1所示。

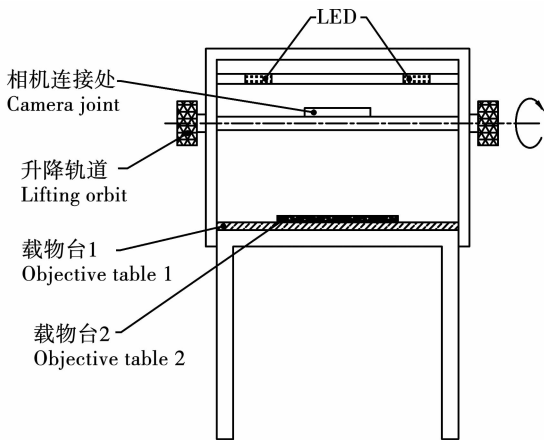


图1 大豆籽粒图像采集设备二维简图
Fig. 1 Two-dimensional sketch of soybean seed image acquisition equipment

将人工分类的不同品种的正常品质和非正常品质的大豆籽粒混合,并对不同品质的籽粒分别进行整体拍照。然后经过灰度处理、二值化处理、去噪处理和图像分割等步骤得到每种品质单个籽粒图片,建立籽粒图片数据集。利用Matlab软件中的

Regionprops 函数的 BoudingBox 子函数对每个籽粒进行对象识别和定位,再利用 Imcrop 函数将单个籽粒从图片中分割出来并保存成单个籽粒的图像,最

后将所有图片调整为同一大小尺寸以便后续试验,图 2 所示为以正常籽粒为例的处理过程。

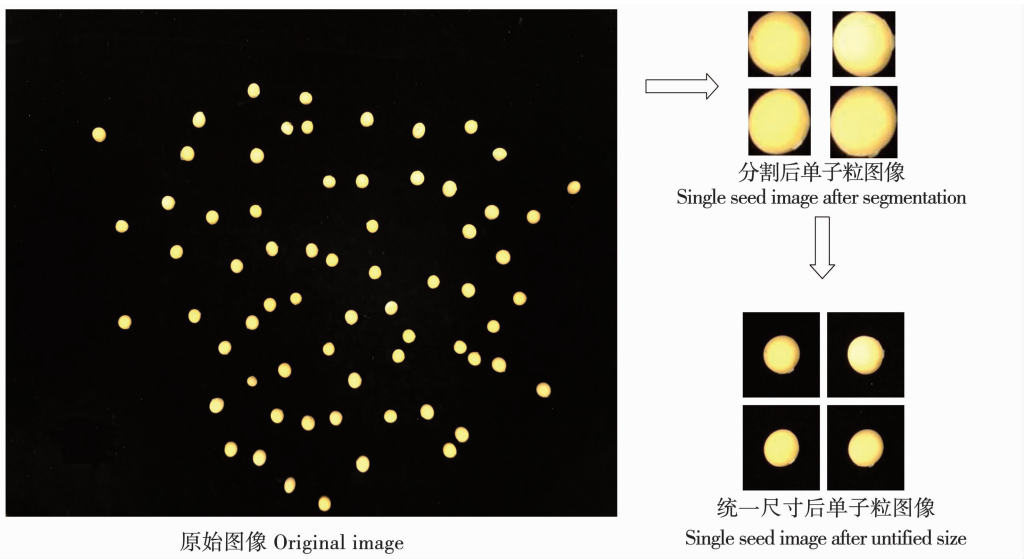
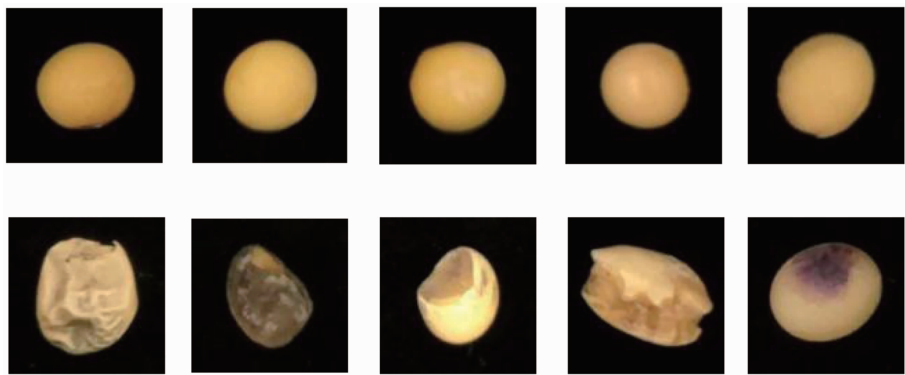


图 2 大豆籽粒数据集获取流程

Fig. 2 Soybean seed sample set acquisition process

试验中采集到的两类籽粒的单帧彩色图像如图 3 所示,非正常籽粒中包含病斑籽粒、虫蚀籽粒、破碎籽粒、生霉籽粒和未熟籽粒。通过图像采集设备采集的籽粒图片样本共3 000张,以此作为本试验

的数据集。将数据集中每类籽粒样本图像均分,将 600 张作为训练集,1 200张作为验证集,剩余1 200 张作为测试集。



第一行为正常品质大豆籽粒,第二行为非正常品质大豆籽粒(从左至右分别为未熟籽粒、生霉籽粒、破碎籽粒、虫蚀籽粒和病斑籽粒)。

The first row are normal seeds , and the second row are abnormal seeds (from left to right , immature seed , moldy seed , broken seed , worm-eaten seed and disease seed).

图 3 正常品质和非正常品质大豆籽粒单帧图像

Fig. 3 Single-frame image of normal quality and abnormal quality soybean seeds

1.3 图像数据增强

为了提高分类准确率,更好的提取图像特征以及泛化模型(防止模型过拟合),卷积神经网络的训练需要大量的样本数据。本研究利用 Keras 框架中的 Image Data Generator 函数对训练集中的图片进行增强,增强方法是图像随机旋转角度、图像水平

(垂直)方向平移、图像随机错切变换、图像随机缩放和随机将图片的一半水平翻转。数据增强后获得由 4 200 张照片组成的训练集,选取正常籽粒和非正常籽粒图片各 1 张,数据增强后的图像如图 4 所示。

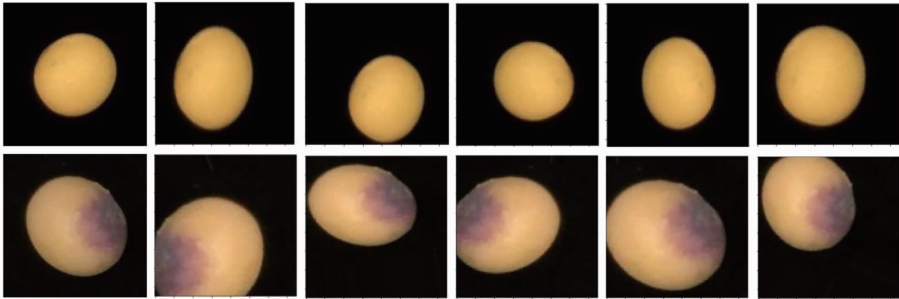


图4 籽粒图片数据增强图像

Fig. 4 Seed image data enhancement images

2 卷积神经网络模型的构建与选取

2.1 卷积神经网络模型构建

由于本研究的图像特征简单并且为二分类问

题,故采取自行构建浅层卷积神经网络的方法解决大豆优良籽粒筛选分类问题,设计5种不同深度的卷积神经网络模型(表1)。

表1 5种不同深度的卷积神经网络模型配置

Table 1 Five configurations of convolutional neural network models with different depths

网络名称	网络配置 Network configuration															权重层数
Network name	Conv1	Pool1	Conv2	Pool2	Conv3	Pool3	Conv4	Pool4	Conv5	Pool5	Conv6	Pool6	FC1	FC2	输出 Output	Weight layer
I	conv3-32	max-pool	conv3-64	max-pool	-	-	-	-	-	-	-	-	FC-512	FC-1	soft-max	4
II	conv3-32	max-pool	conv3-64	max-pool	conv3-128	max-pool	-	-	-	-	-	-	FC-512	FC-1	soft-max	5
III	conv3-32	max-pool	conv3-64	max-pool	conv3-64	max-pool	conv3-128	max-pool	-	-	-	-	FC-512	FC-1	soft-max	6
IV	conv3-32	max-pool	conv3-64	max-pool	conv3-64	max-pool	conv3-128	max-pool	conv3-128	max-pool	-	-	FC-512	FC-1	soft-max	7
V	conv3-32	max-pool	conv3-64	max-pool	conv3-64	max-pool	conv3-128	max-pool	conv3-128	max-pool	conv3-256	max-pool	FC-512	FC-1	soft-max	8

2.2 评价指标

使用模型训练准确率 (accuracy)、训练损失 (loss)、验证准确率 (val_acc)、验证损失 (val_loss)、测试准确率、模型训练时长和模型测试时长作为评价指标对本研究所提出的卷积神经网络分类模型进行评价。准确率是指模型分类正确的样本数量 占所有样本数量的百分比, 准确率 (%) = $\frac{\text{分类正确样本数量}}{\text{所有样本数量}} \times 100$ 。损失函数用来估量模型预测值与真实值的不一致程度,它是一个非负实值函数,损失函数越小,说明模型的预测值越接近真实值,模型的鲁棒性就越好,本研究使用的损失函数是交叉熵损失函数 (cross-entropy loss function), $c = -\frac{1}{n} \sum_x [y \ln a + (1 - y) \ln (1 - a)]$,式中的 x 表

示样本, y 代表预测的输出, a 为实际输出, n 表示样本总数量。

2.3 卷积神经网络模型选取

设计的5种卷积神经网络模型训练与测试均是在 TensorFlow 框架下完成的,计算机 GPU 为 NVIDIA Titan X,每种网络迭代 40 次。各项结果如表 2 所示,随着网络模型中卷积层层数的增加,模型参数减少,网络结构变复杂。5 种网络模型的训练时间和测试时间几乎没有差别,测试准确率随着网络层数的增加先增加后降低,可能是因为网络产生了过拟合的情况。所以本研究选取网络深度为 6 层的卷积神经网络,对其进行优化,以达到更高的识别准确率。

表 2 5 种卷积神经网络训练结果

Table 2 Five kinds of training results of convolutional neural network

网络名称 The name of network	网络深度 The depth of network	训练时间 Training time/s	测试时间 Test time/s	测试准确率 Test accuracy/%	参数 Parameter
I	4	519	1.1	95.8	42,487,745
II	5	518	1.1	96.2	19,034,177
III	6	517	1.1	97.4	3,453,121
IV	7	520	1.2	97.3	868,609
V	8	532	1.4	93.1	705,025

3 大豆优良籽粒筛选分类卷积神经网络的训练优化

3.1 L1 和 L2 范数正则化

L1 正则化(L1 regularization)是添加的成本与权重系数的绝对值[权重的 L1 范数(norm)]成正比,L1 正则化可以让权重稀疏化,其可以用于特征选择(feature selection)机制。L1 正则化定义公式为: $R(\omega) = \|\omega\|_1 = \sum_i |\omega_i|$,其中, ω 为权值向量, $R(\omega)$ 刻画的是模型的复杂程度。

L2 正则化(L2 regularization)是添加的成本与权重系数的平方(权重的 L2 范数)成正比。神经网络的 L2 正则化也叫权重衰减(weight decay),L2 正则化可以把权重限制在一定的大小范围内。L2 正则化定义公式如公式为: $R(\omega) = \|\omega\|_2^2 = \sum_i \omega_i^2$ 。

3.2 批量和小批量训练学习

本研究选取小批量训练学习方法,并设置不同的批数据大小对网络模型进行训练。选取 3 种小批量大小,分别是 32、64 和 128。对比不使用正则化、使用 L1 范数正则化、使用 L2 范数正则化和同时使用 L1、L2 范数正则化的卷积神经网络的训练准确率、训练损失、验证准确率和验证损失变化。

3.3 传统机器学习分类

为了更加清楚的了解卷积神经网络在图像分类上的表现,本研究设计对比试验。选取在解决分类问题上表现很好的 4 种传统机器学习分类器:支持向量机、决策树、随机森林和极端随机树。选取形状、颜色和纹理共 13 个特征形成的特征矩阵,将其分别输入到 4 种分类器,提取特征矩阵,并将特征矩阵输入到分类器中,使分类器根据特征矩阵中的

信息进行学习、分类。

4 结果与分析

4.1 L1 和 L2 范数正则化

由图 5 可知对于训练准确率,不使用正则化和使用 L2 正则化的 3 种小批量大小训练网络在很小的训练批次后准确率就可达到 99%,使用 L1 正则化和使用 L1L2 正则化的网络,经过几个批次训练后,准确率也达到了 99%,且 3 种方式在 20 次迭代后的准确率都趋于平稳。对于训练损失函数,不使用正则化和使用 L2 正则化的 3 种小批量大小训练的网络在很小的训练批次时损失函数就可以降到接近于 0 值,使用 L1 正则化和使用 L1L2 正则化的网络经过几个批次训练后,损失函数也下降到接近 0 值,4 种方式的损失函数经历几个批次训练后,全部趋于平稳,且使用 L2 正则化的网络在 3 种小批量大小训练的网络中损失函数全部是最小、最平稳的。对于验证准确率,3 种小批量大小训练的网络,4 种正则化方式的准确率都在 96% 左右,且均具有波动。产生波动的原因是验证集的数据验证不会参与到网络的反向传播,就不会影响到网络训练时的权重更新,因为采取小批量训练及验证方法,网络在抽取小批量数据时可能数据量不充足,小批量数据没有包含所有品质的籽粒数据,使网络训练不充分,进而产生误差。且由图 5 可知,小批量数据的数据量越少,准确率产生的波动越大;对于验证损失函数,3 种小批量大小训练的网络,不使用正则化和使用 L2 正则化的网络在很小的训练批次的时候损失函数就变得很小,且趋于 0 值,使用 L1 正则化和使用 L1L2 正则化的网络,经过几个批次训练后,

损失函数也下降到接近 0 值。4 种方式的损失函数经历几个批次训练后,全部趋于平稳,且使用 L2 正则化的网络在 3 种小批量大小训练的网络中,损失

函数全部是最小、最平稳的;故本研究选用 L2 范数正则化优化卷积神经网络。

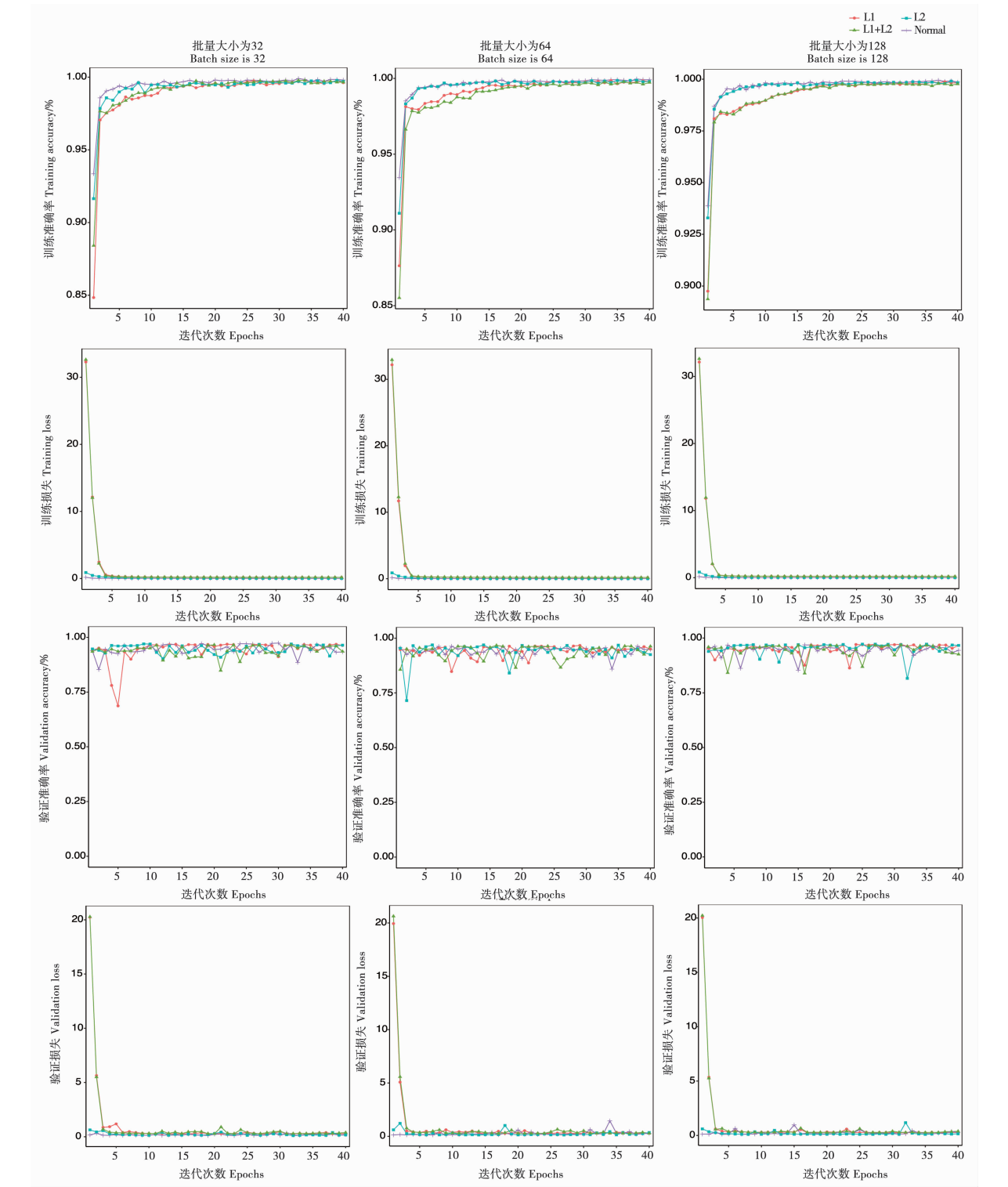


图 5 正则化卷积神经网络结果

Fig. 5 Results of regularized convolutional neural network

4.2 批量和小批量学习

如图 6 所示,对于训练准确率,4 种正则化方式选用 128 大小的小批量训练参数时,网络的训练准确率均优于其它两种参数大小的准确率;对于训练

准损失,4 种正则化方式选用 128 大小的小批量训练参数时,网络的训练损失均低于其它两种参数大小的损失,且趋势更平稳;对于验证准确率,4 种正则化方式选用 128 大小的小批量训练参数时,网络

的验证准确率虽都有波动,但其准确率均优于其它两种参数大小的准确率;对于验证准损失,4 种正则化方式选用 128 大小的小批量验证参数时,网络的

验证损失虽有波动,但较其它两种参数大小的网络验证损失更小;故本研究选用 128 大小的小批量训练参数训练卷积神经网络。

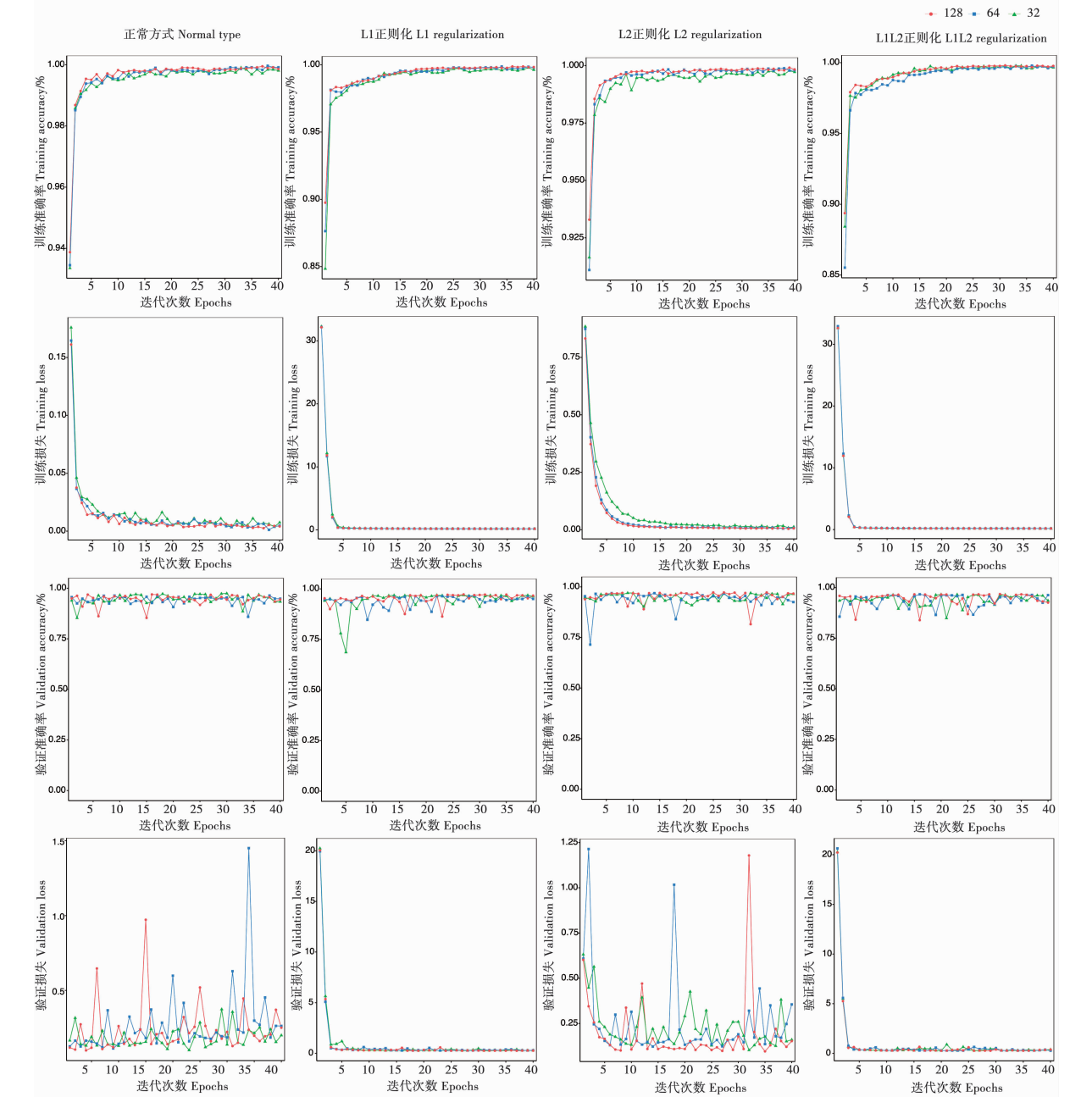


图 6 小批量训练卷积神经网络结果

Fig. 6 Results of training convolution neural network in mini-batch

4.3 传统机器学习分类

结果表明传统机器学习的支持向量机准确率为 93.33%、决策树准确率为 93.26%、随机森林准确率为 94.66%、极端随机树准确率为 93.89%,均低于本研究设计的卷积神经网络的分类准确率。同时,传统机器学习分类方法需要提取特征矩阵,特征矩阵选取不当可直接导致分类结果不理想,而特征也需人为定义选取,因而传统机器学习分类方

法是一个耗时且具有不确定因素的训练方法。因此,本研究结果证明卷积神经网络在解决图像分类问题上的表现优于传统机器学习分类方法。

4.4 方案优化

根据上述试验结果,本研究最终选用的卷积神经网络及优化方案为:6 层卷积神经网络 + L2 范数正则化 + 128 小批量样本训练参数。对比其它网络设计及优化方案,最终的优化网络的训练准确率、

验证准确率及测试准确率均有较优结果,在40次迭代后结果分别可达到99.8%、97%、98.8%。网络的训练损失及验证损失均可接近0值,网络具有良好的鲁棒性。运用优化后的卷积神经网络模型测试测试集中1200张图像,共用时3.547 s,1幅大豆单籽粒图像的平均处理时间为2.96 ms。

5 讨论

利用数据增强的方法可以有效解决训练卷积神经网络提取数据集耗时且样本量不足的问题。相比于传统基于特征矩阵的图像分类算法,基于卷积神经网络的图像分类算法具有准确率高、速度快的优点,模型具有较好的鲁棒性。选用L2范数正则化及小批量样本训练的模型训练方法,设计优化训练的卷积神经网络模型在解决大豆优良籽粒筛选分类问题上具有良好的表现,测试准确率达到98.8%,单幅大豆籽粒图像的处理时间为2.96 ms。研究结果验证了卷积神经网络在大豆优良籽粒筛选分类问题的应用是切实可行的。但是,现在所提出的模型局限于解决背景简单化的大豆籽粒品质图像筛选分类问题,对于解决复杂背景的实际应用可能表现不够好,今后应进一步对复杂背景及多分类问题进行研究,进一步解决大豆籽粒筛选及其它作物籽粒品质图像筛选的问题。

6 结论

本研究提出了一种快速采集图像数据集的方法,并利用此方法进行了大豆单籽粒图像数据集的采集与标注工作。利用数据增强的方法建立大豆籽粒品质数据集。设计出1个大豆优良籽粒筛选的卷积神经网络模型,模型是由4个卷积层、4个池化层和2个全连接层组成的6层卷积神经网络。运用L2正则化及小批量样本训练优化方法的模型可得到筛选分类测试准确率为98.8%及单幅大豆籽粒图像处理速度为2.96 ms的结果。卷积神经网络在解决图像分类问题上的表现优于传统机器学习分类方法,因此利用卷积神经网络对大豆优良籽粒筛选有一定应用价值。

参考文献

[1] 吴冬梅,严菊敏,何会超,等.不同贮藏方式对菜用大豆外观和品质的影响[J].大豆科学,2012,31(1):155-158. (Wu D M,

Yan J M, He H C, et al. Effects of different storage method on appearance and quality of vegetable soybean[J]. Soybean Science, 2012, 31(1): 155-158.

[2] 徐江,谭敏,张春庆.电晕场与介电分选提高水稻种子活力[J].农业工程学报,2013,29(23):233-240. (Xu J, Tan M, Zhang C Q, et al. Improving paddy seed vigor by corona discharge field processing and dielectric separation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(23): 233-240.)

[3] 杨冬风.基于软X-射线造影和机器智能的玉米种子活力检测方法研究[J].作物杂志,2013(3):136-140. (Yang D F. Research on detection method of maize vigor based on soft X-ray and computer intelligence[J]. Crops, 2013(3): 136-140.)

[4] 展慧,李小昱,周竹,等.基于近红外光谱和机器视觉融合技术的板栗缺陷检测[J].农业工程学报,2011,27(2):345-349. (Zhan H, Li X Y, Zhou Z, et al. Detection of chestnut defect based on data fusion of near-infrared spectroscopy and machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(2): 345-349.)

[5] 柴玉华,毕文佳,谭克竹,等.基于高光谱图像技术的大豆品种无损鉴别[J].东北农业大学学报,2016,47(3):86-93. (Chai Y H, Bi W J, Tan K Z, et al. Nondestructive identification of soybean seed varieties based on hyperspectral image technology[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2016, 47(3): 86-93.)

[6] Kotabagi S, Desai B L, Linganagouda K, et al. Classification of soybean seed using color image analysis[C]//Afita: The Fifth International Conference of the Asian Federation for Information Technology in Agriculture, 2006.

[7] 王润涛,张长利,房俊龙,等.基于机器视觉的大豆籽粒精选技术[J].农业工程学报,2011,27(8):355-359. (Wang R T, Zhang C L, Fang J L, et al. Soybean seeds selection based on computer vision[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(8): 355-359.)

[8] Liu D, Ning X, Li Z, et al. Discriminating and elimination of damaged soybean seeds based on image characteristics[J]. Journal of Stored Products Research, 2015, 60: 67-74.

[9] 郝建平,杨锦忠,杜天庆,等.基于图像处理的玉米品种的种子形态分析及其分类研究[J].中国农业科学,2008,41(4):994-102. (Hao J P, Yang J Z, Du T Q, et al. A Study on basic morphologic information and classification of maize cultivars based on seed image process[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2008, 41(4): 994-100.)

[10] Vilar W T S, Aranha R M, Medeiros E P, et al. Classification of individual castor seed using digital imaging and, multivariate analysis[J]. Journal of the Brazilian Chemical Society, 2014, 26(1): 102-109.

[11] Kara M, Sayinci B, Elkoca E, et al. Seed size and shape analysis of registered common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) cultivars in Turkey using digital photography[J]. Tarim Bilimleri Dergisi,

2013,19(3):219-234.

[12]

Wiesnerová D, Ivo W. Computer image analysis of seed shape and seed color for flax cultivar description[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(2):126-135.

[13]

展慧, 李小昱, 王为, 等. 基于机器视觉的板栗分级检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4):327-331. (Zhan H, Li X Y, Wang W, et al. Determination of chestnuts grading based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(4): 327-331.)

[14]

Pourreza A, Pourreza H, Abbaspour-Fard M H, et al. Identification of nine Iranian wheat seed varieties by textural analysis with image processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 83:102-108.

[15]

Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions [J/OL]. Computer Science, 2014:1-12[2020-1-20]. <https://arxiv.org/pdf/1409.4842v1.pdf>.

[16]

He K , Zhang X , Ren S , et al. Deep residual learning for image recognition[J]. IEEE Computer Science, 2015:1-47[2020-1-20]. https://www.researchgate.net/publication/307964703_Deep_Residual_Learning.

[17]

Russakovsky O , Deng J , Su H , et al. ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 115(3): 211-252.

[18]

Jeon W S, Rhee S Y, Jeon W S, et al. Plant leaf recognition using a convolution neural network[J]. International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, 2017, 17(1): 26-34.

[19]

张帅, 淮永建. 基于分层卷积深度学习系统的植物叶片识别研究[J]. 北京林业大学学报, 2016, 38(9):108-115. (Zhang S, Huai Y J. Leaf image recognition based on layered convolutions neural network deep learning[J]. Journal of Beijing Forestry University,2016, 38(9) :108-115.)

[20]

Mohanty S P, Hughes D P, Salathé M . Using deep learning for image-based plant disease detection[J]. Frontiers in Plant Science,2016,7:1419.

[21]

孙俊,谭文军,毛罕平,等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报,2017,33(19):209-215. (Sun J, Tan W J, Mao H P, et al. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(19): 209-215.)

[22]

Zhu L, Li Z B, Li C, et al. High performance vegetable classification from images based on Alex Net deep learning model[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018; 11(4): 217-223.

[23]

赵志衡,宋欢,朱江波,等. 基于卷积神经网络的花生籽粒完整性识别算法及应用[J]. 农业工程学报,2018,34(21):195-201. (Zhao Z H,Song H,Zhu J B,et al. Identification algorithm and application of peanut kernel integrity based on convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(21):195-201.)

《大豆科学》正式加入 OSID 开放科学计划

《大豆科学》于 2019 年 8 月 1 日起正式加入 OSID(Open Science Identity)开放科学标识计划。将通过在文章上添加开放科学二维标识码(OSID 码),为读者和作者提供一个与业界同行和专家学术交流的平台,同时提供一系列增值服务,提升论文的科研诚信。

读者可以通过微信扫描论文的 OSID 码,在手机上听论文作者的语音介绍,可以看到论文的重点彩图和实验视频,也可直接与作者进行一对一的交流、关注作者的研究动向等。这些功能有助于读者深入了解该研究的实际状况与实现过程。

作者可以通过专属的 OSID 码对所著论文添加语音,介绍写作背景、动机、趣事以及研究灵感。添加无法在传统印刷出版展示的附加说明,以便更好地展现研究成果,拓展论文的传播方式。同时,通过 OSID 平台每位作者都能拥有所著论文的学术圈和问答,与读者进行交流互动。此外,作者还可以在学术圈发布感兴趣的话题、最新的研究观点、问题征集、学术推荐等,扩大作者自身的影响力,增强与读者的联系。