

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.08.019

结合高光谱与 CNN 的小麦不完善粒识别方法^{*}

余乐 吴超 吴静珠 陈岩 李洋洋 王瑶

(北京工商大学 计算机与信息工程学院 食品安全大数据技术北京市重点实验室 北京 100048)

摘要:通过结合高光谱数据与卷积神经网络(CNN)实现小麦不完善粒(黑胚粒、虫蚀粒及破损粒)的快速准确鉴别。实验采集小麦正常粒(484粒)、黑胚粒(100粒)、虫蚀粒(100粒)及破损粒(100粒)在493~1106 nm的116个波段的高光谱图像,每隔5个波段抽取1个图像,分别建立24个波段的训练集,应用CNN建立不完善粒小麦的识别模型。实验结果显示,利用该识别模型,黑胚、虫蚀和破损粒的识别率分别保持在94%、95%和92%以上。在上述工作的基础上,进一步通过修改学习率和迭代次数改进CNN模型。优化后,黑胚、虫蚀及破损粒在各波段下的平均识别率分别提高了0.624%、0.47%和0.776%。将24个波段高光谱图像混合重新构建训练集,并重新训练CNN模型,黑胚、虫蚀及破损粒的总识别率则分别提高了0.31%、0.13%和0.46%。综上所述,基于高光谱数据和改进CNN模型可以有效提高小麦不完善粒的识别精度。

关键词: 高光谱; 小麦; 不完善粒; 卷积神经网络

中图分类号: 0433.4; TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.20

Identification method of unsound kernel wheat based on hyperspectral and convolution neural network

Yu Le Wu Chao Wu Jingzhu Chen Yan Li Yangyang Wang Yao

(Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China)

Abstract: In this paper, a fast and accurate identification of unsound kernels of wheat (black embryo, wormhole and damaged) is introduced via the convolution neural network (CNN) model. The hyperspectral images of 116 bands in the range of 493 to 1106 nm, which includes normal kernels (484 grains), black embryo kernels (100 grains), wormhole kernels (100 grains) and damaged kernels (100 grains), are collected. We take one sample out of every five bands to construct the training sets of the 24 bands respectively, and use the proposed model to establish the identification model of unsound kernels of wheat. Experimental results indicate that, by using the proposed model, the recognition rate of black embryo, wormhole and damaged grains is maintained at above 94%, 95% and 92% respectively. We further improve the model by modifying the learning rate and the number of iterations, which end up improving the average recognition rate of black embryo, wormhole and damaged grains in each band by 0.624%, 0.47% and 0.776%. We combine the hyperspectral imagery of all 24 bands to reconstruct the training set and retrain the CNN model. The total recognition rate of black embryo, wormhole and damaged grains was increased by 0.31%, 0.13% and 0.46%, respectively. For our studies, we find that the accuracy of unsound kernels of wheat grain recognition, can be effectively improved using hyperspectral data and the proposed CNN model.

Keywords: hyperspectral; wheat; unsound kernel; convolution nerve network

0 引言

小麦不完善粒是指受到损伤但尚有使用价值的小麦籽粒,包括虫蚀粒、病斑粒(赤霉病粒及黑胚粒)、生芽粒、破损粒、霉变粒、冻伤粒和未熟粒等^[1]。在小麦流通过程中,不完善粒的含量是衡量小麦质量的限制指标,并作为增扣量的重要依据^[2],小麦不完善粒检测技术的研究对精确评定小麦质量有着重大的意义。目前,有关小麦不完善粒的检测完全由人工感官检验完成,存在工作量大、主观性强、费时费力且可重复性差等缺点,难以适应粮油检验向快速无损检测方向发展的需求。

近年来,张玉荣等人^[3]研究了一种基于图像处理和神经网络的小麦不完善粒识别方法,平均识别率达到93%,可有效对小麦不完善粒进行检测识别。李晶晶等人^[4]研究了一种基于形状特征的大米虫蚀粒的检测方法,识别率达到95.65%。Choudhary 等人^[5]研究选取加拿大西部琥珀杜伦麦、加拿大西部红春麦、大麦、黑麦和燕麦的单个籽粒彩色图像中提取的形态、纹理、颜色和小波特征,分析了不同特征组合下的识别精度。综上所述,国内对于小麦不完善粒的检测方法主要依靠人工检测和传统的机器学习^[6-7]。然而,由于各类型的小麦不完善粒在形态、颜色、纹理的特征上的差异大小不同,直接寻找差异显著的特征参数非常困难,不同的特征参数之间又存在相互关联的情况,因此以上这些传统的识别方法均不太适用。

高光谱成像技术是近年来出现的一种图谱合一的无损检测新方法,它兼具机器视觉和光谱分析技术的优点,既能获取被测样品的外部图像信息,又能获得样品的内部化学信息,具有更高的分析检测潜质^[8]。目前高光谱成像技术已在农产品的内外部品质检测,损伤识别以及农作物的生产信息获取等领域成为研究热点^[9-11]。卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是一种基于深度学习理论的人工神经网络,可以直接输入图像数据,避免了图像的预处理以及特征提取等复杂的操作^[12-13]。可以实现直接对二维图像进行特征学习和分类,很好地解决了传统识别方法中需要人为筛选特征的问题^[14]。

本文以小麦不完善粒的快速、多种类(黑胚粒、虫蚀粒和破损粒)识别为目标,应用 CNN 建立小麦不完善粒识别模型,探索高光谱成像技术在小麦不完善粒快速、高通量识别中的应用潜力。

1 实验部分

1.1 样品

实验中所用的小麦样本由中国农业科学院作物科学

研究所提供。正常样本与不完善粒样本由实验人员凭视觉经验进行区分,分别选出正常粒样本 484 个、黑胚样本 100 个、虫蚀粒样本 100 个及破损粒样本 100 个进行实验。每类样本按照约 3:1 比例随机划分,最终获得 586 个训练集样本,198 个测试集样本。

1.2 仪器与平台

如图 1 所示,选用北京卓立汉光科技有限公司的 GaiaSorter 高光谱仪作为高光谱图像采集装置。采集到的高光谱数据经过高速采集卡,被存储在后一级的深度学习服务器中,再通过服务器上集成的多块 Nvidia GTX750 Ti 运算单元执行 Caffe 框架,得到最后的分析和计算结果。

采集过程和仪器参数设定如下:每类小麦样本均以 10×10 网格状放置于样品台采集其高光谱图像,光谱扫描范围 493~1 106 nm,扫描速度 30 line/s,图像分辨率 1 392×1 040 pixel,波段间隔 5.1 nm,波段数 116 个。

Caffe^[15-16](convolutional architecture for fast feature embedding)框架:由伯克利视觉和学习中心(Berkeley vision and learning center, BVLC)开发的基于 C++/CUDA/Python 实现的 CNN 框架,提供了面向命令行、MATLAB 和 Python 的绑定接口,用以实现 GPU 并行架构下的深度学习算法^[17-18]。

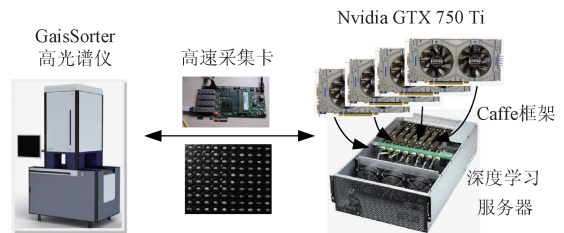


图 1 高光谱图像采集与分析系统

Fig. 1 Hyperspectral Image Acquisition and Analysis System

1.3 实验方法

本文基于 LeNet-5 和高光谱图像构建用于小麦不完善粒识别的 CNN 模型^[19-20]。图 2 所示是一种针对小麦高光谱图像数据集改进的二分类 LeNet-5 结构。

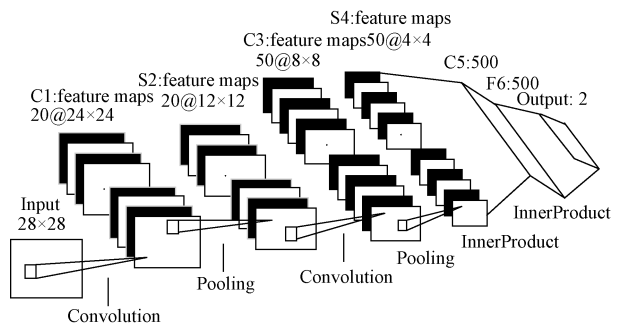


图 2 改进的 LeNet-5 结构

Fig. 2 The improved LeNet-5 structure

通过图 2 可以看出,与传统的 LeNet-5 相同,网络结构都是由输入、卷积层、采样层、全连接层和输出层构成,其中卷积层和采样层交替连接。改进的 LeNet-5 结构,输入图片大小为 28×28 ,C1 层由 20 个互不相同的 5×5 大小的卷积核分别与输入图片做卷积构成,C3 层由 50 个互不相同的 5×5 大小的卷积核与 S2 层做卷积构成。为了增加特征图的数目,以提高网络的识别性能,

将 C5 层的特征图数目改为 500 个。F6 层包括 500 个神经元,与 C5 层进行全连接。由于本实验是将完整粒小麦分别与不完善粒小麦(黑胚粒、破损粒、虫蚀粒)进行二分类,因此输出层神经元数目为 2 个。利用可视化工具绘制 Caffe 框架实现改进的 LeNet-5 模型如图 3 所示。

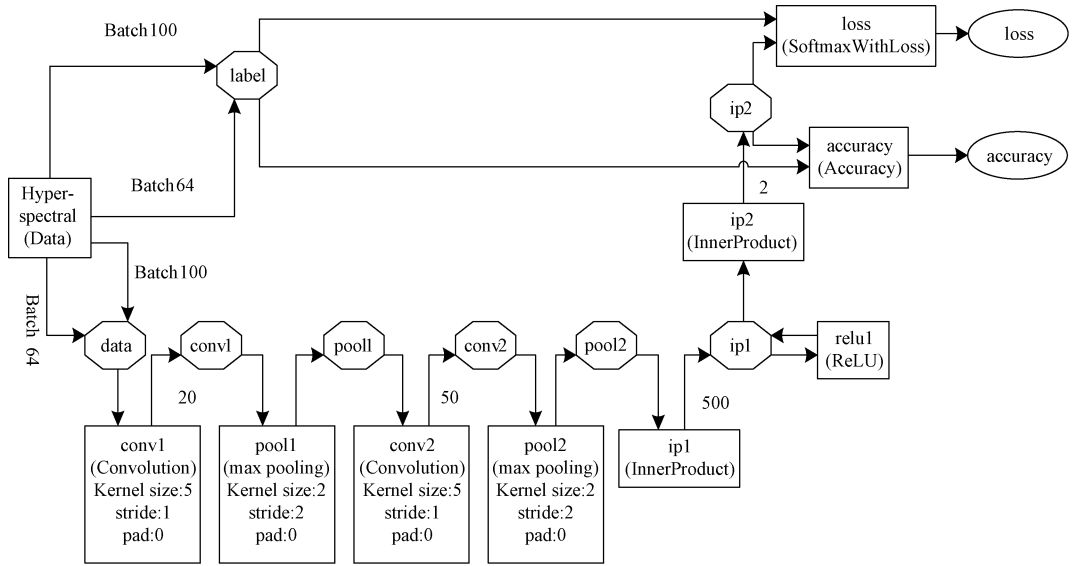


图 3 Caffe 框架下的 LeNet-5 模型
Fig. 3 The LeNet-5 model based on Caffe

通过图 3 可以清晰地看到 LeNet 的网络结构。数据源 Hyper-spectral (data) 负责从预处理得到的 leveldb 数据库中读取图像数据 data 和标签数据 label,图像数据送入后续 CNN 结构中进行处理。CNN 结构包括一组由卷积层 conv(1,2) + 下采样层 pool(1,2) 交替形成的特征层,以及两个全连接层 ip1 和 ip2。对 ip2 的输出进一步同标签数据 label 对比,可以计算出分类准确率 accuracy 和损失值 loss。

2 结果与分析

从 493 ~ 1 106 nm 的 116 个波段的高光谱图像,每隔 5 个波段抽取 1 个图像,分别建立 24 个波段的训练集对小麦高光谱图像进行实验。如图 4 所示,当学习率为 0.01,迭代次数为 10 000 次时,黑胚粒的识别准确率基本都在 94% 以上,其中在波段为 493 nm 和 1 106 nm 时,识别准确率更是达到 98%;虫蚀粒的识别准确率基本都在 95% 以上,其中在波段为 493 nm 时识别准确率达到 97.3%;破损粒的识别准确率也基本全部达到 92%。

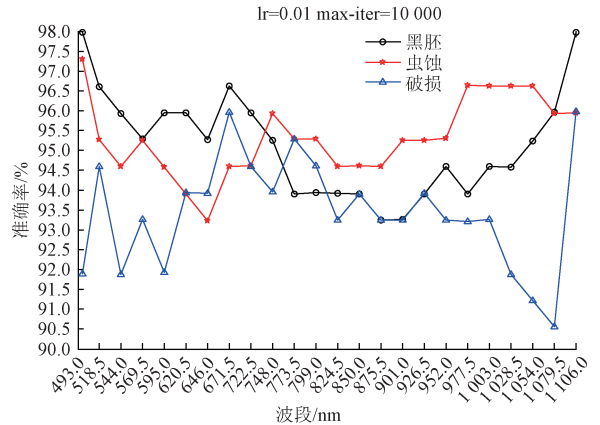


图 4 各波段下不完善粒小麦的准确率
Fig. 4 The accuracy rate of the unsound kernel in wheat within different frequency ranges

3 模型改进

在波段为 1 106 nm 时,3 种不完善粒小麦的识别率都相对较高,于是选取波段为 1 106 nm 的正常粒小麦和

虫蚀粒小麦作为研究对象,设定初始学习率为 0.01,选取迭代次数范围覆盖 2 000 ~ 10 000。为了增加模型的

鲁棒性,在设定的每种迭代次数下重复做 10 次实验,研究迭代次数对模型准确率的影响,如表 1 所示。

表 1 学习率为 0.01 时,不同迭代次数的准确率

Table 1 The learning rate is 0.01, the accuracy rate of different number of iterations (%)

迭代次数	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	实验 6	实验 7	实验 8	实验 9	实验 10
2 000	95.29	95.97	95.97	95.97	95.29	96.64	97.31	95.96	95.97	95.96
4 000	95.95	95.95	96.63	95.95	96.63	96.63	95.95	95.95	97.31	96.63
6 000	95.24	95.92	94.57	95.92	96.6	96.6	95.92	97.28	95.25	95.25
8 000	95.95	96.62	96.62	95.28	95.95	95.28	94.61	95.95	95.95	96.62
10 000	96.65	96.65	95.98	96.65	95.3	95.97	95.3	95.97	97.32	95.97

为了方便观测,对表 1 中的各行数据按照从大到小的顺序进行排序,并表示成图 5 所示形式,如图 5 所示,当学习率为 0.01 时,可以得到两个最优的最大迭代次数,分别为 4 000 和 10 000 次。

分别对比最大迭代次数为 4 000 和 10 000 次时,不同学习率下,波段为 1 106 nm 的正常粒小麦和虫蚀粒小麦 10 次实验的识别率,然后研究学习率对模型准确率的影响。如表 2、3 所示。

从表 2 数据可以发现,当学习率增加到 0.06 时,模型出现明显不收敛点,实验 4 和实验 10 的准确率下降到 16.9。同样的,在表 3 数据中,当学习率增加到 0.05 时,实验 6 中模型准确率下降到 83.15%,不收敛。于是对于表 2 和 3,分别剔除掉学习率分别等于 0.05 和 0.03 的实验后,绘制图 6(a) 和(b) 所示。

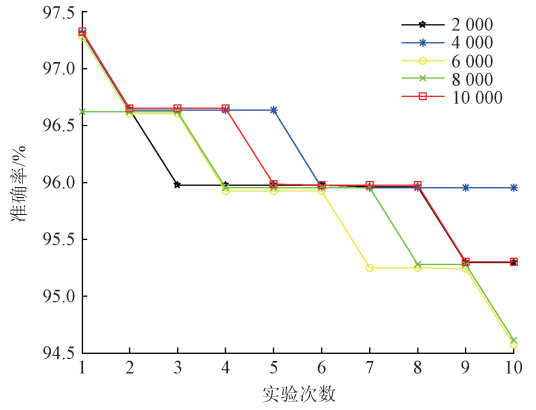


图 5 学习率为 0.01 时,迭代次数对准确率的影响

Fig. 5 The learning rate is 0.01, the influence of iteration to accuracy rate

表 2 迭代次数为 4 000 时,不同学习率的识别率

Table 2 The iteration is 4 000, the accuracy rate of different learning rates (%)

学习率	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	实验 6	实验 7	实验 8	实验 9	实验 10
0.005	96.63	96.63	95.27	97.31	96.63	96.63	96.63	95.95	95.95	95.27
0.01	95.95	95.95	96.63	95.95	96.63	96.63	95.95	95.95	97.31	96.63
0.015	96.63	95.95	96.63	95.95	95.95	95.27	95.95	96.63	95.95	95.27
0.02	95.95	95.95	95.27	95.27	95.27	95.27	95.95	95.27	94.59	95.95
0.03	94.59	95.95	95.95	96.63	96.63	95.27	95.95	95.27	95.95	95.27
0.05	95.95	94.59	95.95	95.95	95.27	95.95	94.59	93.91	95.95	95.27
0.06	95.95	16.9	95.27	16.9	94.59	83.1	95.27	95.27	94.59	16.9

表 3 迭代次数为 10 000 时,不同学习率的识别率

Table 3 The iteration is 10 000, the accuracy rate of different learning rates (%)

学习率	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	实验 6	实验 7	实验 8	实验 9	实验 10
0.005	97.32	96.65	96.64	96.65	95.29	97.32	96.64	96.65	95.98	95.29
0.01	96.65	96.65	95.98	96.65	95.3	95.97	95.3	95.97	97.32	95.97
0.015	94.62	96.65	95.98	95.97	95.29	95.98	96.65	95.3	96.65	95.97
0.02	95.3	94.62	95.3	95.97	96.65	95.3	95.98	95.29	95.98	96.65
0.03	96.65	95.98	97.32	94.62	95.29	95.29	96.65	95.98	95.98	95.3
0.05	95.29	95.3	94.63	93.95	95.97	83.15	95.98	94.63	95.97	95.29

对比图 6(a)、(b) 的结果,可以发现当学习率等于 0.005 和 0.01 时,模型的识别效果较好。于是模型改进

后的学习率为 0.005 或 0.01。再利用改进后的学习率,对最大迭代次数进行更新,

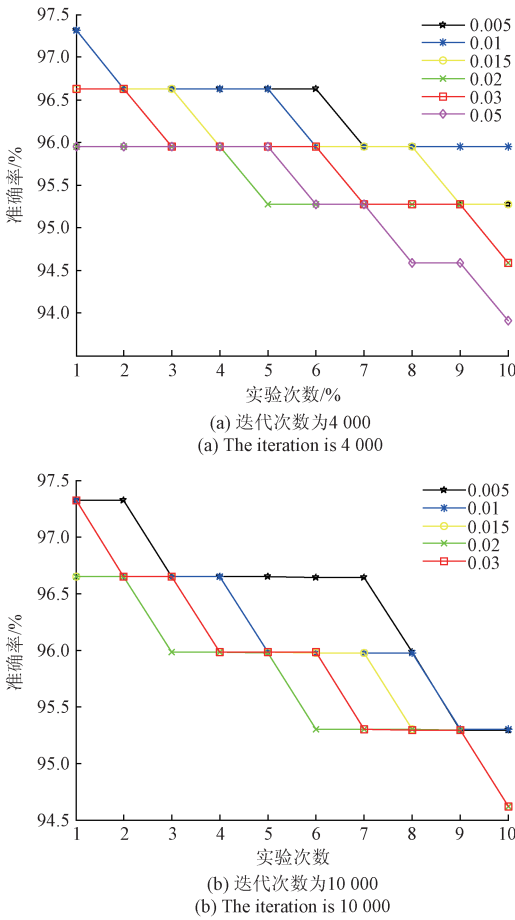


图 6 学习率对准确率的影响

Fig. 6 the influence of learning rate to accuracy rate

实验结果如图 7 所示。对比学习率为 0.005 (图 7) 和 0.01 (图 5), 在不同最大迭代次数下, 波段为 1 106 nm 的正常粒小麦和虫蚀粒小麦 10 次实验的准确率。

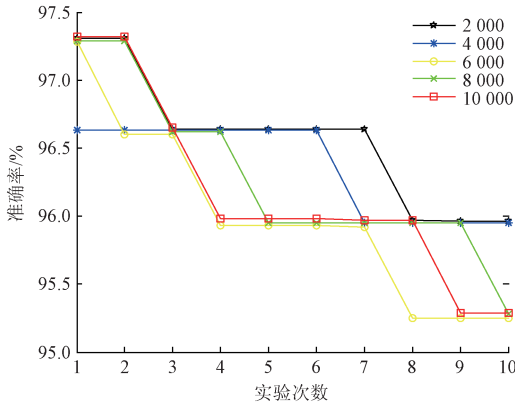


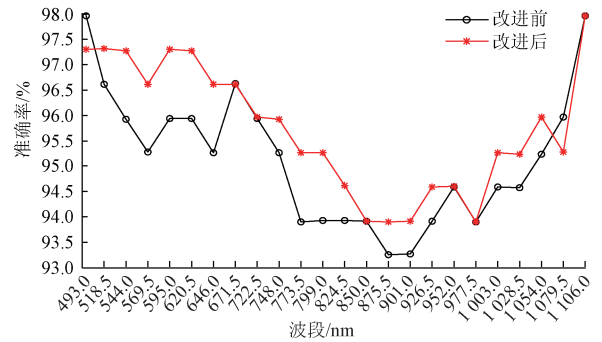
图 7 学习率为 0.005 时, 迭代次数对准确率的影响

Fig. 7 The learning rate is 0.005, the influence of iteration to accuracy rate

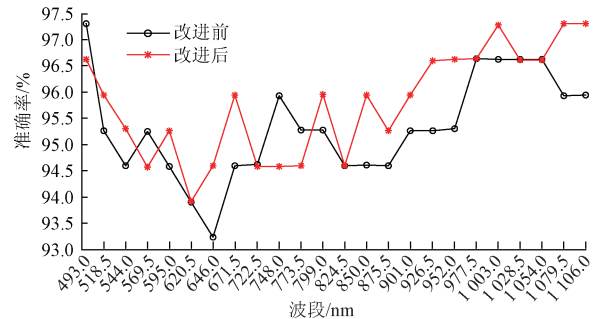
次时模型识别效果最好。而从图 7 可以看出, 最大迭代次数为 2 000 或 4 000 次时模型识别效果最好。综合两种结果, 最优的最大迭代次数选为 4 000 次。

综合以上实验结果可以发现, 对波段为 1 106 nm 的虫蚀粒小麦识别时, 学习率为 0.005 或 0.01, 最大迭代次数为 4 000 次时, 模型识别效果最好。由于学习率过小的话, 在用梯度下降计算时容易陷入局部最优, 所以综合各种因素, 改进后的模型选取学习率为 0.01, 最大迭代次数为 4 000 次。

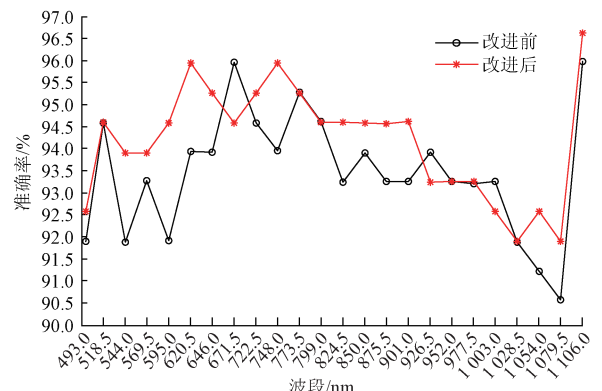
对比初始模型和改进后的模型各波段的不完善粒小麦的识别率, 如图 8 所示, 可以看出, 改进后的模型, 黑胚



(a) 黑胚粒和正常粒
(a) Black embryo and normal kernels



(b) 虫蚀粒和正常粒
(b) Wormhole and normal kernels



(c) 破损粒和正常粒
(c) Damaged and normal kernels

图 8 不完善粒和正常粒小麦在各波段下的识别准确率

Fig. 8 The accuracy rate of unsound kernels and sound kernel in wheat

从图 5 可以看出, 最大迭代次数为 4 000 或 10 000

粒、虫蚀粒、破损粒与正常粒小麦的识别准确率平均值分别从 95.122%、95.305% 和 93.397% 变为 95.746%、95.775% 和 94.173%，依次提升了 0.624%、0.47% 和 0.776%，如图 9 所示。

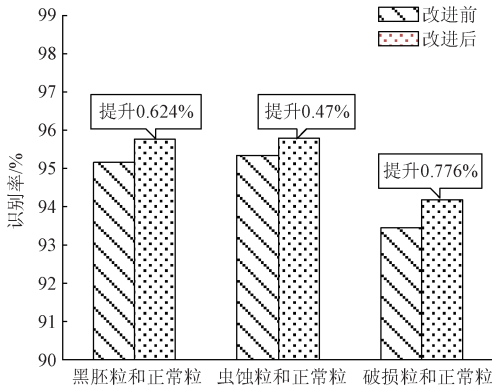


图9 3种不完善粒和正常粒的识别准确率

Fig.9 The accuracy rate of unsound and normal kernels in wheat

如表 4 所示,对 24 个波段下的所有小麦高光谱图像(正常粒 11 616 个,黑胚粒 2 400 个,虫蚀粒 2 400 个,破损粒 2 400 个),分别建立模型。研究模型改进前后,各不完善粒和正常粒的总识别率。为减少偶然误差,每次实验重复 3 次,取其最优实验结果。结果显示,改进后正常粒和不完善粒(黑胚粒、虫蚀粒、破损粒)的总识别率分别由 97.66%、96.84% 和 94.19% 变为 97.97%、96.97% 和 94.19%,分别提高了 0.31%、0.13% 和 0.46%。

表 4 正常粒与各不完善粒模型改进前后的总识别率

Table 4 All accuracy rate of sound kernel and unsound kernels in wheat (%)

正常粒和不完善粒	改进前	改进后	提高比例
正常粒和黑胚粒	97.66	97.97	0.31
正常粒和虫蚀粒	96.84	96.97	0.13
正常粒和破损粒	93.73	94.19	0.46

4 结论

本文以 484 个小麦正常粒样本、100 个黑胚样本、100 个虫蚀粒样本及 100 个破损粒样本为研究对象,采集其 493~1 106 nm 范围内 116 个波段的高光谱图像,使用每隔 5 个波段抽取 1 个的方式,筛选出其中的 24 个波段。结合 LeNet-5 CNN 模型比较这 24 个波段下不完善粒小麦的识别准确率。

结果显示,该模型对黑胚粒和虫蚀粒小麦识别率更

高,准确率在 94% 以上,有些波段甚至准确率达到 97% 以上,对破损粒小麦识别准确率也在 92% 以上。在 Caffe 框架下,修改 CNN 模型的学习率和最大迭代次数,改进后的 CNN 模型 3 种不完善粒小麦的识别率均有不同程度的提高。综上,利用卷积神经网络识别方法实现小麦不完善粒的快速准确识别是可行的,且相比传统的 LeNet-5 模型,改进后的模型识别精度更高。

参考文献

[1] 国家标准化管理委员会. GB 1351-2008 小麦[S]. 北京:中国标准出版社,2001.
Standardization Administration of China. GB 1351-2008 Wheat[S]. Beijing: Standards Press of China,2001.

[2] 赵增宝,殷树清,常大理. 等. 小麦不完善粒的成因及解决办法[J]. 粮食流通技术, 2009(5): 44-45.
ZHAO Z B, Yin SH Q, CHANG D L, et al. Wheat imperfect grain of formation reason and solution [J]. Grain Distribution Technology, 2009(5): 44-45.

[3] 张玉荣,陈赛赛,周显青. 等. 基于图像处理 and 神经网络的小麦不完善粒识别方法研究[J]. 粮油食品科技,2014,22(3): 59-63.
ZHANG Y R, CHEN S S, ZHOU X Q, et al. Identification of unsound kernels in wheat based on image processing and neural network [J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2014, 22(3): 59-63.

[4] 李晶晶,王爱民,杨红卫. 等. 基于形状特征的大米虫蚀粒检测方法[J]. 农机化研究,2012, 34(8): 18-21.
LI J J, WANG AI M, YANG H W, et al. Etection method based on shape features study on rice injured kernel[J]. Agricultural Mechanization Research, 2012, 34(8): 18-21.

[5] CHOUDHARY R, PALIWAL J, JAVAS D S. Classification of cereal grains using wavelet, morphological, colour, and textural features of non-touching kernel images [J]. Biosystems Engineering, 2008, 99(3): 330-337.

[6] 苏忆楠. 基于机器视觉和高光谱图像技术的粮食水分检测及杂质与不完善粒识别方法研究[D]. 杭州: 浙江大学,2011: 2-8.
SU Y N. Research on grain water content detection and impurities recognition method based on machine vision and hyperspectral imaging technique [D]. Hangzhou: Zhejiang University,2011:2-8.

[7] 陈丰农. 基于机器视觉的小麦并肩杂与不完善粒动态实时检测研究[D]. 杭州: 浙江大学,2012: 5-10.
CHEN F N. Real-time detection of kernel-like impurity

- and unsound kernel in wheat using machine vision [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012;5-10.
- [8] 姜淑华,孙海波. 计算机图像技术在农业工程中的应用[J]. 农机化研究,2006(11):177-178.
JIANG SH H, SUN H B. Application of computer image technology in agricultural engineering [J]. Agricultural Mechanization Research, 2006(11):177-178.
- [9] 彭彦昆,张雷蕾. 农畜产品品质安全高光谱无损检测技术进展和趋势[J]. 农业机械学报,2013,44(4):137-145.
PENG Y K, ZHANG L L. Advancement and trend of hyperspectral imaging technique for nondestructive detection of agro-product quality and safety [J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery, 2013,44(4):137-145.
- [10] 张保华,李江波,樊书祥,等. 高光谱成像技术在果蔬品质与安全无损检测中的原理及应用[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(10):2743-2751.
ZHANG B H, LI J B, FAN SH X, et al. Principles and applications of hyperspectral imaging technique in quality and safety inspection of fruits and vegetables [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34 (10): 2743-2751.
- [11] DELWICHE S R, KIM M S, DONG Y H. Fusarium damage assessment in wheat kernels by Vis/NIR hyperspectral imaging [J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2011,5(2):63-71.
- [12] 曲景影,孙显,高鑫. 基于CNN模型的高分辨率遥感图像目标识别[J]. 国外电子测量技术,2016,35(8):45-50.
QU J Y, SHUN X, GAO X. Remote sensing image target recognition based on CNN [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016,35(8):45-50.
- [13] 余永维,杜柳青,曾翠兰,等. 基于深度学习特征匹配的铸件微小缺陷自动定位方法[J]. 仪器仪表学报,2016,37(6):1364-1370.
YU Y W, DU L Q, ZENG C L, et al. Automatic localization method of small casting defect based on deep learning feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37(6):1364-1370.
- [14] 谢宝剑. 基于卷积神经网络的图像分类方法研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2015:1-7.
XIE B J. The research of image classification methods based on convolution neural network [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2015:1-7.
- [15] 王茜,张海仙. 深度学习框架Caffe在图像分类中的应用[J]. 图形图像,2016(2):72-80.
WANG X, ZHANG H X. Application of deep learning framework caffe in image classification [J]. Modern Computer, 2016(2):72-80.
- [16] 杨楠. 基于Caffe深度学习框架的卷积神经网络研究[D]. 石家庄:河北师范大学,2016:33-41.
YANG N. The study of convolution neural network based on caffe deep learning framework [D]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2016:33-41.
- [17] 唐煜程,张明君,王浩宇,等. 基于GPU的三维人脸数据动态线性快速修复[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(6):959-967.
TANG Y CH, ZHANG M J, WANG H Y, et al. Fast linear recovering algorithm for low quality 3D face data based on GPU [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016,30(6):959-967.
- [18] 金汉均,曾婷. 基于GPU的视频序列中运行目标轮廓提取[J]. 电子测量技术,2016,39(11):85-88.
JING H J, ZENG T. Contour extraction of moving objects in videos sequences based on GPU [J]. Electronic Measurement Technology, 2016,39(11):85-88.
- [19] 赵凯旋,何东健. 基于卷积神经网络的奶牛个体身份识别方法[J]. 农业工程学报,2015,5(3):181-187.
ZHAO K X, HE D J. Recognition of individual dairy cattle based on convolutional neural networks [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015,5(3):181-187.
- [20] 龚丁禧,曹长荣. 基于卷积神经网络的植物叶片分类[J]. 计算机与现代化,2014(4):12-16.
GONG D X, CAO CH R. Plant leaf classification based on CNN [J]. Computer and Modernization, 2014(4):12-16.

作者简介



余乐,分别在2005年、2008年于北京航空航天大学获得学士和硕士学位,2009~2015年于中科院电子所从事博士、博士后研究工作,2013年获得微电子与固体电子学博士学位,现为北京工商大学计算机与信息工程学院讲师,硕士生导师,研究方向为类脑计算与人工智能。

E-mail: yule@btbu.edu.cn

Yu Le, received B. Sc. and M. Sc. from Beihang University in 2005 and 2008. From 2009 to 2015, he worked as a doctoral and postdoctoral researcher at the Institute of electronics, Chinese Academy of sciences. He received the Ph. D. of microelectronics and solid-state electronics in 2013. He is currently a lecturer and master advisor at department of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing, China. His research interests include Brain-like Computing based on FPGA, and Artificial Intelligence.