

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205338

基于机器视觉技术的稻米等级快速 自动判定方法及系统研究*

范保江 孙 磊 何杨帆 范晓飞 李玉超 索雪松
(河北农业大学机电工程学院 保定 071000)

摘 要:当前稻米等级的判定多依赖于人工挑拣称重计算,具有人工主观性强、检测效率低等缺陷,因此实现快速自动判定稻米等级是稻米行业的必然趋势。本文基于机器视觉技术设计并开发了稻米等级快速自动判定系统。通过成像技术获取稻米籽粒高分辨率图像,利用 Watershed 算法和自适应阈值函数对图像进行处理,对不同籽粒进行标记并运用卷积神经网络训练,选取最优训练模型对糙米分类,利用线性回归分析数据,实现对稻米等级的判定。本系统与人工对同一批稻米等级的判定结果相似度可达 91.4%,采用本方法设计的系统在对稻米等级判定的过程中不仅排除了人为的主观性,还在检测速度上有了显著提升,从而提高了稻米分级判定效率。

关键词: 稻米;出糙率;卷积神经网络;机器视觉;快速检测

中图分类号: TP391.41;S511 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

Research on the rapid automatic determination method and system of rice grade based on machine vision technology

Fan Baojiang Sun Lei He Yangfan Fan Xiaofei Li Yuchao Suo Xuesong
(School of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding 071000, China)

Abstract: The determination of the current rice grade mostly relies on manual picking and weighing, the discrimination process has defects such as strong manual subjectivity, slow detection speed and low efficiency. Therefore, it is an inevitable trend in the rice industry to realize rapid and automatic determination of rice grades. Based on machine vision technology, this paper designs and develops a rapid automatic determination system for rice grades. This system obtains images of rice grains with high-resolution through imaging technology, uses Watershed algorithm and adaptive threshold function to process the images, marks different grains and uses convolutional neural network training, selects the optimal training model to classify brown rice, Use linear regression to analyze the data to realize the judgment of rice grade. It has been proved by experiments that the similarity between the system and the artificial judging results of the same batch of rice can reach 91.4%. The system designed by this method not only eliminates the human subjectivity in the process of judging the rice grading, but also detects the speed that has been significantly improved, thereby improving the efficiency of rice grading and judgment.

Keywords: rice; roughness; convolutional neural network; machine vision; fast detection

0 引 言

稻米作为重要的粮食作物之一,全国 65%以上人口以其为主要食物,年均消费量在 1.8×10^8 t 左右^[1]。随着我国杂交水稻的量产、居民生活水平的提高、市场发展的

多样化等多方面因素影响,稻米产业不再一味地追求产量,而开始向着多样化的高质量目标发展^[2]。在稻米生产、储存和销售过程中,最重要的就是收购过程中对稻米等级的判定,目前判定方法运用最广泛的是物理检测方法。在稻米物理检验中,GB1350-2009《稻谷》将整精米由原来的定级指标改为非定级指标^[3],因此出糙率就是

稻米的唯一等级指标,整精米率是优质稻米的等级指标之一。出糙率的鉴定结果关乎稻谷的等级、价格,影响重大^[4]。

纪澍琴等^[5]提出基于遗传算法投影寻踪等级评价模型(projection pursuit evaluation, PPE)进行稻米品质质量综合评价,解决了稻米品质评价方法存在人为权重赋值误差,以及简便计算等方面的不足的问题。但是该试验的样本量比较单一,缺乏广泛应用能力。刘璿瑛^[6]运用机器视觉技术和图像处理技术对稻米的长、宽和面积等外观特征进行提取。但是该结果存在检测结果单一,并没有对稻米的等级做出判定,缺乏实际应用价值等问题。Leethanapanich 等^[7]利用扫描电镜在 10 kV 加速电压下观察了半透明、白垩和处理过的稻米的形态,以分析浸泡和干燥条件对稻米垩白的影响,该结果证实了在高于淀粉玻璃化转变温度的温度下干燥也促进了淀粉颗粒的重排,进一步降低了稻米的垩白度。扫描电镜相对于工业相机能够拍摄到更加细微、清晰的稻米图像,但是成本较高,不适合作稻米检测系统的开发。

基于目前的技术水平和前人的研究现状,本研究在稻米等级判定方法中主要引用图像处理技术对图像进行精确分割处理,对分割好的图像放入卷积神经网络训练,基于训练模型分析的数据进行线性回归分析预测出糙率,以达到判定稻米等级的目的。冯欣等^[8]提出基于线性回归分析模型的藏药波棱瓜子产量预测并且建立的波棱瓜子产量预测模型,可为波棱瓜子生产技术优化和产量预测提供依据。靳捷等^[9]明确提出不同的检验设备和检验人员对同一样品的检验结果往往差异较大。检验员应在遵循最新国家标准的前提下,结合实践经验,合理选择检验设备,抓住关键因素,才能保证结果的准确可靠,为稻谷定等提供可靠的科学依据。徐梅^[10]提出基于阈值和分水岭的白细胞分割算法,实现对病变细胞图像中的白细胞的细胞质和细胞核的分割研究。证明了分水岭算法在图像分割处理中的显著优势。王圣昊^[11]提出了基于卷积神经网络番茄叶片病害识别的方法,实现了当番茄叶片发生病害时,用户只需要上传图片就能够得出病害诊断的结果,简化了专家诊断时间长的局限性,方便更快速的进行决策。在安徽省滁州市国家粮食储备库调研过程中了解到,目前稻米的出糙率主要是通过人工的自主鉴定、肉眼结合参照物的直观分析,通过 GB1350-2009《稻谷》规定计算出糙率并判定稻米等级^[12]。这种方式不仅费时费力,且检测结果很大程度上依赖于检验人员的主观性,检验人员主观性强和方式的落后使得当前无法实现稻米等级的快速、自动判别。

总结前人的经验,考虑他们的优点与不足。本研究设计了基于机器视觉与卷积神经网络的稻米等级快速自动判定系统,包括硬件设备的搭建、图像处理技术、深度

学习算法、线性回归分析等方面。引入数字图像处理技术,将采集的图像数据通过分水岭算法(watershed algorithm)预处理;引入卷积神经网络,再将处理后的数据进行网络训练和验证,选取最优模型创建稻米分类的检测模型。通过模型检测结果对稻米表型数据进行提取,在运用回归分析的方法对数据进行处理得到稻米出糙率和等级。所得结果与安徽省滁州市国家粮食储备库检测报告对比,符合 GB1350-2009 中的规定^[12],相似度达 91.4%,具有很好的实际应用前景。

1 系统简介

1.1 系统概述

本研究自主设计的稻米外观品质检测和等级判定系统包括暗箱、条形光源、全局快门 CMOS 相机、抽屉式载物台、背光板、控制模组、计算机等组件。在稻米外观品质检测中相较于现阶段的人工检测具有高效率、高精度等优势;在稻米等级判定方法上按 GB1350-2009 要求,以出糙率为判定依据,经回归分析数据得出稻米出糙率,和现阶段的人工检测相比,既排除了人工的主观性,又在时间上提高了检测效率。其总体框架如图 1 所示。

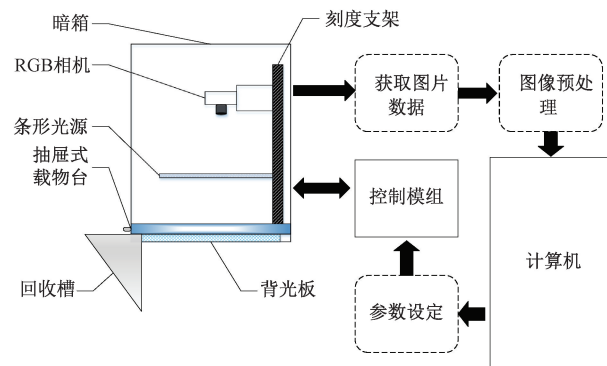


图 1 系统的总体结构

Fig. 1 The overall structure of the system

本文采用的是 GIGE 工业相机,迈德威视品牌下全局快门 CMOS 相机,型号 MV-GE1600C,通过 GIGE 接口传输图像数据,确保图像信息的清晰;暗箱的金属框架采用铝合金材质,保证了框架的简易性的同时,又具备了耐用度,避免后期在移动过程中对暗箱造成的破坏或框架的扭曲。暗箱的隔光板采用亚克力板,亚克力板采用不透光设计,来保证暗室的成像环境不受外界光干扰,具有不易碎、重量轻、耐用性高等优点;在系统的光源设计上。可见光源是 LED 光源,保证了光照的均匀性。条形光源采用左右对称设计,避免了光的散射不均匀。另外暗箱底部还有一块面积 400 cm×460 cm 的 LED 背光板,保证了样本图像的高质量;抽屉式玻璃材质的载物台。抽屉

式具有易操作、速度快等优点,为快速实现样本的检测、更换奠定了基础。玻璃材质具有良好的透光性,更好的发挥光源的作用,提高样本图像的质量。在抽屉抽拉的过程中,惯性力可以避免稻米籽粒叠加的现象,若出现部分籽粒叠加现象,可通过抖动抽屉来消除。

1.2 系统工作过程

本文引用卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN)^[13],运用基于机器视觉的图像处理技术和线性回归分析方法快速自动判定稻米等级。系统工作过程如图 2 所示。

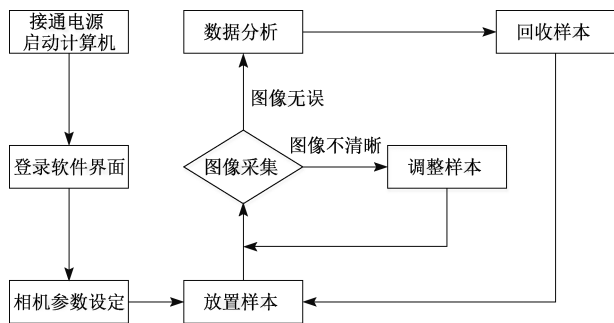


图 2 系统工作过程图

Fig. 2 System working process diagram

首先检查稻米等级判定装置完整性并连通电源;启动计算机,登录界面输入账号后转到相机参数设定界面,最后转到图像采集分析界面;按 GBT5495-2008 取适量糙米平铺到抽屉式载物台上;打开条形光源和 LED 背光板;图像采集及处理;经图像采集分析界面转化并显示出所述图像,点击“数据分析”按钮完成所述图像的稻米外观以及等级分析结果;图像采集完成后,沿滑轨抽出抽屉式载物台,将稻米倾斜倒入稻米回收槽;再将新的稻米放在抽屉式载物台内进行新的检测,完成新的一组稻米的检测作业。

2 试验材料及方法

2.1 试验材料及稻米预处理

试验材料为早晚期籼稻,分为一级、二级、三级共计 35 组样本,由安徽省滁州市国家粮食储备库提供。试验用砻谷机为国家粮食局指定用品 (中储粮 JLG—III 型)。天平 (分度值 0.01),直径 2.0 mm 谷物选筛。

按 GBT5495-2008 要求,首先用谷物选筛从试样中选出净稻谷,从净稻谷试样中称取 20 g 试样,精确至 0.01 g,然后将净稻谷用砻谷机脱壳,除去谷壳,称量砻谷机脱壳后的糙米质量。人工挑拣出糙米中的不完善粒和完善粒,分别称量不完善糙米质量和完善糙米质量。将称好的糙米样本编号保存备用^[14]。

2.2 图像采集及处理

本试验用自己设计的稻米外观质量和等级判定设备采集糙米图像。图像采集时由于外界环境的干扰,使得图像在转换过程中含有噪声或者杂质。影响后续对图像的分析处理,因此需先对所得图像进行消除噪声点和去杂质的处理^[15],进而可以使后期数据处理能够更加精确。本研究采取高斯滤波的方法对其进行噪声点去除^[16]。在高斯滤波的基础上增加去杂质的方法,该方法主要是通过识别二值图像中稻米和杂质的像素值大小来实现,稻米检测中,常见杂质的像素值明显低于单粒稻米的像素值,引用 bwareaopen 函数限制图像的像素值可以准确的去除图像中的噪声点和杂质。

去除噪声点和杂质的图像,其中的糙米呈两种状态,一是单粒米,二是粘连米。对于这两种状态下的糙米,单粒米的分割通过简单的阈值分割方法即可处理。对粘连米进行分割,考虑图像的特征,同时综合考虑计算量,本文选用 Watershed 算法^[17]。该算法对微弱边缘具有良好的响应,但是会产生过度分割的现象。消除这种现象一个简单的方法是对梯度图像进行阈值处理。如式 (1) 所示。

$$g(x, y) = \max[\text{grad}(f(x, y)), g\theta] \quad (1)$$

式中: $g\theta$ 表示阈值。

对图像进行阈值处理,选取合适的阈值对最终分割图像的好坏有很大影响,因此增加自适应阈值算法^[18-19],对区域图像应用 Otsu 算法,得到自适应阈值分割图像,该操作增强了系统鲁棒性;最后对上述结果作分水岭变换,实现精确分割。自适应阈值算法更好地规避了手动调整阈值的缺点。

2.3 卷积神经网络模型

本研究运用卷积神经网络模型区分糙米的好坏,经实际调研发现,当前国家粮食储备库和一些加工运输企业,大部分需要人工判别好坏,这种方式效率低且判别结果主观性较强。因此急需一种替代人工判别的方式。本研究经试验比较选出对糙米判定模型准确率较好的模型作为稻米出糙率的判定应用模型。以下是对不同检测模型的训练过程。

1) VGG19 模型分析

该模型是基于 VGG19 网络进行改动的 CNN 模型。网络模型一共 24 层,其中分为 1 个输入层、5 个卷积层、5 个激活层、5 个池化层、1 个全连接层、5 个批量归一化层、softmax 函数和 1 个输出层^[20-21]。本试验中 VGG19 模型的输入层设为 100 pixel×100 pixel 的 RGB 图像。设定最大训练论数为 100 轮,学习率为 0.001。将预处理好的图像共计 2 464 张图像,2 100 张作为训练集,364 张作为验证集。对设置好的 VGG19 模型进行训练,对糙米作完

善粒与不完善粒的分类训练。

2) Resnet50 模型分析

Resnet 又名残差神经网络,即在传统卷积神经网络中加入残差学习 (residual learning) 的思想,避免了随着网络模型层数的加深出现学习退化现象^[22]。在本质上可以将残差学习的思想理解为一个块 (block),可用式 (2) 定义。其中 Y 表示输出, $F(x, \{Wi\})$ 表示残差部分, x 表示样本。

$$Y = F(x, \{Wi\}) + x \tag{2}$$

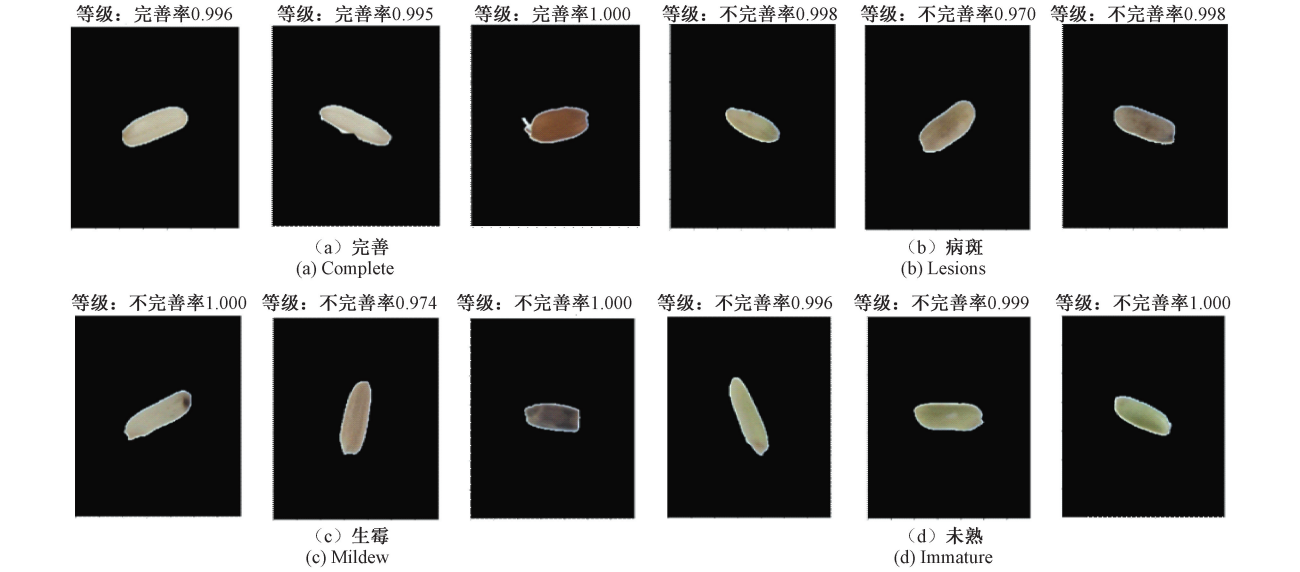


图 3 完善粒与不完善粒
Fig. 3 Perfect grain and imperfect grain

按照 GBT5495-2008 规定,利用式 (3) 计算 35 组试验样本出糙率 (X)。试验计算所得出糙率与安徽省滁州市国家粮食储备库出具的报告对比如表 2 所示。

$$X = \left[(m_1 - \frac{m_2}{2}) m_0 \right] \times 100\% \tag{3}$$

净稻谷试样中称取 20 g 试样 (m_0), 砻谷机脱壳后的糙米质量 (m_1)。人工挑拣出糙米中的不完善粒质量 (m_2)。

由表 2 可知 35 组试验样本的出糙率与报告出糙率误差。运用 SPSS 软件对所得样本的粒数与出糙率进行线性回归分析^[24]。

3 试验结果

3.1 图像处理结果

通过高斯滤波的方法和去杂质方法对二值图像处理效果如图 4 所示。该方法在实际应用中效果良好,可以有效去除图像采集过程中的噪点和杂质,可以保证后

Resnet50 由 49 个卷积层和 1 个全连接层组成^[23]。将预处理好的 RGB 图像共计 2 464 张图像,2 100 张作为训练集,364 张作为验证集。对设置好的 Resnet50 模型进行训练,对稻米作完善粒与不完善粒的分类训练。

2.4 数据分析

将调试好的图像处理算法和测试完备的模型嵌入系统,通过系统模型对本研究系统采集的图像进行分类处理,对分类好的完善粒糙米和不完善粒糙米进行标记如图 3 所示,再对相应的样本进行粒数检测如表 1 所示。

期的数据处理更加的精确。

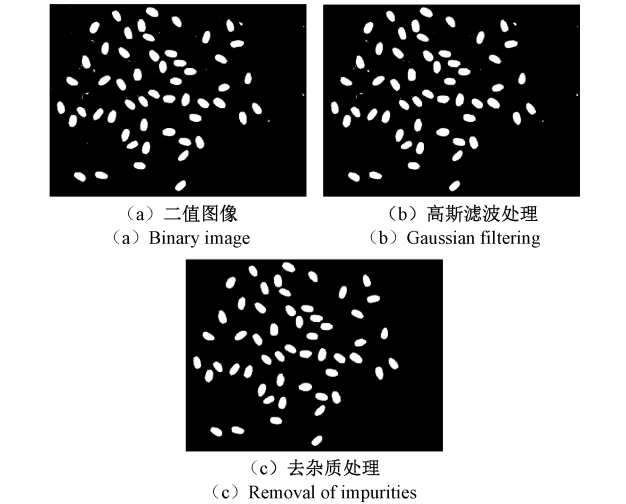


图 4 二值图像的去噪点和去杂质的比较
Fig. 4 Comparison of binary image denoising and impurity removal

表 1 样本粒数			
Table 1 Sample grain number			
编号	不完善粒数	完善粒数	总粒数
337	53	861	914
383	50	820	870
404 pc	54	850	904
409 pc	58	723	781
469	40	682	722
512	43	805	847
524	38	735	773
333	49	921	970
362	51	778	829
388	48	920	968
411 pc	110	724	834
520	83	670	753
550	105	738	843
517	55	836	891
519	52	878	930
6	56	799	855
21	67	791	858
473	74	810	884
495	97	731	828
3	65	781	846
4	50	767	817
10	92	775	867
12	75	796	871
26	115	702	817
27	58	815	873
413	107	680	787
414	48	736	784
439	80	668	748
441	79	707	786
450	121	781	902
508	77	830	907
532	73	838	911
548 pc	75	789	864
426	71	846	917
447	90	722	812

首先对二值图像做连通区域标记,对标记结果通过采用 Roundness 指标^[25-26]进行的连通区域检测,根据该指标将单粒稻米的连通区域与粘连稻米的连通区域进行划分,这能够更好地对粘连米进行有效的分割处理,精确分割目标的同时也减少了分割算法的计算量。

经试验证明,自适应阈值函数和分水岭算法的结合后的分割效果良好。分割对比效果如图 5 所示。图 5 (a)、(b)、(c)分别是手动调节阈值情况下图像分割效果图,图 5(c)是在手动调节阈值里分割效果最好的,图 5 (d)是应用自适应阈值函数情况下图像分割效果图。由图显示,自适应阈值分割效果更佳,因此自适应阈值函数

可以很好地避免手调阈值带来的繁琐过程,既解决了分水岭算法的过分割现象,又为阈值的调整提供了便利。

表 2 出糙率			
Table 2 Husked rice yield			
稻米等级	编号	出糙率(报告)	出糙率(试验)
一等	337	79	78.875
	383	79.4	78.85
	404 pc	78.6	78.325
	409 pc	79.9	79.175
	469	79	79.75
	512	79.2	79.3
	524	79.1	79.1
	333	79.1	79.15
	362	79.1	79.075
	388	79.4	78.725
	411pc	75.4	74.675
	473	78.2	77.65
	517	77.6	77.75
	519	77.1	77.475
	6	78	78.75
二等	21	78.8	77.775
	520	79.4	77.65
	549pc	78.3	77.65
	550	77.7	77.45
	3	78.4	78.8
	4	77.9	78.4
	10	77	76.175
	12	77.3	77.23
	26	75.7	75
	27	77.8	77.52
	413	76.4	76.075
	414	76.6	77.15
	439	75.8	76.5
	441	76.7	76.2
	450	75.7	75.175
三等	508	76.1	76.325
	532	76.9	76.547
	548	76.8	76.125
	426	76.5	76.6
	447	76.4	76.225

3.2 模型检测结果

选取完善粒图像 25 张、不完善粒图像 25 张对训练好的模型测试。同时与 364 张验证集预测结果作对比,模型的分类精度如表 3 所示。

表 3 模型分类精度				
Table 3 Accuracy of model classification				
数据集准确率	不完善稻米 (粒数/准确率)	完善稻米 (粒数/准确率)	分类准确率	试验稻米粒数 (不完善粒/完善粒)
测试集分类准确率	21/86.2%	25/100%	92%	25/25
验证集分类准确率	182/91%	183/91.5%	91.3%	200/200

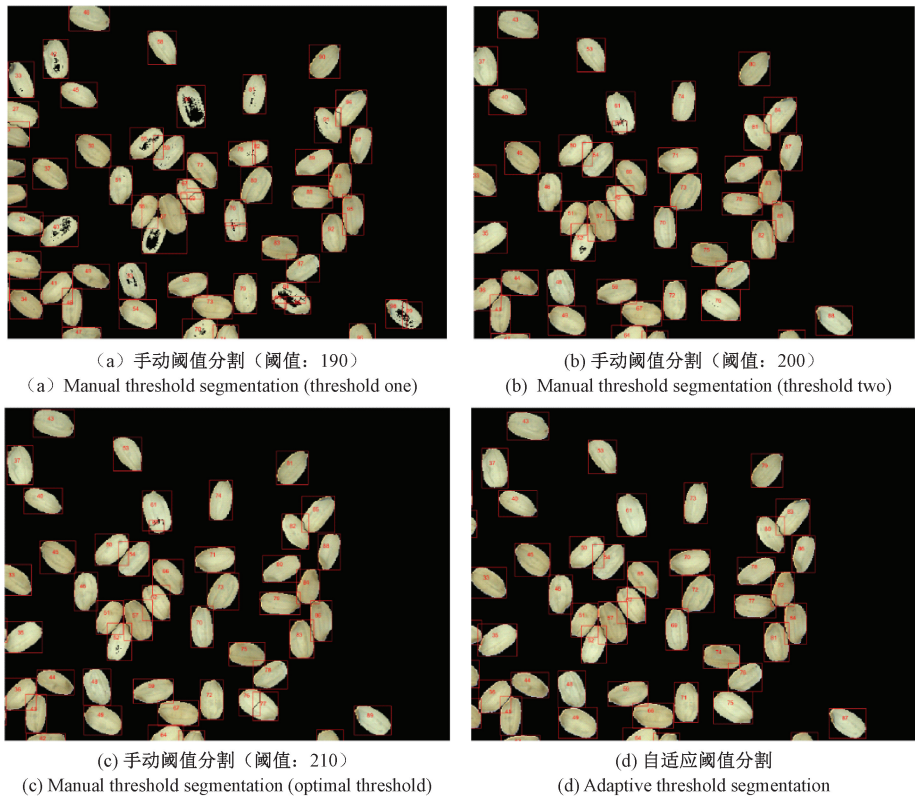


图 5 分割效果对比图

Fig. 5 Contrast diagram of segmentation effect

实验结果表明,VGG19 模型对稻米好坏的分类精度为 92 %。经过对模型的学习率、NumFilter、PoolSize 和 Stride 等参数的调整,模型的准确率有了提升,稳定性也得到了增强,具有较强的实际应用价值。Resnet50 模型训练准确率是 95.5%,预测准确率是 91.3%。不完善粒

200 张识别出 182 张,准确率 91%;完善粒 200 张识别出 183 张,准确率 91.5%。分类准确率较高。

准备完善粒 111 张,不完善粒 113 张作为测试集,应用于训练好的 GAI-VGG19 网络模型和 Resnet50 网络模型进行对比测试,测试结果如表 4 所示。

表 4 模型的测试效果

Table 4 The prediction effect of the model

模型	试验稻米粒数 (不完善粒/完善粒)	不完善稻米粒数	完善稻米粒数	分类准确率/%
VGG19	113/111	103	105	92.2
Resnet50	113/111	101	104	91.3

如表 4 可知 VGG19 网络模型分类准确率为 92.2%, Resnet50 网络模型分类模型准确率为 91.3%,VGG19 网络模型分类准确率更高,更加符合实际需要,因此本系统选用 VGG19 作为分类模型。

3.3 出糙率的检测和等级的判定

通过系统软件标记好的稻米样本,得到完善粒与不完善粒的粒数数据,用粒数和对应样本的出糙率做回归分析,分析工具 SPSS,方式采用线性回归分析的方法。最后用所得 35 组试验样本的线性回归分析 R^2 值等于 0.65,预测出糙率与报告出糙率对比如图 6 所示。

其中 31 组试验样本误差范围在 0%~0.5%之间,4 组样本误差范围在 0.5%~1%之间,此项分析结果相较于

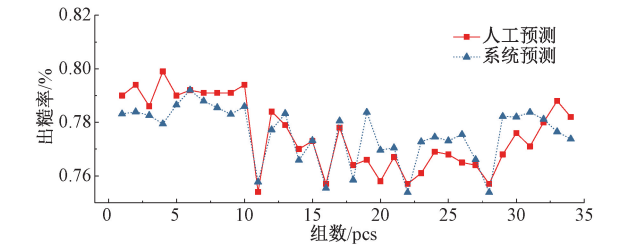


图 6 出糙率预测

Fig. 6 Roughness prediction

于校准前更加符合实际生产储存需求。考虑人工检测的主观性,可得知该设备与人工检测结果非常接近,相似度达 88.6%,并且相较于人工检测该设备具有速度快、精度

高、重复性好等优点。

将上述模型的处理以及数据的分析等相关算法嵌入系统,并应用该系统计算得出糙率和安徽省滁州市国家粮食储备库出具的报告作对比,再根据 GB1350-2009 中根据出糙率对稻米等级的划分要求,如表 5 所示。结果显示有 32 组稻米等级判定结果与人工判定结果相同,准确率达 91.4%,因此本研究系统实现了对稻米等级快速自动的判定。可以较好地解决人工质检中主观性强、速度慢等问题。

表 5 稻米等级判定标准
Table 5 Rice grading standards

等级	一等	二等	三等
出糙率/%	≥79	≥77	≥75

4 结 论

针对现阶段稻米等级人工判定干扰因素多、效率低、不稳定等问题,本文提出了一种稻米等级自动判定方法,并搭建了检测判定系统。该方法依据机器视觉技术和图像处理技术,运用卷积神经网络建立稳定性强的稻米分类模型;运用 Watershed 算法和自适应阈值函数对图像进行处理且效果良好,保证了网络训练的准确性和稳定性;在模型的建立上,将 VGG19 网络模型和 Resnet50 网络模型进行对比,结果显示 VGG19 网络模型建立的模型分类准确率可达 92.3%,因此选取 VGG19 作为本系统的分类模型;对模型分类好的样本进行数据分析、校准、回归预测等方法计算出糙率和稻米等级。通过所搭建系统试验结果与安徽省滁州市国家粮食储备库检测报告对比,本系统检测结果符合 GBT5495-2008 中的规定,并且相似度可达 91.4%。最后经实验验证,本研究的稻米等级判定系统不仅在检测时间上得到了明显的提升,还能够客观的分析稻米等级,实现了快速自动检测稻米等级。

参考文献

[1] 孟宁,刘明,刘艳香,等. 无损检测技术在稻米品质检测中的应用及展望 [J]. 粮油食品科技, 2019, 27(6):98-101.
MENG N, LIU M, LIU Y X, et al. Application and prospect of nondestructive testing technology in rice quality detection [J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2019, 27(6):98-101.

[2] 刘笑然,曹乐乐,张波. 2017 年中国稻米市场分析与展望 [J]. 中国粮食经济, 2017(5):34-38.
LIU X R, CAO L L, ZHANG B. Analysis and outlook of China's rice market in 2017 [J]. China Grain Economy, 2017(5): 34-38.

[3] GB1350-2009, 稻谷.

GB1350-2009, Rice.

[4] 周子诚. 稻谷国家标准琐谈 [J]. 粮食问题研究, 2009(4): 8-13.
ZHOU Z CH. A brief discussion on the national standard of rice [J]. Grain Issues Research, 2009(4): 8-13.

[5] 纪澍琴,李亚军,关法春,等. 基于遗传算法的稻米品质质量等级评价 [J]. 数学的实践与认识, 2015, 45(23): 1-9.
JI SH Q, LI Y J, GUAN F CH, et al. The application of real coding based accelerating genetic algorithm in evaluating rice quality [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2015, 45(23):1-9.

[6] 刘璎璁. 基于机器视觉的稻米品质评判方法研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2010.
LIU Y Y. Research on rice Kernels' sorting based on machine vision [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2010.

[7] LEETHANAPANICH K, MAUROMOUSTAKOS A, WANG Y J. Impact of soaking and drying conditions on rice chalkiness as revealed by scanning electron microscopy [J]. Cereal Chemistry, 2016, 93(5): 478-481.

[8] 冯欣,登巴达吉,孔四新,等. 基于线性回归分析模型的藏药波棱瓜子产量预测及其影响因子解析 [J]. 中国现代中药, 2020, 22(3):409-411,426.
FENG X, DENG B D J, KONG S X, et al. Forecasting the seed yield of tibetan herb medicine herpetospermum pedunculosum baill. and analyzing for its influencing factors based on linear regression analysis model [J]. Modern Chinese Medicine, 2020, 22(3):409-411,426.

[9] 靳捷,刘兴,张喜基. 稻谷出糙率与整精米率检验方法探讨 [J]. 粮食科技与经, 2011, 36(6): 52-53.
JIN J, LIU X, ZHANG X J. Discussion on inspection methods of rice roughness and whole rice rate [J]. Grain Science and Technology and Economy, 2011, 36(6): 52-53.

[10] 徐梅. 基于阈值和分水岭算法对白细胞图像分割的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
XU M. Research on WBC image segmentation based on threshold and watershed algorithm [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2021.

[11] 王圣昊. 基于卷积神经网络的番茄叶片病害分类研究[D]. 长春: 吉林农业大学, 2021.
WANG SH H. Research on classification of tomato leaf diseases based on convolutional neural network [D]. Changchun: Jilin Agricultural University, 2021.

[12] GBT5495-2008,稻谷出糙率检验.
GBT5495-2008, Inspection of grain roughness.

[13] 王欣宇,马玉宝,潘新,等. 基于分层卷积神经网络

- 的牧草种子识别模型[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2021, 42(5): 89-93.
- WANG X Y, MA Y B, PAN X, et al. Forage seed recognition model based on hierarchical convolutional neural network [J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition), 2021, 42(5): 89-93.
- [14] 李美琴, 曹颖君, 谢健, 等. 国内外稻谷出糙率、出米率和整精米率测定方法的比较研究及相关国际标准修订[J]. 粮食与饲料工业, 2013(8): 1-5.
- LI M Q, CAO Y J, XIE J, et al. Comparative study on the determination methods of roughness, rice yield and whole milled rice rate of rice at home and abroad and revision of relevant international standards [J]. Cereal & Feed Industry, 2013(8): 1-5.
- [15] 崔程程, 周先春, 咎明远, 等. 基于自适应滤波的BM3D降噪算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(12): 97-101.
- CUI CH CH, ZHOU X CH, ZAN M Y, et al. Image BM3D denoising method based on applying adaptive filtering [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(12): 97-101.
- [16] 梁敏, 马凯. 基于高斯滤波的回波信号去噪方法的研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(1): 40-42.
- LIANG M, MA K. Study on the method of echo signal denoising based on gauss filter [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2017, 40(1): 40-42.
- [17] 莫雨洁. 基于分水岭技术的图像分割算法研究与实现[J]. 信息通信, 2020, 2020(3): 59-60.
- MO Y J. Research and implementation of image segmentation algorithm based on watershed technology[J]. Changjiang Information & Communications, 2020, 2020(3): 59-60.
- [18] 姚雨晴, 张武, 宋一帆, 等. 基于HS通道的大豆图像自适应阈值分割方法研究[J]. 景德镇学院学报, 2020, 35(6): 57-60.
- YAO Y Q, ZHANG W, SONG Y F, et al. Study on adaptive threshold segmentation method of soybean image based on HS channel [J]. Journal of Jingdezhen University, 2020, 35(6): 57-60.
- [19] 罗山, 张冬梅. 基于自适应阈值和形态学的改进分水岭分割算法[J]. 山西电子技术, 2018, 2018(6): 3-5.
- LUO SH, ZHANG D M. Improved watershed segmentation algorithm based on adaptive threshold and mathematical morphology [J]. Shanxi Electronic Technology, 2018, 2018(6): 3-5.
- [20] ISHENGOMA F S, RAI I A, SAID R N. Identification of maize leaves infected by fall armyworms using UAV-based imagery and convolutional neural networks [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184(12): 106-124.
- [21] WAN X, ZHANG X, LIU L. An improved VGG19 transfer learning strip steel surface defect recognition deep neural network based on few samples and imbalanced datasets[J]. Applied Sciences, 2021, 11(6): 2606.
- [22] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2016.
- [23] 王文成, 蒋慧, 乔倩, 等. 基于ResNet50网络的十种鱼类图像分类识别研究[J]. 农村经济与科技, 2019, 30(19): 60-62.
- WANG W CH, JIANG H, QIAO Q, et al. Research on classification and recognition of ten fish images based on ResNet50 network [J]. Rural Economy and Science-Technology, 2019, 30(19): 60-62.
- [24] 杨金兰, 王升, 胡伟, 等. 线性回归模型在预测信阳市中心医院金黄色葡萄球菌耐药率中的应用[J]. 现代药物与临床, 2022, 37(2): 391-398.
- YANG J L, WANG SH, HU W, et al. Application of linear regression model in predicting drug resistance rate of staphylococcus aureus in Xinyang central hospital [J]. Drugs & Clinic, 2022, 37(2): 391-398.
- [25] 刘小燕, 吴鑫, 孙炜, 等. 基于形态学重建和GMM的球团颗粒图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 230-238.
- LIU X Y, WU X, SUN W, et al. Image segmentation of pellet particles based on morphological reconstruction and GMM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 230-238.
- [26] 任喜伟, 何立风, 宋安玲, 等. 基于连通域标记的原油乳液液粒径检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(7): 196-201.
- REN X W, HE L F, SONG AN L, et al. A Droplet size detection algorithm for crude oil emulsion based on connected-component-labeling [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(7): 196-201.

作者简介



范保江, 2020 年于河北农业大学获得学士学位, 现为河北农业大学机电工程学院硕士研究生, 主要研究方向为农业人工智能。

E-mail: 2580686939@qq.com

Fan Baojiang received B. Sc. degree from Hebei Agricultural University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in School of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University. His main research interest includes agricultural artificial intelligence.