

基于 X 射线成像与卷积神经网络的核桃内部品质检测

张淑娟 高庭耀 任 锐 孙海霞
(山西农业大学农业工程学院, 太谷 030800)

摘要: 针对目前我国核桃内部品质混杂、不易检测等问题,提出利用 X 射线成像技术结合卷积神经网络对核桃内部品质进行快速检测。对获取的核桃 X 射线图像进行预处理和数据扩充,采用 GoogLeNet、ResNet 101、MobileNet v2 和 VGG 19 共 4 种迁移学习模型构建卷积神经网络,对核桃数据集进行训练。通过预测集准确率、预测损失值、测试集准确率以及运行时间对模型进行分析,优化模型参数,开发核桃内部品质检测分选系统并进行模型验证。研究结果表明:GoogLeNet 模型学习率设置为 0.001,迭代次数设置为 25 次时预测效果最优,预测准确率为 96.67%。系统验证结果表明:空壳核桃的判别准确率达到 100%,平均判别准确率为 96.39%。该系统可实现核桃内部品质的无损检测分选。

关键词: 核桃; X 射线成像技术; 内部品质; 卷积神经网络; 检测系统

中图分类号: S123 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)01-0383-06 OSID: 

Detection of Walnut Internal Quality Based on X-ray Imaging Technology and Convolution Neural Network

ZHANG Shujuan GAO Tingyao REN Rui SUN Haixia
(College of Agricultural Engineering, Shanxi Agricultural University, Taigu 030800, China)

Abstract: In order to solve the problems of export mixed internal quality and not easily to detect of walnuts in China, X-ray imaging technology combined with convolution neural network was proposed to quickly detect the internal quality of walnut. Using X-ray transmittance, X-ray images containing internal information were obtained. Firstly, X-ray images of walnut were preprocessed and data expanded. Then, four transfer learning models, including GoogLeNet, ResNet 101, MobileNet v2 and VGG 19, were used to construct convolutional neural networks to train walnut data sets. The model was analyzed through prediction set accuracy, loss value, test set accuracy and running time, and the model parameters were optimized. Finally, the walnut internal quality detection and sorting system was developed and applied to model verification. The results showed that among the four different transfer learning models, GoogLeNet model had the highest prediction accuracy. When the learning rate of GoogLeNet model was set to 0.001 and the epoch was set to 25, the prediction effect was the best, and the prediction accuracy was 96.67%. The results of system verification showed that the discriminant accuracy of shell walnut reached 100%, and the average discriminant accuracy was 96.39%. The system could realize the non-destructive testing and sorting of walnut internal quality, and provide further theoretical basis and technical reference for the equipment research and development.

Key words: walnut; X-ray imaging technology; internal quality; convolutional neural network; detection system

0 引言

近年来,核桃作为特色优势农产品,在农民增收、产业扶贫、生态建设等方面发挥了重要作用^[1]。然而,由于我国大部分地区以家庭为单位的种植方

式,对核桃生产管理缺乏标准化的技术支撑,以及不同的生长环境等因素使得采收后的核桃成熟度存在差异。不同成熟度的核桃干制后,核仁皱缩出现空果和干瘪果。所以,未经过分拣处理的核桃中经常夹杂着空壳核桃和干瘪核桃,直接影响核桃品质及

商品价值。

目前,针对核桃的内部品质检测,文献[2]设计了空瘪核桃分选机,根据空瘪核桃与饱满核桃的比重差异,控制风量实现分选。文献[3]设计了 5X-150 型核桃分选机,通过气吸方式实现空瘪核桃的分选。文献[4]采用计算机视觉技术和重量相结合的方式,实现空壳核桃的检测。文献[5]对采集的核桃图像进行处理、拟合来估算核桃体积,称取核桃的重量,根据核桃的比重或者比重等效参数检测和分选核桃。这些方法在检测过程中存在一定的局限性,因此,提升和改进核桃检测分选技术是提高核桃商品价值的一个重要环节^[6]。

随着 X 射线成像检测技术的发展,目前应用该技术进行农产品检测的研究报道已有很多^[7-11]。这些研究表明,当产品内部存在差异,射线能量穿过时衰减程度不同,导致成像效果差异,这些差异体现了被透射样本的内部信息,而 X 射线成像系统将这些信息检测并记录下来^[12],通过获取到的内部信息实现无损检测。

目前,深度学习已广泛应用于各研究领域,尤其在图像领域。文献[13]基于深度学习使用两级卷积网络实现了核桃图像的分割和杂质检测,该方法能够正确分割测试图像中 99.4% 的目标区域,对验证图像中 96.5% 的异物进行正确分类,正确检测出 100% 的测试图像。文献[14]通过对 AlexNet 网络进行优化得到适合油茶籽完整性识别的卷积神经网络模型,模型识别准确率达到了 98.05%,实现油茶籽完整性的识别。文献[15]提出利用 GoogLeNet 深度迁移模型对苹果缺陷进行检测,并与传统机器学习方法进行了对比,结果表明,GoogLeNet 深度迁移模型具有更好的泛化能力与鲁棒性。

因此,针对核桃内部品质(空壳、干瘪和正常)检测分选过程中存在的问题,本文利用 X 射线机采集核桃的 X 射线图像,结合卷积神经网络对图像进行处理和分类,通过对比训练结果确定最佳模型和最优参数,在此基础上,开发检测分选系统,并进行模型验证。

1 材料与方法

1.1 材料与设备

以山西省汾阳市广泛种植的“礼品 2 号”核桃作为试验材料,剔除破损和异常样本后,对样本进行编号并采集 X 射线图像,然后称取核桃质量和核仁质量。根据核仁饱满度,参照《核桃坚果质量等级》国家标准^[16]和感官评判标准,将样本划分为正常核桃、干瘪核桃和空壳核桃,结果如图 1 所示。

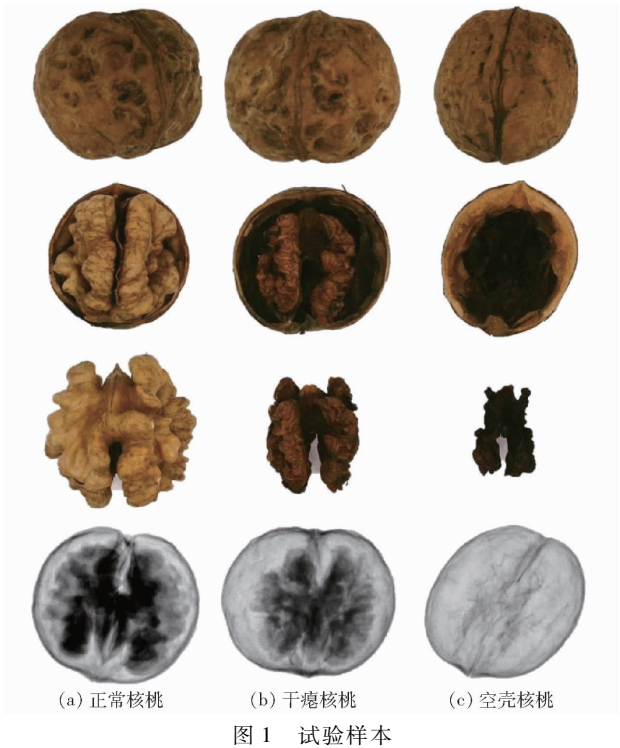


图 1 试验样本

由图 1 可看出,内部品质缺陷的核桃与正常核桃在外观上并无差异,但核仁品质却参差不齐。正常核桃(图 1a)的核仁饱满,表皮色泽光鲜,核仁充满核桃内部,在 X 射线图像中,核仁所占面积比大,壳仁间隙小且不连续;干瘪核桃(图 1b)的核仁皱缩,表皮色泽加深,口感差,壳仁间隙较大,在 X 射线图像上,核仁所占面积比较小,壳仁间隙大且十分明显;而空壳核桃(图 1c)的核仁皱缩,质量已忽略不计,甚至部分核仁不存在,在 X 射线图像中也看不出核仁形状,与其余两组图像差异十分显著。

采用山西万科医用设备有限公司 WFC 型数字化摄影 X 射线机采集核桃图像,其主要由组合式 X 射线发生器、限束器、控制箱、平板探测器、X 射线成像系统、机架等部件组成。试验前对仪器参数进行调试,通过对比试验确定:管电压 50 kV、管电流 100 mA、辐照时间(电流时间乘积)1.6 mA·s 为最佳试验参数,可获得最大化图像对比度和最小化图像噪声。

试验采集正常核桃 X 射线图像 382 幅,干瘪核桃 X 射线图像 255 幅,空壳核桃 X 射线图像 401 幅。获取的原始图像分辨率为 3 072 像素 × 3 072 像素,将原始图像裁剪成完全包含核桃的样本图像(360 像素 × 360 像素)。为消除背景对图像特征提取的影响,对图像进行预处理^[17],图 2 为原始图像和去除背景的核桃图像。再根据模型输入要求,将去除背景的 X 射线图像统一调整为 224 像素 × 224 像素。

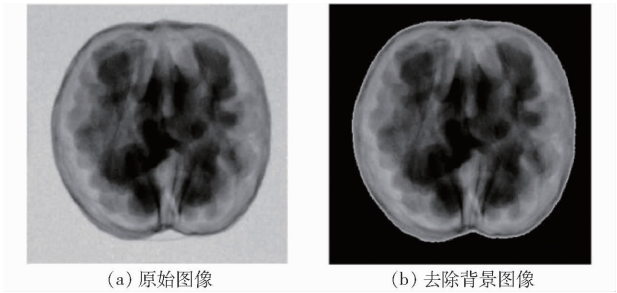


图 2 图像预处理
Fig.2 Image preprocessing

由于干瘪核桃样本数量较少且 3 类核桃样本数量不均,可能会影响模型的训练效果,导致结果不理想^[18]。为避免这种情况的发生,往往采用数据增强的方式增加数据集。本文主要采用随机翻转、亮度变换、加噪、对比度变换 4 种方式增加数据集,得到 3 类核桃的 X 射线图像各 2 000 幅。

1.2 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)通过网络节点之间的深度和权值共享来自动进行特征提取和选择,CNN 有各种占主导地位的预训练结构,这些结构在数据集 ImageNet 上用 1 000 个不同的类成功训练完成分类任务。不同模型对不同数据处理效果不同,因此选择合适的网络进行空壳核桃分类。

1.2.1 VGG 19

VGGNet 的思想是不断加深网络结构来提升性能,通过减小卷积核尺寸,使用 3 × 3 的卷积核和 2 × 2 的池化核,来减少参数和计算量^[19]。VGG 19 共 19 层,包含 16 个卷积层、3 个全连接层和 5 个池化层,共组成 5 个卷积块,每个卷积块由一组卷积层、一个激活函数和一个最大池化函数组成。网络的输入图像尺寸为 224 × 224 × 3,输出为 7 × 7 × 512;分类部分对输出结果进行扁平化(flatten)处理,得到长度为 25 088 的一维向量^[20]。VGG 19 通过卷积层提取图像特征,池化层降低提取特征维度,全连接层对数据进行分类,最后一层为 softmax 层,计算出输入图像属于每个类别的概率,最后输出的就是每个类的预测值。

1.2.2 GoogLeNet

GoogLeNet 是 Google 公司推出的基于 Inception 模块深度神经网络模型,创新点在于一层网络中存在多个不同尺度的卷积核,一方面增加了网络宽度,另一方面增强了模型对尺度的适应性。Inception V1 网络是一个有 22 层深度的卷积神经网络结构,由 1 × 1 卷积、3 × 3 卷积、5 × 5 卷积和 3 × 3 池化 4 个主要部分组成,多次使用 1 × 1 卷积核,实现了跨通道信息融合,提高了网络的表达能力,同时又可以对输出特征进行升维或降维处理。

通过多种不同尺寸的卷积核提取图像多尺度的信息,然后进行融合,从而具有更好的图像表征能力^[21]。

1.2.3 ResNet 101

ResNet 的思想是在网络中增加了直连通道,将靠前若干层的某一层数据输出直接跳过多层,引入到后面数据层的输入部分,将原始输入信息直接传输到后面的网络层中,将层与层之间的传递学习表示为输入与输出残差函数的学习,良好地中和了梯度爆炸问题与退化问题。ResNet 101 共 101 层,包括 1 个输入 7 × 7 × 64 的卷积层,经过 99 个残差单元层,最后至全连接层得到最后的分类结果^[22]。

1.2.4 MobileNet v2

MobileNet 模型是一种轻量级的深层神经网络,其使用的核心思想是深度可分离卷积块。深度可分离卷积块由两部分组成,分别是 3 × 3 深度可分离卷积和 1 × 1 普通卷积。MobileNet v2 共 28 层,为防止非线性层损失信息,引入线性瓶颈层,将可分离卷积应用于残差结构,形成倒卷残差块,堆叠形成线性瓶颈块。对数据先升维再降维,增强梯度的传播,减少训练时所需的内存^[23]。

1.3 环境配置

本文使用 Windows 10 系统,处理器是 Intel Core i7-10875H,主频 2.30 GHz。系统还包括 16 GB 内存、1 TB 硬盘和 6 GB 显存 NVIDIA RTX 2060 GPU,采用 Matlab 2020a 中深度学习工具箱进行编程计算。

1.4 模型评价指标

为了评价不同模型和参数对核桃内部品质分类结果,本文选择预测集准确率、预测集损失值、测试集准确率以及训练时间 4 个参数作为评价指标。

2 结果讨论与分析

随机选取数据集的 72% 用于模型训练,18% 用于模型预测,10% 用于模型测试。分别用 4 种迁移学习模型对核桃品质进行判别,为提升模型的训练性能,还设置不同模型参数(学习率和迭代次数)的对比试验^[24],并开发检测分选系统。

2.1 模型选择

本文采用 GoogLeNet、ResNet 101、MobileNet v2 和 VGG 19 共 4 种迁移学习模型对核桃数据集进行测试,4 种模型的验证结果如表 1 所示,训练过程准确率和损失值的变化如图 3 所示。4 种模型的参数分别为:Batch Size(批尺寸)为 16,最大迭代次数为 25,学习率为 0.001,4 种模型均可实现核桃内部品

质的分级分选,但从模型预测准确率和损失值曲线可以看出,MobileNet v2 和 ResNet 101 模型曲线一直存在起伏,模型不稳定。GoogLeNet 模型在迭代初始阶段起伏较为明显,在训练次数 1 000 后模型的稳定性与 VGG 19 模型基本一致,且两个模型的预测准确率相差不大,分别为 96.67% 和 96.53%。但对比训练所需时间,VGG 19 模型耗时过长,约 114 min。综合考虑识别准确率和运算性能,最终选用 GoogLeNet 模型。

表 1 不同迁移学习模型对核桃内部品质检测的准确率
Tab.1 Accuracy of different migration learning models for walnut internal quality detection

模型	预测准确 率/%	预测损 失值	训练 时间/s	测试准 确率/%
MobileNet v2	95.97	0.183 3	1 209	97.22
ResNet 101	96.81	0.108 3	3 148	95.00
VGG 19	96.53	0.086 2	6 855	96.67
GoogLeNet	96.67	0.102 2	639	96.67

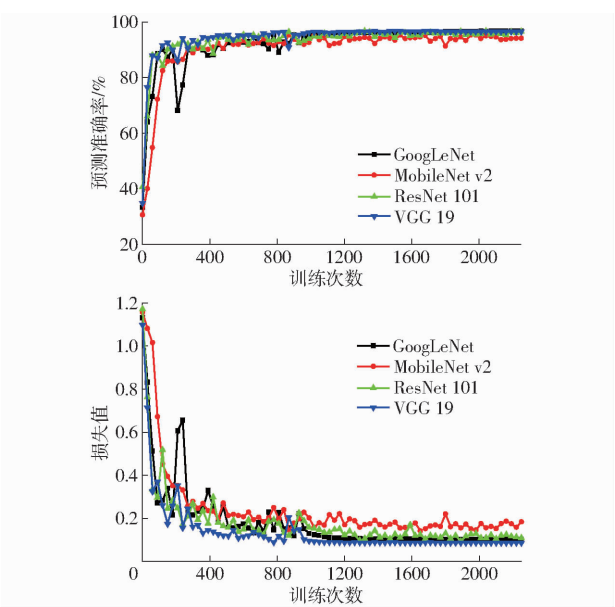


图 3 4 种分类模型准确率和损失值
Fig.3 Accuracy rate and loss map of four classification models

2.2 参数优化

2.2.1 迭代次数

本文设置 4 组不同的迭代次数(15、20、25、30)进行对比试验,结果如表 2 所示。由表 2 可知,迭代次数为 25 次时,模型预测准确率和测试准确率最高,都为 96.67%;当迭代次数设置为 30 次时,模型的准确率都略有降低,表明迭代次数并非越多越好。同时,研究发现迭代次数与运行时间呈正比例关系^[25]。因此,本研究选择迭代次数为 25 时进行以下试验。

表 2 模型 GoogLeNet 不同迭代次数时核桃内部品质检测的准确率
Tab.2 Accuracy of different epoch of GoogLeNet model for walnut internal quality detection

迭代 次数	预测准确 率/%	预测损失值	训练时间/s	测试准确 率/%
15	92.64	0.170 1	383	93.61
20	95.83	0.092 9	512	95.83
25	96.67	0.102 2	639	96.67
30	96.25	0.095 6	767	96.25

2.2.2 学习率

学习率决定着目标函数能否收敛到局部最小和收敛速度。当学习率设置过大时,模型不稳定且难以收敛;当学习率设置过小时,模型收敛时间加长且容易过拟合;合适的学习率能够使模型结果快速接近最优解。结合试验研究和经验,选择学习率为 0.01、0.001、0.000 1 进行模型训练,试验结果如表 3 所示。图 4 为 3 种学习率条件下模型预测准确率和损失值曲线。

表 3 模型 GoogLeNet 不同学习率时核桃内部品质检测的准确率
Tab.3 Accuracy of different learning rates of GoogLeNet model for walnut internal quality detection

学习率	预测准确 率/%	预测损失值	训练 时间/s	测试准确 率/%
0.01	91.39	0.227 2	640	91.39
0.001	96.67	0.102 2	639	96.67
0.000 1	94.17	0.148 9	640	94.72

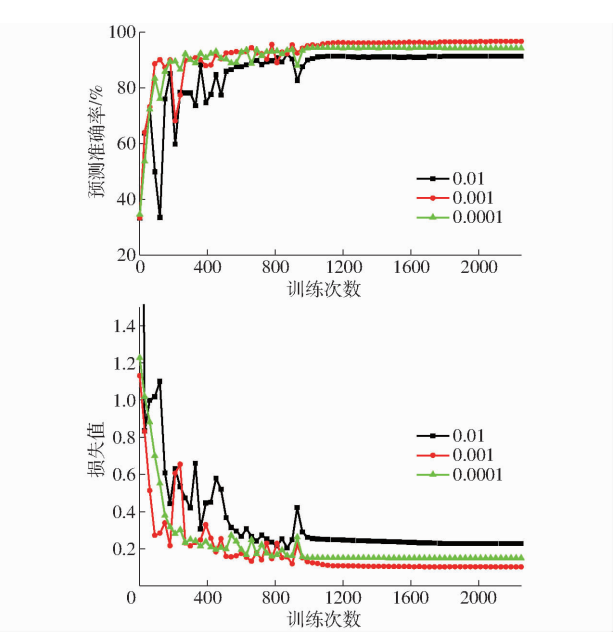


图 4 不同学习率条件下模型预测准确率和损失值
Fig.4 Prediction accuracy and loss of models with different learning rates

由图 4 可知,在训练次数小于 1 000 时,当学习率设置为 0.01,预测准确率和损失值曲线有较大范围的振荡,收敛速度慢且预测准确率低,损失值高;当学习率设置为 0.000 1,测试准确率和损失值曲线振荡较小,但准确率低于学习率设置为 0.001 的模型。由表 3 可知,随着学习率的降低,预测准确率呈先上升后下降的趋势,学习率设置为 0.001 时模型的预测准确率最高,为 96.67%,损失值最小,为 0.102 2。在 3 组学习率条件下,模型所用时间基本一致,可能与数据集的样本数量有关。

2.3 模型验证

为验证模型的实用性,基于 LabVIEW 开发空壳核桃检测分选系统进行验证。利用 LabVIEW 中的 Matlab Script 节点,将 Matlab 强大的图像处理和计算功能运用于 LabVIEW 程序中。依次读取文件中的图像,对图像进行预处理,同时加载已经建立好的卷积神经网络,并输出判别结果,实现空壳核桃的检测分选。核桃内部品质检测分选系统界面如图 5 所示。

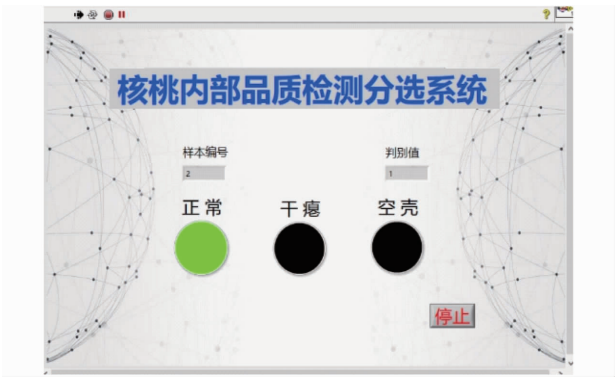


图 5 核桃内部品质检测分选系统界面

Fig.5 Detection system of walnut internal quality

采用检测系统对核桃品质进行验证的结果如表 4 所示。由表 4 可知,空壳核桃的判别准确率可达 100%,正常核桃有 3 个误判为干瘪核桃,干瘪核桃中有 9 个被误判为正常核桃,模型平均判别准确率为 96.39%。分析原因是由于划分标准不明确,极少部分核桃介于干瘪和正常核桃之间导致的判别失误,不会对分类结果产生较大影响,但判别标准有待进一步改进提升。总体来说,该系统可实现空壳核桃的检测与分选。

表 4 核桃内部品质检测系统验证

Tab.4 Verification of walnut internal quality

inspection system				
核桃类别	各类核桃识别结果/个			准确率/%
	正常核桃	干瘪核桃	空壳核桃	
正常核桃	117	3	0	97.50
干瘪核桃	9	111	0	91.67
空壳核桃	0	0	120	100

3 结论

(1)对比 4 种不同迁移学习模型,GoogLeNet 模型预测准确率最高,达到 96.67%,同时模型耗时少且收敛稳定。

(2)设置不同学习率和迭代次数对模型进行训练,确定学习率为 0.001,迭代次数为 25 次时,预测准确率达到最高,为 96.67%,效果最佳。

(3)开发空壳核桃检测分选系统,空壳核桃的判别准确率达到 100%,模型平均判别准确率为 96.39%。该系统实现了空壳核桃的准确、高效、无损检测分选,提升和改进了核桃检测分选技术。

参 考 文 献

[1] 孟宪文,薛占金. 山西省特色农产品发展战略研究[J]. 山西农业科学, 2013, 41(3): 294-298.
MENG Xianwen, XUE Zhanjin. Development strategy of special agricultural products in Shanxi Province[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2013, 41(3): 294-298. (in Chinese)

[2] 买合木江·巴吐尔,李忠新,杨莉玲,等. 6FX-1000 型核桃风选机设计与试验[J]. 农业工程, 2016, 6(4): 69-70.
MAIHEMUJIANG Batur, LI Zhongxin, YANG Liling, et al. Design and experiment of 6FX-1000 type walnut winnowing machine[J]. Agricultural Engineering, 2016, 6(4): 69-70. (in Chinese)

[3] 王维,王亚妮,王佩,等. 5X-150 型核桃分选机的研制[J]. 农业技术与装备,2018(1):75-76,78.
WANG Wei, WANG Yani, WANG Pei, et al. 5X-150 walnut sorting machine development[J]. Agricultural Technology & Equipment,2018(1):75-76,78. (in Chinese)

[4] 李成吉. 基于计算机视觉技术的核桃品质检测及壳仁检测系统研究[D]. 太谷:山西农业大学,2020.
LI Chengji. Research on walnut quality detection and shell kernel detection system based on computer vision technology[D]. Taigu: Shanxi Agricultural University, 2020. (in Chinese)

[5] 于大国,赵明,SHI Yijun,等. 基于比重和图像的核桃内部品质无损检测与分选[J]. 农业机械学报,2021,52(7):373-378,357.
YU Daguo, ZHAO Ming, SHI Yijun, et al. Nondestructive testing and sorting principle of walnut based on density and digital image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 373-378,357. (in Chinese)

[6] 张庆磊. 核桃品质的无损检测技术研究[D]. 镇江:江苏大学,2010.

- ZHANG Qinglei. Research on nondestructive detection technology of walnut quality[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2010. (in Chinese)
- [7] 许杰. 基于 X 射线数字成像技术的水稻穗部籽粒检测方法研究[D]. 曲阜:曲阜师范大学, 2016.
- [8] 王强,武凯,王新宇,等. 基于 X 射线和卷积神经网络的异物水饺识别[J]. 食品科学, 2019, 40(16): 314–320.
WANG Qiang, WU Kai, WANG Xinyu, et al. Recognition of dumplings with foreign body based on X-ray and convolutional neural network[J]. Food Science, 2019, 40(16): 314–320. (in Chinese)
- [9] DAEL M V, LEBOTSA S, HERREMANS E, et al. A segmentation and classification algorithm for online detection of internal disorders in citrus using X-ray radiographs[J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 112: 205–214.
- [10] TOLLNER E W, SHAHIN M A, GITAITIS R D, et al. Classification of sweet onions based on internal defects using image processing and neural network techniques[J]. Transactions of the ASAE, 2002, 45(5): 1613–1618.
- [11] CHELLADURAI V, KARUPPIAH K, JAYAS D S, et al. Detection of *Callosobruchus maculatus* (F.) infestation in soybean using soft X-ray and NIR hyperspectral imaging techniques[J]. Journal of Stored Products Research, 2014, 57: 43–48.
- [12] 王强,武凯,王新宇,等. 基于 X 射线的盒装水饺异物自动检测与分类[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(12): 2242–2252.
WANG Qiang, WU Kai, WANG Xinyu, et al. Automatic detection and classification of foreign bodies of dumplings based on X-ray[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(12): 2242–2252. (in Chinese)
- [13] RONG D, WANG H, XIE L, et al. Impurity detection of juglans using deep learning and machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105764.
- [14] 谢为俊,丁冶春,王凤贺,等. 基于卷积神经网络的油茶籽完整性识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 13–21.
XIE Weijun, DING Yechun, WANG Fenghe, et al. Integrity recognition of *Camellia oleifera* seeds based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 13–21. (in Chinese)
- [15] 薛勇,王立扬,张瑜,等. 基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 30–35.
XUE Yong, WANG Liyang, ZHANG Yu, et al. Defect detection method of apples based on GoogLeNet deep transfer learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 30–35. (in Chinese)
- [16] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. 核桃坚果质量等级: GB/T 20398—2006 [S]. 北京:中国标准出版社, 2006.
- [17] 高庭耀,张淑娟,孙鹏,等. 基于 X 射线图像的核桃品种识别方法研究[J]. 食品科技, 2020, 45(11): 284–288.
GAO Tingyao, ZHANG Shujuan, SUN Peng, et al. Variety classification of walnut based on X-ray image[J]. Food Science and Technology, 2020, 45(11): 284–288. (in Chinese)
- [18] 樊湘鹏,周建平,许燕,等. 基于改进卷积神经网络的复杂背景下玉米病害识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 210–217.
FAN Xiangpeng, ZHOU Jianping, XU Yan, et al. Corn disease recognition under complicated background based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 210–217. (in Chinese)
- [19] REN R, ZHANG S, SUN H, et al. Research on pepper external quality detection based on transfer learning integrated with convolutional neural network[J]. Sensors, 2021, 21(16): 5305.
- [20] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//IEEE Conference on Learning Representations, San Diego, 2015.
- [21] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, 2016.
- [22] HE K, ZHANG X, RE S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Representation, Los Alamitos, 2016.
- [23] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Representation, Los Alamitos, 2019.
- [24] 李振波,钮冰姗,彭芳,等. 基于可见光谱的鱼苗体长估测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(4): 253–260.
LI Zhenbo, NIU Bingshan, PENG Fang, et al. Estimation method of fry body length based on visible spectrum [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(4): 253–260. (in Chinese)
- [25] 王雯雯,高畅,刘基宏. 应用卷积神经网络的细纱断纱锭位识别[J]. 纺织学报, 2018, 39(6): 136–141.
WANG Wenwen, GAO Chang, LIU Jihong. Position recognition of spinning yarn breakage based on convolution neural network [J]. Journal of Textile Research, 2018, 39(6): 136–141. (in Chinese)