

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.S0.059

基于高光谱成像和深度学习的山核桃内源性异物检测

冯喆^{1,2} 李卫豪^{1,2} 崔笛^{1,2}

(1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310058; 2. 农业农村部农产品产地处理装备重点实验室, 杭州 310058)

摘要: 山核桃壳是山核桃加工生产中的内源性异物,其颜色与果仁差异性较小,难以通过颜色进行准确识别。针对此问题,提出了一种基于高光谱成像和深度学习的山核桃内源性异物检测方法。以山核桃为研究对象,根据山核桃的组成和结构特征,将山核桃分为内仁、外仁、内壳和外壳4种组分,使用高光谱成像技术获取了各组分的高光谱图像,依次通过大津法、形态学算法和逻辑与运算对高光谱图像进行了背景分割,提取了山核桃各组分像素点的光谱,并利用多元散射校正对各组分光谱进行了预处理。基于一维神经网络(1DCNN),提取各组分光谱的深度特征,建立山核桃内源性异物的1DCNN检测模型。为了提高检测模型的性能,将归一化的各组分光谱转化为二维向量,作为二维卷积神经网络(2DCNN)的输入,建立2DCNN山核桃内源性异物的检测模型,模型的性能优于所建立的1DCNN模型,将训练集和测试集的分类正确率分别提高到100%和98.5%。

关键词: 山核桃; 内源性异物; 检测; 高光谱成像; 深度学习

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)S0-0466-06

Inspection of Endogenous Foreign Body in Chinese Hickorynut Based on Hyperspectral Imaging and Deep Learning

FENG Zhe^{1,2} LI Weihao^{1,2} CUI Di^{1,2}

(1. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

2. Key Laboratory of on Site Processing Equipment for Agricultural Products, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Hangzhou 310058, China)

Abstract: Chinese hickory shell is the endogenous foreign body in its kernel production. Since the shell and kernel is similar in color, it is difficult to distinguish the shell and kernel accurately by color. In order to solve this problem, a nondestructive method based on hyperspectral imaging and deep learning for detecting endogenous foreign body in Chinese hickory nut was proposed. According to composition and structure of hickory nut, all samples can be divided into the inner shell, outer shell, inner kernel and outer kernel groups. After the hyperspectral images of each group was collected, the background of each hyperspectral image was removed by the Otsu method morphological algorithm and logical ‘and’ operation. The spectra of pixels in each group were extracted and preprocessed by multiplicative scatter correction (MSC) method. The deep features of the spectra were extracted by one dimension convolutional neural networks (1DCNN) and an 1DCNN model was established for detection of endogenous foreign body in hickory nut. To improve the detection accuracy, the spectra of pixels were normalized and reshaped into two-dimensional vector as the input of two dimension convolutional neural networks (2DCNN). The performance of the proposed 2DCNN model was better than that of the 1DCNN model. The accuracies of 100% and 98.5% were achieved for the training set and testing set, respectively.

Key words: Chinese hickory; endogenous foreign body; detection; hyperspectral imaging; deep learning

0 引言

食品异物严重影响食品的品质。从异物来源的角度,可以分为外源性和内源性两类。其中,外源性异物是指从外界引入到生产线上的异物,主要包括金属、毛发、玻璃等,而内源性异物是由食品自身产

生的,如水果皮、核桃壳等。由于某些异物体积很小,容易被消费者误食,给消费者带来巨大的风险隐患。在食品加工过程中,异物检测可有效降低食品异物事件的发生率^[1]。

山核桃属胡桃科山核桃属,是我国特有的坚果树种,主要分布在浙西天目山区,其果实形状近似于圆形,体积较小,为一般核桃的 1/3 ~ 1/2。山核桃仁富含脂肪、蛋白质及大量人体必需的矿质元素,具有润肺强肾、降低血脂等功效,深受消费者喜爱。目前,山核桃破壳取仁技术并不完善,在壳仁分离工序之后,核桃仁中仍残留少量的果壳^[2-3]。山核桃壳是山核桃加工生产中的内源性异物,未被剔除的果壳不仅会影响产品质量,而且会给消费者带来安全隐患。山核桃壳的颜色与核仁表皮颜色差异性较小,难以通过颜色进行准确识别。目前基于颜色和纹理特征对山核桃果壳的识别正确率低于 90%^[4],仍需要通过人工方式对残留的核桃壳进行识别和分拣。

高光谱成像技术将成像技术和光谱技术相结合,具有图谱合一的特点,在获取物体空间信息的同时也获取了物体的光谱信息^[5-6]。近年来,学者将高光谱成像技术用于食品异物的检测,取得了一系列成果^[7-8]。尽管高光谱成像技术在食品异物检测中优势明显,但将该技术用于在线检测仍面临着精准、高效、快速挖掘数据等方面的挑战^[9]。MAHMOUD 等^[10]尝试分别利用卷积神经网络(CNN)和支持向量机(SVM)对高光谱图像数据进行降维,用于不同状态肉类品种的识别。结果表明,所建立的 CNN 模型性能优于 SVM 模型,对肉品的分类准确率达到 94.4%。SINGH 等^[11]利用深度学习算法提取高光谱图像的深层特征,建立了一种适用于高光谱图像分类的新框架。该框架使用局部保留投影、深度卷积神经网络(DCNN)和逻辑回归算法,取得了优于现有机器学习模型的高准确度,实现了高光谱图像的准确分类。深度学习使高光谱图像分类在方法和性能上得到了突破性的进展^[12]。基于深度学习的高光谱图像分类方法为实现在线、准确识别山核桃异物提供了可能。

针对山核桃果仁和果壳颜色差异性小,基于颜色特征检测难度大的问题,本文基于高光谱成像技术和深度学习算法,建立一种像素级的山核桃内源性异物检测方法,为山核桃内源性异物在线检测提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 样本制备

如图 1 所示,根据山核桃的组成和结构特点,将

山核桃组分为 4 种:内仁、外仁、内壳和外壳。其中,内仁是指山核桃仁的内部;外仁是指山核桃仁的表皮;内壳是指果壳内表面;外壳是指果壳外表面。在 4 种山核桃组分中,外仁、内壳和外壳颜色接近,内仁颜色与其他组分差异较大。本文中使用的山核桃品种为临安山核桃,采购自杭州当地超市,采用手工破壳方式获得 213 个山核桃果壳和果仁碎片,其中,外仁 53 个、内仁 55 个、外壳 62 个、内壳 43 个。然后,利用 1.2 节方法,分别获取 4 组样本的高光谱图像,再根据 1.3 节方法,分别剔除各组分高光谱图像的背景,分离出内仁、外仁、内壳和外壳像素点,提取每个像素点的光谱,最终各组分均得到 2 500 条光谱,共 10 000 条光谱用于建立山核桃内源性异物检测模型。



图 1 山核桃样本的 4 种组分

Fig. 1 Four components of Chinese hickory samples

1.2 数据采集

所采用的高光谱成像系统主要由 CCD 相机(C8484-05G01 型,Hamamatsu Photonics,日本)、线扫描光谱仪(ImSpector V10E-QE 型,Spectral Imaging Ltd,芬兰)、光源(2900 型,Illumination Technologies, Inc.,美国)、电动位移平台(TSA200-B 型,北京卓力仪器有限公司)和计算机(Inter RcoreTM2 4400@2.00 GHz,宏基)组成。该系统光谱范围为 400 ~ 1 000 nm,光谱分辨率为 2.8 nm,采用线扫描方式,通过商业化软件(Spectral Cube-v2_75)来实现样本高光谱图像的采集,并按照以下步骤对采集的图像进行校正,以减少高光谱图像中的噪声:①系统预热 30 min 后,将反射率为 99% 标准白板^[13]放在电动位移平台上,使其上表面与样品表面高度一致,采集参比图像 $R_{reference}$ 。②将光源关闭用镜头盖将镜头遮住,采集暗场图像 R_{dark} 。③将实验样本放置在铺有黑色棉布的电动位移平台上,采集样本的高光谱图像 R_{sample} 。④计算校正后的高光谱图像 $R^{[14]}$,计算式为

$$R = \frac{R_{sample} - R_{dark}}{R_{reference} - R_{dark}} \tag{1}$$

由于校正后的高光谱图像在波长大于 960 nm 时光谱噪声仍然较大,因此仅保留 400 ~ 900 nm 波段的高光谱图像用于后续的数据处理和分析,共 400 个波段。图 2 为校正后的山核桃 4 种组分波段 400 ~ 900 nm 的典型像素光谱。

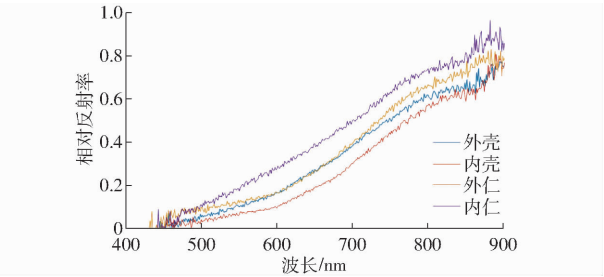


图2 校正后的山核桃4种组分典型像素光谱
Fig.2 Typical pixel spectra of four components of Chinese hickory in range of 400 ~ 900 nm

1.3 数据预处理

为了自动获取山核桃各组分像素的光谱,需要对高光谱图像的背景进行分割。本文采用大津法^[15]结合形态学算法^[16]进行背景分割,具体步骤为:①计算校正后的400~960 nm高光谱图像的平均图像,采用大津法对平均图像进行二值化处理。②利用形态学算法去除噪声点,并对孔洞进行填充,获得掩模图像。③将掩模图像与校正后高光谱图像进行“与”运算,获得去除背景后的山核桃各组分高光谱图像。

背景分割后,对山核桃各组分高光谱图像进行标记,将外仁标记为1,内仁标记为2,外壳标记为3,内壳标记为4,按照标记提取各组分像素点的光谱各2 000条,并利用多元散射校正(MSC)对光谱进行预处理,消除散射影响^[17]。然后,将各组分光谱按4:1的比例划分为训练集和测试集,样本数量如表1所示。

表1 训练集与测试集的山核桃4组分光谱数量
Tab.1 Number of four class spectra of Chinese hickory nuts in training and testing sets

集合	外仁	内仁	外壳	内壳	总计
训练集	2 000	2 000	2 000	2 000	8 000
测试集	500	500	500	500	2 000

1.4 深度学习模型构建和评价

卷积神经网络(CNN)是一种常见的深度学习架构^[18]。典型的卷积神经网络由输入层(Input layer)、卷积层(Convolutional layer)、池化层(Pooling layer)、拉伸层(Flatten layer)和全连接层(Fully-

connected layer)组成。本文分别基于1DCNN和2DCNN建立了山核桃内源性异物的检测模型,其中1DCNN模型的输入为经过归一化后的1×400一维向量,2DCNN模型的输入层是将经过归一化后的一维向量转化成20×20的二维向量。本文所构建的1DCNN和2DCNN架构由4个卷积层、2个池化层和1个全连接层组成。CNN主要是通过卷积运算来完成特征提取的。每个卷积层通常包含多个卷积核,卷积核通过在输入数据上滑动并进行卷积运算来提取有效特征,生成特征映射(featuremap)。本文使用4个卷积层来获取光谱深层次的特征,每2个卷积层后面加1个池化层,采用最大池化(Max-pooling)来对卷积层输出的特征映射进行特征压缩和主要特征提取。拉伸层将最后一个卷积层运算后得到的多个特征映射调整为一维向量。全连接层对提取的主要特征进行非线性组合,以得到输出结果,本文通过Softmax函数得到每一个类别的得分,得分高的类别作为最终的输出类别。

为了客观评价模型的性能,采用混淆矩阵评价模型对各组分的分类效果。并根据混淆矩阵,计算反映模型性能的评价指标:正确率(Accuracy)、精准率(Precision)、召回率(Recall)和F1值(F1 score)。正确率是指在所有类别的检测结果中,检测正确的目标比例;精准率是指在所有检测出来的某类目标中,真实为该类目标的比率;召回率是指真实为某类目标中,检测出是该类别的比率。这些指标的取值范围都在0~100%之间,数值越接近100%说明该模型对该组分的分类效果越好。

2 结果与讨论

2.1 卷积神经网络模型

2.1.1 一维卷积神经网络模型

所构建的1DCNN模型架构如图3所示,该模型包含了4个一维卷积层、2个一维池化层和1个全连接层。在数据输入层,将4个组分中的每条像素光谱先归一化,然后以一维向量的形式输入到卷积神经网络中,每个向量的长度为400。每个组分2 000条光谱,4个组分共8 000条光谱用于训练

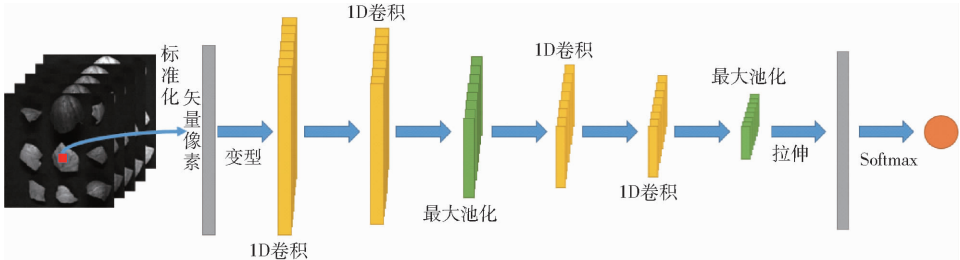


图3 1DCNN模型架构示意图
Fig.3 Architecture of proposed 1DCNN model

1DCNN 模型。该网络卷积层的卷积核尺寸为 1×3 ，池化层的步长为 2，除了输出层之外，激活函数都采用 ReLU (Rectified linear unit) 函数，模型训练时批尺寸 (batch size) 设为 128。采用交叉熵损失函数评价预测值与实际值 (标签值) 之间的差异，并使用 L2 正则化来降低模型过拟合的风险，正则化参数 λ 设为 $0.01^{[19]}$ ，同时使用 Adam 优化器^[20]实现神经网络参数的优化。所构建的 1DCNN 网络结构参数和超参数分别如表 2 所示。该模型使用 Adam 优化器，学习率、 β_1 、 β_2 和迭代次数 (epoch) 分别设置为 0.001、0.9、0.999 和 150。

2.1.2 二维卷积神经网络模型

为了比较不同维度的卷积神经网络对山核桃内源性异物的检测能力，还建立了 2DCNN 模型。二维卷积神经网络的输入层为二维向量，首先归一化后的光谱从 1×400 的一维向量，转化为 20×20 的二维向量，作为 2DCNN 模型的输入。所构建的 2DCNN 模型架构如图 4 所示。该模型同样包含了 4

表 2 基于 1DCNN 的山核桃内源性异物检测模型的结构参数

Tab.2 Structural parameters of proposed 1DCNN model for detection of endogenous foreign body in Chinese hickory

层名称	卷积核尺寸	步长	特征图尺寸	激活函数
1D - Conv	1×3	1	$1 \times 398 \times 64$	ReLU
1D - Conv	1×3	1	$1 \times 396 \times 64$	ReLU
Max - pooling		2	$1 \times 198 \times 64$	
1D - Conv	1×3	1	$1 \times 196 \times 64$	ReLU
1D - Conv	1×3	1	$1 \times 194 \times 64$	ReLU
Max - pooling		2	$1 \times 96 \times 64$	
Fully connected				ReLU
Classification				Softmax

个二维卷积层、2 个二维池化层和 1 个全连接层，卷积层的卷积核尺寸为 3×3 ，池化层的步长为 2×2 ，仍采用交叉熵损失函数评价预测值与实际值 (标签值) 之间的差异，并使用 L2 正则化，来降低模型过拟合的风险。激活函数、损失函数、优化器和其他超参数的选取与 1DCNN 模型保持一致，具体结构参数如表 3 所示。

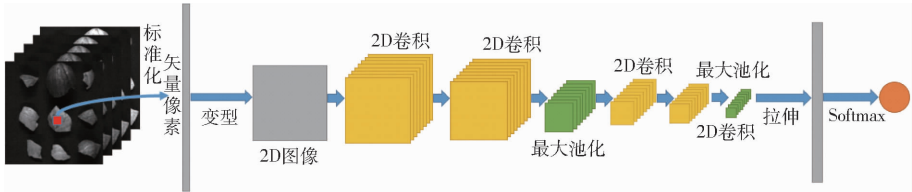


图 4 2DCNN 模型架构示意图
Fig. 4 Architecture of proposed 2DCNN model

表 3 基于 2DCNN 模型的山核桃内源性异物检测模型的结构参数

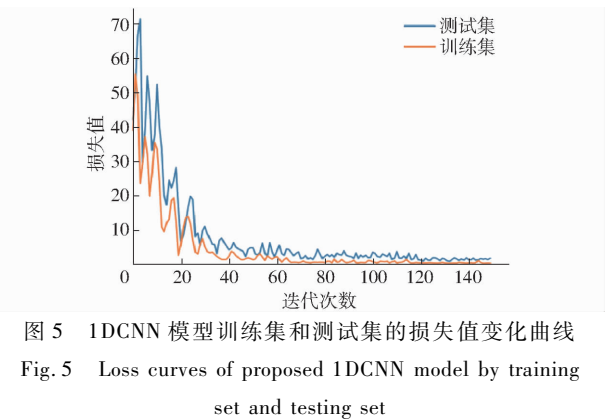
Tab.3 Structural parameters of proposed 2DCNN model for detection of endogenous foreign body in Chinese hickory

层名称	卷积核尺寸	步长	特征图尺寸	激活函数
2D - Conv	3×3	1×1	$18 \times 18 \times 64$	ReLU
2D - Conv	3×3	1×1	$16 \times 16 \times 64$	ReLU
Max - pooling	2×2		$8 \times 8 \times 64$	
2D - Conv	3×3	1×1	$6 \times 6 \times 64$	ReLU
2D - Conv	3×3	1×1	$4 \times 4 \times 64$	ReLU
Max - pooling	2×2		$2 \times 2 \times 64$	
Fully connected				ReLU
Classification				Softmax

2.2 1DCNN 模型检测结果分析

图 5 为 1DCNN 模型训练集和测试集的损失函数损失值变化曲线。从图中可以看出，损失值在开始时快速下降，之后下降变缓，局部出现波动，在经过 150 次迭代之后，训练集和验证集的损失值最终趋于稳定。该 1DCNN 模型训练集的正确率为 99.8%，测试集的正确率为 93.7%。

表 4、5 为所建 1DCNN 模型测试集的混淆矩阵、精准率、召回率和 F1 值。从混淆矩阵中可以看出，



外壳、内壳、外仁和内仁分别有 86、12、18、10 个样本出现了误判的情况。内仁的精准率最高，其次是外仁。尽管外壳的精准率仅次于外仁，但召回率在 4 个组分中最低，只有 82.8%，有 81 个被误判为内壳，有 5 个被误判为外仁，这说明外壳被误判为其他组分的样本数较多，且多被误判为内壳。内壳的精准率最低，但召回率在 4 个组分中仅次于内仁，这说明内壳被误判为其他组分的样本数较少，但其他组分被误判为内壳的样本较多，误判样本多源于外壳。从 F1 值来看，1DCNN 模型对山核桃果仁 (内仁和

仁)的识别能力明显优于果壳(外壳和内壳)。总体来说,1DCNN 模型对外仁和内仁的分类效果较好,对外壳的分类效果稍差。

表 4 1DCNN 模型测试集的混淆矩阵
Tab.4 Confusion matrix acquired by proposed 1DCNN model by testing set

		预测值				共计
		外壳	内壳	外仁	内仁	
真实值	外壳	414	81	5	0	500
	内壳	11	488	1	0	500
	外仁	14	4	482	0	500
	内仁	1	9	0	490	500
共计		440	582	488	490	2 000

表 5 1DCNN 模型测试集的精准率、召回率和 F1 值
Tab.5 Precision, recall and F1 score acquired by proposed 1DCNN model by testing set %

指标	外壳	内壳	外仁	内仁
精准率	94. 1	83. 8	98. 8	100
召回率	82. 8	97. 6	96. 4	98. 0
F1 值	88. 1	90. 2	97. 6	99. 0

2.3 2DCNN 模型检测结果分析

2DCNN 模型的特殊结构大大增强了卷积内核的特征提取能力,从而弥补了 1DCNN 模型中特征提取能力的不足。该模型训练集和测试集的损失值变化曲线如图 6 所示。训练过程中,损失值曲线从快速下降变为缓慢下降,最终趋于稳定。与 1DCNN 模型相比,2DCNN 模型损失值曲线波动较小。该模型训练集的正确率为 100%,测试集的正确率为 98.5%,无论是训练集还是测试集正确率都高于所建立的 1DCNN 模型。

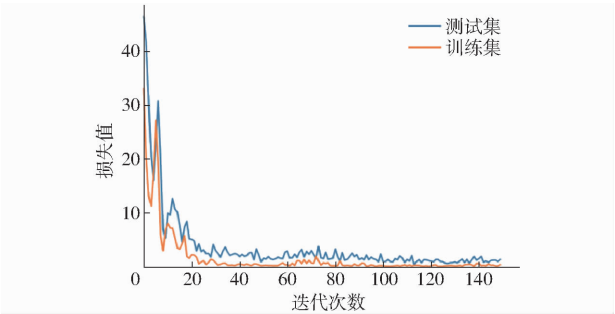


图 6 2DCNN 模型训练集和测试集的损失值变化曲线
Fig.6 Loss curves of proposed 2DCNN model by training set and testing set

表 6、7 为 2DCNN 模型测试集的混淆矩阵、精准

率、召回率和 F1 值。从混淆矩阵中可以看出,外壳、内壳、外仁和内仁分别有 29、0、0、2 个样本出现了误判的情况,每个组分的误判个数都小于 1DCNN 模型。在 2DCNN 模型中除了少量外壳被误判为内壳,其余组分的误判很少,外壳、内仁的精准率达到了 100%,内壳、外仁的召回率达到了 100%。从 F1 值来看,山核桃果仁(内仁和外仁)的 F1 值均大于 99%,果壳(外壳和内壳)的 F1 值虽然依然小于核桃仁,但是也达到 97%。相比于 1DCNN 模型,输入层的改变带来了模型特征提取能力的增强,模型的测试集正确率也随之出现了明显的提高。

表 6 2DCNN 模型测试集的混淆矩阵
Tab.6 Confusion matrix acquired by proposed 2DCNN model by testing set

		预测值				共计
		外壳	内壳	外仁	内仁	
真实值	外壳	471	24	5	0	500
	内壳	0	500	0	0	500
	外仁	0	0	500	0	500
	内仁	0	2	0	498	500
共计		471	526	505	498	2 000

表 7 2DCNN 模型测试集的精准率、召回率和 F1 值
Tab.7 Precision, recall and F1 score acquired by proposed 2DCNN model by testing set %

指标	外壳	内壳	外仁	内仁
精准率	100	95. 1	99. 0	100
召回率	94. 2	100	100	99. 6
F1 值	97. 0	97. 5	99. 5	99. 8

3 结论

- (1)针对山核桃果仁和果壳颜色差异性小,基于颜色特征检测难度高的问题,以山核桃内源性异物(果壳)为检测目标,提出了基于高光谱图像和深度学习技术的山核桃内源性异物检测方法。
- (2)基于一维卷积神经网络,提取了各组分光谱的深层特征,建立了山核桃内源性异物的 1DCNN 检测模型,实现了山核桃不同组分的分类,训练集和测试集的分类正确率分别达到 99.8% 和 93.7%。
- (3)提出了将山核桃各组分光谱转化为二维向量作为二维卷积神经网络的输入,建立基于 2DCNN 的山核桃内源性异物检测模型,该模型将训练集和测试集的分类正确率分别提高到 100% 和 98.5%,对山核桃各组分的识别能力均有增强。

参 考 文 献

[1] 靳欣欣,潘立刚,王冬. 食品中异物种类来源及检测技术评述[J]. 食品安全质量检测学报,2016,7(7):2803-2808.
JIN Xinxin, PAN Ligang, WANG Dong. Review on the source and detection technology of foreign bodies in food[J]. Journal of

- Food Safety and Quality, 2016, 7(7): 2803 – 2808. (in Chinese)
- [2] 杨怀斌, 黄丽霞. 核桃仁初加工技术[J]. 西北园艺(果树), 2020(2): 51 – 52.
- [3] 朱占江, 李忠新, 杨莉玲, 等. 核桃壳仁分离技术研究进展[J]. 食品工业, 2014, 35(2): 216 – 219.
ZHU Zhanjiang, LI Zhongxin, YANG Liling, et al. Research progress on the separation technology of walnut shell-kernel[J]. The Food Industry, 2014, 35(2): 216 – 219. (in Chinese)
- [4] 汪天宇, 曹成茂, 谢承健, 等. 基于模糊聚类算法的山核桃壳仁分选系统设计[J]. 食品与机械, 2018, 34(6): 110 – 114, 157.
WANG Tianyu, CAO Chengmao, XIE Chengjian, et al. Design of hickory nuts-shell and kernel sorting system based on fuzzy clustering algorithm[J]. Food & Machinery, 2018, 34(6): 110 – 114, 157. (in Chinese)
- [5] 钟亮, 郭熙, 国佳欣, 等. 基于不同卷积神经网络模型的红壤有机质高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2021, 37(1): 203 – 212.
ZHONG Liang, GUO Xi, GUO Jiaxin, et al. Hyperspectral estimation of organic matter in red soil using different convolutional neural network models [J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(1): 203 – 212. (in Chinese)
- [6] MANIFOLD B, MEN S, HU R, et al. A versatile deep learning architecture for classification and label-free prediction of hyperspectral images[J]. Nature Machine Intelligence, 2021, 3(4): 306 – 315.
- [7] JIANG L, ZHU B, RAO X Q, et al. ICA based band selection for black walnut shell and meat classification in hyperspectral fluorescence imagery [C] // 2007 ASAE Annual Meeting, Minneapolis, Minnesota, 2007.
- [8] DIAZ R, CERVERA L, FENOLLOSA S, et al. Hyperspectral system for the detection of foreign bodies in meat products[J]. Procedia Engineering, 2011, 25(16): 313 – 316.
- [9] HAN Z, GAO J. Pixel-level aflatoxin detecting based on deep learning and hyperspectral imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 164(24): 146 – 157.
- [10] MAHMOUD A S, MARLON M R, WEI Q Y, et al. Detection of red-meat adulteration by deep spectral-spatial features in hyperspectral images[J]. Journal of Imaging, 2018, 4(5): 63.
- [11] SINGH S, KASANA S S. Efficient classification of the hyperspectral images using deep learning[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(20): 27061 – 27074.
- [12] 张号遼, 李映, 姜晔楠. 深度学习在高光谱图像分类领域的研究现状与展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(6): 961 – 977.
ZHANG Haokui, LI Ying, JIANG Yenan. Deep learning for hyperspectral imagery classification: the state of the art and prospects[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(6): 961 – 977. (in Chinese)
- [13] QIN J, LU R. Detection of pits in tart cherries by hyperspectral transmission imaging [C] // Nondestructive Sensing for Food Safety, Quality, and Natural Resources, 2004, 5587: 153 – 162.
- [14] 任志尚, 彭慧慧, 贺壮壮, 等. 基于高光谱成像技术的面条中马铃薯全粉含量检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 2): 466 – 470, 506.
REN Zhishang, PENG Huihui, HE Zhuangzhuang, et al. Detection of potato powder addition in noodles based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51 (Supp. 2): 466 – 470, 506. (in Chinese)
- [15] 周成全, 叶宏宝, 俞国红, 等. 基于机器视觉与深度学习的西兰花表型快速提取方法研究[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(1): 121 – 132.
ZHOU Chengquan, YE Hongbao, YU Guohong, et al. A fast extraction method of broccoli phenotype based on machine vision and deep learning[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(1): 121 – 132. (in Chinese)
- [16] 李云红, 张秋铭, 周小计, 等. 基于形态学及区域合并的分水岭图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(2): 190 – 195.
LI Yunhong, ZHANG Qiuming, ZHOU Xiaoji, et al. Watershed image segmentation algorithm based on morphology and region merging[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(2): 190 – 195. (in Chinese)
- [17] 李春霖. 基于化学计量学和近红外光谱技术的龙井茶感官及化学品质评价研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
LI Chunlin. Sensory and chemical quality evaluation of Longjing tea using chemometrics and near-infrared spectroscopy technique [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019. (in Chinese)
- [18] XU J, LUO X, WANG G, et al. A deep convolutional neural network for segmenting and classifying epithelial and stromal regions in histopathological images[J]. Neurocomputing, 2016, 191(26): 214 – 223.
- [19] SCHAFFER C. Overfitting avoidance as Bias[J]. Machine Learning, 1970, 10(2): 153 – 179.
- [20] YUE J, MAO S, LI M. A deep learning framework for hyperspectral image classification using spatial pyramid pooling[J]. Taylor & Francis, 2016, 7(9): 875 – 884.