

基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法

薛 勇<sup>1,2</sup> 王立扬<sup>1</sup> 张 瑜<sup>3</sup> 沈 群<sup>1,4</sup>

- (1. 中国农业大学食品科学与营养工程学院, 北京 100083;
2. 中国农业大学国家果蔬加工工程技术研究中心, 北京 100083;
3. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;
4. 中国农业大学植物蛋白与谷类加工北京市重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 针对目前国内苹果分选大部分以人工操作的现状,提出利用 GoogLeNet 深度迁移模型对苹果缺陷进行检测。检测结果表明,本文方法对扩充后的 1 932 个训练样本的识别准确率为 100%,对 235 个测试样本的识别准确率为 91.91%。为评估目前苹果缺陷检测常用算法的性能,将 GoogLeNet 与浅层卷积神经网络 (AlexNet 和改进型 LeNet-5) 及传统机器学习方法 (K-NN、RF、SVM) 进行了对比,结果表明,与苹果缺陷检测的常用算法相比,本文方法具有更好的泛化能力与鲁棒性。

**关键词:** 苹果; 缺陷检测; GoogLeNet; 深层卷积神经网络

中图分类号: TP391.4      文献标识码: A      文章编号: 1000-1298(2020)07-0030-06      OSID: 

Defect Detection Method of Apples Based on GoogLeNet Deep Transfer Learning

XUE Yong<sup>1,2</sup> WANG Liyang<sup>1</sup> ZHANG Yu<sup>3</sup> SHEN Qun<sup>1,4</sup>

- (1. College of Food Science and Nutritional Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. National Engineering and Technology Research Center for Fruits and Vegetables, China Agricultural University, Beijing 100083, China
3. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China
4. Beijing Key Laboratory of Plant Protein and Grain Processing, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Apple processing has been one of the most important aspects in the field of fruit and vegetable processing for a long time, and how to screen out the defects of apple with high precision and low cost has been one of the key research directions at home and abroad. In view of the current situation of fruit sorting which mainly completed by manual operation in China, the deep transfer model GoogLeNet based on deep convolutional neural network was used to detect the defects of apple, and the results showed that the accuracy rates of GoogLeNet could reach up to 100% and 91.91% based on 1 932 expanded training samples and 235 testing samples, respectively. At the same time, through assessing the performance of common machine learning algorithms in the field of apple defects detection, the results of GoogLeNet were compared with the shallow convolutional neural network (AlexNet and the improved LeNet-5) and traditional machine learning algorithms (K-nearest neighbor, K-NN; random forest, RF; support vector machine, SVM) in order to further verify the superiority of GoogLeNet. The results indicated that deep convolutional neural network had better generalization ability and robustness when compared with other conventional algorithms in the field of apple defects detection, which supported its broad application prospects.

**Key words:** apple; defect detection; GoogLeNet; deep convolutional neural network

0 引言

苹果产业是我国最重要果蔬产业之一,分级加工是其流通的关键环节。苹果缺陷检测是苹果分级的重要指标,在较低成本下实现快速、准确的苹果缺陷检测,是目前国内外研究的热点<sup>[1-3]</sup>。目前,国内苹果分选仍以人工操作为主,成本高、效率低。随着计算机视觉技术的发展,多种基于机器学习的图像处理技术运用于苹果分级与缺陷检测中,取得良好的效果。BHATT 等<sup>[4]</sup>利用人工神经网络(Artificial neural network, ANN)对苹果进行等级评判,准确率超 90%。陈珂等<sup>[5]</sup>利用苹果形状特征提取与支持向量机(Support vector machine, SVM)结合,对苹果进行成熟度分类,检测速度达 0.25 s/个。邱光应等<sup>[6]</sup>研究了苹果缺陷检测方法,提出决策树、支持向量机算法,实验效果良好。李庆中<sup>[7]</sup>利用遗传算法进行苹果颜色分级,对苹果外部品质的实时检测进行了研究。VAKILIAN 等<sup>[8]</sup>提取苹果图像纹理特征,并利用人工神经网络对不同品种苹果进行识别,测试集的准确率为 75%~90%。传统机器学习需人工提取特征,易导致相关特征不够全面,从而降低识别的准确率。同时,人为的特征工程费时,难以应用于产业化生产。

深度学习卷积神经网络(Convolution neural network, CNN)可有效克服上述弊端。1999 年 LECUN 等<sup>[9]</sup>提出了 LeNet-5 经典 CNN 模型,2012 年 AlexNet 获得当年 ImageNet 竞赛冠军,深度学习迅速应用于各个领域,并在农业领域获得极大的成效<sup>[10-11]</sup>。在苹果分选中,深度学习的作用越来越突出。张力超等<sup>[12]</sup>对 LeNet-5 架构进行改进,用于苹果种类识别,准确率达 93.7%。周兆永等<sup>[13]</sup>基于深度信念网络(Deep belief network, DBN)对苹果霉心病进行检测,并将其与传统机器学习算法进行对比,发现深度学习效果优于传统算法。

近年来,随着 Kaggle 等数据挖掘挑战赛热度不断上升,出现了越来越多更深层卷积神经网络(DCNN)<sup>[14-15]</sup>,如 VGG16、VGG19、GoogLeNet、ResNet50、ResNet101、ResNet152 等。该类算法具有强大的泛化能力和自适应性,被广泛使用。目前,国内苹果缺陷检测主要运用 SVM 等传统机器学习算法和 LeNet-5 等浅层 CNN 算法,有关 GoogLeNet 等深层 CNN 算法的应用较少。本研究利用 GoogLeNet 深度迁移模型对苹果缺陷检测进行研究,并与浅层 CNN(AlexNet 和改进型 LeNet-5)及传统机器学习进行对比,以评估苹果缺陷检测常用算法的性能。

1 材料与方法

1.1 实验材料与系统配置

选用红富士苹果作为实验对象。视觉采集系统由封闭暗箱装置、4 根内置长条 LED 光源(长度 0.3 m,功率 10 W,中性灯色温 4 000 K)以及固定距离的单反相机(Canon EOS 5D Mark III 型)组成。苹果以梗萼方向垂直果盘的方式置于果盘,以果轴为中心旋转 0°、90°、180°、270°,各拍摄一幅图像,共拍摄 1 376 幅图像,镜头和实物的距离为 43.5 cm。根据 NY/T 439—2001《红富士苹果分级标准》对数据集进行预判。经对原始图像质量筛选(将人为拍摄失误导致的对焦不准、曝光时间过长等不合格图像剔除)后,最终得到实验图像 836 幅(包含 209 个完整样品),其中正常果面 561 幅,次品果面(包括褐变、腐烂、刀疤等缺陷)275 幅。

实验在 Windows 10 操作系统上完成,计算机配置为 Intel 酷睿 i7-6700HQ CPU,3.5 GHz,内存 4 GB。其中,相关编程均在 Matlab R2018a 中进行。

1.2 研究方法

本研究对采集图像进行预处理,包括数据扩增、图像分割、空间转换以及图像增强等,使之更符合计算机视觉处理的形式。之后分别利用浅层和深层 CNN 模型对其进行端到端的训练,为验证 CNN 模型的优越性,实验同时进行传统特征工程与分类器检测。

1.2.1 预处理

由于苹果数据种类不平衡,因此在实验前先进行数据扩增。数据扩增是机器学习尤其是深度学习中一种常用的处理手段,它能防止因数据不足而造成的过拟合,也能平衡不同种类数据以获得更佳效果。数据扩增方法包括图像平移、旋转、翻转、随机裁剪等。基于本研究缺陷苹果数量不足的情况,实验前对缺陷苹果进行旋转 90°、水平翻转、垂直翻转的处理,对正常苹果进行旋转 180°的处理,最终得到 2 167 幅图像数据。对图像进行批量裁剪,方法为沿果形边缘剪裁以获得最大目标区域。

图像背景分割是为减少周围区域干扰,能有效突出感兴趣区域(Region of interest, RoI),经典的分割算法包括最大类间方差(Otsu)、分水岭、K-means 聚类、U-Net 分割等<sup>[16]</sup>。本文采用 K-means 分割法对苹果图像背景进行分割。Lab 空间是色域宽阔的颜色模型,不仅包含 RGB、CMYK 的所有色域,还能表现它们不能表现的色彩。基于以上优势,本文在预处理时将原始图像 RGB 模式转换为 Lab 模式。之后,再对实验材料进行直方图均衡

化 (Histogram equalization) 以增强对比度, 设置直方图离散水平为 64。图像预处理前后对比如图 1 所示。

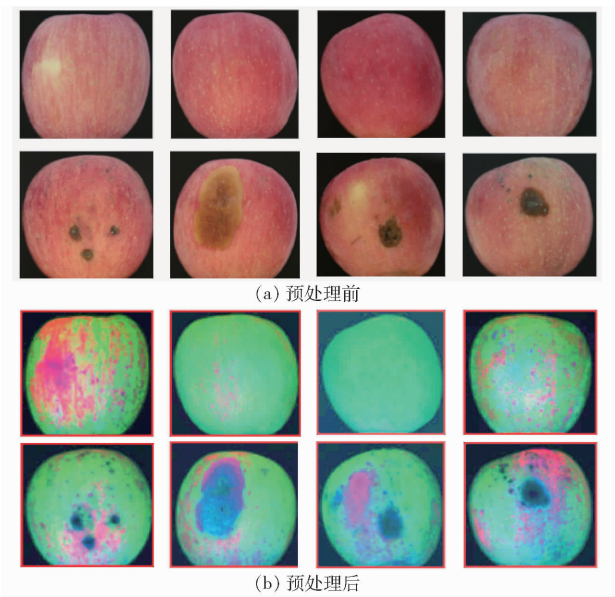


图 1 图像预处理前后对比

Fig. 1 Comparison before and after pre-treatment

1.2.2 模型构建

(1) GoogLeNet 是将识别错误率降低到 6.67% 的一种深层 CNN 模型, 共 22 层。与 VGG 网络不同的是, GoogLeNet 没有使用 LeNet 及 AlexNet 的框架, 该模型虽有 22 层, 但却比 AlexNet 和 VGG 规模都小, 而性能却更优越。目前该模型主要运用于医疗影像领域<sup>[17]</sup>, 在食品领域鲜见报道。本文以 GoogLeNet 的经典版本 Inception V1 为原始模板, 将在 ImageNet 上做预训练后的深度迁移模型作为核心算法, 开展苹果缺陷检测的研究。

Inception 是 GoogLeNet 引入的基础模块单元, 主要实现多尺度卷积提取多尺度局部特征, 并经过优化训练得到最优参数配置 (参数量  $5 \times 10^6$ )。Inception 基本组成结构分为 4 部分, 包括  $1 \times 1$  卷积层 (Conv)、 $3 \times 3$  卷积层、 $5 \times 5$  卷积层、 $3 \times 3$  池化层 (maxpooling)。本文采用的 Inception 结构如图 2 所示。由图 2 可知, Inception 结构在  $3 \times 3$  卷积层和  $5 \times 5$  卷积层前加入  $1 \times 1$  卷积层, 在  $3 \times 3$  maxpooling 之后加入  $1 \times 1$  卷积层, 这样先进行降维, 从而进一步减少参数量。Inception 模块允许前一层输入, 然后通过不同尺度和功能分支的并行处理后级联形成 Inception 模块的输出, 实现多尺度特征融合<sup>[18]</sup>。

最终的 Inception V1 是由 9 个 Inception 模块堆叠而成。该网络输入图像为  $224 \times 224 \times 3$ , Inception 模块的所有卷积都用了修正线性单元 (ReLU)。GoogLeNet 不同于 VGG、AlexNet 等其他 CNN, 是因

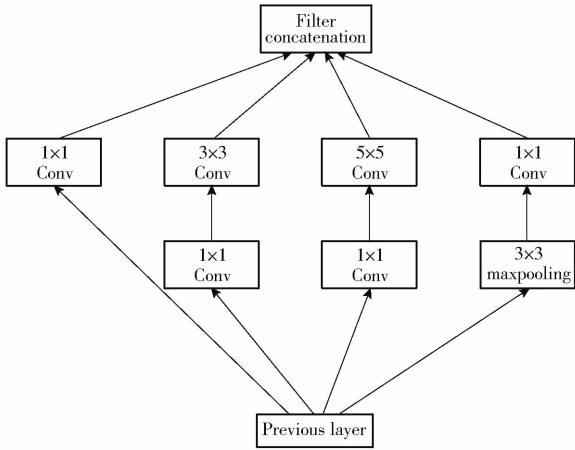


图 2 Inception 结构示意图

Fig. 2 Schematic of Inception structure

为其采用模块化的结构, 方便增添和修改。网络最后采用全局平均池化 (Global average pooling, GAP) 来代替全连接层; 虽然该模型移除全连接层, 但网络中依然使用 Dropout 层防止过拟合; 而且为避免梯度消失, 额外增加了 2 个辅助 Softmax 用于向前传导梯度。基于以上优势, GoogLeNet 模型能在不增加计算量的同时最大程度的优化性能, 适用于工厂大规模的高效检测缺陷苹果。

迁移学习是运用已有的知识对不同的相关领域问题进行求解的一种机器学习方法<sup>[19]</sup>。深度迁移学习具有减小数据依赖性、加快训练速度、提高训练效率等诸多优势。本文利用 GoogLeNet 模型在 ImageNet 上进行预训练得到初始化深度模型, 在迁移中取代网络的最后 3 层。最后 3 层为 loss3 - classifier、prob 和 output, 包含将网络提取的功能组合为类概率和标签的信息。在层次图中添加 fully connected layer、Softmax layer 和 classification output layer, 将全连接层设置为与新的数据集中类数目相同 (本文为 2)。为了使添加层比传输层学习更快, 增加全连接层的学习因子, 最后将网络中最后一个传输层 (pool5 - drop\_7x7\_s1) 连接到新层。为防止过拟合, 本研究通过设置初始层的学习速率为 0 来“冻结”网络中早期层的权重。

(2) AlexNet 模型是 ALEX 等于 2012 年提出的新一代卷积神经网络架构。本文利用在 ImageNet 上预训练好的 AlexNet 模型进行迁移学习, 并与 GoogLeNet 迁移模型进行对比。初始化 AlexNet, 包括 5 个卷积层和 3 个全连接层, 输入层图像尺寸为  $227 \times 227 \times 3$ 。迁移学习过程中第 23 层原本是 1 000 个神经元, 用于识别 1 000 种图像, 现改为 2 个神经元, 并更新最后一层。

(3) 利用卷积神经网络 LeNet - 5 并加以改进, 与深层 CNN 模型进行对比。该网络具有 3 个卷积

层,每个卷积层后添加下采样层和 1 个全连接层。将原始 LeNet - 5 中的激活函数改为 ReLU,采用 Softmax 分类器,并设置步长为 1,填充为 2,初始输入层图像为  $40 \times 40 \times 3$ 。

1. 2. 3 对比实验

为体现深度卷积神经网络在苹果缺陷检测中的优越性,选取目前主流的传统机器学习方法进行对比。方向梯度直方图(Histogram of oriented gradient, HOG)特征是一种在计算机视觉和图像处理中用来进行物体检测的特征描述子,具有几何和光学转换不变性,最早用于静态行人检测<sup>[20]</sup>。实验提取苹果图像的 HOG 特征描述子,改变图像分辨率为 200 像素  $\times$  200 像素,设置单元格为 32 像素  $\times$  32 像素,划分  $2 \times 2$  个单元格为 1 个区块,并采取重叠方式。因此,每幅图像得到 900 维的特征向量,将此作为分类器输入量。实验选取 SVM、随机森林(Random forest, RF)与 K 最近邻(K-nearest neighbor, K-NN)作为分类器,采用上述数据集训练并进行五折交叉验证。

2 实验结果与分析

2. 1 CNN 训练

对建好的 GoogLeNet 网络进行训练,选取 235 幅图像作为测试样本(包括 135 个正样本与 100 个负样本),其余 1 932 幅为训练样本(1 032 个正样本和 900 个负样本),训练样本按照 4: 1 划分为训练集与验证集。经多次实验后依据精度最优原则,设置动量因子为 0. 9,初始学习率为 0. 000 1, MaxEpochs 为 6,同时规定 MiniBatchSize 为 10。大约迭代 1 500 次后准确率趋于稳定,若再增加迭代次数,则会出现过拟合等情况,因此选取迭代 1 500 次时的训练结果进行测试。

另外,利用上述训练集、测试集对 AlexNet 与改进型 LeNet - 5 进行训练,在最优参数下对训练迭代稳定时的模型进行测试。

2. 2 CNN 测试结果对比

针对上述深度学习训练过程,实验选取测试集准确率和受试者工作特征(Receiver operating characteristic, ROC)曲线及曲线下面积(Area under curve, AUC)等指标作为模型质量判定标准。上述 3 种模型经过 Softmax 分类器进行分类,输出 2 个神经元,测试结果如表 1 所示。GoogLeNet 迁移学习具有最高的测试准确率,达 91. 91%,与其接近的是改进型 LeNet - 5,测试准确率为 91. 49%。说明深层卷积神经网络具有强大的学习能力,该精度能够满足工厂对苹果缺陷的筛选。

表 1 CNN 指标评估  
Tab. 1 CNN indicators evaluation

| CNN 模型        | 训练准确   | 测试准确   | AUC      |
|---------------|--------|--------|----------|
|               | 率/%    | 率/%    |          |
| GoogLeNet     | 100    | 91. 91 | 0. 856 5 |
| AlexNet       | 94. 53 | 86. 81 | 0. 823 4 |
| 改进型 LeNet - 5 | 92. 19 | 91. 49 | 0. 815 3 |

GoogLeNet 迁移模型的 AUC 最大(0. 856 5),表明此模型具有很强的泛化能力和鲁棒性。而在该数据集中, AlexNet 迁移模型测试准确率最低(86. 81%),但 AUC 达到 0. 823 4,出现该情况可能原因是准确率所基于的较佳截断值并不是总体分布中的较佳截断值,准确率只是某个随机样本的一个属性指标。而 AUC 不关注某个截断值的表现,而是综合所有截断值的预测性能,因此二者有时可能出现矛盾。但值得注意, AUC 在偏态样本中反映的模型指标更加“稳健”,更能有效且全面地评估模型性能,因此在本实验中 AlexNet 依然具有较强的学习能力。

综合上述分析, GoogLeNet 迁移学习凭借自身模型优势,在实验中表现最佳,其中,对较大训练集的准确率达到 100%,测试集准确率达到 91. 91%,在同类研究中精度较高。同时,深层卷积神经网络实现端到端的学习,减少人工提取特征的时间,操作简便且效率高,利于工厂实现产业化生产。经反复实验发现,用 GoogLeNet 迁移模型测试 235 幅苹果图像所需要的时间为 18 ~ 20 s,完全符合生产需求。

ROC 曲线是根据不同的二分类方法(分界值或决定阈)、以真阳性率(灵敏度)为纵坐标、假阳性率(1 - 特异度)为横坐标绘制的曲线, AUC 是衡量机器学习算法的重要指标,图 3 为 3 种深度学习算法的 ROC 曲线。

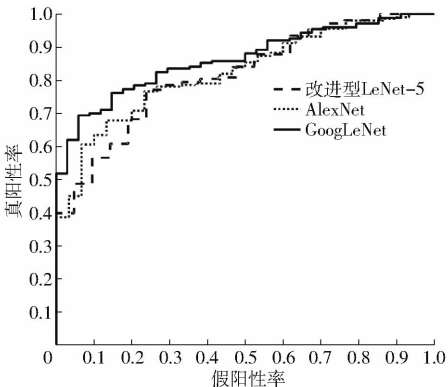


图 3 CNN 模型对应的 ROC 曲线  
Fig. 3 ROC curves corresponding to CNN models

2. 3 传统机器学习分析

在提取 HOG 特征描述子时,利用分类器进行训

练与测试,测试结果表明,3 种分类器准确率均低于 CNN 模型。其中,5 次实验后的 RF 表现最好,平均准确率为 82.98%,其次是 SVM(80.33%)和 K-NN(74.87%)。在准确率上,深度学习效果优于传统机器学习,原因为 CNN 不需人工提取特征,而由机器自主提取,随着网络深度的增加,所学习到的特征更加复杂,所以相比 SVM 等算法具有更强的泛化能力<sup>[12]</sup>。

3 讨论

利用目前主流的深度神经网络 GoogLeNet 进行苹果缺陷检测,经过与苹果检测领域主要算法对比后发现,本文方法优于目前常用的浅层 CNN 模型和传统机器学习。本文方法能精确地识别缺陷果面。

利用已预训练好的 CNN 模型进行迁移学习,在确保模型效果的同时极大提升了模型训练速度。深度迁移学习预训练模型具有初始纹理记忆的基本性能,通过在新数据集上添加层或稍微修改预先训练的分类模型即可完成工作<sup>[21-22]</sup>。这样能减少实验所需的数据,并且让模型具有更强的泛化能力。从

苹果分选产业化角度考虑,将深度迁移学习引入苹果缺陷检测的核心算法,能减少构建深度学习模型所需的训练数据和计算能力,从而减少生产成本。

另外,鉴于产业化苹果缺陷在线检测需考虑设备成本及检测效率等问题,深层 CNN 如 GoogLeNet 虽在检测准确率等方面优于其他模型,但不可忽视的网络深度带来的训练时长增加与设备要求提高等劣势,也会给工厂化生产带来困扰<sup>[23-24]</sup>。因此,寻找最优化网络结构、在保证检测效率的同时尽可能的轻量化网络、提升训练速度是今后的研究方向。

4 结束语

针对苹果的高精度筛选要求,利用 GoogLeNet 的深度迁移模型算法对苹果缺陷进行检测。在扩充后的 1 932 个训练样本中获得训练集识别准确率为 100%,在 235 个测试样本中获得测试集识别准确率为 91.91%,高于 AlexNet、改进型 LeNet-5 以及传统机器学习算法,表明本文方法具有较好的泛化能力与鲁棒性。

参 考 文 献

[1] 赵杰文,刘文彬,邹小波. 基于三摄像系统的苹果缺陷快速判别[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2006, 27(4):287-290. ZHAO Jiewen, LIU Wenbin, ZOU Xiaobo. Rapid discrimination of apple defects based on three camera system[J]. Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition), 2006, 27(4):287-290. (in Chinese)

[2] 蒋益女. 结合纹理分析和 SVM 的苹果梗蒂和缺陷识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 44(1):235-237. JIANG Yinü. Apple stem and defect recognition method based on texture analysis and SVM[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 44(1):235-237. (in Chinese)

[3] ISMAIL A, IDNAIDRIS M Y, AYUB M N, et al. Vision-based apple classification for smart manufacturing[J]. Sensors, 2018, 18(12):4353.

[4] BHATT A K, PANT D, SINGH R. An analysis of the performance of artificial neural network technique for apple classification[J]. AI & Society, 2014, 29(1):103-111.

[5] 陈珂,许林峰,柯文德. 基于 HOG 与支持向量机的成熟苹果自动识别[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(7):211-215. CHEN Ke, XU Linfeng, KE Wende. Automatic recognition of mature apple based on HOG and support vector machine[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(7):211-215. (in Chinese)

[6] 邱光应,彭桂兰,陶丹,等. 基于决策树支持向量机的苹果表面缺陷识别[J]. 食品与机械, 2017(9):137-141. QIU Guangying, PENG Guilan, TAO Dan, et al. Apple surface defect recognition based on decision tree support vector machine[J]. Food and Mechanics, 2017(9):137-141. (in Chinese)

[7] 李庆中. 苹果自动分级中计算机视觉信息快速获取与处理技术的研究[D]. 北京:中国农业大学, 2000. LI Qingzhong. Research on rapid acquisition and processing technology of computer vision information in apple automatic grading[D]. Beijing:China Agricultural University, 2000. (in Chinese)

[8] VAKILIAN K A, MASSAH J. An apple grading system according to European fruit quality standards using gabor filter and artificial neural networks[J]. Scientific Study & Research Chemistry & Chemical Engineering, 2016, 17(1):75-85.

[9] LECUN Y, HAFFNER P, BOTTOU L, et al. Object recognition with gradient-based learning[J]. Shape, Contour and Grouping in Computer Vision, 1999, 1681:319-345.

[10] 孙红,李松,李民赞,等. 农业信息成像感知与深度学习应用研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(5):1-17. SUN Hong, LI Song, LI Minzan, et al. Research progress of image sensing and deep learning in agriculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5):1-17. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20200501&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200501&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.001. (in Chinese)

[11] 高震宇,王安,刘勇,等. 基于卷积神经网络的鲜茶叶智能分选系统研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(7):53-58. GAO Zhenyu, WANG An, LIU Yong, et al. Intelligent fresh-tea leaves sorting system research based on convolutional neural

- network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7):53–58. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170707&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170707&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.007. (in Chinese)
- [12] 张力超, 马蓉, 张垚鑫. 改进的 LeNet-5 模型在苹果图像识别中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(11): 278–283.  
ZHANG Lichao, MA Rong, ZHANG Yaixin. Application of improved LeNet-5 model in apple image recognition[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(11): 278–283. (in Chinese)
- [13] 周兆永, 何东健, 张海辉, 等. 基于深度信念网络的苹果霉心病病害程度无损检测[J]. 食品科学, 2017, 38(14): 304–310.  
ZHOU Zhaoyong, HE Dongjian, ZHANG Haihui, et al. Nondestructive detection of apple mildew disease based on deep belief network[J]. Food Science, 2017, 38(14): 304–310. (in Chinese)
- [14] SHI G. Visualization and pruning of SSD with the base network VGG16[C]//International Conference on Deep Learning Technologies, 2017:90–94.
- [15] REZENDE E, RUPPERT G, CARVALHO T, et al. Malicious software classification using transfer learning of ResNet-50 deep neural network[C]//16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, 2017:1011–1014.
- [16] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015, 2015:234–241.
- [17] XIE S, ZHENG X, CHEN Y, et al. Artifact removal using improved GoogLeNet for sparse-view CT reconstruction[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1):6700.
- [18] 黄双萍. 基于深度卷积神经网络的水稻穗瘟检测方法及系统[J]. 农业工程学报, 2017, 33(20):169–176.  
HUANG Shuangping. Method and system for detecting rice blast based on deep convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(20):169–176. (in Chinese)
- [19] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1):26–39.  
ZHUANG Fuzhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Progress in transfer learning research[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26–39. (in Chinese)
- [20] EVERINGHAM M. The PASCAL visual object classes challenge, (VOC2007) results[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 111(1):98–136.
- [21] 石祥滨, 房雪键, 张德园, 等. 基于深度学习混合模型迁移学习的图像分类[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(1):167–173.  
SHI Xiangbin, FANG Xuejian, ZHANG Deyuan, et al. Image classification based on deep learning hybrid model transfer learning[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(1):167–173. (in Chinese)
- [22] 余化鹏. 基于深度迁移学习的人脸识别方法研究[J]. 成都大学学报(自然科学版), 2017, 36(2):151–156.  
YU Huapeng. Research on face recognition based on deep transfer learning[J]. Journal of Chengdu University (Natural Science Edition), 2017, 36(2): 151–156. (in Chinese)
- [23] 乔岳. 深度卷积神经网络在玉米叶片病害识别中的应用研究[D]. 哈尔滨:东北农业大学, 2019.  
QIAO Yue. Application of deep convolutional neural network in maize leaf disease identification[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [24] 徐一鸣, 张娟, 刘成成, 等. 迁移学习模式下基于 GoogLeNet 网络的风电机组视觉检测[J]. 计算机科学, 2019, 46(5):260–265.  
XU Yiming, ZHANG Juan, LIU Chengcheng, et al. Vision detection of wind turbines based on GoogLeNet network in transfer learning mode[J]. Computer Science, 2019, 46(5):260–265. (in Chinese)