

基于改进 CNN 的草莓成熟度分类方法

A method for strawberry ripeness classification method based on improved CNN

张效禹¹ 黄国言² 杨永涛² 包 锋³

ZHANG Xiaoyu¹ HUANG Guoyan² YANG Yongtao² BAO Feng³

(1. 河北对外经贸职业学院, 河北 秦皇岛 066311; 2. 燕山大学, 河北 秦皇岛 066044;

3. 东北石油大学, 河北 秦皇岛 066000)

(1. Hebei Institute of International Business and Economics, Qinhuangdao, Hebei 066311, China; 2. Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066044, China; 3. Northeast Petroleum University, Qinhuangdao, Hebei 066000, China)

摘要:目的:提高草莓分类准确率。方法:通过混合池化方法对 CNN 进行改进,提出基于改进 CNN 的草莓分类方法。通过最大池化和平均池化技术组合,得到混合池化方法;通过混合池化方法对 CNN 进行改进,提高 CNN 模型的泛化能力;进行图像数据采集、图像预处理和提取图像特征;并利用灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数对训练好的草莓分类方法进行分类效果评估。结果:试验方法对 16 像素×16 像素图像中草莓分类的灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数分别达到 0.993, 0.993, 0.994, 0.992, 0.991;与其他 5 种分类方法相比,试验方法对草莓分类的灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数分别平均提高了 3.44%, 3.96%, 4.26%, 3.92%, 4.08%。结论:该方法可实现不同成熟度草莓的准确分类。

关键词:卷积神经网络;混合池化;草莓;成熟度;分类

Abstract: Objective: To improve the classification accuracy of strawberries. Methods: A method of strawberry classification based on improved CNN was proposed by improving CNN through mixing pool method. Firstly, through the combination of maximum pooling and average pooling techniques, a hybrid pooling method was obtained. Then, the hybrid pool method was used to improve the generalization ability of CNN model. After that, image data acquisition, image preprocessing and image feature extraction were carried out. Finally, sensitivity, specificity, accuracy, recall rate and F₁ score were used to evaluate the effectiveness of the trained strawberry classification method. Results: The sensitivity, specificity, accuracy, recall

rate and F₁ score of the proposed method for strawberry classification in 16 pixel×16 pixel images reached 0.993, 0.993, 0.994, 0.992 and 0.991, respectively. Compared with the other five classification methods, the sensitivity, specificity, accuracy, recall rate and F₁ score of the proposed method were improved by 3.44%, 3.96%, 4.26%, 3.92% and 4.08%, respectively.

Conclusion: This method can achieve accurate classification of strawberries with different maturity, and is expected to provide technical support for the research and development of high-performance strawberry packaging robots and supermarket fruit automatic recognition machines.

Keywords: convolutional neural network; mixing pool; strawberries; maturity; classification

水果的外观是消费者评价水果质量的主要标准之一^[1]。研究报告^[2]表明,因市场竞争力不足而导致的水果浪费率高达 30%~40%。

根据成熟度对水果进行分类在满足产品质量要求、为顾客提供所需质量水果方面发挥着重要作用^[3-4]。目前,基于成熟度的水果分类通常由工人手动完成,这依赖于工人的个人经验。目前水果包装行业出现的许多问题通常与人工包装有关,如人工成本不断增加以及由于错误分类导致的水果浪费^[5],人工分类方法繁琐且性价比低。

在对水果进行分类时,除使用人工方法,还可使用机械系统、电子系统等^[6]。水果形状和大小的多样性以及其易损性又使得简单机械分离变得困难^[7]。图像处理和机器视觉技术的优点包括高灵活性和重复性、低成本、高精度和速度、可编程性等^[8-9],因此,使用图像处理和机器视觉技术的电子系统(如采用机器视觉的系统)已逐步

基金项目:国家自然科学基金(编号:62276225)

作者简介:张效禹(1971—),男,河北对外经贸职业学院副教授,硕士。E-mail: zhang_550s@126.com

收稿日期:2023-03-16 改回日期:2023-09-25

代替手工系统和简单机械系统,以实现水果分类和包装过程的实时监测和高效控制^[10]。

基于对胡萝卜的物理形状分析,Jahanbakhshi 等^[11]采用人工神经网络和支持向量机对胡萝卜样本进行分类,两种方法对胡萝卜的分类准确率分别为 98.5% 和 89.62%。为提高草莓识别准确率,张继成等^[12]提出了一种基于深度残差学习的草莓识别方法,与现有其他深度学习模型相比,该方法具有更高的识别准确率和灵敏度,准确率和灵敏度分别达 92.46% 和 94.28%。为解决草莓采摘过程中人工成本高的问题,Hu 等^[13]提出了一种使用草莓采摘机器人的草莓识别方法,YoLov3 和 Mask R-CNN 对草莓的识别准确率分别为 93.4% 和 94.5%。Mahmood 等^[14]构建了基于迁移学习的卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)(即 AlexNet 和 VGG16),并将其用于枣果实的分类(即未成熟、成熟和过熟);测试结果表明,AlexNet 对实际和增强图像中枣果实的分类准确率分别为 94.17% 和 97.65%;VGG16 对实际和增强图像中枣果实的分类准确率分别为 98.26% 和 99.17%。

目前,基于 CNN 模型的水果分类方法虽取得了良好的分类效果,但识别准确率和泛化能力仍有待进一步提高。研究拟通过混合池化方法对 CNN 进行改进,提出一种基于改进 CNN 的草莓成熟度分类方法,以期为高性能草莓包装机器人、超市水果自动识别机的研发提供依据。

1 数据采集和图像特征提取

1.1 图像采集

选取 719 个草莓样品,利用图 1 所示的成像系统在 RGB 空间中获取样品图像。图像拍摄过程在照明箱内通过佳能(Canon)LEGRIA HF G70 摄像机完成,该摄像机具体参数:有效像素约 829 万、影像处理器为 DIGIC DV 6、20 倍光学变焦、800 倍数码变焦、等效 35 mm 焦距为 29.3~601 mm;照明箱的顶部有两个 LED 灯调节箱内亮度,每个 LED 的额定功率为 180 W、光通量为 9 000 lm。

1.2 图像预处理

草莓和背景图像的像素强度可以归为两个主要类别:暗的草莓像素和亮的背景像素。在 Matlab R2019a 软

件中对图像进行预处理,以去除草莓图像的背景。为将草莓果实图像从背景中分离出来,必须选择一个能将两者分开的阈值 T 。分割后的图像 $g(x,y)$ 定义为:

$$g(x,y)=\begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) > T \\ 0 & \text{if } f(x,y) \leq T \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

$f(x,y)$ ——原始图像;

$g(x,y)$ ——分割后的图像(掩码);

x,y ——当前像素坐标;

T ——最优阈值。

为实现草莓图像的背景去除,首先使用 Otsu 方法对原始图像进行阈值处理,以去除图像中的空白区域;然后,通过数学形态学的膨胀算子填充在阈值阶段被移除的草莓图像内部像素,产生图像掩模。最后,使用图像掩模,选中原始图像中的特征像素。

由于通过图像采集系统获得的原始图像尺寸过大(500 像素×500 像素),降低了图像分析和处理的速度和精度^[15]。为分析图像尺寸对图像处理速度、图像中草莓分类精度的影响,将每张原始草莓图像分别压缩为 3 个小尺寸的图像:16 像素×16 像素、32 像素×32 像素和 64 像素×64 像素图像。此外,不同像素的草莓图像还可代表不同 LED 照度条件下采集的草莓数据,进而在后续对不同像素尺寸草莓图像的处理中体现 LED 照度变化对草莓成熟度分类效果的影响。

1.3 数据增强

数据增强是一种生成更多可用数据而不需要标记成本的方法。通过数据增强,可为所提出的草莓分类方法提供更多的训练样本和提高所提方法的草莓分类准确率、泛化能力。文中的数据增强包括镜像、旋转和颜色处理^[16]。在颜色处理中,对图像施加了 8 个不同角度的光照。因此,数据集包含了 719 张图像,在进行数据增强后,共有 14 380 张图像可用于训练,并将其按照 2:2:1 分成训练数据集、测试数据集和验证数据集。

2 基于改进 CNN 的草莓分类模型

基于改进 CNN 的草莓分类框架如图 2 所示,该框架使用训练集中的草莓图像作为输入,输出分类结果和图像中水果的边界框。所使用 CNN 模型包括卷积层、池化层和全连接层,具体组成取决于输入草莓图像的尺寸。

根据草莓果体转红程度,可将草莓成熟度分为 6 个级别(图 3):未开始成熟(果尖带红色但果体部分微带青绿色)、开始进入成熟期(果尖部分转红且果体转白色)、适宜长途运输(2/3 果体转红且部分会出现阴阳面)、适宜现摘食用及短途运输、口感最佳(果面全红且果体微硬)、完全成熟(果体微软且果体全部呈深红或暗红)。在所提出的方法中,改进的 CNN 被用来将草莓分为三类:不成

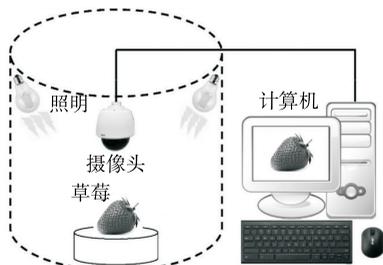


图 1 成像采集系统

Figure 1 Imaging acquisition system

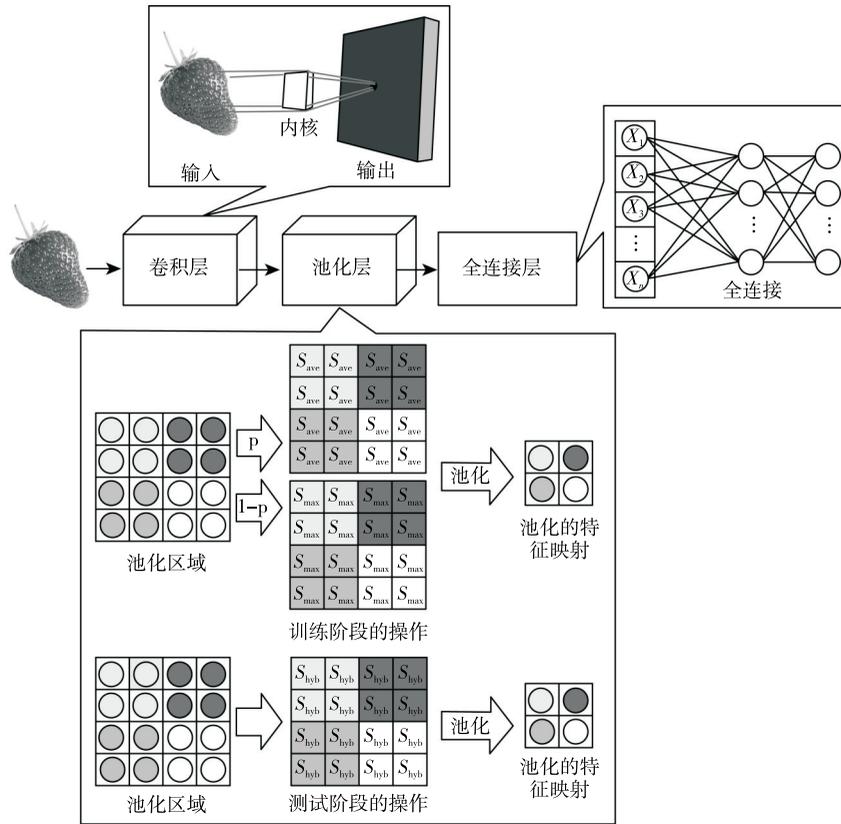


图 2 用于草莓果实分类的卷积神经网络框架

Figure 2 Convolutional neural network framework for strawberry fruit classification



图 3 草莓样品图片

Figure 3 Strawberry sample photos

熟、半成熟和成熟,即将图 3 中的前两个阶段归为不成熟草莓、中间两个阶段归为半成熟草莓、最后两个阶段归为成熟草莓。在所取得的 14 380 张草莓图像中,不成熟、半成熟和成熟草莓图像分别为 4 790,4 790,4 800 张。

2.1 卷积

训练阶段,草莓图像被输入网络中,使用梯度直方图(histogram of gradient, HOG)^[17]或局部二值模式(local binary patterns, LBP)^[18]方法从草莓彩色图像中提取草莓特征,然后使用误差函数(softmax)计算网络输出。为了调整网络参数,将网络输出与正确响应进行比较,并计算误差率。所有参数均根据随机梯度下降(stochastic gradient descent,SGD)结果进行修改。与批量梯度下降(batch gradient descent, BGD)相比,SGD 在每次迭代中速度更快,弥补了 BGD 的局限性;此外与 BGD 相比,SGD

算法提供了受规则约束限制且稳定的学习路径^[19]。

此外,在卷积层中,CNN 网络使用不同的内核对输入图像进行卷积处理。执行卷积运算实现以下功能:① 卷积层中的权重分配机制减少了参数的数量;② 局部连接学习相邻像素之间的关系;③ 在物体位置移动的情况下具有稳定性。

2.2 混合池化

池化层位于卷积层之后,用于减少网络参数。试验使用基于混合池化方法(hybrid pooling method)^[20]的池化过程。

首先,确定每个池化区域 R_j 的输出 $S_j (j \in \{1, \dots, J\})$,其中, R_j 中的一组激活表示为 $\{a_1, \dots, a_{|R_j|}\}$, $|R_j|$ 表示激活数。然后,通过收集所有池化区域的输出,得到池化特征映射 $S = \{S_1, \dots, S_J\}$ 。在训练阶段,对于卷积层中的每个特征映射,使用概率 p 的平均池化和概率 $1-p$

p 的最大池化来处理所有池化区域。

根据以上卷积特征映射的池化过程,得到以下池化特征映射:

$$s = \begin{cases} S_{ave} & (\text{概率为 } p) \\ S_{max} & (\text{概率为 } 1-p) \end{cases}, \quad (2)$$

$$S_{ave} = \{S_1^{ave}, \dots, S_j^{ave}\}, \quad (3)$$

$$S_j^{ave} = \left(\frac{1}{|R_j|} \right) \sum_{i \in R_j} a_i, \quad (4)$$

$$S_{max} = \{S_1^{max}, \dots, S_j^{max}\}, \quad (5)$$

$$S_i^{max} = \max_{x_i \in R_i} a_i. \quad (6)$$

测试阶段,每个池化区域的输出由式(7)中 S 的期望值给出。

$$S = S_{hyb} \equiv pS_{ave} + (1-p)S_{max}, \quad (7)$$

式中:

S_{hyb} ——混合池化。

对于每个卷积特征图,混合池化使用概率来选择池化方法。使用混合池化方法增强了在不同特征提取方法下训练 CNN 的泛化能力,并可在测试阶段对其求平均。对于每个卷积层输出,参数 p 控制着池化过程:① $p=1$ 平均池化;② $p=0$ 最大池化;③ $0 < p < 1$ 混合池化。

在训练和测试阶段采用不同的混合池化方法,可以有效地提高 CNN 的泛化能力。

2.3 CNN 架构

CNN 的架构包括支撑、滤波器尺寸(维数)、滤波器数量、步长、填充、感受野尺寸、感受野步长和数据深度,根据对所构建训练数据集的训练结果和对测试数据集的测试结果,CNN 架构的配置如表 1~表 3 所示。

表 1 用于处理 16 像素×16 像素图像时所提方法中 CNN 的配置

Table 1 Configuration of CNN in the proposed method for processing 16 pixel×16 pixel images

层	类型	滤波器尺寸	滤波器维数	滤波器数量	步长	填充	感受野尺寸	感受野步长	数据深度
0	输入	—	—	—	—	—	—	—	1
1	卷积	3	3	20	1	0	3	1	20
2	批量归一化	1	—	—	1	0	3	1	20
3	混合池	2	—	—	2	0	4	2	20
4	卷积	4	20	50	1	0	10	2	50
5	批量归一化	1	—	—	1	0	10	2	50
6	混合池	2	—	—	2	0	12	4	50
7	卷积	2	50	500	1	0	16	4	500
8	批量归一化	1	—	—	1	0	16	4	500
9	RELU	1	—	—	1	0	16	4	500
10	全连接	1	500	10	1	0	16	4	10
11	Softmax 函数	1	—	—	1	0	16	4	1

表 2 用于处理 32 像素×32 像素图像时所提方法中 CNN 的配置

Table 2 Configuration of CNN in the proposed method for processing 32 pixel×32 pixel images

层	类型	滤波器尺寸	滤波器维数	滤波器数量	步长	填充	感受野尺寸	感受野步长	数据深度
0	输入	—	—	—	—	—	—	—	1
1	卷积	3	3	80	1	0	3	1	80
2	批量归一化	1	—	—	1	0	3	1	80
3	混合池	2	—	—	4	0	4	4	80
4	卷积	3	80	90	1	0	12	4	90
5	批量归一化	1	—	—	1	0	12	4	90
6	混合池	2	—	—	4	0	16	16	90
7	卷积	2	90	1 000	1	0	32	16	1 000
8	批量归一化	1	—	—	1	0	32	16	1 000
9	RELU	1	—	—	1	0	32	16	1 000
10	全连接	1	1 000	15	1	0	32	16	15
11	Softmax 函数	1	—	—	1	0	32	16	1

表 3 用于处理 64 像素×64 像素图像时所提方法中 CNN 的配置

Table 3 Configuration of CNN in the proposed method for processing 64 pixel×64 pixel images

层	类型	滤波器尺寸	滤波器维数	滤波器数量	步长	填充	感受野尺寸	感受野步长	数据深度
0	输入	—	—	—	—	—	—	—	1
1	卷积	4	3	90	1	0	4	1	90
2	批量归一化	1	—	—	1	0	4	1	90
3	混合池	4	—	—	3	0	7	3	90
4	卷积	3	90	60	1	0	13	3	60
5	批量归一化	1	—	—	1	0	13	3	60
6	混合池	2	—	—	4	0	16	12	60
7	卷积	2	60	80	1	0	28	12	80
8	批量归一化	1	—	—	1	0	28	12	80
9	混合池	2	—	—	2	0	40	24	80
10	RELU	1	—	—	1	0	40	24	80
11	卷积	2	80	1 000	1	0	64	24	1 000
12	RELU	1	—	—	1	0	64	24	1 000
13	全连接	1	1 000	20	1	0	64	24	20
14	Softmax 函数	1	—	—	1	0	64	24	1

CNN 的输入是一个固定大小的彩色图像,激活函数使用的是修正线性单元。在最后一层中,使用 Soft-max 分类器代价函数。为了加速 CNN 的训练并减少对网络初始化的敏感性,在卷积层和非线性层(如含 ReLU 的层)之间使用批量归一化层。批量归一化通过计算小批量和每个输入通道上的均值 μ_B 和方差 σ_B^2 ,对其输入 x_i 进行归一化^[21]。

$$x'_i = \frac{x_i - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}} \quad (8)$$

ϵ 用于在小批量方差非常小的情况下提高数值稳定性。为了允许在批量归一化层后面的层中,输入不一定是零均值和单位方差的最佳选择,批量归一化层还通过进一步的平移和缩放对激活过程进行调整。

$$y_i = \gamma x_i + \beta \quad (9)$$

偏移量 β 和缩放因子 γ (偏移和缩放属性)是在网络训练期间更新的可学习参数。批量归一化优化了网络训练过程。使用批量归一化可以使用更高的学习率,从而进一步提高网络训练的速度。权重初始化可能很困难,尤其是在创建更深的网络时,但批量归一化可使得权重的初始化更加容易^[22]。

3 仿真试验与结果分析

3.1 统计分析指标

以准确度、灵敏度、特异度、精确度和 F_1 分数为指标,将所提出的分类方法与其他方法进行比较。

$$A_{\text{accuracy}} = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (10)$$

$$S_{\text{sensitivity}} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$S_{\text{specificity}} = \frac{N_{TN}}{N_{FP} + N_{TN}} \quad (12)$$

$$P_{\text{precision}} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (13)$$

$$R_{\text{recall}} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (14)$$

$$F_{\text{F1score}} = \frac{2 \times P_{\text{precision}} \times R_{\text{recall}}}{P_{\text{precision}} + R_{\text{recall}}} \quad (15)$$

式中:

N_{TP} ——真阳性样本数;

N_{FP} ——假阳性样本数;

N_{FN} ——假阴性样本数;

N_{TN} ——真阴性样本数;

C ——水果类别数;

A_{accuracy} ——准确度;

$S_{\text{sensitivity}}$ ——灵敏度;

$S_{\text{specificity}}$ ——特异度;

$P_{\text{precision}}$ ——精确率;

R_{recall} ——回召率;

F_{F1score} —— F_1 分数。

3.2 试验结果分析

研究中,含有数据增强草莓图像的验证数据集被应用于试验方法和对比方法的草莓分类效果对比。由

表 4~表 6 可知,试验方法对 16 像素×16 像素图像中未成熟、半成熟和成熟草莓的检测精度分别为 99.4%, 99.3%, 99.5%;综合试验方法对 16 像素×16 像素图像中未成熟、半成熟和成熟草莓的检测精度,获得试验方法对 16 像素×16 像素图像中草莓分类精确度为 99.4%。未

表 4 试验方法与其他方法对 16 像素×16 像素图像中未成熟草莓果实检测效果比较

Table 4 Comparison between the proposed method and other methods for identification of immature strawberry fruits in 16 pixel×16 pixel images

方法	灵敏度	特异度	精确度	召回率	F ₁ 分数
TL-VGG16 ^[14]	0.971	0.972	0.972	0.974	0.971
TL-AN ^[14]	0.968	0.970	0.968	0.971	0.968
YOLOv3 ^[13]	0.940	0.941	0.940	0.941	0.941
Mask R-CNN ^[13]	0.941	0.941	0.940	0.941	0.942
SRM-DRL ^[12]	0.946	0.948	0.948	0.946	0.948
试验方法(LBP)	0.991	0.993	0.994	0.993	0.993
试验方法(HOG)	0.993	0.994	0.994	0.994	0.994

表 5 试验方法与其他方法对 16 像素×16 像素图像中半成熟草莓果实检测效果比较

Table 5 Comparison between the proposed method and other methods for classification of half-mature strawberry fruits in 16 pixel×16 pixel images

方法	灵敏度	特异度	精确度	召回率	F ₁ 分数
TL-VGG16 ^[14]	0.969	0.972	0.969	0.970	0.969
TL-AN ^[14]	0.965	0.971	0.963	0.968	0.966
YOLOv3 ^[13]	0.936	0.937	0.940	0.939	0.938
Mask R-CNN ^[13]	0.938	0.939	0.939	0.940	0.937
SRM-DRL ^[12]	0.943	0.945	0.945	0.944	0.943
试验方法(LBP)	0.989	0.992	0.993	0.991	0.992
试验方法(HOG)	0.991	0.993	0.993	0.991	0.991

表 6 试验方法与其他方法对 16 像素×16 像素图像中成熟草莓果实检测效果比较

Table 6 Comparison between the proposed method and other methods for classification of mature strawberry fruits in 16 pixel×16 pixel images

方法	灵敏度	特异度	精确度	召回率	F ₁ 分数
TL-VGG16 ^[14]	0.971	0.974	0.971	0.973	0.972
TL-AN ^[14]	0.969	0.971	0.965	0.971	0.967
YOLOv3 ^[13]	0.939	0.942	0.941	0.942	0.941
Mask R-CNN ^[13]	0.940	0.943	0.941	0.942	0.942
SRM-DRL ^[12]	0.946	0.946	0.945	0.945	0.945
试验方法(LBP)	0.991	0.992	0.994	0.994	0.993
试验方法(HOG)	0.994	0.994	0.995	0.994	0.994

成熟、半成熟和成熟草莓果实颜色的非百分之百可区分是造成试验方法对 16 像素×16 像素图像中未成熟、半成熟和成熟草莓的检测误差的主要原因;试验方法对 16 像素×16 像素图像中未成熟、半成熟和成熟草莓的检测误差比例分别为 0.6%, 0.7%, 0.5%。类似地,试验方法对 32 像素×32 像素和 64 像素×64 像素图像中草莓的分类精确度分别为 99.5%和 99.6%。

将试验方法对草莓果实分类效果与基于深度残差学习的草莓识别方法(strawberry recognition method based on deep residual learning, SRM-DRL)^[12]、YOLOv3^[13]、Mask R-CNN^[13]、基于迁移学习(transfer learning, TL)的 AlexNet(TL-AN)^[14]和基于迁移学习的 VGG16(TL-VGG16)^[14]进行对比,结果见表 7~表 9。

在所提出的方法中,通过 HOG 方法提取草莓图像特征时,对草莓果实的分类效果更好。当将不同尺寸的草莓果实图像作为分类方法的输入时,在绝大多数情况下,所有方法对 64 像素×64 像素图像中草莓的分类效果最好。

表 7 试验方法与其他方法对 16 像素×16 像素图像中草莓果实分类效果比较

Table 7 Comparison between the proposed method and other methods for classification of strawberry fruits in 16 pixel×16 pixel images

方法	灵敏度	特异度	精确度	召回率	F ₁ 分数
TL-VGG16 ^[14]	0.970	0.972	0.971	0.972	0.971
TL-AN ^[14]	0.967	0.969	0.965	0.970	0.967
YOLOv3 ^[13]	0.938	0.940	0.939	0.941	0.940
Mask R-CNN ^[13]	0.940	0.941	0.940	0.941	0.940
SRM-DRL ^[12]	0.945	0.946	0.946	0.945	0.945
试验方法(LBP)	0.990	0.992	0.993	0.993	0.993
试验方法(HOG)	0.993	0.994	0.994	0.993	0.993

表 8 试验方法与其他方法对 32 像素×32 像素图像中草莓果实分类效果比较

Table 8 Comparison between the proposed method and other methods for classification of strawberry fruits in a 32 pixel×32 pixel images

方法	灵敏度	特异度	精确度	召回率	F ₁ 分数
TL-VGG16 ^[14]	0.975	0.978	0.970	0.976	0.973
TL-AN ^[14]	0.970	0.973	0.971	0.972	0.971
YOLOv3 ^[13]	0.941	0.944	0.940	0.944	0.942
Mask R-CNN ^[13]	0.943	0.945	0.943	0.945	0.944
SRM-DRL ^[12]	0.950	0.952	0.950	0.951	0.950
试验方法(LBP)	0.994	0.993	0.993	0.994	0.993
试验方法(HOG)	0.994	0.994	0.995	0.994	0.994

表 9 试验方法与其他方法对 64 像素×64 像素图像中草莓果实分类效果比较

Table 9 Comparison between the proposed method and other methods for classification of strawberry fruits in a 64 pixel×64 pixel images

方法	灵敏度	特异度	精确度	召回率	F ₁ 分数
TL-VGG16 ^[14]	0.981	0.982	0.980	0.982	0.981
TL-AN ^[14]	0.980	0.982	0.979	0.981	0.979
YOLOv3 ^[13]	0.942	0.945	0.941	0.943	0.942
Mask R-CNN ^[13]	0.950	0.947	0.948	0.949	0.948
SRM-DRL ^[12]	0.955	0.957	0.954	0.956	0.955
试验方法(LBP)	0.994	0.994	0.996	0.994	0.995
试验方法(HOG)	0.995	0.994	0.996	0.996	0.996

试验方法对 64 像素×64 像素图像中草莓果实的分类灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数分别达到 0.995,0.994,0.994,0.995,0.994,对 64 像素×64 像素图像中草莓的分类灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数比其他方法分别平均提高了 2.54%,3.14%,3.36%,2.48%,2.24%。

与对 32 像素×32 像素和 64 像素×64 像素图像中草莓的分类效果相比,试验方法对 16 像素×16 像素图像中草莓果实的分类灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数最低,但仍分别达到 0.993,0.993,0.994,0.992,0.991,且比其他方法分别平均提高了 3.44%,3.96%,4.26%,3.92%,4.08%。

综上,由于其良好的草莓果实分类性能(精确度≥99.4%),试验所提的分类方法可以通过简单、快速和无损的形式对草莓果实进行准确的分类。此外,与其他分类方法相比,试验方法对不同分辨率(不同 LED 照度)图像中的草莓果实均具有更好的分类效果,且其对低分辨率(LED 照度较弱)图像中的草莓果实仍具有较高的分类准确度。

此外,HOG 方法在提取图像特征方面性能优于 LBP 方法,与试验中采用 HOG 方法提取草莓图像特征时,所有分析指标在所有图像尺寸下均取较大值的结果相一致。为了优化池化过程,试验同时采用了随机池化和平均池化,从而充分发挥了最大池化和平均池化的优势。对于每个卷积层输出,概率参数“p”控制着池化过程。

4 结论

通过混合池化方法对 CNN 进行改进,提出了一种基于改进 CNN 的草莓分类方法。结果表明,与其他分类方法相比,试验方法对不同分辨率(不同 LED 照度)图像中的草莓果实均具有更好的分类效果,且对低分辨率(LED 照度较弱)图像中的草莓果实仍具有较高的分类准确度。

试验方法对 64 像素×64 像素图像中草莓果实的分类效果最好,其分类灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数分别达到 0.995,0.994,0.994,0.995,0.994;试验方法对 64 像素×64 像素图像中草莓的分类灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数比其他方法分别平均提高了 2.54%,3.14%,3.36%,2.48%,2.24%。试验方法对 16 像素×16 像素图像中草莓果实的分类灵敏度、特异度、精确度、召回率和 F₁ 分数最低,分别达到 0.993,0.993,0.994,0.992,0.991,且比其他方法分别平均提高了 3.44%,3.96%,4.26%,3.92%,4.08%。后续将分析梯度直方图和局部二值模式对其他深度学习方法的草莓果实分类效果的影响。

参考文献

- [1] 明辉, 漆雁斌, 邓鑫. 农业技术支持、生产行为规范性与农产品质量提升[J]. 财经论丛, 2019(8): 11-19.
MING H, QI Y B, DENG X. Agricultural technical support, production behavior standardization and quality improvement of agricultural products [J]. Collected Essays on Finance and Economics, 2019(8): 11-19.
- [2] JAHANBAKHSI A, ABBASPOUR-GILANDEH Y, GHAMARI B, et al. Assessment of physical, mechanical, and hydrodynamic properties in reducing postharvest losses of cantaloupe (Cucumis melo var. Cantaloupensis)[J]. Journal of Food Process Engineering, 2019, 42(5): e13091.
- [3] 杨涛, 张云伟, 苟爽. 基于机器视觉的草莓自动分级方法研究[J]. 食品与机械, 2018, 34(3): 146-150.
YANG T, ZHANG Y W, GOU S. Research on strawberry automatic classification based on the machine vision[J]. Food & Machinery, 2018, 34(3): 146-150.
- [4] 胡逸磊, 姜洪喆, 周宏平, 等. 水果成熟度近红外光谱及高光谱成像无损检测研究进展[J]. 食品工业科技, 2021, 42(20): 377-383.
HU Y L, JIANG H Z, ZHOU H P, et al. Research progress on nondestructive detection of fruit maturity by near infrared spectroscopy and hyperspectral imaging[J]. Science and Technology of Food Industry, 2021, 42(20): 377-383.
- [5] 冯建英, 李鑫, 原变鱼, 等. 智能感官技术在水果检测中的应用进展及趋势[J]. 南方农业学报, 2020, 51(3): 636-644.
FENG J Y, LI X, YUAN B Y, et al. Progress and trend of fruit detection by intelligent sensory technology[J]. Journal of Southern Agricultural, 2020, 51(3): 636-644.
- [6] 马剑, 吕孝飞, 梁炎明. 基于 GA-SVM 的农产品质量分类[J]. 计算机科学, 2020, 47(S1): 517-520.
MA C, LU X F, LIANG Y M. Agricultural product quality classification based on GA-SVM[J]. Computer Science, 2020, 47(S1): 517-520.
- [7] LYONS G A, CATHCART A, FROST J P, et al. Review of two

- mechanical separation technologies for the sustainable management of agricultural phosphorus in nutrient-vulnerable zones [J]. *Agronomy*, 2021, 11(5): 836.
- [8] 王成军, 韦志文, 严晨. 基于机器视觉技术的分拣机器人研究综述[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(3): 893-902.
WANG C J, WEI Z W, YAN C. Review on sorting robot based on machine vision technology[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(3): 893-902.
- [9] 马志刚, 赵志强. 基于机器视觉的包装品质检测系统设计[J]. *包装工程*, 2022, 43(21): 193-197.
MA Z G, ZHAO Z Q. Design of packaging quality inspection system based on machine vision[J]. *Packing Engineering*, 2022, 43(21): 193-197.
- [10] PAN W T, ZHUANG M E, ZHOU Y Y, et al. Research on sustainable development and efficiency of China's E-Agriculture based on a data envelopment analysis-Malmquist model [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 162: 120298.
- [11] JAHANBAKHSI A, KHEIRALIPOUR K. Carrot sorting based on shape using image processing, artificial neural network, and support vector machine [J]. *Journal of Agricultural Machinery*, 2019, 9(2): 295-307.
- [12] 张继成, 李德顺. 基于深度残差学习的成熟草莓识别方法[J]. *中国农机化学报*, 2022, 43(2): 136-142.
ZHANG J C, LI D S. Ripe strawberry recognition method based on deep residual learning [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, 43(2): 136-142.
- [13] HU H M, KAIZU Y, ZHANG H D, et al. Recognition and localization of strawberries from 3D binocular cameras for a strawberry picking robot using coupled YOLO/Mask R-CNN[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2022, 15(6): 175-179.
- [14] MAHMOOD A, SINGH S K, TIWARI A K. Pre-trained deep learning-based classification of jujube fruits according to their maturity level[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(16): 13 925-13 935.
- [15] JAHANBAKHSI A, MOMENY M, MAHMOUDI M, et al. Classification of sour lemons based on apparent defects using stochastic pooling mechanism in deep convolutional neural networks[J]. *Scientia Horticulturae*, 2020, 263: 109133.
- [16] 任锐, 张淑娟, 赵华民, 等. 基于机器视觉的辣椒外部品质检测[J]. *食品与机械*, 2021, 37(1): 165-168.
REN R, ZHANG S J, ZHAO H M, et al. Study on external quality detection of pepper based on machine vision [J]. *Food & Machinery*, 2021, 37(1): 165-168.
- [17] 焦莉娟, 王文剑, 裴春琴. 基于梯度直方图的图像自适应滤波去噪[J]. *山西大学学报(自然科学版)*, 2023, 46(1): 141-146.
JIAO L J, WANG W J, PEI C Q. Adaptive filtering method for image denoising based on gradient histogram[J]. *Journal of Shanxi University (Natural Science Edition)*, 2023, 46(1): 141-146.
- [18] 周孟然, 燕晶晶, 来文豪, 等. 基于完全局部二值模式的多光谱识别损伤苹果[J]. *食品安全质量检测学报*, 2021, 12(23): 9 086-9 092.
ZHOU M R, YAN J J, LAI W H, et al. Multispectral damage identification of apple based on complete local binary pattern[J]. *Journal of Food Safety & Quality*, 2021, 12(23): 9 086-9 092.
- [19] 李英, 贺春林. 面向深度神经网络训练的数据差分隐私保护随机梯度下降算法[J]. *计算机应用与软件*, 2020, 37(4): 252-259.
LI Y, HE C L. Data differential privacy protection stochastic gradient descent algorithm for deep neural network training[J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(4): 252-259.
- [20] 杨海花, 应文豪, 龚声蓉. 跨域图像分类中域不变细节特征提取算法[J]. *计算机工程与设计*, 2021, 42(5): 1 286-1 292.
YANG M H, YING W H, GONG S R. Domain-invariant detail feature extraction algorithm in cross-domain image classification [J]. *Computer Engineering and Design*, 2021, 42(5): 1 286-1 292.
- [21] WANG S H, MUHAMMAD K, HONG J, et al. Alcoholism identification via convolutional neural network based on parametric ReLU, dropout, and batch normalization [J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32: 665-680.
- [22] 胡嘉沛, 李震, 黄河清, 等. 采用改进 YOLOv4-Tiny 模型的柑橘木虱识别[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(17): 197-203.
HU J P, LI Z, HUANG H Q, et al. Citrus psyllid detection based on improved YOLOv4-Tiny model [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(17): 197-203.

中国油脂

(月刊)

国内邮发代号 52-129 国外发行代号 M5889

追踪学科发展动态 报道行业最新成果 关注油脂发展热点 共谋行业创新未来

- << 全国中文核心期刊
- << 中国科学引文数据库核心期刊
- << 中国精品科技期刊
- << 第二届国家期刊奖百种重点期刊

- << 中国科技核心期刊
- << 中国核心学术期刊
- << 中国期刊方阵双效期刊
- << 第三届国家期刊奖百种重点期刊

- << 美国EBSCO数据库收录期刊
- << 美国《化学文摘》(CA) 收录期刊
- << 俄罗斯《文摘杂志》(AJ) 收录期刊
- << 美国《剑桥科学文摘》(CSA) 收录期刊
- << 日本《科学技术文献速报》(CBST) 收录期刊
- << 英国《食品科学与技术文摘》(FSTA) 收录期刊
- << 英国《农业与生物科学研究中心文摘》(CABA) 收录期刊



主要栏目

专题论述/油脂加工/油脂化学/油脂深加工/油料资源/油脂营养/油脂安全/综合利用/检测分析/应用技术/生物工程等。

欢迎关注官方微信



微信订阅号

各地邮局均可订阅, 我社常年办理邮购及逾期补订

A4开本 每本20元 全年240元

国际标准连续出版物号: ISSN 1003-7969 国内统一连续出版物号: CN 61-1099/TS

■ 银行转账: 开户单位: 中粮工科(西安)国际工程有限公司
账号: 60701158000004188 开户行: 西安银行劳动北路支行

地址: 陕西省西安市劳动路118 邮编: 710082
电话: 029-88653157/88621360
E-mail: zyzoil@163.com 网址: www.chinaoils.cn