

基于多角度图像特征的果蔬识别方案设计- 以西红柿为例

李辉熠^{1*}, 乔波²

(1. 湖南大众传媒职业技术学院, 长沙 410100; 2. 湖南农业大学信息与智能科学技术学院, 长沙 410128)

摘要: **目的** 设计基于多角度图像特征的果蔬识别方案。**方法** 采用多角度特征的果蔬识别算法, 在水平、垂直、多角度旋转等 Haar-like 特征的基础上与 AdaBoost 自学习算法充分结合。通过离线训练, 获得识别西红柿的 AdaBoost 分类器, 在此基础上以平均像素值为核心创造颜色特征分类器, 使 Haar-like 与 AdaBoost 分类器有机结合, 实现对果蔬类型的自动识别。**结果** 以西红柿为例进行识别时, 准确性超过 95%, 且该方法对于干扰因素具有较强的抗性, 完成一帧图像的识别只需 85 ms。**结论** 该方法能够迅速的完成识别任务, 达到了实时性方面的要求。

关键词: 果蔬; 多角度特征; Haar-like; AdaBoost 分类器; 识别

Design of fruit and vegetable recognition scheme based on multi angle image features-taking tomato as an example

LI Hui-Yi^{1*}, QIAO Bo²

(1. Hunan Mass Media Vocational and Technical College, Changsha 410100, China; 2. College of Information and Intelligent Science and Technology, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China)

ABSTRACT: Objective To design a fruit and vegetable recognition scheme based on multi-angle image features. **Methods** The fruit and vegetable recognition algorithm based on multi-angle features was combined with AdaBoost self-learning algorithm on the basis of horizontal, vertical and multi-angle rotation Haar-Like features. Through offline training, an AdaBoost classifier for tomato recognition was obtained. On this basis, a color feature classifier was created based on the average pixel value. The Haar-like classifier and AdaBoost classifier were combined organously to realize automatic recognition of fruit and vegetable types. **Results** When tomatoes were used as an example, the accuracy was more than 95%, and the method had strong resistance to interference factors, it only took 85 ms to complete the recognition of one frame of image. **Conclusion** This method can quickly complete the recognition task, which meets the real-time requirements.

KEY WORDS: fruits and vegetables; angle feature; Haar-like; AdaBoost classifier; recognition

基金项目: 湖南省教育厅科学研究重点项目(20A249)

Fund: Supported by Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department of China (20A249)

*通信作者: 李辉熠, 硕士, 副教授, 主要研究方向为模式识别。E-mail: lisir2322@sohu.com

*Corresponding author: LI Hui-Yi, Master, Associate Professor, Hunan Mass Media Vocational and Technical College, No. 5, Teli Road, Changsha Economic and Technological Development Zone, Hunan 410100, China. E-mail: lisir2322@sohu.com

0 引言

人工智能的发展使近 20 年来,我国的农业迅速实现了从人工、机械化、自动化的变迁。机器人采摘近年来广泛的应用于农业自动化生产,高效的应用可以极大的解放劳动力,提高生产效率、缓解农业劳动力短缺的社会问题^[1]。实现机器人采摘的关键对于成熟果实的识别,识别的准确性直接影响作业效率和完成质量。在于非结构化的复杂环境下,机器人如何排除视觉等多种干扰因素,引起了视觉控制领域学者的广泛关注。目前主要分为 3 类^[2]:单一颜色特征分析方法、多特征融合分析方法和基于机器学习的方法。蔡嘉月等^[3]提出使用近红外高光谱分析烟叶的颜色和部位特征,根据不同部位烟叶性状结合颜色特征分析与分类算法相结合,进行烟叶质量分级,为农产品外观特性分析提供了一定的方法。但该方法在农产品和背景的颜色特征差别较小的情况下,识别率不高。多特征融合分析法要求对来自不同传感器的图像精准配准,张阳阳等^[4]提出基于多传感器信息融合的人类抓握特征学习及物体识别,将柔性传感器图像与多模态信息融合,实现物体的精准识别,但工作耗时较长,且识别率受配准精度影响较大;为解决上述 2 种方法的缺陷和不足,学者们将机器学习技术引入到果蔬识别领域中,有效提高了识别率,但存在计算工作量大、效率低,存在明显的延迟等性能问题。

基于此,在当前的农业作业条件下,为提高果蔬采摘机器人工作的准确性、性能、鲁棒性等方面的要求,本研究在 Haar-like 的基础上设计了多角度特征提取方法,并与 AdaBoost 自学习算法充分结合。通过大量的离线训练,获得识别西红柿的 AdaBoost 分类器,在此基础上以平均像素值为核心创造颜色特征分类器,使 Haar-like 与 AdaBoost 分类器有机结合,实现对果蔬类型的自动识别,以期适用

于果蔬自动识别的场景,具有较高的推广与应用价值。

1 基于 AdaBoost 算法的果蔬分类器设计

分类器的本质是模型,能够区分图像包含的目标和其他部分^[5-6]。在本研究提出的算法中,AdaBoost 分类器即为融合了 Haar-like 特征以及 AdaBoost 自学习算法的成熟西红柿分类模型。

1.1 Haar-like 特征设计

以西红柿这种最常见的果蔬为例,结合实际情况创建的 3 类 Haar-like 特征矩形,见图 1。A 类特征体现在水平、垂直 2 个方向上,获取 2 个方向的边缘特征值,见图 1(a)。B 类特征同样包括 2 种情况,见图 1(b)。上述 2 者是比较常规的 Haar-like 特征矩形,本研究设计全新的改良后的多方向特征矩形, C 类特征,见图 1(c)。C 类特征分成 4 种情况,黑色矩形块处在 4 个角上,由此得到水平方向,以及依次旋转 90°、180°、270°后的圆弧特征。

A、B、C 3 类一共涉及 8 种特征,具体参数见表 1。

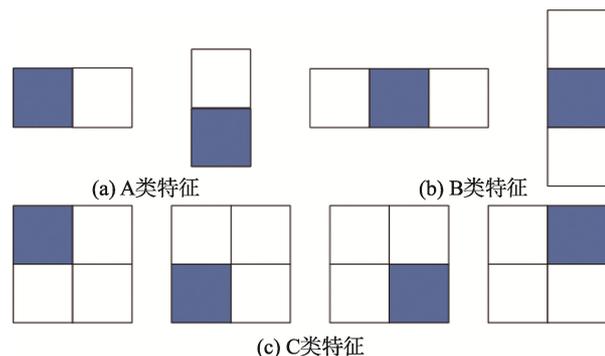


图 1 3 类 8 种 Haar-like 特征矩形示意图

Fig.1 Rectangular schematic diagram of 3 categories and 8 kinds of Haar-like features

表 1 特征类别及特征数目
Table 1 Feature categories and number of features

特征类型	方向	特征编号	$b:w$	L/W
A 类特征	水平	F1	1:1	2/1; 4/2; 8/4
	垂直	F2	1:1	1/2; 2/4; 4/8
B 类特征	水平	F3	1:2	3/1; 6/2; 12/4
	垂直	F4	1:2	1/3; 2/6; 4/12
C 类特征	水平	F5	1:3	2/2; 4/4; 8/8
	旋转 90°	F6	1:3	2/2; 4/4; 8/8
	旋转 180°	F7	1:3	2/2; 4/4; 8/8
	旋转 -90°	F8	1:3	2/2; 4/4; 8/8

注: $b:w$ 代表 Haar-like 特征矩形中黑、白色矩形面积的比值; L 和 W 为矩形的长、宽的像素数。A 类特征矩形的 L/W 值依次为 2/1、4/2 和 8/4; B 类为 3/1、6/2 和 12/4; C 类为方形, 边长依次是 2、4 和 8。

1.2 基于积分图的特征提取方法

为得到 Haar-like 特征, 首先需要通过特征矩阵对灰度图像进行扫描, 然后求出特征值^[7-9]。在特征矩阵中, 黑、白色区域分别采用-1 和 1 表示, 对应所需的特征值, 即为黑色和白色区域中像素值的差。在图 2 中, C 类边长为 4 的特征矩阵, 求出其特征值是 1369, 在长宽均为 20 像素的样本图像中, 经过提取能够得到的特征值总共有 10296 个, 涵盖了 3 类 8 种 Haar-like 特征, 它们所共同构成的集合, 即为和这一图像对应的特征矩阵。

为更好的研究和分析, 首先完成训练样本的编码, 分别用“1”和“-1”代表正、负样本, 由此获取编码向量 Y 。除此之外, 同样按照编号顺序, 对基于各个图像获取的 Haar-like 特征值予以组合, 由此创建特征矩阵 X , 后续特征矩阵 X 和 Y 将作为输入量提供给 AdaBoost 算法。一般来说, 任何一幅图像都会涉及大量的特征, 若每次进行计算时, 都必须统计全部像素的和, 需要耗费较长的时间,

导致算法的实时性难以得到保障。本研究设计了全新的积分图方法, 使用该方法对图像包含的所有像素点的灰度计算积分。考虑到数字图像具有离散特征, 像素的灰度积分就是图像左上角和这一点构成的对角线对应的矩形范围内全部像素点的灰度相加的结果, 即为公式(1)所示。

$$S(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (1)$$

式(1)中, $S(x, y)$ 代表图像所包含的像素点 (x, y) 的灰度积分值, $i(x', y')$ 则是像素点 (x', y') 的灰度值。经过积分处理后, 可以在短时间内求出特征矩形中所有的像素总和。因此, 基于黑白两色矩形框构成的 Haar-like 矩阵, 再加上积分方法的优势, 能更高效的求出图像的 Haar-like 特征。图 3 中, Rd 区域的灰度值汇总结果, 可以根据(2)式计算。

$$Rd = S1 + S4 - (S2 + S3) \quad (2)$$

式(2)中, $S1$ 、 $S2$ 、 $S3$ 和 $S4$ 四者代表 Rd 区域四角位置像素点的灰度积分值。

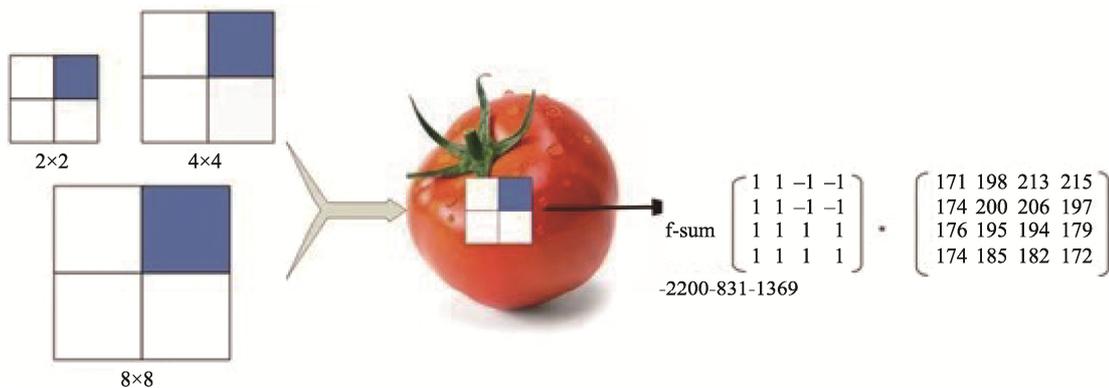


图 2 Haar-like 特征提取原理
Fig.2 Principle of Haar-like feature extraction

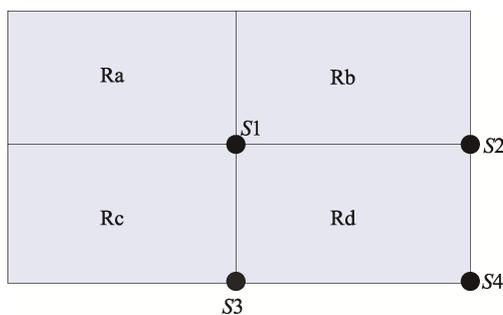


图 3 积分图计算原理
Fig.3 Principle of integral image computation

错误率, 下限是未知的, 也能应用该方法。另外, 弱学习性能的先验知识并非使用该算法的前提, 且它能够在较短的时间内完成学习过程。基于此, 学者将其引入到目标物识别领域中, 发挥出预期的作用^[11-13]。本研究利用该算法训练, 以西红柿为例, 设计能够识别果蔬分类器。其核心为基于训练集包含的数据进行学习, 由此获取若干弱分类器, 然后将其结合在一起, 得到强分类器。详细的流程为:

(1)首先确定训练样本集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$, $x_i \in X, y_i \in Y$, X 代表基于正负样本特征创建的矩阵, Y 代表编码向量, 正负样本赋值 1 和 -1; m 代表样本数量。

(2)对样本权重 Do 予以初始化处理, 在进行训练之前, 基于(3)式确定样本的权重。

$$Do(i) = 1/m \quad i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (3)$$

(3)完成 t 轮迭代, t 代表迭代次数。在进行每次迭代操作时, 基于(4)式对阈值 h_t 予以更新, 从而在最大程度上降

1.3 基于AdaBoost算法的分类器离线训练

AdaBoost属于Boosting算法范畴^[10], 其基于弱学习的结果, 对提前假定的错误率予以优化, 因此即便是假设的

低误差率 ε_t 。

$$h_t = \arg \min \varepsilon \quad (4)$$

式中, ε_t 即为被误分类样本的权值之和, 其计算公式见(5)式。

$$\varepsilon_t = \sum_{i=1}^m D_t(i) [y_i \neq h_t(x_i)] \quad (5)$$

基于上述步骤中确定的阈值, 获取弱分类器 $h_t(x_i)$ 。

$$h_t(x_i) = \begin{cases} 1 & x_i \leq h_t \\ -1 & x_i > h_t \end{cases} \quad (6)$$

根据(7)式, 对弱分类器 $h_t(x_i)$ 权值予以更新。

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \quad (7)$$

更新训练样本集的权值分布, 准备进行后续的迭代。

$$D_{t+1}(i) = D_t \times \frac{\exp(-a_t \times y_i \times h_t)}{Z_t} \quad (8)$$

式(8)中 Z_t 代表归一化因子, 其计算公式见(9)式。

$$Z_t = \sum_{i=1}^m D_t(i) \quad (9)$$

(4)得到若干弱分类器后, 通过级联的方式将其组合起来, 得到强分类器 $H(x)$:

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T a_i \times h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T a_i \\ -1 & \end{cases} \quad (10)$$

由上述算法的全过程可以确定 AdaBoost 分类器性能, 在很大程度上由原始特征矩阵、迭代次数等所决定。

2 结果与分析

2.1 果蔬分类器训练样本集制作

2.1.1 原始图像获取

图像数据获取是进行算法实验的关键所在。在对最终的识别算法进行训练、测试之前, 获取机器人工作场景中的图像, 选择 2 个时间点, 在多个位置拍摄 2 组西红柿现场图像总共 408 幅, 由于常见的机械操作范围是水平方向的 230 mm、垂直 180 mm、深 180 mm 内^[14-15], 因此, 本文图像采集过程中, 严格按照上述的机械范围距离进行图片拍摄, 构成研究的图像库。选择两台相机, 在不同时间和地点拍摄图像, 并建立图像库, 确保原始

图像数据具有足够的普遍性。另外, 为了使研究尽可能的贴合实际应用情况, 在拍摄的过程中需要兼顾各种光照条件, 以及西红柿其他部分对果实的遮挡等干扰因素(图 4)。成功建立图像库后, 从中随机选择 60 幅图像用于测试, 剩下的则用于训练。

2.1.2 训练样本集制作

训练样本有 2 种, 一种为正样本, 其主要特征是图像中仅能够看到成熟果实。其他的全部属于负样本, 在这一类的图像中, 除了有果实之外, 还有各种干扰物, 包括叶片、枝干或是尚未熟透的果实。在创建训练样本时, 需要注意如下几点: (1)容量足够大, 一般来说至少应该达到一百幅图像以上。(2)满足包容性方面的要求, 尽量包括所有可能拍摄到的物体, 包括不同形状、尺寸、姿态、位置和成熟度的果实, 以及各种光照、遮挡和粘连等情况, 甚至是温室中可能会被拍摄到图像中的其他和西红柿无关的物体。(3)2 种样本数量的比例较为适中, 如果样本容量太大, 训练过程会变得较为困难, 耗时较长, 样本容量也不宜太小。结合实际情况来看, 通常来说机器人视野中, 成熟西红柿图像的占比是较低的, 因此在创建训练集时, 负样本在总样本数中的占比应该更高。

在拍摄的图像中, 果实被遮挡、粘连的现象较为常见, 如果通过自动分割的方式予以处理并获取正样本, 很有可能导致有用信息的丢失, 所以在这里通过手动方式处理, 也就是对包含成熟果实的图像予以分割, 提取出所需的图像, 接着予以归一化, 确保手动处理后的所有图像的尺度是一致的。一般来说, 经过归一化处理的图像的尺寸会选择 20×20、24×24、50×50 像素。处理后的正样本图像尺寸确定为 20×20 像素, 得到 651 幅正样本图像, 详见图 5。

通过自动分割的方式, 对负样本图像予以处理, 得到 80×80 的图像块, 从中选择超过 3000 幅, 共同构成负样本集, 详见图 6。在这些图像中, 能够看到一些非成熟果实的物体, 比如植物的茎、叶, 还有温室中和植株不相关的物体。



(a)枝叶遮盖

(b)光照条件变化

(c)成熟西红柿粘连

图 4 西红柿图像采集各型干扰条件

Fig.4 Different interference conditions for tomato image acquisition

2.2 实验平台

利用随机方法, 从图像库里面选择60幅图像, 用于测试, 这些图像中一部分为正样本, 一部分为负样本。通过人工分析, 发现60幅图像中包含了171个成熟西红柿。

在对本文创建的自动识别算法进行检验时, 需要用到采摘机器人系统硬件设备, 在这一过程中用到的计算机为研华工控机 ARK-3500。

硬件配置: 处理器为 Intel(R) Core™i5-3610ME CPU@2.7GHz 移动系列处理器 +IntelQM77 芯片组, 内存(RAM)为4GB, 操作系统为 ubuntu-14.04.5, 算法程序是通过 Python3.3+OpenCV3.14 编程。

2.3 结果分析

为更加直观的揭示出本算法识别率的高低, 在此项实验中, 以正确识别率 true positive rate, TPR)、误识别率(false positive rate, FPR)和未识别率 maximum overall deviation rate, MDR)为指标^[16-18], 对新算法和传统的分类器展开全面的对比分析, 结果见表2。3项指标的计算公式见式(14)~(16)。

$$TPR = \frac{\text{sum}(TP)}{\text{SUM}} \times 100\% \tag{14}$$

$$FNR = \frac{\text{sum}(FN)}{\text{sum}(TP) + \text{sum}(FN)} \times 100\% \tag{15}$$

$$MDR = \frac{\text{sum}(MD)}{\text{SUM}} \times 100\% \tag{16}$$

sum(TP)、sum(FN)和sum(MD)分别代表成熟西红柿的正确识别数量、误识别数量和未识别数量^[19-20], SUM指是测试图像中成熟西红柿的总数, 前文已经确定为171个。对实验结果进行分析能够确定: 在正确识别率这一项指标上, AdaBoost 算法以及本文设计的算法均在95%以上。本文主要选择了 AdaBoost 算法、SVM 支持向量机模型 2 种经典的分类算法与本文算法进行对比实验, 颜色特征分类器的表现不太理想。而在误识别率这一项指标上, 新算法低于 5%, 而 AdaBoost 算法则为 15.0%, 显然新算法表现更加优异。总体来说, 本文所设计的新算法, 不但可以确保高精度的识别成熟果实, 且能够将误识别率控制在更低范围内, 相比 2 种传统的算法具有更好的整体性能和实用性。



图 5 训练集正样本实例

Fig.5 Examples of post images in training set



图 6 训练集负样本集实例

Fig.6 Examples of negative images in training set

表 2 几种成熟西红柿算法对比实验结果

Table 2 Results of compared tests using various tomato detection algorithms.

算法	正确识别		误识别		未识别	
	图片数量	TPR/%	图片数量	FNR/%	图片数量	MDR/%
本文模型算法	166	97.1	7	4	5	2.9
AdaBoost 算法	165	96.5	29	15	22	13
颜色分类	142	83	47	24.9	29	17

为准确的反映新算法在鲁棒性方面的表现,对用于测试的图像中涉及到干扰物的识别结果展开分析,确定在复杂的农业作业条件下应用情况。比如,成熟果实处在枝叶的后方被挡的情况下,利用新算法得到的识别结果见图 7。对该图进行分析,即便是成熟的果实被遮挡(并未完全遮挡,有一部分是可视的),新算法也能够准确的识别。但是并不是所有被遮挡的情况都不会对识别造成干扰,如果成熟果实的 50%甚至更高的部分被遮挡,此时就难以准确的识别。原因有两点:其一,在训练环节,果实大部分被遮挡的图像数量较少;其二,在成熟果实的大部分被遮挡的情况下,颜色特征分类器很有可能出现漏识别的问题。



图 7 部分遮挡情况下识别结果

Fig.7 Recognized results under partial occlusion

在光照条件下,成熟果实的识别情况详见图 8。对该图进行分析能够确定,本研究设计的新算法对光照不太敏感,能够在各种光照条件下应用。在光线强弱明显不一致的情况下,算法的性能并未出现明显的变化。这或许是因为用于训练的图像中,涵盖了各种光照条件下的图像。

果蔬粘连,尤其是成熟果实的粘连,是果蔬识别所面临的棘手难题,而本研究设计的新算法为该难题提供了解决方法。当图像中出现粘连现象时,成熟果实的识别结果见图 9。考虑到在提取特征的过程中,C 类特征涵盖了 4 个方向,因此最终的提取结果包含粘连部分的边缘特征信息。

将各种尺度图像的识别结果融合在一起,确保识别的唯一性,另外也解决了果蔬粘连对识别造成的干扰,实现了准确的识别。对图 9 进行分析能够确定,为确保识别的准确性,在这里设定了检测结果是否接纳的标准,即各种尺度下得到的结果的中心距离低于检测窗口长度的 50%。



图 8 光强干扰下的识别结果

Fig.8 Recognition result under the light intensity interference



图 9 果实粘连情况下的识别结果

Fig.9 Detecting results of the overlapped ripe tomatoes

算法的执行速度,是决定果实采摘作业速度的关键因素。达不到实时性要求的算法,不具备推广应用价值,因此实验过程中,对本文算法的实时性予以了充分验证,针对测试图像的识别过程花费的时间见表 3。对该表中的内容进行分析可知,各种图像的识别过程所需时间是不均衡的,平均为 84.922 ms,考虑到采摘机器人的视觉传感器采样频率为 10 fps,算法的识别耗时不超过 100 ms,意味着具备足够的实时性,因此本研究设计的算法在性能方面是达到预期的。

表 3 测试样本图片识别时间
Table 3 Detection time of each test samples

样本编号	识别时间/ms	样本编号	识别时间/ms	样本编号	识别时间/ms	样本编号	识别时间/ms
1	104.570	16	15.804	31	0.947	46	7.343
2	7.754	17	11.175	32	8.840	47	1.362
3	4.352	18	3.938	33	8.748	48	8.144
4	9.009	19	07.981	34	3.864	49	50.969
5	94.177	20	00.070	35	5.823	50	4.824
6	15.364	21	02.716	36	9.555	51	2.082
7	9.606	22	03.668	37	8.891	52	7.178
8	6.358	23	5.814	38	1.109	53	6.593
9	08.072	24	9.070	39	8.383	54	2.128
10	01.560	25	7.629	40	0.072	55	7.868
11	06.020	26	11.118	41	9.704	56	7.510
12	8.550	27	8.034	42	1.908	57	1.471
13	04.246	28	14.118	43	2.968	58	1.600
14	0.814	29	01.585	44	5.253	59	3.610
15	121.819	30	07.456	45	1.265	60	4.812
平均识别时间	102.151		102.678		61.071		70.499

3 结 论

为解决非结构化复杂环境下果蔬采摘机器人目标识别问题, 本文研究出基于 Haar-like 全角度特征提取的 AdaBoost 分类器, 最终的测试结果表明, 在识别果蔬方面, 以西红柿为例, 发现本文设计的算法的正确识别率超过了 95%, 误识别率仅为 5%, 算法对各种干扰因素都具有较强的抗性, 在鲁棒性方面表现突出。除此之外, 该算法能够在短时间内完成识别任务, 单帧图像识别花费的时间平均值在 85 ms 左右, 达到了实际应用场景的实时性要求, 具有广泛的应用潜力。

参考文献

- [1] LI JT, SHEN YL, YANG CH. An adversarial generative network for crop classification from remote sensing timeseries images [J]. *Remote Sens Volume*, 2020, 13(1): 65–75.
- [2] HASHIMOTO K. A review on vision-based control of robot manipulators [J]. *Adv Robotics*, 2003, 17(10): 969–991.
- [3] 蔡嘉月, 梁森, 温亚东, 等. 近红外高光谱分析烟叶的颜色和部位特征 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(10): 2758–2763.
- CAI JY, LIANG M, WEN YD, *et al.* Color and position characteristics of tobacco leaf by near infrared hyperspectral analysis [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2014, 34(10): 2758–2763
- [4] 张阳阳, 黄英, 刘月, 等. 基于多传感器信息融合的人类抓握特征学习及物体识别 [J]. *机器人*, 2020, 42(3): 267–277.
- ZHANG YY, HUANG Y, LIU Y, *et al.* Human grasping feature learning and object recognition based on multi-sensor information fusion [J]. *Robot*, 2020, 42(3): 267–277.
- [5] 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, 33(9): 134–135.
- QIU GY, PENG GL, TAO D, *et al.* Apple surface defect recognition based on decision tree support vector machine [J]. *Food Mach*, 2017, 33(9): 134–135.
- [6] 李国利, 姬长英, 顾宝兴. 基于单目视觉与超声检测的振荡果实采摘识别与定位 [J]. *农业机械学报*, 2015, 46(11): 1–8.
- LI GL, JI CHY, GU BX. Recognition and positioning of oscillating fruit picking based on monocular vision and ultrasonic detection [J]. *Transactions Chin Soc Agric Mach*, 2015, 46(11): 1–8.
- [7] 海潮, 赵凤霞, 孙烁, 等. 基于 Blob 分析的红枣表面缺陷在线检测技术 [J]. *食品与机械*, 2018, 34(1): 126–129.
- HAI C, ZHAO FX, SUN S, *et al.* On-line detection technology of red jujube surface defects based on Blob analysis [J]. *Food Mach*, 2018, 34(1): 126–129.
- [8] ULRIKE K, FRIDOLIN R, ERANDA H, *et al.* Review—dynamic models of Li-Ion batteries for diagnosis and operation: A review and perspective [J]. *J Electrochem Soc*, 2018, 165(16): 3656–3673.
- [9] AREFI A, MOTLAGH AM. Development of an expert system based on wavelet transform and artificial neural networks for the ripe tomato harvesting robot [J]. *Aust J Crop Sci*. 2013, 7(5): 699–705.
- [10] 赵利平, 吴德刚. 融合 GA 的三点定位夜间苹果目标的识别算法研究 [J]. *中国农机化学报*, 2020, 41(5): 134–138.
- ZHAO LP, WU DG. Research on recognition algorithm of apple targets at night with three-point positioning and GA [J]. *Chin J Agric Mach Chem*, 2020, 41(5): 134–138.
- [11] WEI XQ, KUN J, JIN HL. Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot [J]. *Optik*, 2014, 125(12): 5684–5689.
- [12] REIS MJCS, MORAIS R, PERES E, *et al.* Automatic detection of bunches of grapes in natural environment from color images [J]. *J. Appl Logic*. 2012, 10, 285–290.
- [13] 张玉华, 孟一, 张明岗, 等. 基于近红外、机器视觉及信息融合的水果综合品质检测 [J]. *食品工业*, 2018, 39(11): 247–250.
- ZHANG YH, MENG Y, ZHANG MG, *et al.* Fruit comprehensive quality detection based on near infrared, machine vision and information fusion [J]. *Food Ind*, 2018, 39(11): 247–250.
- [14] 张玉华, 孟一, 姜沛宏, 等. 基于多传感器信息融合的水果综合品质检测与分级 [J]. *食品工业*, 2018, 39(6): 250–252.
- ZHANG YH, MENG Y, JIANG PH, *et al.* Fruit comprehensive quality detection and classification based on multi-sensor information fusion [J]. *Food Ind*, 2018, 39(6): 250–252.
- [15] PATEL HN, JAIN RK, JOSHI MV. Fruit detection using improved multiple features based algorithm [J]. *Int J Computer Appl*, 2011, 13(2): 1–5.
- [16] FENG J, ZENG LH, LIU G. Fruit recognition algorithm based on multi-source images fusion [J]. *Trans Chin Soc Agric*, 2014, 45(2): 73–80.
- [17] 王博, 刘俊康, 陆逢贵, 等. 基于卷积神经网络的食品图像识别 [J]. *食品安全质量检测学报*, 2019, 10(18): 6241–6247.
- WANG B, LIU JK, LU FG, *et al.* Food image recognition based on convolutional neural network [J]. *J Food Saf Qual*, 2019, 10(18): 6241–6247.
- [18] WACHS JP, STERN HI, BURKS T. Low and high-level visual feature-based apple detection from multi-modal images [J]. *Precis Agric*, 2010, (11): 717–735.
- [19] 张展硕, 刘苗苗, 陆雯沁, 等. 基于图像传感技术的娃娃菜外观品质检测 [J]. *食品安全质量检测学报*, 2021, 12(4): 1374–1379.
- ZHANG ZS, LIU MM, LU WQ, *et al.* Appearance quality inspection of baby cabbage based on image sensing technology [J]. *J Food Saf Qual*, 2021, 12(4): 1374–1379.
- [20] 徐信, 郝晓丽, 王芳. 基于 Adaboost 算法的远距离人脸检测 [J]. *计算机工程与设计*, 2015, 36(4): 983–986.
- XU X, HAOXL, WANG F. Remote face detection based on AdaBoost algorithm [J]. *Computer Eng Design*, 2015, 36(4): 983–986.

(责任编辑: 王 欣)

作者简介



李辉熠, 硕士, 副教授, 主要研究方向为模式识别。

E-mail: lisir2322@sohu.com