

番茄采摘机器人非颜色编码化目标识别算法研究

赵源深¹ 贡亮¹ 周斌¹ 黄亦翔¹ 牛庆良² 刘成良¹

(1. 上海交通大学机械与动力工程学院, 上海 200240; 2. 上海交通大学农业与生物学院, 上海 200240)

摘要: 为了实现番茄采摘机器人在非结构化环境下对目标番茄的准确识别,提出了一种基于非颜色编码的番茄识别算法。通过 Haar-like 特征及其编码的方法,结合 AdaBoost 深度学习算法可以获得用于识别成熟番茄的分类器;并研究了 Haar-like 特征类型和 AdaBoost 学习训练次数对分类器性能的影响。所得强分类器对测试集中的番茄进行在线识别试验。试验结果表明,测试集中 93.3% 的成熟番茄能够被正确识别;同时该分类器还对光照变化、果实粘连以及枝叶遮挡等干扰具有较强的自适应性和鲁棒性,满足采摘机器人对目标识别的技术要求。

关键词: 番茄; 采摘机器人; 目标识别; 非颜色编码; Haar-like 特征; AdaBoost

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)07-0001-07

Object Recognition Algorithm of Tomato Harvesting Robot Using Non-color Coding Approach

Zhao Yuanshen¹ Gong Liang¹ Zhou Bin¹ Huang Yixiang¹ Niu Qingliang² Liu Chengliang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

2. School of Agriculture and Biology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In order to detect the ripe tomato in unstructured environment for robotic harvesting, a tomato recognition algorithm using non-color coding approach was developed. The proposed algorithm was consist of offline training and online recognition. In the process of offline training, a strong classifier was obtained using AdaBoost algorithm with Haar-like features. The Haar-like feature is a kind of non-color coding feature which can be extracted by integral figure calculation. In the online recognition process, the tomato object was detected by using the strong classifier which was obtained in the offline training process. Two couples of comparative tests were conducted to study the influence of the types of Haar-like features and training times on the performance of the proposed algorithm. The results showed that the C-style Haar-like features and 20000 training times were the optimal parameters for the size of training set. The results of online recognition tests indicated that about 93.3% ripe tomatoes existing in the testing samples set were successfully detected. The proposed tomato recognition approach was also successfully applied in the unstructured environment with various disturbances such as occluded, overlapping, and varying illumination, which indicated that the proposed tomato recognition algorithm was self-adaptive and robust. It was available to be applied in the vision recognition system for a harvesting robot.

Key words: tomato; harvesting robot; object recognition; non-color coding; Haar-like feature; AdaBoost

收稿日期: 2016-01-18 修回日期: 2016-03-17

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2013AA102307)和“十二五”国家科技支撑计划项目(2014BAD08B01)

作者简介: 赵源深(1988—),男,博士生,主要从事农业机器人与机器视觉研究,E-mail: zhaoyuanshen@126.com

通信作者: 刘成良(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农业装备与机器人技术研究,E-mail: chlliu@sjtu.edu.cn

引言

基于颜色或几何形态特征的目标果实识别算法为当前果蔬采摘机器人所普遍采用^[1],这些识别算法虽然能够在特定光照、背景单一的条件下取得较高的正确识别率,但是却难以满足机器人在非结构化工作环境下对目标果实自动识别的稳定性和鲁棒性要求。果蔬采摘机器人目标果实识别研究越来越多的采用模式识别方法^[2-7]。SONG 等^[8]提出了一种 bag-of-words 模型和支持向量机(SVM)相结合的果实识别算法,并成功应用于对辣椒的识别,识别正确率达到了 94.6%。GABRIEL 等^[9]提出的基于神经网络算法的橄榄果实识别算法,将 4 个形态学特征作为神经元输入,通过反向传播学习算法构建前馈型神经网络,该分类算法对橄榄果实的识别成功率达到了 97%,粘连果实的识别正确率也达到了 88.8%。文献[10]报道了一种基于量子遗传模糊神经网络的苹果识别算法,该方法不仅识别速度快,而且鲁棒性好,平均正确识别率超过 95%。上述这些基于模式识别方法的果实识别算法虽然具有较高的正确识别率,但也存在不足:一方面特征提取繁琐耗时,特征描述能力不足,算法实时性不高;另一方面,参数选择复杂,分类器的性能不够稳定,自适应性差^[11-12]。

为了提高采摘机器人目标识别的准确率和鲁棒性,借鉴 AdaBoost 学习算法在人脸识别中的成功应用^[13-14],本文提出一种基于 Haar-like 特征及其编码和 AdaBoost 学习算法的番茄识别方法,通过试验研究 Haar-like 特征类型和训练次数对识别算法性能的影响,并通过在线识别试验验证该识别方法的自适应性和鲁棒性。

1 番茄非颜色编码识别算法描述

根据番茄采摘机器人目标识别问题的特点,所提出的番茄非颜色编码识别算法分为离线训练和在线识别两部分。如图 1 所示,离线训练阶段包括图像预处理、积分图计算、Haar-like 特征提取和分类器训练。首先对所采集的样本图像作预处理生成训

练样本集,训练样本集分为正负样本并分别编码,其中正样本编码为 1,负样本编码为 -1。根据文献[13]所提出的积分图计算方法对训练样本进行 Haar-like 特征的快速提取,每个特征值都可作为一个弱分类器,然后以训练样本集的 Haar-like 特征矩阵和编码向量作为 AdaBoost 自学习算法的输入量,进而可以训练得到一个强分类器。在线识别是指利用离线训练所得的强分类器对番茄图像进行全局检索,从中识别出目标番茄。全局检索的方法采用多尺度的检测窗口扫描被测番茄图像。

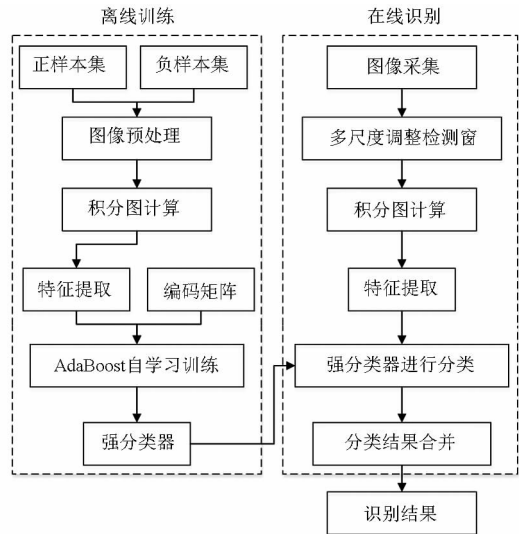


图 1 番茄非颜色编码识别算法流程图

Fig.1 Flow chart of non-color coding recognition algorithm for tomato

2 基于 Haar-like 特征和 AdaBoost 学习的番茄非颜色编码识别算法

2.1 图像采集

为了训练和测试所提出的番茄非颜色编码识别算法性能,一共采集了 136 幅番茄生长的现场图像,图像采集地点是上海孙桥现代农业示范基地的番茄温室,拍摄的相机型号是 J2, Nikon(原始图像的分辨率为 3 872 像素×2 592 像素,为了方便计算将其分辨率压缩为 388 像素×260 像素),番茄图像拍摄时间为 08:00—16:00。如图 2 所示,拍摄时除了考虑背光和顺光等光照变化外,还需要包括枝叶遮挡



图 2 番茄图像采集时各种干扰条件

Fig.2 Tomato images captured under different disturbed conditions

和果实相互粘连等干扰因素,以确保番茄图像的真实性和普遍性。将所采集图像中的 80 幅作为训练集,剩余 56 幅作为测试集。

2.2 图像预处理

Haar-like 特征提取过程中需要把样本图像统一到同一个尺度上^[15],因此需要将训练集中的图像统一压缩成相同像素大小的图像。通常归一化后的样本图像尺寸有 20 像素×20 像素、24 像素×24 像素和 32 像素×32 像素等典型值^[16],本文选择 24 像素×24 像素的归一化图像作为训练样本图像。如图 3 所示,其中正样本图像是成熟番茄,负样本图像分别包括叶片、枝干、未成熟番茄以及温室中其他设

施。训练样本集的构建需要考虑以下方面:① 训练样本集的数量要足够多,通常需要上百幅样本图像。② 训练样本集要具有充分的包容性,既要包含有各种形状、大小和位姿的成熟番茄,同时还要包括不同光照、遮挡和粘连等情况,负样本集要尽可能多的包含温室中存在的各种典型背景。③ 正、负样本集的大小比例要适当,既要保证样本集容量足够大,同时也要降低训练的难度,由于在实际场景中,背景信息远大于目标番茄,所以在训练集中,负样本数量要适当大于正样本数量。遵循以上原则,从训练集的 80 幅图像中,共挑选了 156 个正样本和 244 个负样本构成了训练样本集。



图 3 训练样本集示例
Fig. 3 Examples of training sample set

2.3 积分图计算

单幅图像中 Haar-like 特征的数量通常都非常庞大^[17],如果计算 Haar-like 特征要重复统计特征矩形内所有像素之和,将会极大地降低算法实时性,因此 VIOLA 等^[13]提出了一种积分图方法实现 Haar-like 特征的快速提取。积分图是对图像上每个像素点的灰度进行积分,对于离散的数字图像来说,某一个像素点的灰度积分即为从图像左上角与该点所围成的矩形区域内所有像素点的灰度的总和。由于积分图像拥有快速计算出特征矩形内的像素之和的优势,所以可以利用各种由黑色和白色的矩形框组成的 Haar-like 矩形遍历图像像素矩阵,结合积分图像的这一特点快速计算出图像的 Haar-like 特征。

2.4 Haar-like 特征提取及编码

图 4 为本文设计的 3 类 Haar-like 特征矩形:A 类为边缘特征、B 类为线性特征、C 类为弧度特征。其中 A 类特征包括水平方向和垂直方向 2 种情况(图 4a),即分别提取目标果实的水平和垂直边缘的特征值。B 类特征由水平和垂直 2 种情况构成(图 4b),提取的是目标的水平和垂直线性特征。除了上述 2 类常见的 Haar-like 特征矩形,本文还提出了一种扩展 Harr-like 特征矩形,即 C 类特征,如图 4c 所示。C 类特征一共包括 4 种情况,黑色矩形块分别位于方形框的 4 个角上,从而可以提取出水平、旋转 90°、旋转 180°和旋转 -90° 4 个方向上的圆弧特征。

Haar-like 特征值的计算方法是首先计算出白

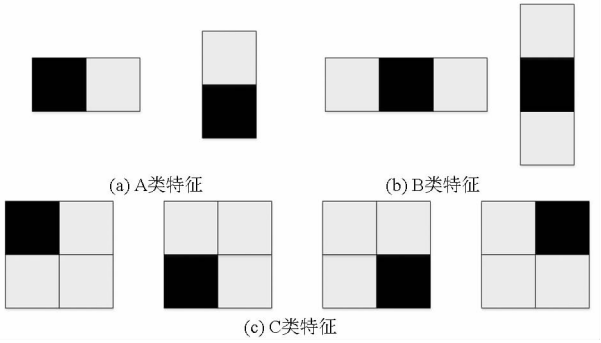


图 4 3 类 Haar-like 特征矩形示意图

Fig. 4 Eight Haar-like features

色和黑色矩形区域内的像素之和,然后求取两者的差值。一幅样本图像中提取出的各类特征的数量如表 1 所示,包括 3 类共 8 种特征,每一类中不同特征的数量相同。其中 A 类特征的数量为 2 784,B 类特征数量为 2 476,C 类特征数量为 5 036,一幅 24 像素×24 像素的样本图像中共提取 10 296 个 Haar-like 特征。表中 $b:w$ 表示 Haar-like 特征矩形中黑色矩形面积与白色矩形面积之比; L 和 W 分别代表 Haar-like 特征矩形的长度和宽度的像素数。

表 1 特征类别及特征数目

Tab. 1 Types and numbers of Haar-like features					
特征种类	方向	特征编号	$b:w$	L/W	特征数目
A 类	水平	F1	1:1	2/1; 4/2; 8/4	1 392
	垂直	F2	1:1	1/2; 2/4; 4/8	1 392
B 类	水平	F3	1:2	3/1; 6/2; 12/4	1 238
	垂直	F4	1:2	1/3; 2/6; 4/12	1 238
C 类	水平	F5	1:3	2/2; 4/4; 8/8	1 259
	旋转 90°	F6	1:3	2/2; 4/4; 8/8	1 259
	旋转 180°	F7	1:3	2/2; 4/4; 8/8	1 259
	旋转 -90°	F8	1:3	2/2; 4/4; 8/8	1 259
合计					10 296

对训练样本进行编码是按照样本编号顺序进行的^[18],其中正样本输入标记为“1”,而代表背景信息的负样本标记为“-1”,可以得到编码向量 Y 。同时每幅图像所提取的 Haar-like 特征值也按照样本编号的顺序进行组合得到特征矩阵 X ,特征矩阵 X 和编码向量 Y 共同构成了 AdaBoost 算法训练的输入。

2.5 AdaBoost 学习算法

AdaBoost 学习算法是一种基于统计学习理论的分类算法,其核心思想是将多个弱分类器通过学习训练得到一个强分类器。首先,每一个基于 Haar-like 特征的阈值判断都被看作一个弱分类器,通过前面介绍一共提取了 10 296 个弱分类器。其次,学习过程是一个权值调整的过程,当样本图像被误分时其权值加重,而正确分类的样本权值则会降低,所修改的权值将传递到下次分类器训练中。最后,输

出的强分类器为若干弱分类器的级联,并包含它们的权值和阈值。

AdaBoost 算法具体步骤如下^[19]:

- (1) 给定输入训练样本集 $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_m, y_m)\}$, 其中 $x_i \in X, y_i \in \{-1, 1\}$ 。
- (2) 初始化样本权重,每个训练样本开始时都被赋予相同权值。

$$D_1(i) = 1/m \quad (i = 1, 2, \dots, m) \tag{1}$$

- (3) 共进行 T 轮迭代, t 表示迭代次数。每次迭代过程首先对当前阈值 h_t 进行更新,更新的原则是使误差率 ε_t 最小,更新计算式为

$$h_t = \arg \min \varepsilon_t \tag{2}$$

其中误差率 ε_t 就是被误分类样本的权值之和,即

$$\varepsilon_t = \sum_{i=1}^m D_t(i) \quad (y_i \neq h_t(x_i)) \tag{3}$$

利用所求取的阈值,得到弱分类器 $h_t(x_i)$ 。

$$h_t(x_i) = \begin{cases} 1 & (x_i \leq h_t) \\ -1 & (x_i > h_t) \end{cases} \tag{4}$$

同时更新弱分类器 $h_t(x_i)$ 的权值,更新公式为

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \tag{5}$$

更新训练样本集的权值分布,用于下一次迭代^[21]。

$$D_{t+1}(i) = D_t \exp(-a_t y_i h_t) / Z_t \tag{6}$$

其中

$$Z_t = \sum_i D_i \tag{7}$$

式中 Z_t ——归一化因子

- (4) 结果输出强分类器 $H(x)$, 即

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T a_t h_t(x) \right) \tag{8}$$

2.6 在线识别

在线识别是指采用离线训练得到的强分类器,对采集到的番茄温室图像进行番茄目标的识别定位。由于目标番茄在图像中的大小各不相同,采用固定检测窗口进行扫描检测容易造成目标遗漏,所以采用一种多尺度检测方法^[20],即保持待检测图像大小不变,逐次放大检测窗口,利用这些不同尺度大小的检测窗口去扫描待检测图像。考虑到实际图像中番茄的直径分布在 20~80 像素范围内,所以检测窗口采用 24 像素×24 像素、48 像素×48 像素和 72 像素×72 像素 3 种尺度。检测窗口在图像中移动的步距为半个窗口宽度,即分别为 12、24、36 个像素。

AdaBoost 算法得到的强分类器根据待检测图像所提取的 Haar-like 特征值,可以得到一个判断分类可靠性的评估值 H ,当 H 为 1 时表示分类结果为

目标番茄,若 H 等于 -1 ,则该检测图像的分类结果为非目标番茄。不同尺度的检测窗口检测的结果需要进行合并,合并的结果作为最终的识别结果。合并方法是采用连通域合并的方法,即所有连通的检测窗口合并成为同一个目标果实,合并后的区域中心点即为目标番茄的中心。

3 试验结果与分析

3.1 特征种类对算法性能的影响

为了测试不同种类的 Haar-like 特征对识别算法性能的影响,设计了 3 类特征不同组合的对比试验,一共 7 组,如表 2 所示。算法实现的硬件条件是 CPU 2.4 GHz、内存 4 GB 的笔记本电脑,在 Matlab 2013a 环境下编程实现。试验设计按照单独特征种类、两两组合特征种类和 3 类特征集合的思路设计。采用以下指标对算法的性能进行评价:正确识别率 t_p 和误识别率 f_p ,其定义分别为

$$t_p = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \times 100\% \tag{9}$$

$$f_p = \frac{N_{FP}}{N_{FP} + N_{TN}} \times 100\% \tag{10}$$

式中 N_{TP} 、 N_{FN} ——在训练集中成熟番茄被成功识别的数目和将成熟番茄误认为非目标番茄的数目
 N_{FP} 、 N_{TN} ——识别结果中将非番茄误认为目标番茄的数目以及正确识别非目标番茄的数目

表 2 特征种类对算法性能的影响

特征种类	正确识别率/%	误识别率/%	计算时间/ms
A 类	62.2	10.2	6.26
B 类	82.7	6.6	9.71
C 类	87.8	4.5	19.05
A 类 + B 类	62.2	10.2	22.11
A 类 + C 类	62.2	10.2	29.79
B 类 + C 类	82.7	6.6	37.71
A 类 + B 类 + C 类	62.2	10.2	39.94

试验的样本为全部训练集,其中正样本集容量为 156,负样本集容量则为 244,训练次数为 10 000,所得结果如表 2 所示。

表 2 表明本文所提出的 C 类 Haar-like 特征具有最高的正确识别率和最低的误识别率,同时计算时间在可接受范围内。A 类特征和所有包含 A 类特征组合的正确识别率与误识别率保持一致,均为 62.2% 和 10.2%,所表现的性能最差。B 类特

征和包含 B 类特征组合的正确识别率也一样,都低于单独的 C 类特征。因此,综合分析 7 组试验可以发现,C 类特征的分类性能是上述各种 Haar-like 特征类型及组合中最好的,因此最终采用单独 C 类 Haar-like 特征。

3.2 训练次数对算法性能的影响

使用 AdaBoost 算法进行分类器训练,需要确定的参数主要是训练次数。为了分析训练次数对识别算法的性能影响,设计了不同训练次数的对比试验,如表 3 所示。除了需要测试结果的正确识别率和误识别率外,还需考虑分类器的训练时间。训练样本为整个训练集,Haar-like 特征采用 C 类特征。

表 3 训练次数对算法性能的影响
Tab.3 Influence of training times on algorithm performance

训练次数	正确识别率/%	误识别率/%	训练时间/s
100	36.5	6.1	9.65
1 000	62.8	8.6	37.44
10 000	87.8	4.5	183.24
20 000	94.9	2.1	442.52
50 000	94.9	1.2	1 178.28

从表 3 可以看出,训练次数的增加会提高分类器的性能,但不是训练次数越大越好。根据 AdaBoost 自学习算法原理,当训练次数达到一定数量后,弱分类器的权值达到最佳值,在不增加样本数量的情况下,分类器的权值不再改变。试验结果表明,当训练次数从 20 000 增大为 50 000 时,正确识别率没有改变,误识别率改善很小,而训练时间却显著增加,所以在当前训练样本容量下选择训练次数为 20 000。

3.3 在线识别性能分析

根据上文选定的测试集和相关软硬件参数,在 Matlab 2013a 软件平台上进行番茄图像的在线识别试验,单幅图像的处理时间为 15 s 左右,考虑到输入图像大小、检测窗口移动步长和特征数量等参数对识别速度的影响,可以通过优化这些参数进一步提高检测速度。由于本算法所得到的识别结果拟为基于区域的立体匹配提供所需的像素信息,以便对目标番茄进行空间定位,所以对识别结果正确的评价标准设置为:识别结果中心在番茄区域内。56 幅测试图像一共包含有 89 个成熟目标番茄,其中存在遮挡或粘连干扰情况的目标番茄数量为 69 个。通过对测试集中的图像进行识别试验,正确识别率达到 93.3%,只有 6 个成熟番茄未被识别,另外还有 17 个背景图像被误识别为目标番茄,结果表明本文提出的非颜色编码化



(a) 相互粘连

(b) 光照变化

(c) 枝叶遮挡

图 5 各种干扰条件下的识别结果

Fig. 5 Detecting results of ripe tomato under various disturbance conditions

识别算法具有较高的自适应性和鲁棒性。如图 5 所示,该识别算法具有较强的抗干扰性能,经过不同尺度的检测窗口扫描后,在存在番茄相互粘连、光照变化以及枝叶遮挡 3 种典型干扰条件下的番茄都能够被准确识别出来。

图 6 是 2 种目标番茄识别失败的情况:未识别和误识别。图 6a 中目标番茄未被识别的原因是枝叶遮挡严重,目标番茄超过 50% 的部分被遮挡;图 6b 中的误识别是由于光照条件导致未成熟番茄部分区域具有成熟番茄相类似的 Haar-like 特征,



(a) 未识别

(b) 误识别

图 6 2 种识别失败结果

Fig. 6 Two kinds of failed detecting results

所以强光照射部分区域被误识别为目标番茄。基于以上分析,在后续的研究中需要增强识别算法对光照干扰和强遮挡的适应性,进一步提高算法的鲁棒性。

4 结论

(1) C 类 Haar-like 扩展特征对分类器性能的提升远大于常用的 A、B 类 Haar-like 特征,因此在番茄非颜色编码识别算法中优先采用 C 类 Haar-like 特征。

(2) 番茄非颜色编码识别算法具有较高的正确识别率,在训练集容量为 400 的情况下(正样本个数 156,负样本个数 244),通过对测试集图像试验表明,93.3% 的成熟番茄被正确识别。

(3) 番茄识别算法具有较强的自适应性和鲁棒性,能够有效克服果实粘连、枝叶遮挡以及光照变化等干扰,满足非结构化环境下番茄采摘机器人对识别算法的性能要求。

参 考 文 献

- LI P L, LEE S H, HSU H Y. Review on fruit harvesting method for potential use of automatic fruit harvesting systems [J]. Procedia Engineering, 2011, 23: 351 - 366.
- PARRISH E A, GOKSEL J A K. Pictorial pattern recognition applied to fruit harvesting [J]. Transactions of the ASAE, 1977, 20(5): 822 - 827.
- Slaughter D C, Harrell R C. Discriminating fruit for robotic harvest using color in natural outdoor scenes [J]. Transactions of the ASAE, 1989, 32(2): 757 - 763.
- AREFI A, MOTLAGH A M. Development of an expert system based on wavelet transform and artificial neural networks for the ripe tomato harvesting robot [J]. Australian Journal Crop Science, 2013, 7(5): 699 - 705.
- KURTULMUS F, LEE W S, VARDAR A. Green citrus detection using 'eigenfruit', color and circular Gabor texture features under natural outdoor conditions [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(2): 140 - 149.
- JI Wei, ZHAO Dean, CHENG Fengyi, et al. Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot [J]. Computers & Electrical Engineering, 2012, 38(5): 1186 - 1195.
- KURTULMUS F, LEE W S, VARDAR A. Immature peach detection in colour images acquired in natural illumination conditions using statistic classifiers and neural network [J]. Precision Agriculture, 2014, 15(1): 57 - 79.
- SONG Y, GLASBEY C A, HORGAN W G, et al. Automatic fruit recognition and counting from multiple images [J]. Biosystems Engineering, 2014, 118(1): 203 - 215.
- GABRIEL Gatica, STANLEY Best, JOSE Ceroni, et al. Olive fruits recognition using neural networks [C] // First International Conference on Information Technology and Quantitative Management (ITQM2013), Procedia Computer Science, 2013, 17: 412 - 419.
- 马晓丹, 刘刚, 周薇, 等. 基于量子遗传模糊神经网络的苹果果实识别[J]. 农业机械学报, 2013, 44(12): 227 - 232. MA Xiaodan, LIU Gang, ZHOU Wei, et al. Apple recognition based on fuzzy neural network and quantum genetic algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(12): 227 - 232. (in Chinese)

- 11 YAMAMOTO K, GUO W, YOSHIOKA Y, et al. On plant detection of intact tomato fruits using image analysis and machine learning methods [J]. *Sensors*, 2014, 14(7): 12191 – 12206.
- 12 SENGUPTA S, LEE W S. Identification and determination of the number of immature green citrus fruits in a canopy under different ambient light conditions [J]. *Biosystems Engineering*, 2014, 117(7): 51 – 61.
- 13 VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boost cascade of simple features [C] // *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, 1: 511 – 518.
- 14 PAPAGEORGIOU C, OREN M, POGGIO T. A general framework for object detection [C] // *Proceedings of International Conference on Computer Vision*, 1988: 555 – 562.
- 15 PARK K Y, HWANG S Y. An improved Haar-like feature for efficient object detection [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 42(1): 148 – 153.
- 16 KONG K K, HONG K S. Design of coupled strong classifiers in AdaBoost framework and its application to pedestrian detection [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2015, 68(12): 63 – 69.
- 17 文学志, 方巍, 郑钰辉. 一种基于类 Haar 特征和改进 AdaBoost 分类器的车辆识别算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(5): 1121 – 1126.
WEN Xuezhi, FANG Wei, ZHENG Yuhui. An algorithm based on Haar-like features and improved AdaBoost classifier for vehicle recognition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(5): 1121 – 1126. (in Chinese)
- 18 WACHS J P, STERN H I, BURKS T, et al. Apple detection in natural tree canopies from multimodal images [C] // *Proceedings of 6th European Conference on Precision Agriculture*, 2009: 293 – 302.
- 19 詹文田, 何东健, 史世莲. 基于 AdaBoost 算法的田间猕猴桃识别方法 [J]. *农业工程学报*, 2013, 29(23): 140 – 146.
ZHAN Wentian, HE Dongjian, SHI Shilian. Recognition of kiwifruit in field based on AdaBoost algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(23): 140 – 146. (in Chinese)
- 20 WANG H, CAI Y F. Monocular based road vehicle detection with feature fusion and cascaded AdaBoost algorithm [J]. *Optik*, 2015, 126(22): 3329 – 3334.
- 21 张保华, 黄文倩, 李江波, 等. 基于亮度校正和 AdaBoost 的苹果缺陷在线识别[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(6): 221 – 226.
Zhang Baohua, Huang Wenqian, Li Jiangbo, et al. On-line identification of defect on apples using lightness correction and AdaBoost methods[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(6): 221 – 226. (in Chinese)