

基于 Adaboost 算法的田间猕猴桃识别方法

詹文田¹, 何东健^{1*}, 史世莲²

(1. 西北农林科技大学机电学院, 杨凌 712100; 2. 北京师范大学地遥学院, 北京 100875)

摘 要: 实现猕猴桃自动化采摘的关键是自然环境下果实的准确识别。为提高田间猕猴桃果实的识别效果, 基于 Adaboost 算法, 利用 RGB、HSI、La*b*3 个颜色空间中的 1 个或多个通道构建 6 个不同的弱分类器, 用采集的猕猴桃果实和背景共 300 个样本点进行训练生成 1 个强分类器。然后选择 655 个测试样本点进行验证, 强分类器分类精度为 94.20%, 高于任意弱分类器。对 80 幅图像中 215 个猕猴桃进行试验, 结果表明: Adaboost 算法可有效抑制天空、地表等复杂背景的影响, 适合于自然场景下的猕猴桃图像识别, 识别率高达 96.7%。该技术大大提高了猕猴桃采摘机器人的作业效率。

关键词: 图像识别, 果实, 算法, 猕猴桃, Adaboost, 分类器, 分类精度

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.23.019

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-23-0140-07

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 (Transactions of the CSAE), 2013, 29(23): 140—146. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

中国是猕猴桃生产大国, 然而, 猕猴桃的采摘费工费时, 在农村劳动力向城镇转移加速的背景下, 用机器人采摘猕猴桃将成为解放劳动力、提高采摘效率的必然趋势^[1-4]。准确识别、定位水果的空间位置是水果采摘机器人的关键技术之一^[5-8]。在自然环境下, 识别果实主要有颜色模型法和聚类分析法。颜色模型法根据 1 个或多个颜色通道的组合, 通过阈值法实现果实与背景的分割; 聚类分析法, 主要有 K_means 聚类、人工神经网络、支持向量机等^[9-16]。其中应用最为广泛的是颜色模型法, 应用于果实识别的颜色空间主要有 RGB、HSI 和 La*b*。

崔永杰等用 R-G 颜色特征进行猕猴桃果实的分割, 对相互分离果实的识别率达到 96.9%, 重叠果实的识别率为 81.6%^[17]。司永胜等利用色差 R-G 和色差比(R-G)/(G-B)相结合的方法, 对不同光照条件下的苹果进行了识别, 该方法能够消除部分光线、土壤等影响^[18]。这 2 种 RGB 颜色空间进行果

实识别的缺点是光线太强或太弱均对识别精度有很大影响。蔡建荣等应用 HSI 颜色空间中的 H 和 S 融合图像进行西红柿的分割, 有效消除了地表、天空等背景的影响, 识别率为 92.5%^[19]。谢忠红等选取 R-G 和 2R-G 颜色空间进行果实识别, 最后得出 2R-G 色差分量在实现背景分离时效果更好^[20]。井利民等利用 La*b*颜色空间下的 a*通道将果实从背景中分割出来^[21]。钱建平等提出利用 R/B 和 HSV 颜色空间中的 V 通道相结合的混合颜色模型进行自然场景下的苹果识别, 该方法识别率高, 顺光条件下的识别率可达 91.7%, 但是识别效率受分割阈值的影响较大^[22]。

由上述研究进展可知, 目前关于果实识别的研究局限于单一颜色空间, 识别精度不高, 而且对田间复杂背景的考虑较少。鉴于此, 本文提出基于 Adaboost 算法的田间猕猴桃识别方法, 在分析猕猴桃果实特征的基础上, 综合每个颜色空间的优点^[23], 由 RGB、HSV、La*b* 3 个颜色空间中各分量作为输入的有效分类器, 以消除复杂背景的影响, 提高果实识别率, 为猕猴桃采摘机器人的研发奠定基础。

1 试验材料获取与图像特征提取

1.1 供试样本获取

采集陕西省眉县猕猴桃试验站“海沃德”猕猴桃果实图像供试。在 2011 年 10 月中旬猕猴桃的采摘期采集供试图像。用 Hewlett-Packard Photo smart M425 数码相机在果园中随机获取顺光和逆光条件

收稿日期: 2013-06-24 修订日期: 2013-10-25

基金项目: 国家 863 计划课题资助 (2012AA10A506)

作者简介: 詹文田 (1986—), 男, 河南驻马店人, 主要从事图像处理与计算机视觉研究。杨凌 西北农林科技大学机电学院, 712100。

Email: zsl0303@nwsuaf.edu.cn

*通信作者: 何东健 (1957—), 男, 陕西汉中, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理与虚拟技术、智能化监测与控制、农业信息技术研究。杨凌 西北农林科技大学机电学院, 712100。

Email: hdj168@nwsuaf.edu.cn

下的猕猴桃彩色图像共计 200 幅, 拍摄距离为 1 m, 采集图像中包含单个猕猴桃图像、多个猕猴桃粘连图像, 以及被树叶遮挡或复杂背景图像。图像存储为 jpg 格式, 分辨率为 640×480 像素。

从 200 幅图像中随机选取 10 幅, 在图像中采集代表各种背景和猕猴桃特征的 300 个样本点作为训练集样本。再从剩余的 190 幅图像随机选取 20 幅, 在图像中采集 655 个样本点作为测试集样本。

1.2 图像特征提取

为有效识别猕猴桃果实, 需要首先提取并优化有效特征。为探明猕猴桃果实和背景的颜色特征, 统计分析了训练集中的 300 个样本点 (包括 100 个猕猴桃样本点, 200 个背景样本点)。由于实际田地中背景比较复杂, 包括与果实颜色相近的树枝、树干、果柄、叶柄等, 以及地表植被、棚架、天空等, 故本文选择的背景点样本数目是猕猴桃样本的 2 倍, 以包括上述各种背景点。

在 RGB、HSV 和 La^*b^* 颜色空间, 分别对猕猴桃果实和背景进行分析统计, 图 1 为代表性的几个

颜色通道中猕猴桃和背景样本点的分布特征。图 1a 表示 RGB 彩色空间中 R、G 通道组成的二维散点图, 由图可得, 猕猴桃和背景之间存在一条直线可将二者正确分割。图 1b 为 R、G、B 通道组成的三维散点图, 猕猴桃和背景距离空间中 $R=G=B$ 直线在 G-B 平面内的水平距离不相等, 因此提出“水平距离指数”, 即 $k=((r-g)^2+(r-b)^2)^{1/2}$, 用合适的分割阈值, 便可将猕猴桃与背景分割开来。图 1c、图 1d 分别表示 La^*b^* 颜色空间中的 a^*b^* 通道和 a^* 通道。由图可知, 能找到一条分界线将猕猴桃和背景分离。

图 1e、图 1f 分别表示 H&S 通道和 H 通道, 因为猕猴桃的颜色是暗褐色, 所以需要对 H 通道进行适当旋转, 使暗褐色通道为 0。

综上所述, RGB 颜色空间中的 G&R 通道, 水平距离指数, La^*b^* 颜色空间中的 a^*b^* 通道、 a^* 通道、HSV 颜色空间中的 H&S 通道、H 通道均能将猕猴桃和背景较正确分开 (图 1)。故本文选用该 6 个颜色通道构建弱分类器进行果实识别。

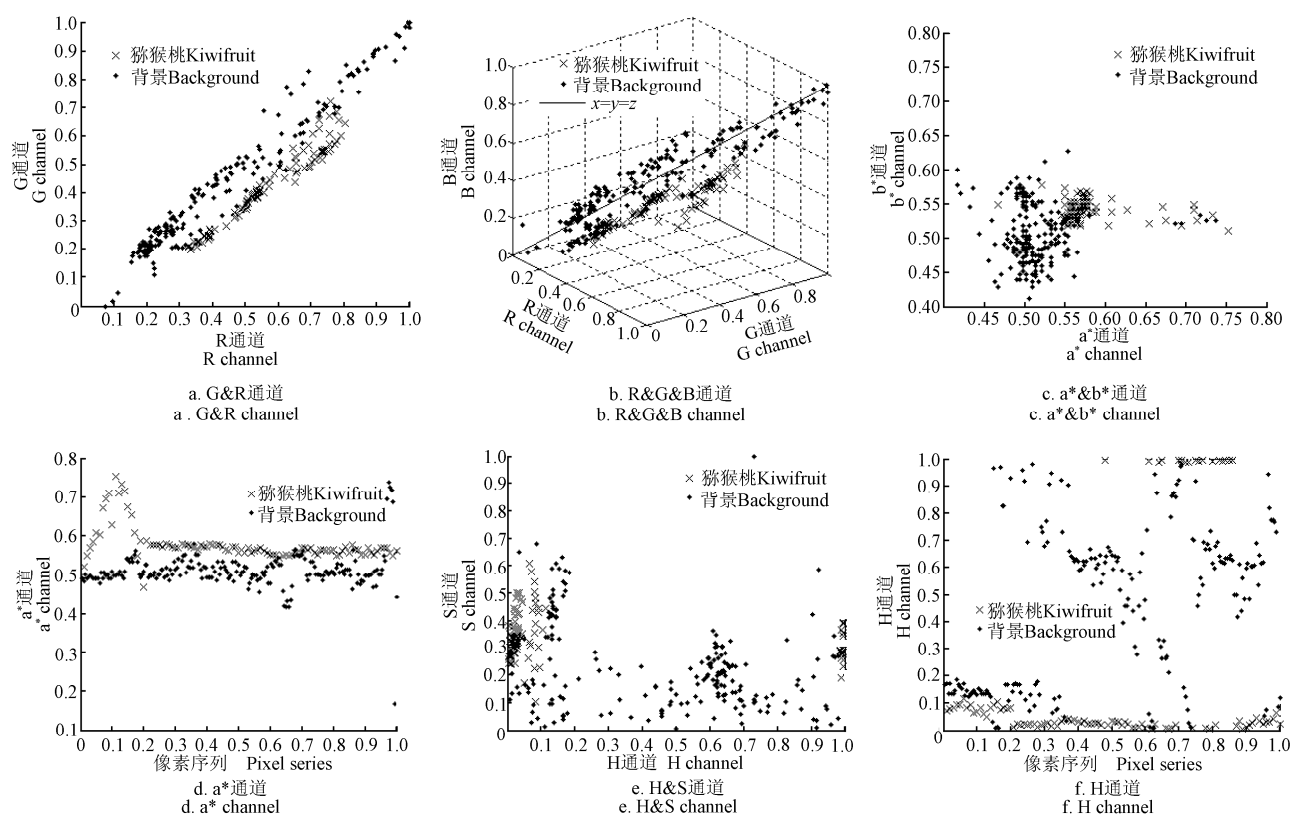


图 1 猕猴桃在各个颜色空间中的分布特征

Fig.1 Distribution characteristics of kiwifruit in different color spaces

2 基于 Adaboost 算法的猕猴桃识别

识别方法和模型是高精度识别猕猴桃果实的另一关键技术, 拟基于 Adaboost 算法, 在生成几个

弱分类器的基础上再生成强分类器, 实现猕猴桃果实的识别。

2.1 Adaboost 算法

AdaBoost 算法通过改变样本的分布权重得到

不同的测试样本集^[24-25]。其特点是每次训练后,增大错分类样本权重,减小正确分类样本权重,得到一个新的训练样本集。使得下次弱分类器训练中重点关注错分样本。每次循环结束后,则得到与某个特征相应的弱分类器,根据其分类误差,计算它的权重。 T 次循环后得到 T 个弱分类器,把这 T 个弱分类器按各自的权重连接起来,形成最终的强分类器。

具体算法流程如下^[26]

1) 构建样本,

$$D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}, y_i \in (-1, 1), y_i = -1$$

表示负样本, $y_i = 1$ 表示正样本;

2) 初始化权值矩阵, $w_n = 1/n$;

3) 迭代循环 $k=1, \dots, K$, 其中, K 表示选用了 K 个弱分类器;

根据 W 生成样本子集, 训练弱分类器, 选择使得 E 最小的分类器

$$E_k = \sum w_n \times I(y_k(x_i) \neq y_i) \quad (1)$$

式中, $h_k(x_i)$ 为用第 k 个弱分类器对第 i 个样本进行分类时, 其所属类别。 I 表示满足括号中的条件时, 赋值1, 否则为0。

更新样本权值

$$w_n^{(k+1)} = w_n^k e^{\alpha_k I(h_k(x_i) \neq y_i)} \quad (2)$$

$$\alpha_k = \log \left(\frac{1 - E_k}{E_k} \right) \quad (3)$$

将得到的 W 进行归一化处理

$$W_i^{(k+1)} = \frac{W_i^{(k+1)}}{\sum_i W_i^{(k+1)}} \quad (4)$$

4) 构造强分类器

$$Y(x) = \text{sign} \left(\sum_{k=1}^K \alpha_k h_k(x) \right) \quad (5)$$

式中, sign 为当被运算数值大于0时, 其值为1, 小于0时, 值为-1。

2.2 弱分类器的构建

本文选用3个颜色空间构建6个弱分类器, 每个弱分类器均通过不同颜色空间中的1个或2个通道应用最小二乘法拟合得到线性分类器 $ax_1 + bx_2 + c = 0$, 其中 a 、 b 、 c 为线性模型参数; x_1 、 x_2 为对应的颜色通道。有3个弱分类器由2个通道构建, x_1 、 x_2 分别为 $R\&G$ 、 $a^*\&b^*$ 、 $H\&S$, 其他3个弱分类器由1个通道组成, 线性分类器仅有 x_1 , 分别为垂直距离指数、 a^* 、 H 。

2.3 去除噪声

将 Adaboost 算法计算出的模型应用于图像时, 有少量和猕猴桃颜色比较相近的像素未被正确识

别, 虽然该类像素较少, 所占像素小于2%。但是对正确识别影响较大。为此, 本文对离散的小面积背景像素, 应用面积阈值法去除, 经预备试验, 将面积小于图像中最大面积1/5的对象作为背景删除; 对于粘连噪声, 采用半径为10的圆盘形结构元素先后进行开, 后进行闭运算。最后应用形态学区域填充, 填补果实图像内部的孔洞, 实现目标区域和果实区域的最终分割。

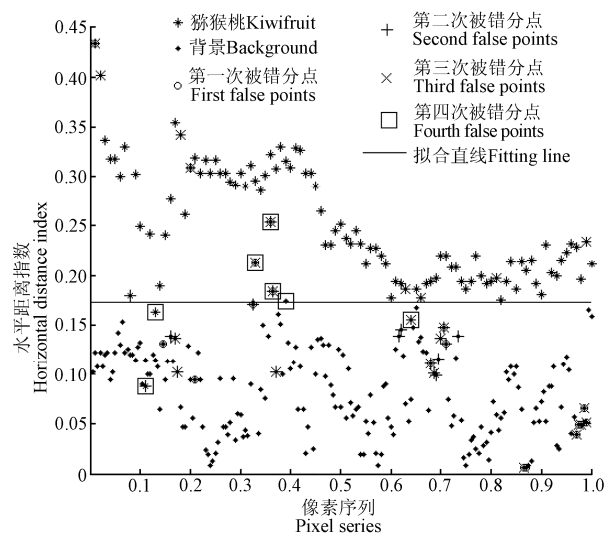
3 试验结果与分析

3.1 强分类器生成过程

应用训练集的100个猕猴桃样本点和200个背景样本点训练生成强分类器, 设定最大迭代次数为500次, 当满足强分类器的分类误差小于0.01, 或迭代次数大于500次时, 终止迭代。每一次迭代自动选择1个最优的弱分类器如表1所示。试验迭代4次时, 强分类器的分类误差小于0.01, 程序终止。前3次迭代时, 使用水平垂直指数训练得到的弱分类器错误率 E 均较小, 但出错样点均为背景中的树叶样本点, 故将其放在第4次迭代。经过4次迭代结果如图2所示。

表1 弱分类器特征分析

弱分类器 编号 Number of weak classifiers	弱分类器 Weak classifiers	弱分类器 错误率 E Error rate of weak classifiers /%	弱分类 器权重 Weight of weak classifiers	错分样本个数 Misclassification number of samples
1	$14.03a^* + 5.80b^* - 10.69 = 0$	6.00	2.75	18
2	$11.83R - 11.71G - 1.10 = 0$	18.97	1.45	19
3	$9.3a^* - 5.13 = 0$	47.81	0.09	25
4	$8.86k - 1.53 = 0$	17.87	1.52	7



注: 图中表示每个采样点对应的水平距离指数值。

Note: Each sampling point corresponds to the horizontal distance index value in figure.

图2 Adaboost 算法迭代过程

Fig.2 Iterative processes of Adaboost algorithm

从图 2 可以看出,每个弱分类器对上次错分的样本点大部分能正确识别,整个迭代过程结束时,2 个样本点在 4 次迭代过程中均被错分,3 个样本点仅被 3 个弱分类器错分,16 个样本点仅被 2 个弱分类器错分。训练结果表明,Adaboost 算法会根据每个弱分类器的特征,调整样本点的权重,降低错分率,提高分类精度。

3.2 精度验证

为对强分类器精度进行验证,并与各弱分类器

试验结果进行对比,用选取的 655 个测试样本集,其中猕猴桃 208 个,背景 447 个。试验结果如表 2。由表 2 可知,强分类器总精度最高,为 94.20%,Kappa 系数达到 0.88。弱分类器中,弱分类器 1 总精度最高为 93.59%,弱分类器 2 最小,为 82.29%,但均低于强分类器分类精度。可见,Adaboost 算法提高了分类精度,生成的强分类器对猕猴桃与背景的分割精度最高。

表 2 分类器精度比较

Table 2 Comparison of classifiers' precision

分类器 Classifiers	实际类别 Actual categories	被评价类别 Categories		漏分误差 Leakage error /%	错分误差 Misclassification error /%	总精度 Total accuracy /%	Kappa 系数 Kappa coefficient
		猕猴桃 Kiwifruit	背景 Background				
弱分类器 1	猕猴桃	194	14	6.73	12.61	93.59	0.86
	背景	28	419	6.26	3.23		
弱分类器 2	猕猴桃	195	13	6.25	13.33	93.44	0.86
	背景	30	417	6.71	3.02		
弱分类器 3	猕猴桃	109	99	47.60	13.49	82.29	0.65
	背景	17	430	3.80	18.70		
弱分类器 4	猕猴桃	202	6	2.88	28.87	86.56	0.74
	背景	82	365	18.34	1.62		
强分类器	猕猴桃	197	11	5.29	12.05	94.20	0.88
	背景	27	420	6.04	2.55		

注:漏分误差为实际类别被错误分到其他类别的概率;错分误差为某一类别被划分为其他类别的概率;Kappa 系数为两者吻合度和精度指标,大于 0.75 时,说明两者的吻合度高。

Note: Leakage error is the actual category being assigned to the other types of error probability; Misclassification error is a particular category being divided into the other types of probability; Kappa coefficient are both alignment and precision index, it shows that the match degree is high when it is greater than 0.75.

3.3 图像处理结果

用强分类器从采集的 200 幅图像中随机选 80 幅图像进行识别试验。经过人工统计,80 幅图像中包含了 215 个猕猴桃。试验结果表明,能够正确识别的猕猴桃为 208 个,识别率达到 96.7%,错分率 7.0%,漏分率仅为 3.7%。其分割结果之一如图 3 所示。

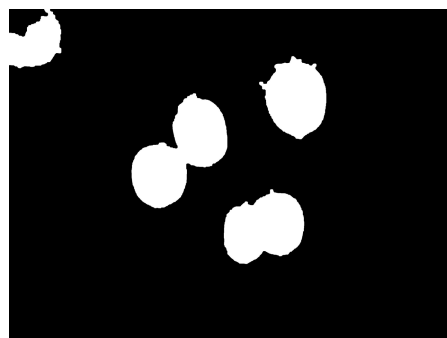
从图 3 可以看出,原始图像中的 6 个猕猴桃均被正确识别;绿色树叶、地表和天空等背景均能被正确分类;和猕猴桃颜色相近的叶柄、果柄和枯树叶识别效果差,很大一部分像素点被错分到猕猴桃中,该部分像素经过去噪处理后被有效剔除,达到了较好的识别效果(图 3c)。



a. 原始图像
a. Original image



b. 图像识别效果
b. Result of image recognition



c. 去噪处理后效果
c. Result after denoising processing

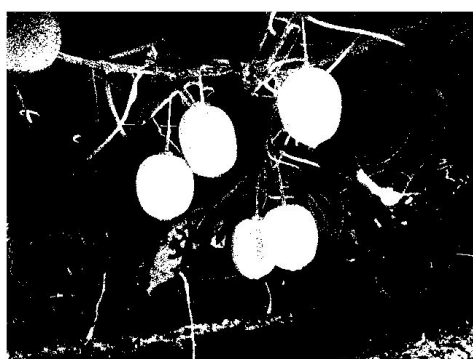
图 3 图像识别示例

Fig.3 Examples of image recognition

3.4 对比试验结果

为进一步验证该算法的有效性,采用本试验的数据,应用前人方法进行了试验,采用的颜色通道分别为 R-G 色差^[27]和水平距离指数。

经过试验,R-G 色差和水平距离指数果实正确识别率分别为 92.1%、88.9%。分析试验结果,R-G 通道可以将树叶和猕猴桃分开,不能将土壤和猕猴桃正确分割,且树枝、果柄容易分割错误(图 4a);水平距离指数可以将树干准确剔除,但是树叶容易分割错误(图 4b)。2 种方法均有其识别优势,也有其不能正确分割的背景,Adaboost 方法就是结合了 2 个方法的识别优势,弥补了其不足,将树干、土壤、树枝均正确分割,达到了理想的识别效果。



a. R-G 通道
a. R-G channel



b. 水平距离指数
b. Horizontal distance index
图 4 对比试验结果

Fig.4 Results of contrast tests

4 结 论

1) 提出基于 Adaboost 算法的猕猴桃图像分割方法,该算法引入 3 种颜色模型形成 6 个弱分类器,用此 6 个弱分类器经过 4 次迭代生成 1 个强分类器。试验表明,本文方法生成的强分类器对猕猴桃和背景的漏分率 3.7%、错分率 7.0%,均比较小,有效提高了分类精度。

2) 本文方法可有效抑制天空、地表等复杂背景的影响,在自然场景下对猕猴桃图像识别率高达

96.7%。

3) 该算法涉及到 3 个颜色空间之间的转换,在识别速度上有待进一步改进。

[参 考 文 献]

- [1] 方建军. 移动式采摘机器人研究现状与进展[J]. 农业工程学报, 2004, 20(2): 273—278.
Fang Jianjun. Present situation and development of mobile harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2004, 20(2): 273—278. (in Chinese with English abstract)
- [2] Thomas Rath, Marco Kawollek. Robotic harvesting of gerbera jamesonii based on detection three-dimensional modeling of cut flower pedicels[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(1): 85—92.
- [3] Zhang Libin, Wang Yan, Yang Qinghua, et al. Kinematics and trajectory planning of a cucumber harvesting robot manipulator[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2009, 2(1): 1—7.
- [4] Rakuna J, Stajnkova D, Zazulab D. Detecting fruits in natural scenes by using spatial-frequency based texture analysis and multiview geometry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(1): 80—88.
- [5] 王海青, 姬长英, 顾宝兴, 等. 基于机器视觉和支持向量机的温室黄瓜识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 163—167.
Wang Haiqing, Ji Changying, Gu Baoxing, et al. In-greenhouse cucumber recognition based on machine vision and least squares support vector machine[J]. Transactions of the CSAM, 2012, 43(3): 163—167. (in Chinese with English abstract)
- [6] Li Peilin, Lee Sangheon, Hsu Hungyao. Review on fruit harvesting method for potential use of automatic fruit harvesting systems[J]. Procedia Engineering, 2011, 10(23): 351—366.
- [7] 蔡健荣, 周小军, 李玉良, 等. 基于机器视觉自然场景下成熟柑橘识别[J]. 农业工程学报, 2008, 24(1): 175—178.
Cai Jianrong, Zhou Xiaojun, Li Yuliang, et al. Recognition of mature oranges in natural scene based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(1): 175—178. (in Chinese with English abstract)
- [8] Arman A, Asad M M, Kaveh M, et al. Recognition and localization of ripen tomato based on machine vision[J]. Agricultural Conspectus Scientifics, 2011, 5(10): 1144—1149.
- [9] 司永胜, 刘刚, 高瑞. 基于 K 均值聚类的绿色苹果识别技术[J]. 农业机械学报, 2009, 40(z1): 100—104.
Si Yongsheng, Liu Gang, Gao Rui. Segmentation algorithm for green apples recognition based on K-means

- algorithm[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(Supp.1): 100—104. (in Chinese with English abstract)
- [10] 宋怀波, 何东健, 潘景朋. 基于凸壳理论的遮挡苹果目标识别与定位方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(22): 174—180.
Song Huaibo, He Dongjian, Pan Jingpeng. Recognition and localization methods of occluded apples based on convex hull theory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(22): 174—180. (in Chinese with English abstract)
- [11] 赵川源, 何东健, 乔永亮. 基于多光谱图像和数据挖掘的多特征杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(2): 192—198.
Zhao Chuanyuan, He Dongjian, Qiao Yongliang. Identification method of multi-feature weed based on multi-spectral images and data mining[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(2): 192—198. (in Chinese with English abstract)
- [12] 周天娟, 张铁中, 杨丽, 等. 基于数学形态学的相接触草莓果实的分割方法及比较研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 164—168.
Zhou Tianjuan, Zhang Tiezhong, Yang Li, et al. Comparison of two algorithms based on mathematical morphology for segmentation of touching strawberry fruits[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(9): 164—168. (in Chinese with English abstract)
- [13] 李昕, 李立君, 高自成, 等. 基于偏好人工免疫网络多特征融合的油茶果图像识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(14): 133—137.
Li Xin, Li Lijun, Gao Zicheng, et al. Image recognition of camellia fruit based on preference for aiNET multi-features integration[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(14): 133—137. (in Chinese with English abstract)
- [14] Shigehiko Hayashi, Katsunobu Ganno, Yukitsugu Ishii, et al. Robotic harvesting system for eggplants[J]. JARQ, 2002, 36(3): 163—168.
- [15] Van Henten E J, Van Tuijl B A J, Hemming J. Field test of an autonomous cucumber picking robot[J]. Biosystems Engineering, 2003, 86(3): 305—313.
- [16] Ji Wei, Zhao Dean, Cheng Fengyi, et al. Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot[J]. Computers and Electrical Engineering, 2012, 38(5): 1186—1195.
- [17] 崔永杰, 苏帅, 王霞霞, 等. 基于机器视觉的自然环境中猕猴桃识别与特征提取[J]. 农业机械学报, 2013, 44(5): 247—252.
Cui Yongjie, Su Shuai, Wang Xiaxia, et al. Recognition and feature extraction of kiwifruit in natural environment based on machine vision[J]. Transactions of the CSAM, 2013, 44(5): 247—252. (in Chinese with English abstract)
- [18] 司永胜, 乔军, 刘刚, 等. 基于机器视觉的苹果识别和形状特征提取[J]. 农业机械学报, 2009, 40(8): 161—165.
Si Yongsheng, Qiao Jun, Liu Gang. Recognition and shape features extraction of apples based on machine vision[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(8): 161—165. (in Chinese with English abstract)
- [19] 蔡健荣, 赵杰文. 自然场景下成熟水果的计算机视觉识别[J]. 农业机械学报, 2005, 36(2): 61—64.
Cai Jianrong, Zhao Jiewen. Recognition of mature fruit in natural scene using computer vision[J]. Transactions of the CSAM, 2005, 36(2): 61—64. (in Chinese with English abstract)
- [20] 谢忠红, 姬长英, 郭小清, 等. 基于改进 Hough 变换的类圆果实目标检测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(7): 157—162.
Xie Zhonghong, Ji Changying, Guo Xiaoqing, et al. An object detection method for quasi-circular fruits based on improved Hough transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(7): 157—162. (in Chinese with English abstract)
- [21] 井利民, 何东健, 张建锋. 基于 ARM 的苹果果实图像识别与定位技术研究[J]. 微计算机信息, 2009, 25(20): 87—89.
Jing Limin, He Dongjian, Zhang Jianfeng. Research on technologies of apple fruit image recognition and location based on arm[J]. Microcomputer Information, 2009, 25(20): 87—89. (in Chinese with English abstract)
- [22] 钱建平, 杨信廷, 吴晓明, 等. 自然场景下基于混合颜色空间的成熟期苹果识别方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(17): 137—142.
Qian Jianping, Yang Xinting, Wu Xiaoming, et al. Mature apple recognition based on hybrid color space in natural scene[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(17): 137—142. (in Chinese with English abstract)
- [23] Sunil K Mathanker, Weckler P K, Talyor R K. Adaboost and support vector machine classifiers for automatic weed control canola and wheat[C]// ASABE Annual International Meeting, Pittsburgh, Pennsylvania, 2010: 1008834.
- [24] Zhang Chunxia, Zhang Jianshe, Zhang Gaiying. An efficient modified boosting method for solving classification problems[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2008, 214(2): 381—392.
- [25] Jakkrit TeCho, Cholwich Nattee, Thanaruk Theeramunkong. Boosting-based ensemble learning with penalty profiles for automatic Thai unknown word recognition[J]. Computers and Mathematics with Applications, 2012, 63(6): 1117—1134.

- [26] Richard O Duda, Peter E Hart, David G Stork. 模式分类[M]. 李宏东, 姚天翔, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2003: 383—387.
- [27] 尹建军, 毛罕平, 王新忠, 等. 不同生长状态下的多目标番茄图像的自动分割方法[J]. 农业工程学报, 2006, 22(10): 149—153.
- Yin Jianjun, Mao Hanping, Wang Xinzong, et al. Automatic segmentation method for multi-tomato image under various growth conditions[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2006, 22(10): 149—153. (in Chinese with English abstract)

Recognition of kiwifruit in field based on Adaboost algorithm

Zhan Wentian¹, He Dongjian^{1*}, Shi Shilian²

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China;

2. School of Geography, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: The segmentation and localization of kiwi fruit in the field under nature scenes are the key technology for realizing automatic kiwi fruit-picking. Recently, the research studies about fruit recognition have been limited to a single color space and considered less about complex backgrounds in a field, resulting in a low recognition rate. In order to improve the recognition effect of kiwifruit in the field, a method based on an Adaboost algorithm was developed for segmentation between kiwi fruit and its background. First, it needs to extract and optimize the effective features. For ascertaining the color features between kiwi fruit and its background, three commonly used color spaces such as RGB, HSV and La*b* were chosen, and the 100 points of kiwi fruit and 200 sample points of background in the collected images were analyzed. It was concluded that the G-R channel in RGB color space, the horizontal distance index, the a*-b* channel and a* channel in La*b* color space, H-S channel and H channel in HSV color space can separate kiwi and its background correctly. The study then expounded the principle of an Adaboost algorithm, and used these six channels to build six different weak classifiers. Next, 300 kiwi fruit and background sample points were used for training, selecting a weak classifier automatically in training, and finally a stage classifier was generated after four iterations. After that, 655 sample points containing 208 points of kiwi fruit and 477 sample points of background selected as test samples were tested for precision validation. Both the classification precision of stage classifier being 94.20% and the coefficient of Kappa being 0.88 were higher than any of the weak classifiers'. The recognition experiment was conducted to test the algorithm with 215 kiwifruit taken from 80 sample images. The rate of fault recognition was 7.0%, the rate of missed recognition was only 3.7%, and the rate of successful recognition reached 96.7%. The rate of successful recognition being 92.1% and 88.9% were lower than this paper method when the R-G channel and horizontal distance index were used. The test results showed a R-G channel could not get a correct segmentation between soil and kiwifruit, and twigs and stalks easily resulted in false segmentation. The horizontal distance index could remove the trunks accurately, but leaves easily resulted in false segmentation. Both these two methods had their identification advantages, but they sometimes wrongly segmented the background. The Adaboost algorithm compromised the identifying strengths of the two methods to make up for its shortcomings, and it achieved an ideal effect for the segmentation between kiwifruit and trunk, soil and branches. Finally, the kiwifruit recognition based Adaboost algorithm had preferable performance because of its restraining the influence of a complex background such as the sky and the earth's surface effectively. This method was feasible and valid for kiwi fruit recognition in a field and with high recognition accuracy. This paper provided a technical basis for the development of a kiwifruit picking robot.

Key words: image recognition, fruits, algorithms, kiwifruit, Adaboost, classifier, classification precision

(责任编辑: 刘丽英)