

基于随机森林算法的自然光照条件下绿色苹果识别

廖 崴 郑立华 李民赞 孙 红 杨 玮

(中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 果实识别是自动化采摘系统中的重要环节,能否快速、准确地识别出果实直接影响采摘机器人的实时性和可靠性。为了实现自然光照条件下绿色苹果的识别,本文采集了果实生长期苹果树图像,并利用随机森林算法实现了绿色苹果果实的分类和识别。针对果树背景颜色和纹理特征的复杂性,尤其是绿色果实和叶片在很多特征上的相似性,论文基于 RGB 颜色空间进行了 Otsu 阈值分割和滤波处理,去除枝干等背景,得到仅剩果实和叶片的图像。然后,分别提取叶片和苹果的灰度及纹理特征构成训练集合,建立了绿色苹果随机森林识别模型,并使用像素模板验证数据集,对模型进行预测试验,正确率为 90%。最后,选择 10 幅自然光照条件下不同的果树图像作为检测对象,使用该模型进行果实识别并使用霍夫变换绘制果实轮廓,平均识别正确率为 88%。结果表明,该方法具有较高的鲁棒性、稳定性、准确性,能够用于自然光照条件下绿色果实的快速识别。

关键词: 自然光照; 绿色苹果; 随机森林; 纹理特征; 霍夫变换

中图分类号: TP391.41; S216 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)S0-0086-06

Green Apple Recognition in Natural Illumination Based on Random Forest Algorithm

LIAO Wei ZHENG Lihua LI Minzan SUN Hong YANG Wei

(Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In the automatic fruit picking system, it is one of the most important aspects to recognize apples, especially green apples. Quick and accurate identification directly affects real-time operability and reliability of picking robot. In order to realize recognition of green apple in natural illumination condition, images of apple trees in natural growth period were taken, and random forest algorithm was used to classify and identify green apples. To solve complexity and fuzziness of green apples and fruit trees and complex background's color and texture features, especially similarity of green apples and leaves on many characteristics, the Otsu threshold segmentation method was applied to remove the background noise and tree trunk and branches in images in RGB space so that images contained only green apples and leaves were obtained. After filtering processing on images, the grey level information and texture features of apples and leaves were extracted respectively, and they were used to train and build the green apple identification model based on random forest algorithm. Then green apple prediction experiments were carried out for the sample images by using template pixel scanning, and the predicting accuracy reached 90%. Finally, ten green apple tree images were chosen to execute green apple recognition by using the model, and with Hough transform method to mark the identified apples. It illustrated that the green apple recognition rate reached 88%. The results showed that the method had a good robustness, stability and accuracy, and it could be used to recognize green fruits under natural illumination conditions.

Key words: natural illumination; green apple; random forest; texture feature; Hough transform

收稿日期: 2017-07-20 修回日期: 2017-11-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(31471409、31371532)

作者简介: 廖崴(1996—),男,硕士生,主要从事计算机科学与技术研究,E-mail: 1054214764@qq.com

通信作者: 郑立华(1969—),女,教授,博士生导师,主要从事农业信息化研究,E-mail: zhenglh@cau.edu.cn

引言

随着农业劳动力结构转变,农业劳动力逐渐匮乏,大面积的苹果种植使得苹果采摘自动化成为一个亟待解决的问题。采摘机器人技术涉及多项领域,如机器结构、视觉图像处理、传感器技术、计算机信息处理等多方面的学科领域知识^[1]。在各项技术中,果实的识别是极其重要的一个关键步骤,能否快速、精准地识别出苹果果实,直接影响苹果采摘机器人的实时性和可靠性。作为农业自动化的重要组成部分,采摘机器人技术已经在草莓、黄瓜、西红柿上有了较为成熟的应用^[2-4]。麦春艳等^[5]、钱建平^[6]和司永胜等^[7]应用颜色特征对红苹果进行的识别研究得到了较高的识别率。李寒^[8]基于快速归一化互相关系数方法,以绿色柑橘作为研究对象,结合其颜色、纹理及形状特征进行检测,果实的正确检测率为 84.4%。CHAIVIVATRAKUL 等^[9]基于纹理分析技术,利用了兴趣点特征和描述符计算,使用支持向量机分类,对菠萝和苦瓜分别进行检测,准确率分别为 85% 和 100%。ZHAO 等^[10]以红绿苹果都有的果园图像为研究对象,结合红色和基于纹理的边缘检测,利用拉普拉斯算子作为滤波器分离果实和叶片,识别成功率为 90%。

随机森林算法作为近年来盛行的一种分类算法,得到了广泛的研究和应用,在很多领域都有较理想的效果^[11-13]。由于随机森林算法具有较好的抗噪声以及快速准确分类的优势,适宜于绿色果实的识别,但目前尚未有利用随机森林算法识别绿色果实的研究成果报道。

对于绿色苹果果树图像,其背景特征的复杂性,尤其是果实与叶片在颜色和纹理特征上的相似性,使得其难以识别。司永胜等^[14]选择了 $R-B$ 为颜色特征、灰度均值、标准偏差和熵作为纹理特征,使用 K-means 聚类方法对绿苹果图像进行聚类和分割,其苹果识别正确率达 81%。张春龙等^[15]于夜间采集了环形闪光灯下的绿色苹果树图像,采用归一化的 G 分量和 HSV 空间中的 H 、 S 分量及超绿算子 ($2G-R-B$) 为特征对果树图像进行识别,识别正确率为 89%。KURTULMUS 等^[16]利用“Eigenfruit”、颜色、Gabor 纹理特征对自然光照下的绿色苹果树图片进行训练识别,识别正确率为 75.3%。RAKUN 等^[17]利用空间频率、纹理、多视图几何特征对自然场景逆光下的 4 组绿色苹果 3D 图像进行分割识别,计算识别出的苹果像素的占比分别为 3%、1%、66%、33%。以上研究都针对自然光照条件下的苹果果实进行识别,但均未获得较高的绿色苹果识别

率。因此,有必要寻求更加健壮的分类识别方法,选取更加科学的图像特征开展进一步的研究,力求获取更好的识别效果。

本文采集自然光照下生长期绿色苹果树的图像,提取自然光照条件下苹果树果实、叶片的灰度以及纹理特征信息构造训练数据集,建立了绿色苹果识别的随机森林分类模型,利用该模型进行了自然光照条件图像的果树识别,并经过霍夫变换确定果实边缘以获得绿色苹果最终数量。

1 材料与方法

1.1 果树图像采集

果树图像采集试验于 2016 年 7 月中旬进行,采集地点位于北京市昌平区南口镇南涧路北京金果树中心,在天气多云条件下进行。使用 Microsoft Kinect 2.0 相机拍摄生长期的绿苹果树,在顺光和逆光的情况下进行多角度拍摄,最终获得 35 幅用于试验的果树图像,图 1 所示为其中 2 幅图像。



图 1 绿色苹果树图像

Fig. 1 Images of green apple tree

1.2 随机森林算法

随机森林^[18] (Random forest, RF) 是由 Bagging 集成学习理论^[19]与随机子空间方法^[20]结合形成的一种机器学习算法。它是以决策树为基本分类器的一个集成学习模型,包含多个由 Bagging 集成学习技术训练得到的决策树,利用重抽样方法从原始样本中抽取多个样本,对每个样本进行决策树建模,然后组合多棵决策树通过投票得出最终预测结果。

1.2.1 Bagging 方法

Bagging 算法的基本思想是:给定一个弱分类器和一个训练集,让该弱分类器训练 T 轮,每轮的训练集由初始训练集中重复取样 n 个训练样本组成,每轮训练之后得到一个预测函数,训练 T 轮共得到 T 个预测函数。用此预测函数序列对样本集进行预测,按照投票规则得到最后的预测结果。各弱分类器的训练集由从原始训练集中可重复选取的若干示例组成。Bagging 方法通过重新选取训练集增加了弱分类器集成的差异度,提高了泛化能力。其算法流程如图 2 所示。

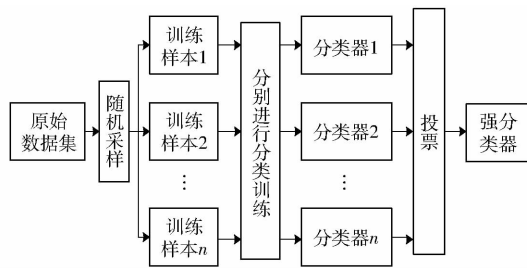


图2 Bagging 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of Bagging algorithm

1.2.2 随机子空间方法

随机森林的重要特征是针对树的内部节点随机地选择特征进行分裂,用分类回归树(Classification and regression tree, CART)方法生成单棵分类树。每棵树任其发展,无须剪枝,直至叶子节点。这样可以增加单棵树的分类效能,同时增加各分类树之间的差异性。随机选择特征分裂有两种方式:①Forest-RI 先确定用于每次分裂的候选特征个数,然后随机地从特征全集中选数个特征,再根据最优分裂准则对节点进行分裂。②Forest-RC 随机选出数个特征,再随机选择系数对其进行线性组合,生成 F 个新特征,然后根据最优分裂准则对节点进行分裂。

DIETTERICH 通过试验证明^[21],Bagging 和随机子空间方法都能有效降低噪声的影响;两者的结合使得随机森林具有良好的容忍噪声能力。

1.2.3 袋外错误率

构建随机森林的关键问题就是如何选择最优的特征,主要依据计算袋外错误率(Out-of-bag error, Oob error)。

随机森林有一个重要的优点是,没有必要对它进行交叉验证或者用一个独立的测试集来获得误差的一个无偏估计。它在内部进行评估,在生成的过程中就对误差建立一个无偏估计。

在构建每棵树时,对训练集使用了不同的随机且有放回地抽取。对于每棵树而言(假设对于第 k 棵树),大约有 $1/3$ 的训练实例没有参与第 k 棵树的生成,它们称为第 k 棵树的 Oob 样本,其计算步骤如下:

(1)对每个样本,构建作为 Oob 样本的树,计算其分类情况。

(2)以简单多数投票作为该样本的分类结果。

(3)用误分个数占样本总数的比率作为随机森林的 Oob 误分率。

1.3 Otsu 阈值分割

本文选用 Otsu(最大类间方差法)来确定分割的阈值^[22-24]。选取 $R-B$ 为颜色特征对图像进行 Otsu 阈值分割,可有效去除图像中大部分背景杂色

和果树枝干,然而由于绿苹果树叶片的 $R-B$ 值与果实十分相似,并不能仅通过颜色特征将果实识别出来,需结合其它特征以及随机森林方法进行识别。

1.4 纹理特征提取

纹理特征提取方法可分为基于统计、信号处理、模型、结构的方法^[25-26]。考虑到自然光照条件下光线变化及叶片果实互相遮挡等情况,本文选取纹理特征中基于统计的灰度特征、基于灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)提取的纹理特征,以及基于局部二值模式(Local binary pattern, LBP)的纹理特征作为衡量目标。

1.4.1 基于 GLCM 提取的纹理特征

灰度共生矩阵是一种通过研究灰度的空间相关性来描述纹理的常用方法,是对图像上保持某距离的两像素分别具有某灰度的状况进行统计得到的。

取图像中任意一点及偏离它的另一点,设该点对的灰度为 (g_1, g_2) 。令点在整个画面上移动,则会得到不同灰度。设灰度的级数为 k ,则 (g_1, g_2) 的组合共有 k^2 种。对于整个画面,统计每一种 (g_1, g_2) 出现的次数,排列成一个方阵,用 (g_1, g_2) 出现的总次数将它们归一化为出现的概率 $P(g_1, g_2)$,这样的方阵称为灰度共生矩阵。常用的 GLCM 特征有:

(1)能量:反映图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度。如果共生矩阵的所有值均相等,则该值小,相反则该值大。

(2)熵:它表示了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度。当共生矩阵中所有元素有最大的随机性,空间共生矩阵中所有值几乎相等时,熵较大。

(3)相关值:相关值大小反映了图像中局部灰度相关性。当矩阵元素值均匀相等时,相关值就大,相反则较小。

(4)角二阶矩:是图像灰度分布均匀程度和纹理粗细的一个度量,当图像纹理较细致、灰度分布均匀时,能量值较大,反之较小。

1.4.2 LBP 特征

LBP 是一种非参数描述算子,对灰度变化不敏感且计算速度快,在基于纹理特征的图像分类和检索中有着较好的结果^[27]。

图3所示为 LBP 算子基本原理示意图。LBP 算子定义为在 3×3 的窗口内,以窗口中心像素为阈值,将相邻 8 个像素的灰度与其进行比较,若周围像素大于中心像素,则该像素点的位置被标记为 1,否则为 0。

LBP 算子在每个像素点都可以得到一个 LBP

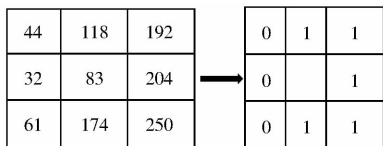


图3 LBP算子基本原理图

Fig. 3 Schematic diagram of LBP operator

“编码”,对一幅图像(记录的是每个像素点的灰度值)提取其原始的LBP算子之后,得到原始LBP特征依然是“一幅图片”(记录的是每个像素点的LBP值)。

图4所示为果树图像的LBP变换,LBP算子由于其灰度尺度不变性,在不同光照条件下表现出来很强的健壮性。同时,该算法的特征提取速度快,因此能很好地摆脱算法对外部参数的依赖,在很短的时间内获得较高的判别率。

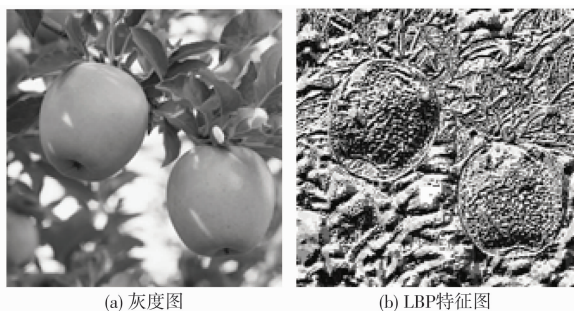


图4 原图与LBP特征图

Fig. 4 Original image and LBP feature image

1.5 霍夫变换

对果实和背景进行分割之后,需对果实像素区域进行边缘检测得到的边界进行果实形状提取。

相较于不同边缘检测算子^[28],霍夫变换是一种基于“证据收集”方法在图像中检测和定位形状的技术^[29],通过模板匹配过程可以得到和模板匹配相同的结果,且速度更快,其累加器空间定义为

$$\begin{cases} x_0 = x - r\cos\theta \\ y_0 = y - r\sin\theta \end{cases} \quad (1)$$

式中 r ——圆的半径

θ ——直角坐标系 xoy 中圆上某一点 (x, y) 和圆心 (x_0, y_0) 的连线与 x 轴正方向的夹角

苹果的外部形状具有类圆的特点,因此从各个角度拍摄苹果都可以得到局部圆形化的轮廓,本文选用标准的圆作为苹果的形状模型,通过霍夫变换的圆检测算法作为苹果形状的检测算法,实现对果实边缘图像中重叠区域的分割并对果实形状进行提取。通过对圆心 (x_0, y_0) 的个数累加来实现苹果数量的检测。

2 结果和分析

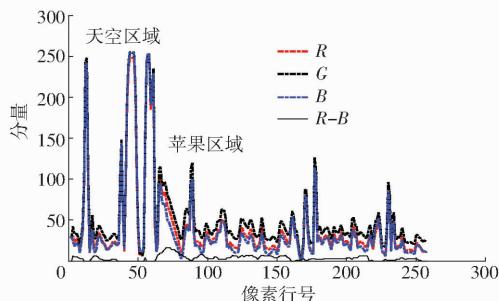
2.1 图像预处理

对原始图像进行线剖面颜色分析,得到 RGB

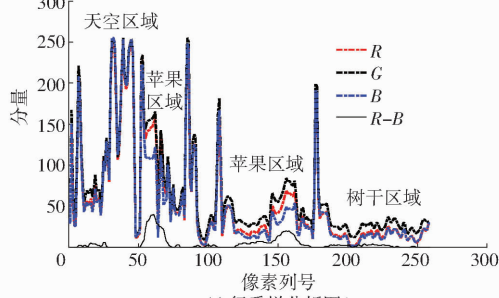
颜色空间中各个像素的分量 R, G, B 的值,分别取图像中像素列 $x = 124$ (图 5b), 及行 $y = 147$ (图 5c)、 $y = 230$ (图 5d) 进行分析。可以看到,苹果区域的 R 分量和 B 分量之间的差值 $R - B$ 较大且恒定在一定范围内,本文选择该参数用来作为 Otsu 分割的阈值。



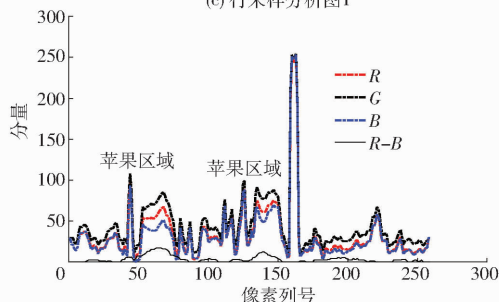
(a) 果树图像剖面图



(b) 列取样分析图



(c) 行采样分析图1



(d) 行采样分析图2

图5 果树图像剖面颜色分析图

Fig. 5 Profile color analysis diagrams of an apple tree image

选取 $R - B$ 为分割特征对图 5a 原始图像样本进行 Otsu 阈值分割,并滤除图像上连通域像素面积少于 20 的杂点,得到结果如图 6 所示。可以看到,通过图像预处理,去除了天空、果树枝干,及其他背

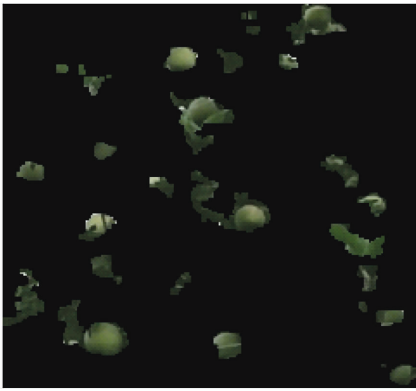


图6 分割滤波后效果图

Fig. 6 Effect diagram of segmentation and filtering

景杂色。该图像将作为随机森林分类模型识别的目标图像。

2.2 随机森林分类建模

选取 15 幅自然光照条件下苹果树图像,分别截取 55 幅 8 像素 × 8 像素苹果图像和 55 幅 8 像素 × 8 像素叶片图像,选取其灰度平均值 M_1 、标准差 C_1 ; 基于灰度共生矩阵的 4 个方向 0° 、 45° 、 90° 、 135° 的平均熵 H_1 、平均相关值 C_2 、平均角二阶矩 K ; LBP 特征的均值 M_2 、熵 H_2 等 7 个特征数据构造为数据训练集,进行随机森林分类模型训练和建模。苹果和叶片的 7 个特征平均值统计如表 1 所示。

表 1 苹果和叶片像素的各特征均值统计

Tab. 1 Mean statistics of seven features of apples and leaves

项目	M_1	C_1	H_1	C_2	K	M_2	H_2
苹果	124.3	15.634	1.901	1.067 4	3.459	2.893	2.014
叶片	127.1	10.277	1.371	1.922 3	6.237	3.009	2.680

其中熵表示了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度。相关值反映了图像中局部灰度相关性。角二阶矩是图像灰度分布均匀程度和纹理粗细的一个度量。

基于以上 7 个特征,利用随机森林算法,在 Matlab2012b 中输入模型训练数据集,选择分类树数目为 500,类别数量为 2,建立苹果和叶片分类模型。

2.3 模型预测验证和果实识别

2.3.1 基于像素模板的预测验证

基于已建立的随机森林分类模型,选择另外 10 幅自然光照条件下的苹果树图像(其中逆光图像 4 幅),从中截取 49 幅同样是 8 像素 × 8 像素的苹果和叶片图像进行像素模板预测。

结果显示,49 幅预测集中,44 幅被正确预测,正确率为 90%,表明该模型可以用于绿色果实识别。

2.3.2 基于自然光照图像的预测验证和果实识别

基于该模型,对 10 幅原始图像进行果实识别。选取 8 像素 × 8 像素的图块为单位进行移动逐块扫

描分类,遍历图像中的所有像素块,对于同一像素或像素块得出的不同预测结果,因像素块在行列上均包含 8 个像素单位,故对 7 个结果进行投票,占优者选取作为最终分类识别结果。算法如图 7 所示。

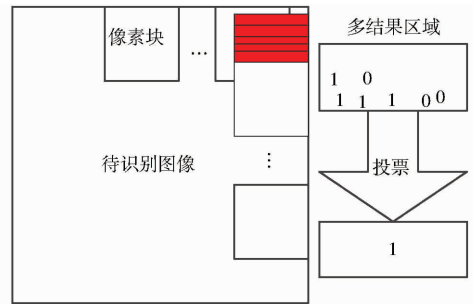


图7 逐像素块扫描示意图

Fig. 7 Sketch map of pixel scanning by block

使用以上算法,利用随机森林分类模型对不同自然光照条件下的图像进行果实识别,并对果实识别之后的图像进行霍夫变换检测苹果边缘,定位苹果位置并获得苹果数量,得到最终结果(图 8 为其中一幅图像的检测识别结果)。结果显示,10 张试验图像中实测有 126 个果实,成功识别出 110 个,苹果果实的平均识别正确率为 88%。



图8 果实识别和霍夫变换结果

Fig. 8 Result of apple identification and Hough transform

3 结论

(1) 基于 RGB 空间的 $R-B$ 特征的 Otsu 阈值分割可去除大部分背景杂色及果树枝干,并保留大多数苹果像素和部分叶片像素。

(2) 基于随机森林分类算法建立的苹果叶片纹理特征分类模型预测正确率为 90%,具有较高的正确性、快速性、鲁棒性。

(3) 基于随机森林建立的模型对果树图像进行像素块扫描识别,并利用霍夫变换检测苹果果实的边缘,完成其定位,其平均识别正确率为 88%。其中顺光识别成功个数较逆光多,说明光线条件对识别的正确率有较大影响,选取对光线较不敏感的特征来建立模型尤为关键。

参 考 文 献

- 1 汤修映, 张铁中. 果蔬收获机器人研究综述[J]. 机器人, 2005, 27(1): 90-96.
TANG Xiuying, ZHANG Tiezhong. Robotics for fruit and vegetable harvesting: a review[J]. Robot, 2005, 27(1): 90-96. (in Chinese)
- 2 谢志勇, 张铁中, 赵金英. 基于 Hough 变换的成熟草莓识别技术[J]. 农业机械学报, 2007, 38(3): 106-109.
XIE Zhiyong, ZHANG Tiezhong, ZHAO Jinying. Ripened strawberry recognition based on Hough transform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(3): 106-109. (in Chinese)
- 3 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/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 163-167, 180. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20120330&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2012.03.030.
WANG Haiqing, JI Changying, GU Baoxing, et al. In-greenhouse cucumber recognition based on machine vision and least squares support vector machine[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 163-167, 180. (in Chinese)
- 4 吕小莲, 吕小荣, 卢秉福. 基于颜色信息的采摘西红柿识别方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(11): 178-179, 182.
LÜ Xiaolian, LÜ Xiaorong, LU Bingfu. Identification methods of picking tomatoes based on color information[J]. Computer Engineering, 2010, 36(11): 178-179, 182. (in Chinese)
- 5 麦春艳, 郑立华, 肖昌一, 等. 自然光照条件下苹果识别方法对比研究[J]. 中国农业大学学报, 2016, 21(11): 43-50.
MAI Chunyan, ZHENG Lihua, XIAO Changyi, et al. Comparison of apple recognition methods under natural light[J]. Journal of China Agricultural University, 2016, 21(11): 43-50. (in Chinese)
- 6 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.
- 7 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, 73.
SI Yongsheng, QIAO Jun, LIU Gang, et al. Recognition and shape features extraction of apples based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8): 161-165, 73. (in Chinese)
- 8 李寒. 基于机器视觉的目标检测在精细农业中的关键技术研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2014.
LI Han. Study on target detection technology applied on precision agriculture based on machine vision[D]. Beijing: China Agricultural University, 2014. (in Chinese)
- 9 CHAIVIVATRAKUL S, DAILEY M N. Texture-based fruit detection[J]. Precision Agriculture, 2014, 15(6): 662-683.
- 10 ZHAO J, TOW J, KATUPITIYA J. On-tree fruit recognition using texture properties and color data[C] // International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2005: 263-268.
- 11 柴玉华, 丁然, 曹晓达. 基于随机森林的大豆外观品质识别的研究[J]. 农机化研究, 2016, 38(1): 238-241, 246.
- 12 花慧贞, 杨慧勇, 袁雄峰, 等. 基于随机森林的鼠类头骨自动识别系统开发[J]. 中国媒介生物学及控制杂志, 2014, 25(5): 416-420.
HUA Huizhen, YANG Huiyong, YUAN Xiongfeng, et al. Development of rat skull automatic identification system based on random forests[J]. Chinese Journal of Vector Biology and Control, 2014, 25(5): 416-420. (in Chinese)
- 13 周绮凤, 杨小青, 周青青, 等. 基于随机森林的建筑结构损伤识别方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2012, 32(2): 197-201, 338.
ZHOU Qifeng, YANG Xiaoqing, ZHOU Qingqing, et al. Damage identification technique for building structure based on random forest[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(2): 197-201, 338. (in Chinese)
- 14 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(增刊): 100-104.
SI Yongsheng, LIU Gang, GAO Rui. Segmentation algorithm for green apples recognition based on K-means algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.): 100-104. (in Chinese)
- 15 张春龙, 张楫, 张俊雄, 等. 近色背景中树上绿色苹果识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 277-281. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141043&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.043.
- 16 ZHANG Chunlong, ZHANG Ji, ZHANG Junxiong, et al. Recognition of green apple in similar background[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 277-281. (in Chinese)
- 17 KURTULMUS F, LEE W S, VARDAR A. Green citrus detection using 'EigenFruit', color and circular Gabor texture features under natural outdoor conditions[J]. Elsevier Science Publishers B. V., 2011, 78(2): 140-149.
- 18 RAKUN J, STAJNKO D, ZAZULA D. Detecting fruits in natural scenes by using spatial-frequency based texture analysis and multiview geometry[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2011, 76(1): 80-88.
- 19 BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- 19 BREIMAN L. Bagging predictors[J]. Machine Learning, 1996, 24(2): 123-140.
- 20 HO T. The random subspace method for constructing decision forests[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 832-844.
- 21 DIETTERICH T. An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision tree bagging boosting and randomization[J]. Machine Learning, 2000, 40(2): 139-157.
- 22 耿荫茵, 蔡安妮. 自动图像阈值分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(17): 119-122.
GENG Yinyin, CAI Anni. A automatic thresholding algorithm for image segmentation[J]. Computer Engineering and Applications, 2002, 38(17): 119-122. (in Chinese)
- 23 阳树洪. 灰度图像阈值分割的自适应和快速算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- 24 曹亮. 基于 Otsu 理论的图像分割算法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2008.
- 25 马莉, 范影乐. 纹理图像分析[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- 26 王龙. 图像纹理特征提取及分类研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2014.
- 27 赵玉丹. 基于 LBP 的图像纹理特征的提取及应用[D]. 西安: 西安邮电大学, 2015.
ZHAO Yudan. The extraction and application of image texture feature base on LBP[D]. Xi'an: Xi'an University of Posts & Telecommunications, 2015. (in Chinese)
- 28 王智文. 几种边缘检测算子的性能比较研究[J]. 制造业自动化, 2012, 34(11): 14-16.
WANG Zhiwen. Comparison research of capability of several detection operators for edge detection[J]. Manufacturing Automation, 2012, 34(11): 14-16. (in Chinese)
- 29 HOUGH PVC. Method and means for recognizing complex patterns: U. S., 3069654[P]. 1962.