

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.05.043

基于机器视觉的自然环境中猕猴桃识别与特征提取*

崔永杰 苏 帅 王霞霞 田玉凤 李平平 张发年
(西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 研究了综合应用果实颜色和形状特征识别自然环境中猕猴桃果实及特征提取的方法。通过对比不同颜色空间,选用 $R-G$ 色差分量;再采用基于误分割像素的分割评价方法来确定颜色特征 $nR-G$ 中最佳分割系数 n ,最终选取 $0.9R-G$ 颜色特征。利用 Otsu 法对其进行阈值分割,形态学运算去除掉残余噪声,实现了目标果实区域和背景区域的分割。然后利用 Canny 算子提取边界,最后对边界图像进行椭圆形 Hough 变换,逐个识别出目标果实,并提取出果实的形心坐标、长轴端点坐标和长短轴长度等特征信息。对 49 幅包含 110 个果实图像进行识别试验,试验结果表明:相互分离果实的识别率为 96.9%,邻接果实识别率为 92.0%,被枝叶部分遮挡果实识别率为 86.6%,重叠的果实识别率为 81.6%。

关键词: 猕猴桃 机器视觉 图像识别 特征提取
中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)05-0247-06

Recognition and Feature Extraction of Kiwifruit in Natural Environment Based on Machine Vision

Cui Yongjie Su Shuai Wang Xiaxia Tian Yufeng Li Pingping Zhang Fanian
(College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: A method for fruit recognition and feature extraction based on the color and shape features of kiwifruit in nature was studied. It could reduce the influences of complicated background, different kiwi growth state and natural lighting condition. First, $R-G$ color component was chosen by comparing different color spaces. Then the optimum partition coefficient of $nR-G$ color characteristics was determined according to the image evaluation method of error segmentation pixel, and $0.9R-G$ was selected finally. The Otsu method was used for threshold segmentation and morphological operation was employed to remove residual noise, and then the regions of target fruits and backgrounds were successfully separated. The image boundary was extracted by Canny operator and consequent elliptic Hough transform, which made the target fruit be recognized separately. Also, fruit features as centroid coordinates, long axis end coordinates, long axis length and short axis length were extracted. By using this method, 49 images including 110 fruits were tested. Test results demonstrated that the recognition ratio of separate fruit, adjacency fruit, partial sheltering fruit and overlapped fruit were 96.9%, 92.0%, 86.6% and 81.6%, respectively.

Key words: Kiwifruit Machine vision Image recognition Feature extraction

引言

中国是世界上猕猴桃栽培面积最大的国家,但

目前猕猴桃主要依靠人工采摘,劳动强度大,因此研究猕猴桃采摘机器人有重要意义。

猕猴桃一般采用棚架式的栽培方式,猕猴桃果

收稿日期: 2012-08-25 修回日期: 2012-11-01
* 国家自然科学基金资助项目(61175099)和西北农林科技大学人才基金资助项目(Z111020902)
作者简介: 崔永杰,副教授,主要从事果蔬生产自动化研究,E-mail: Cuiyongjie@nwsuaf.edu.cn

实颜色与枯草、枯叶、枝干、果柄等复杂背景颜色相近。而且存在多个果实邻接、重叠及部分被枝叶遮挡的现象。因此自然环境下对目标果实的准确分割、识别和特征提取是猕猴桃采摘机器人视觉系统需要解决的一个关键问题。

自然环境下对目标果实识别的研究中,有与背景颜色相近的黄瓜^[1~2],采用了近红外光谱对其进行检测;存在果实邻接和重叠的番茄^[3~5]、苹果^[6~10]、柑橘^[11]、荔枝^[12],但是果实和背景颜色有较大差异。在猕猴桃识别的研究中,丁亚兰等^[13]提出利用 $R-B$ 颜色因子分割猕猴桃果实的方法,但未提到对逐个猕猴桃的识别。崔永杰等^[14]利用 $L^*a^*b^*$ 颜色空间 a^* 通道对猕猴桃图像进行分割,但对复杂背景下的猕猴桃图像分割效果不理想。

本文以自然生长复杂背景下的猕猴桃为研究对象,通过对比误分割像素的分割评价方法选择合适的颜色特征,对复杂环境下图像进行分割,在较完整地保留目标果实信息的条件下,尽量减少图像分割后的噪声。最后利用椭圆形 Hough 变换进行猕猴桃目标识别与特征提取。

1 图像获取与图像特征分析

1.1 图像获取

在 2011 年 10 ~ 11 月份猕猴桃采摘期,使用 Hewlett-Packard Photo smart M425 数码相机在陕西省眉县猕猴桃试验站采集了“海沃德”猕猴桃图像。采集的图像包括晴天顺光、晴天逆光和雨后阴天 3 种不同自然光照条件。通过现场调研和基础试验,考虑到不同采集距离下图像中显示的果实大小不同对目标果实识别效果的影响,得到图像的采集距离约为 1 m 较合适。在此有效识别距离内,采集的图像包含可识别的完整果实 4 ~ 7 个,使用的图像格式为 jpg,分辨率为 640 像素 × 480 像素。

1.2 猕猴桃图像特征分析

自然生长条件下的猕猴桃背景复杂多样,包括与果实颜色很相近的树枝干、果柄、叶柄、枯草、枯叶等以及与果实有颜色差别的绿叶、绿草、天空、棚架等背景元素。猕猴桃果实成簇生长现象较为普遍,采集的图像中猕猴桃生长状态包括相互分离、邻接、重叠以及部分果实被枝叶遮挡等情况。

采集的原始图像如图 1 所示,采集条件为晴天顺光,图像中的背景包括树枝、树叶、果柄、叶柄、绿草、枯草、天空等。目标果实包括两个有部分区域重叠的猕猴桃果实和一个单个分离的猕猴桃果实,其中两个重叠果实均有小部分区域被叶片遮挡。

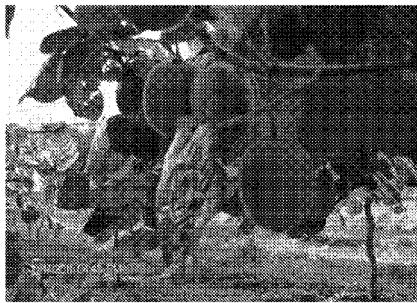


图 1 自然条件下猕猴桃图像

Fig. 1 Kiwi image under the natural conditions

2 猕猴桃识别方法

2.1 颜色空间的分析选择

在彩色图像分割过程中颜色空间的选择至关重要。颜色空间大致可以分为 4 类:基于三基色空间,如 RGB;亮度-色度空间,如 $L^*a^*b^*$ 、YIQ、YUV 等;感觉空间,如 HSI 等;独立轴空间,即 Ohta 颜色空间 I_1 、 I_2 、 I_3 ^[15]。

本文对图像处理中常用的 6 个颜色空间 RGB、 $L^*a^*b^*$ 、HSI、Ohta、YIQ、YUV 中不同颜色分量进行了对比试验,得到 $L^*a^*b^*$ 的 a^* 分量、RGB 的 $R-G$ 色差分量、YIQ 的 I 分量的灰度图中目标果实和背景的灰度差别较大,且直方图均具有双峰特性,适合采用 Otsu 法进行自适应阈值分割。

采用 Otsu 法对不同颜色空间的色分量灰度图进行自适应的阈值分割后,部分色分量二值图如图 2 所示,可以看出图 2a 所示的 $R-B$ 色分量^[13]分割后仍存在大量的背景噪声,部分果实也被误去除。图 2b 所示的 a^* 分量和图 2c 所示的 I 分量分割后也保留有较多的噪声。图 2d 所示的 $R-G$ 色分量分割后噪声最少,可以较好地去除掉叶片、杂草因受光照影响形成的噪声,对不均匀的自然光

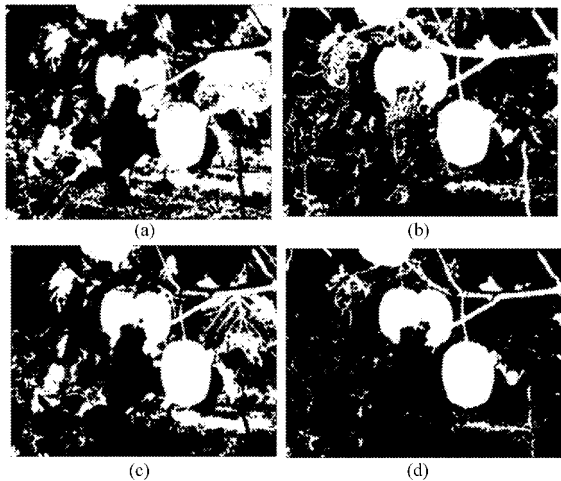


图 2 部分颜色空间颜色分量的二值图

Fig. 2 Binary image of different color components

(a) $R-B$ 分量 (b) a^* 分量 (c) I 分量 (d) $R-G$ 分量

照有一定的适应性。

2.2 基于误分割像素的颜色特征系数的确定

$R - G$ 二值图中仍然有一些与果实颜色较为接近的枝干、枯草以及部分受光照影响的叶片等噪声。为了通过颜色特征去除更多的噪声,提高对不同图像的分割效果,可通过变化 $mR - nG$ 的系数 m 、 n 对颜色特征进行优化。试验得知 $mR - nG$ 按照比例关系等价于 $(m/n)R - G$,即可简写为 $nR - G$ 。

通过变换 n 值,观察不同系数 $nR - G$ 分割后的二值图,发现随着 n 的增大,背景噪声越来越多,即误分割越来越严重;随着 n 的减小,背景噪声越来越少,过小时猕猴桃果实也会逐渐被去除,即过分割越来越严重。

因此需要选择一个合适的系数 n ,在目标果实得以最大程度保留的前提下使背景噪声最少。为此提出了基于对比误分割像素的分割评价方法。此方法是通过构造的一个分割对照模板图与不同系数 $nR - G$ 的二值图进行对比来评价不同系数分割的优劣。

首先利用 Adobe Photoshop CS5 从原始彩色图像中手工提取出所有的猕猴桃果实,并进行二值化,二值图作为分割对照模板图,如图 3 所示,图中包括 3 个近距的目标猕猴桃果实、几个远距的小面积猕猴桃果实和位于图像顶端一个果实的小部分区域。然后采用 Otsu 法对不同系数下的 $nR - G$ 灰度图进行阈值分割,得到一组分割后的二值图。

将不同系数 $nR - G$ 二值图与分割对照模板图逐个像素进行逻辑异或运算,两幅图对应的像素数值相同则该像素值变为 0,相异则变为 1。经过运算后二值图中保留的是未被去除的背景噪声和被误去除的目标果实,即所有误分割的像素,如图 4 所示。

经过计算,系数 n 为 0.8、0.9、1.0、1.1 时, $nR - G$



图 3 猕猴桃果实分割对照模板图

Fig. 3 Kiwifruit template binary image

处理的二值图像中误分割像素数目分别为 15 420、13 447、21 488、58 376。再结合图 4 综合分析,得到当 n 大于 0.9 时,误分割像素数目随着 n 值的增大而大幅增加,主要是 R 值与 G 值差异较小的背景噪声部分增加很明显,即存在严重的欠分割。当 n 小于 0.9 时误分割像素数目随着 n 值的减小也增加,主要是 R 值明显大于 G 值的猕猴桃果实部分被误去除的现象较严重,即存在严重的过分割。当 n 为 0.9 时,能够在较完整保留猕猴桃果实的前提下,进一步去除枯草和部分受光照影响的叶片形成的噪声,二值图误分割像素数目少,分割效果理想。

2.3 图像预处理

0.9 $R - G$ 处理的二值图中仍残留一些与果实颜色极为相近的背景噪声,如图 5a 所示。残余噪声可以分为 2 类:一类是离散的小面积噪声,主要包括受光照影响保留下来的部分叶片、杂草以及一些位于机器人采摘范围外的远距离小面积的猕猴桃果实;另一类是与目标果实区域相连接的粘连噪声,主要是果柄和枝干。

通过设定面积阈值可以去除离散的小面积噪声。在经过分割后的二值图中目标果实区域是面积最大的连通区域,在标记连通区域后,计算各个连通区域的面积(像素个数),经过试验对比,设定面积

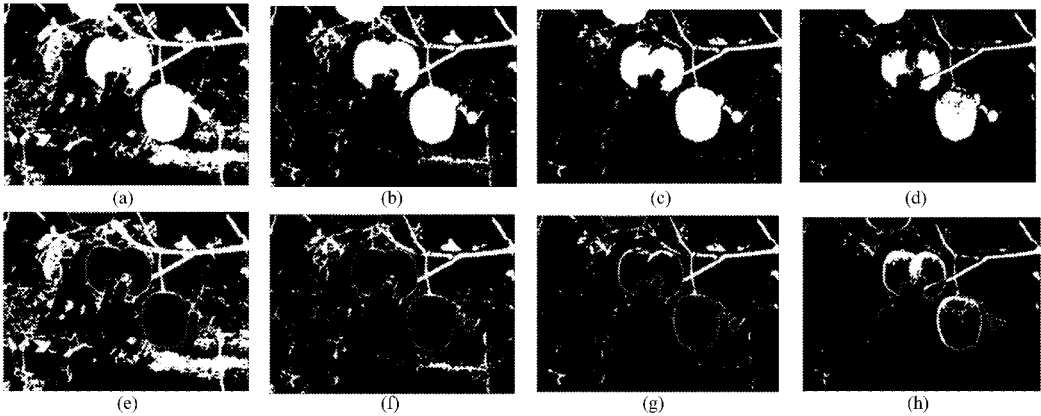


图 4 $nR - G$ 不同系数处理的二值图

Fig. 4 Different parameters of $nR - G$ binary image

(a) 1.1 $R - G$ 二值图 (b) $R - G$ 二值图 (c) 0.9 $R - G$ 二值图 (d) 0.8 $R - G$ 二值图
(e) 1.1 $R - G$ 误分割像素图 (f) $R - G$ 误分割像素图 (g) 0.9 $R - G$ 误分割像素图 (h) 0.8 $R - G$ 误分割像素图

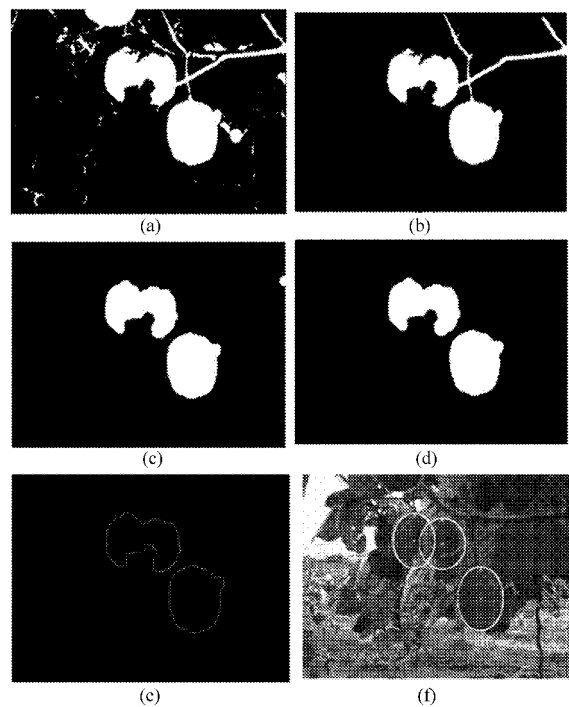


图5 猕猴桃识别过程图

Fig.5 Image of kiwi recognition process
(a) 0.9R - G 处理后的二值图 (b) 去除小面积噪声
(c) 形态学运算 (d) 去除小面积
(e) Canny 算子边缘检测 (f) Hough 变换椭圆拟合

阈值为最大面积区域像素个数的 1/5,小于此面积阈值的区域将被去除,此方法可以有效的去除离散的小面积噪声,保留目标果实区域,如图 5b 所示。

对于粘连噪声可以综合采用形态学开运算、闭运算进行去除。首先采用半径为最大连通区域面积平方根的1/35 的圆盘形结构元素对图像进行闭运算,填充连接因为光照条件等而被误去除的果实部分。再采用半径为最大连通区域面积平方根的 1/15 的圆盘形结构元素对图像进行开运算,可去除粘连噪声,如图 5c 所示。再次利用面积阈值去除新的离散小面积噪声,最后孔洞填充,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,如图 5d 所示。

2.4 椭圆形 Hough 变换目标果实的识别与特征提取

经过前面的处理,实现了目标果实区域和背景区域的分割,但还没有实现对目标区域中每个果实的识别。

根据果实的形状特点,利用圆形 Hough 变换可识别邻接的圆形果实^[11]。而在采集图像中猕猴桃果实的形状近似椭圆形,本文提出了循环利用椭圆形 Hough 变换^[14]对目标区域中果实边界进行形状拟合的识别方法。首先利用 Canny 算子对分割后二值图像进行边缘检测,获得目标果实区域的轮廓,如图 5e 所示。再进行区域标记,并绘制区域的最小外

接矩形。根据设定的有效识别距离,通过基础试验和统计分析,得到合适的椭圆参数范围。在外接矩形内按照确定的参数范围进行椭圆形 Hough 变换对单个果实的轮廓形状进行拟合。再去除已识别果实的轮廓线,对剩余猕猴桃果实轮廓进行拟合,依次识别出所有的果实,并计算出椭圆的中心点、长轴端点坐标和长短轴长度。椭圆中心近似于目标果实的形心,长轴端点近似于果实与果柄的连接点,两个位置点是机器人采摘作业的重要采摘信息点,识别效果如图 5f 所示,提取的特征值如表 1 所示。

表 1 猕猴桃果实的特征值

Tab.1 Characteristic value of kiwifruit				
果实位置	中心点 像素坐标	长轴端点 像素坐标	长轴长度 /像素数	短轴长度 /像素数
左侧	(267,157)	(267,97)	65	50
中间	(335,164)	(335,109)	60	55
右侧	(426,293)	(426,223)	75	55

3 试验结果分析

利用本方法对晴天顺光、晴天逆光和雨后阴天 3 种自然光照条件下采集的图像进行识别,结果如图 6 所示。图 6a 所示为晴天顺光果实邻接的情况,存在光照不均匀和部分区域反光的现象;图 6e 所示为晴天逆光下果实重叠较严重的图像。对两个重叠果实的轮廓图(图 6g)进行 Hough 变换时,此轮廓图长轴的大小已超过设定的一个果实的参数范围,不能被识别为一个果实。由于前方果实的椭圆轮廓相对完整,先拟合识别出此果实的轮廓。然后去除已识别的部分,只剩下后方的部分果实轮廓,再根据此部分果实的轮廓为一个椭圆的一部分,进行椭圆拟合识别。最终实现了两个重叠果实的成功识别。图 6i 所示为雨后阴天因光照度较低、图像对比度低,存在分割后边缘不整齐的现象。此识别方法在 3 种自然光照条件下均可实现果实区域的分割和区域中单个果实的识别。

为了进一步验证此识别方法的可靠性与稳定性,对自然生长环境下采集的 49 幅图像进行识别验证。图像中共包含目标猕猴桃果实 110 个,按照图像中果实轮廓的完整程度分为 4 类:第 1 类是果实轮廓独立完整的相互分离的目标果实;第 2 类是多个果实轮廓连接在一起的相互邻接目标果实;第 3 类是果实部分区域被枝叶遮挡而导致轮廓不完整的目标果实;第 4 类是果实重叠严重难于区分的多个重叠的果实。

识别结果如表 2 所示,造成误识别的主要原因有:①多个果实连续重叠时,易将后方两个重叠严重

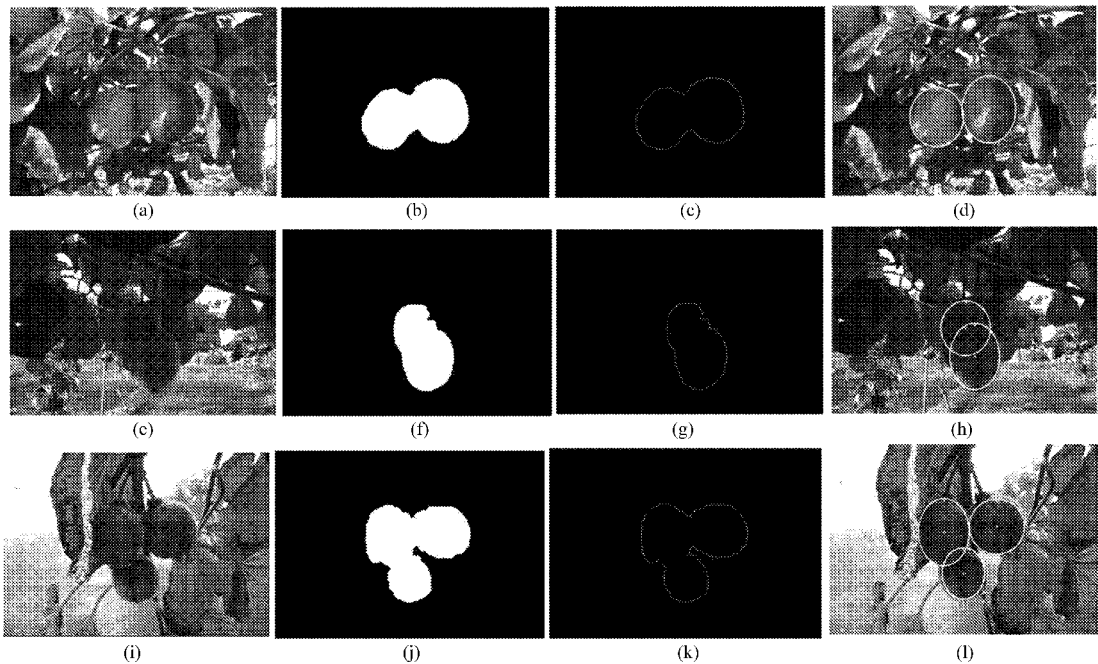


图 6 不同自然光照猕猴桃识别结果

Fig. 6 Image group of kiwi recognition of different natural light

(a) 晴天顺光邻接原始图 (b) 晴天顺光二值分割图 (c) 晴天顺光边界图 (d) 晴天顺光形状拟合图
(e) 晴天逆光重叠原始图 (f) 晴天逆光二值分割图 (g) 晴天逆光边界图 (h) 晴天逆光形状拟合图
(i) 雨后阴天重叠图 (j) 雨后阴天二值分割图 (k) 雨后阴天边界图 (l) 雨后阴天形状拟合图

的果实判断为一个果实,出现漏识别。②一个果实两侧区域均被遮挡时,两侧残缺轮廓线会影响拟合,出现误识别。③图像中距离稍远的果实或者单个被枝叶遮挡区域过大的果实,易被作为小面积噪声去除掉。④果实部分区域被阳光直射形成强烈反光,分割过程中反光的部分区域容易被去除,影响识别精度。

表 2 猕猴桃果实识别结果

Tab. 2 Recognition results of kiwifruit

参数	相互 分离	果实 邻接	枝叶 遮挡	果实 重叠	总计
果实数量	32	25	15	38	110
识别果实数	31	23	13	31	98
正确识别率/%	96. 9	92. 0	86. 6	81. 6	89. 1

4 结论

(1)针对自然生长环境中复杂的背景、猕猴桃果实不同的生长状态以及不同的自然光照等影响识

别的因素,研究了猕猴桃果实识别与特征提取的方法。

(2)通过基于误分割像素的分割评价方法,对不同系数 $nR - G$ 二值图与分割对照模板图进行分割对比后选用 $0. 9R - G$ 颜色特征。利用 Otsu 法对其进行阈值分割,再利用形态学运算去除掉分割图像中的残余噪声,实现了复杂环境下目标果实区域的分割。

(3)采用 Canny 算子提取边界,椭圆形 Hough 变换对边界进行形状拟合,并提取出其形心坐标、长轴端点坐标、长、短半轴的长度等特征信息,实现了邻接、遮挡、重叠等复杂生长状态下猕猴桃果实的识别和特征提取。

(4)对 49 幅包含 110 个果实的图像进行识别验证,试验结果表明:相互分离果实的识别率为 96. 9%,邻接果实识别率为 92. 0%,被枝叶部分遮挡果实识别率为 86. 6%,重叠果实的识别率为 81. 6%;并且在晴天顺光、晴天逆光和雨后阴天 3 种不同自然光照条件下均能达到理想的识别效果。

参 考 文 献

1 袁挺,张俊雄,李伟,等. 基于机器视觉的非结构环境下黄瓜目标特征识别[J]. 农业机械学报,2009,40(8):170~174,218. Yuan Ting, Zhang Junxiong, Li Wei, et al. Feature acquisition of cucumber fruit in unstructured environment using machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8): 170~174, 218. (in Chinese)
2 Henten E J, Tuijl B J, Hoogakker G J, et al. An autonomous robot for de-leafing cucumber plants grown in a high wire cultivation system[J]. Biosystems Engineering, 2006, 94(3): 317~323.

- 3 Arman A, Asad M M, Kaveh M, et al. Recognition and localization of ripen tomato based on machine vision [J]. AJCS, 2011, 5(10): 144 ~ 149.
- 4 尹建军, 毛罕平, 王新忠, 等. 不同生长状态下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 images under various growth conditions [J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(10): 149 ~ 153. (in Chinese)
- 5 项荣, 应义斌, 蒋焕煜, 等. 基于边缘曲率分析的重叠番茄识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 180 ~ 183.
Xiang Rong, Ying Yibin, Jiang Huanyu, et al. Recognition of verlapping tomatoes based on edge curvature analysis [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 180 ~ 183. (in Chinese)
- 6 Stajko D, Lakotaa M, Hoevar M. Estimation of number and diameter of apple fruits in an orchard during the growing season by thermal imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 42(1): 31 ~ 42.
- 7 Wachs J P, Stern H I, Burks T, et al. Low and high-level visual feature-based apple detection from multi-modal images [J]. Precision Agriculture, 2010, 11(10): 717 ~ 735.
- 8 Rakuna J, Stajnsko 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.
- 9 张亚静, 李民赞, 刘刚, 等. 基于机器视觉和信息融合的邻接苹果分割算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(11): 180 ~ 183.
Zhang Yajing, Li Minzan, Liu Gang, et al. Separating adjoined apples based on machine vision and information fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11): 180 ~ 183. (in Chinese)
- 10 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, 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. (in Chinese)
- 11 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 CSAE, 2008, 24(1): 175 ~ 178. (in Chinese)
- 12 熊俊涛, 邹湘军, 陈丽娟, 等. 基于机器视觉的自然环境中成熟荔枝识别[J]. 农业机械学报, 2011, 42(9): 162 ~ 166.
Xiong Juntao, Zou Xiangjun, Chen Lijuan, et al. Recognition of mature litchi in natural environment based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 162 ~ 166. (in Chinese)
- 13 丁亚兰, 耿楠, 周全程. 基于图像的猕猴桃果实目标提取研究[J]. 微计算机信息, 2009, 25(18): 294 ~ 295.
Ding Yalan, Geng Nan, Zhou Quancheng. Research on the object extraction of kiwifruit based on images [J]. Control & Automation, 2009, 25(18): 294 ~ 295. (in Chinese)
- 14 崔永杰, 苏帅, 吕志海, 等. 基于 Hough 变换的猕猴桃毗邻果实的分离方法[J]. 农机化研究, 2012, 34(12): 166 ~ 169.
Cui Yongjie, Su Shuai, Lü Zhihai, et al. A method for separation of kiwifruit adjacent fruits based on Hough transformation [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2012, 34(12): 166 ~ 169. (in Chinese)
- 15 Nicolas V, Ludovic M, Jack-Gerard P. Color image segmentation by pixel classification in an adapted hybrid color space application to soccer image analysis [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 90(2): 190 ~ 216.