

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.S0.050

基于深度图像的蔬果形状特征提取*

李长勇 曹其新

(上海交通大学机器人研究所, 上海 200240)

【摘要】 针对蔬果二维投影图像含形状信息量少而影响蔬果分级精度的问题,提出一种基于深度图像的蔬果形状特征描述方法,以番茄形状特征提取为例,对该方法进行了探讨。首先利用彩色图像信息将番茄从背景中分割出;其次通过三维机器视觉测量设备获取番茄的点云数据,并对待检测番茄的点云数据深度进行归一化处理;然后通过关联被分割出的番茄区域信息与深度信息得到了番茄的深度图,并对该深度图进行极坐标采样。通过在笛卡尔直角坐标下对采样结果进行傅里叶变换,获得了基于深度图像的通用傅里叶形状描述子,该描述子不仅能有效地描述番茄在深度和横向上的形状特征,同时还具有平移、旋转和缩放的不变性。将基于深度图的通用傅里叶描述子和基于一般二维投影图像的通用傅里叶描述子先后用于番茄的分级实验中,结果表明前者平均分级精度达到92%,精度高于后者。

关键词: 番茄 机器视觉 特征提取 形状 深度图 傅里叶变换

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)S0-0242-04

Extraction Method of Shape Feature for Vegetables Based on Depth Image

Li Changyong Cao Qixin

(Research Institute of Robotics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract

The method of shape feature extraction based on depth image for the classification of tomatoes shape was proposed. Firstly, the shape of tomatoes was separated from the background through the segmentation of image in color space. Secondly, the point cloud of tomatoes was obtained by unitizing a 3-D machine vision measuring device. In order to implement the shape feature extraction of tomatoes in the same scale, the depth values of tomatoes were normalized. The depth map of tomatoes was formed according to the result of segment and the depth information of tomato. Further the depth map was sampled in polar coordinates and the sampling data was re-plotted in Cartesian coordinates. Finally, the depth image was re-plotted in the form of the Fourier transform in the Cartesian coordinates. The generic Fourier descriptor (GFD) was calculated based on depth map. The descriptor was characterized by the invariance of transformation of translation, rotation and scaling. The GFD based on depth image and the general GFD were successively used in the experiment of tomato grading. The result showed that the mean accuracy of the former classification was up to 92% and higher than the latter.

Key words Tomato, Machine vision, Feature extraction, Shape, Depth image, Fourier transform

引言

蔬果的分级对于提升蔬果的附加值非常重要。

蔬果的形状判别一直是蔬果精选分级的难点,这主要是因为蔬果的形状具有一定的随机性,不存在外形完全相同的水果,难以用一个统一的特征对其进

收稿日期: 2012-07-07 修回日期: 2012-07-17

* 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2012AA100906)

作者简介: 李长勇, 博士生, 主要从事机器视觉和智能控制研究, E-mail: LLCYong@126.com

通讯作者: 曹其新, 教授, 博士生导师, 主要从事机器视觉和机器人研究, E-mail: qxcao@sjtu.edu.cn

行描述。国内外学者对此有诸多研究,Ding等^[1]通过比较被测苹果和无损伤普通苹果的形状建立了一种苹果形状特征提取方法;Heinemann等^[2]提出了一种基于三阶距的苹果形状分类方法;Tao等^[3]运用傅里叶变换技术对马铃薯形状进行分级;Suranjan^[4]分别运用分形和不变矩方法对玉米胚质的形状进行分类;Laykin等^[5]利用傅里叶变换提取西红柿圆度特征;Yasuo等^[6]用长、宽、面积和弯曲度4个因子作为茄子形状分类特征;Abdullah等^[7]利用基于半径序列的傅里叶描述子对阳桃形状进行了分析;Shahin等^[8]用边缘的圆度(或边缘曲率)和圆胖度(直径与高度比)2个量来描述扁豆的形状;王永红等^[9]结合神经网络理论和图像处理技术,提出了一种适用于长型瓜果的形状判别算法;应义斌^[10]用傅里叶描述子对梨的形状进行分类。

以上这些方法都是从二维的角度对蔬果的形状进行特征描述和提取的研究,是一种所见即所得的方式。然而蔬果是一种三维不规则生物体,在某一投影方向上轮廓形状相似的蔬果,它们的体态形状不一定也是相似的。所以在蔬果的分级中,能利用的蔬果的形状信息越多,所提取的形状特征就越能表示真实的蔬果体特征,蔬果的分级精度也就越高。随着计算机运算速度的大幅提升和三维机器视觉技术的发展,蔬果三维数据的实时获取已经可以实现。本文从三维空间的角度以番茄作为案例提出一种基于蔬果深度信息的形状特征描述和提取方法。

1 原理

1.1 基于 OHTA 颜色空间的图像分割

在对番茄进行形状分析前必须将番茄与图像背景区分开,本文采用 OHTA 颜色模型^[11]来进行图像分割,OHTA 与 RGB 颜色空间的转换公式为

$$\begin{cases} I_1 = (R + G + B) / 3 \\ I_2 = (R - B) / 2 \\ I_3 = (2G - R - B) / 4 \end{cases} \quad (1)$$

式中 R, G, B ——RGB 模型颜色通道

I_1, I_2, I_3 ——OHTA 模型颜色通道

将 RGB 图像分别转换为 I_1, I_2 和 I_3 3 个通道的图像并进行分割实验,结果表明在 I_2 通道中蔬果图像和背景之间的差别比较明显。因此本文选用 I_2 通道数据进行图像分割。分割过程为

$$G_k(u, v) = \begin{cases} G_k(u, v) & (T \leq I_2(u, v)) \\ 255 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (2)$$

$k \in \{R, G, B\}$

式中 $G_k(u, v)$ ——图像中像素点 (u, v) 处的各颜

色分量的灰度

$I_2(u, v)$ ——图像中像素点 (u, v) 在 OHTA 颜色空间中的 I_2 值

T ——分割阈值

若图像坐标为 (u, v) 像素点的 I_2 值大于阈值,则表明该点属于蔬果,原颜色值不变;若 I_2 小于阈值,则表明该点属于背景,将该点设置为白点。从而将蔬果与背景分割开,分割效果如图 1 所示。

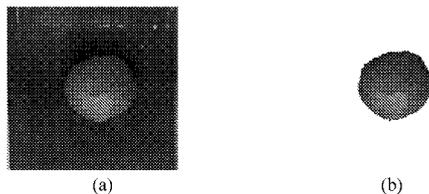


图 1 基于 OHTA 颜色空间的图像分割结果

Fig. 1 Segmentation result based on OHTA color space

(a) 原始图像 (b) 分割后结果

1.2 基于深度图像的形状特征提取

对物体形状特征的描述主要有两类:基于轮廓的形状描述和基于区域的形状描述。基于轮廓的形状描述主要有傅里叶描述子、小波描述子和曲率尺度空间描述子等。基于区域的形状描述子主要有几何矩、球面描述子及通用傅里叶描述子等。由于基于轮廓的形状描述子只考虑了物体形状的边界信息而丢失了形状的内部信息,所以分类精度不高并且对噪音的去除、物体的分割和边界的连续性等要求更苛刻。基于区域的形状描述子利用该形状区域的所有像素信息来提取形状特征,因此区域形状描述子对物体的形状描述要比基于轮廓的形状描述更精确。

1.2.1 通用傅里叶描述子

通用傅里叶描述子(generic Fourier descriptor, 简称 GFD)^[12]是目前基于区域的形状描述子中最为有效的描述子之一,能够有效地描述物体周向和径向形状信息,通用傅里叶描述子是先对物体图像进行极坐标采样,将采样的信息重新绘制在笛卡尔直角坐标下,再对该直角坐标下的图像作傅里叶变换。对蔬果形状图像 $f(x, y)$ 的极坐标傅里叶变换为

$$P(\rho, \phi) = \sum_r \sum_i f(r, \theta_i) \exp\left(j2\pi\left(\frac{r}{R} + \frac{2\pi i}{T_a}\phi\right)\right) \quad (0 \leq r < R, 0 \leq i < T) \quad (3)$$

其中 $r = [(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2]^{1/2}$

$$\theta_i = 2\pi i / T$$

$$x_c = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N xf(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)} \quad y_c = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N yf(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)}$$

式中 R ——半径分辨率

T_a ——角度分辨率

ρ ——半径频率 ϕ ——角度频率
 r ——极半径 θ ——极角
 (x_c, y_c) ——形状质心
 $f(x, y)$ ——图像灰度

P 系数具有平移不变性,为获得尺度和旋转不变性,需要对其进行正则化,由正则化后的 P 系数组成通用傅里叶描述子,即

$$G = \left\{ \frac{|P(0,0)|}{a_{\max}}, \frac{|P(0,1)|}{|P(0,0)|}, \dots, \frac{|P(0,n)|}{|P(0,0)|}, \dots, \frac{|P(m,0)|}{|P(0,0)|}, \dots, \frac{|P(m,n)|}{|P(0,0)|} \right\} \quad (4)$$

式中 a_{\max} ——极坐标采样时形状所占的最大圆的面积
 m ——半径采样数目
 n ——角度采样数目

1.2.2 基于深度图像的番茄形状特征提取

通常番茄的最大横截面出现在番茄花萼到果梗长度的 3/5 至 4/5 之间,番茄的形状变化主要出现在番茄花萼到最大横截面这一段,这一段的三维数据包含了番茄的最主要体态特征,通过对三维数据的分析,就可以得出番茄的形状特征。在本文所采用的番茄分级系统中,番茄是被放在传送带上进行传送的,番茄的果梗端与传送带接触,花萼端向上并正对三维视觉检测设备,通过该三维检测设备就可以得到番茄的最大投影横截面到花萼处的三维形状信息。

通过前述的基于 OHTA 颜色空间的图像分割算法将番茄与背景区分开,根据图像的分割结果从由三维实时成像设备所获取的点云数据中分割出番茄部分的三维数据。

为了使所提取的番茄形状特征具有可比性,需要在番茄形状特征提取以前,对番茄的深度信息进行尺度归一化处理,即

$$d_2(u, v) = d_1(u, v) / d(u, v)_{\max} \quad (5)$$

式中 $d_1(u, v)$ ——番茄的原始深度
 $d_2(u, v)$ ——经过深度尺寸归一化后番茄各点的深度

$d(u, v)_{\max}$ ——番茄点云数据中深度最大值

图 2 由上至下依次为正常果形、轻度畸变和严重畸变的番茄深度图。将尺度归一化后的番茄深度信息数据和二维平面图像相结合得到番茄的深度图,通过式(4)获得番茄的质心,并对番茄深度图进行极坐标采样,由直角坐标转换为极坐标,然后对该深度图像进行二维傅里叶变换,得到一系列傅里叶变换的系数,这些系数构成了能代表番茄体态特征的基于深度信息的通用傅里叶形状描述子

(DGFD),不仅包含了番茄横截面(垂直于检测相机光轴的番茄截面)的轮廓形状信息,同时也包含了番茄沿检测相机光轴方向的深度形状信息。由于包含了番茄体的空间三维信息,所以基于深度信息的通用傅里叶形状描述子可以表征番茄的体态特征,同时其对于图像的缩放、平移、旋转等变化不敏感,具有一定的视觉不变性和较高的鲁棒性。本文取 4 个半径频率和 9 个角度频率共 36 个系数组成通用傅里叶描述子用以代表番茄的形状。

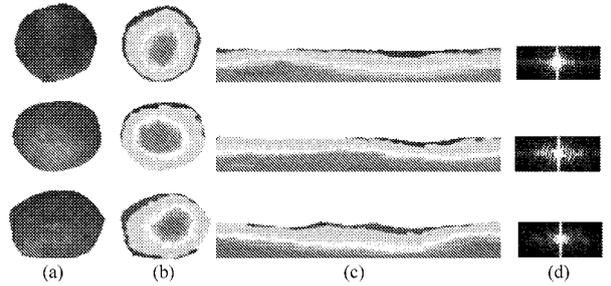


图 2 基于深度图像的 GFD 形状算子提取过程
 Fig.2 GFD shape feature extraction process based on depth image

(a) 原图 (b) 深度图 (c) 极坐标深度图 (d) 频谱图

2 实验

在番茄分级时,先计算待检测番茄与标准模板库中各等级番茄的相似度,然后根据相似度将被检测番茄分到具有最大相似度的类中。相似度计算式为

$$D_{q,t} = \left[\sum_{k=0}^{L-1} (h_q(k) - h_t(k))^2 \right]^{1/2} \quad (6)$$

式中 $h_q(k)$ ——待检测番茄的形状算子系数
 $h_t(k)$ ——标准样本库中各等级番茄的形状算子系数

L ——形状算子系数的个数

$D_{q,t}$ 值越小,两者相似度越大。

选取新鲜番茄 100 个,包括正常果形 30 个、轻度畸形 40 个和严重畸形 30 个。分别采用包含深度信息和不包含深度信息的番茄图像进行傅里叶变换,得到相应的分类结果如表 1、2 所示。

表 1 基于深度图像的 GFD 分类结果

Tab.1 Shape classification results by GFD with depth information

样品属类	正常果形/个	轻度畸形/个	严重畸形/个	正确率/%
正常果形	28	2	0	93.3
轻度畸形	1	37	2	92.5
严重畸形	0	1	29	96.7

从实验结果中可以看出,基于深度信息的通用傅里叶形状描述子比不包含深度信息的通用傅里叶形状描述子分类更准确。

表2 不含深度信息的GFD分类结果

Tab.2 Shape classification results by GFD without depth information

样品属类	正常果形/个	轻度畸形/个	严重畸形/个	正确率/%
正常果形	22	8	0	73.3
轻度畸形	10	25	5	62.5
严重畸形	0	6	24	80.0

3 结论

(1)提出了一种基于深度图像的蔬果形状特征

描述方法,该形状描述子不仅能对番茄横向投影平面的轮廓形状进行有效描述,而且对番茄在深度方向的形状变化信息有很好地描述,该形状描述子同时具有平移、旋转和尺度变换不变性。

(2)在番茄分级中通过使用该方法可以获得很高的分级精度,对正常果形、轻度畸形和严重畸形的番茄分类正确率分别为93.3%、92.5%和96.7%。

(3)基于蔬果深度信息的图像形状特征比不包含深度信息的形状特征更能反映蔬果的真实体态形状特征,分级精度更高。

参 考 文 献

- Ding K, Gunasekaran S. Shape feature extraction and classification of food material using computer vision system[J]. Transactions of the ASAE,1994,37(5):1 537 ~ 1 545.
- Heinemann P H, Varghese Z A, Morrow C T, et al. Machine vision inspection of 'Golden Delicious' apples[J]. Applied Engineering in Agriculture, 1995,11(6):901 ~ 906.
- Tao Y, Morrow C T, Heinemann P H, et al. Fourier-based separation technique for shape grading of potatoes using machine vision[J]. Transactions of the ASAE,1995,38(3):949 ~ 957.
- Suranjan Panigrahi, Manjit K Misra, Stephen Willson. Evaluation of fractal geometry and invariant moment for shape classification of corn germplasm[J]. Compute and Electronics in Agriculture,1998,20(11):1 ~ 20.
- Laykin S, Alchanatis V, Fallik E, et al. Image-processing algorithm for tomato classifications[J]. Transactions of the ASAE, 2002,45(3):851 ~ 858.
- Yasuo Saito, Toshiharu Hatanaka, Katsuji Uosaki, et al. Neural network application to eggplant classification [C] // Proceedings of the 7th International Congerence on Knowledg-based Intelligent Information and Engineering Systems, KES 2003, LNAI 2774,2003: 933 ~ 940.
- Abdullah M Z, Fathinul A S, Mohd-Azemi B M N. Automated inspection system for colour and shape grading of starfruit using machine vision sensor[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2005,27(2):65 ~ 87.
- Shahin M A, Symons S J, Schepael L V, et al. Three dimensional seed shape and size measurement with orthogonal camerals [C] // 2006 ASABE Annual Meeting, Paper No. 063079,2006.
- 王红永,曹其新,刘文秀,等.基于神经网络的黄瓜等级判别[J].农业机械学报,1999,30(6):83 ~ 87.
Wang Hongyong, Cao Qixin, Liu Wenxiu, et al. Neural network based on cucumber graded judgement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1999, 30(6): 83 ~ 87. (in Chinese)
- 应义斌.水果形状的傅里叶描述子研究[J].生物数学学报,2001,16(2):234 ~ 240.
Ying Yibin. Fourier descriptor of fruit shape[J]. Journal of Biomathematics,2001,16(2):234 ~ 240. (in Chinese)
- Ohta Y, Kanade T T, Sakai T. Color information for region segmentation[J]. Computer Graphics and Image Processing 1980,13(3):222 ~ 241.
- Zhang D S, Lu G J. Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor [J]. Signal Processing: Image Communication,2002,17(10):825 ~ 848.