

基于粒子滤波的苹果采摘机器人目标姿态估算*

周俊 张高阳 刘锐 金月

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

【摘要】 针对苹果采摘机器人中果实姿态信息缺失造成果实损伤及采摘失败等问题,根据苹果尾部花萼遗迹区域是否可见分析了果实姿态信息机器视觉测量方法,研究了果实姿态信息的粒子滤波估计。将单目摄像机固定在机器人末端手爪上,在手爪趋近果实的采摘过程中,随机采集多帧果实图像。对每帧图像运用惯性主轴或重心点偏移两种方法计算果实在机器人坐标系下的姿态向量值,并通过粒子滤波融合来得到果实姿态信息的最优估计。实验结果表明,粒子滤波方法可以有效地融合多帧图像的苹果姿态信息,能够减小因依靠单帧图像直接测量而产生的误差。

关键词: 苹果 采摘 农业机器人 姿态估计 粒子滤波

中图分类号: TP242.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2011)03-0161-05

Apple Attitude Estimation Based on Particle Filter for Harvesting Robot

Zhou Jun Zhang Gaoyang Liu Rui Jin Yue

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract

In view of harvesting damages and failures caused by the absence of attitude information in the current apple harvesting robot, the method of measuring apple attitude was put forward with the machine vision, and the optimal estimation of apple attitude was carried out based on the particle filter in real time. A camera was fixed on the robotic gripper, in the process of picking the camera vision field was controlled to cover the expected fruit target, and a series of apple images were sampled randomly. The algorithms of the inertial axis and the center offset were applied to calculate the apple attitude at the robotic coordinate according to the each apple image. Finally, the attitude data extracted from many apple images was fused with the particle filter, and the optimal estimation of the apple attitude was obtained. The experimental results showed that the multiple information of apple attitude was fused successfully, and the measurement error of apple attitude was decreased effectively.

Key words Apple, Harvesting, Agricultural robot, Attitude estimation, Particle filter

引言

水果采摘作业是水果生产过程中的一个重要环节,作业的质量直接影响水果后续的贮存、加工和销售,因此研究水果采摘机器人技术非常必要^[1]。人在操作物体对象时一般要兼顾目标位置和姿态信息而后选择适当的抓取方式。但是,目前在多数的果实采摘机器人研究中,往往只考虑了果实目标的位置信息,而忽略其姿态信息的计算^[2-3]。这样在采

摘过程中,机器人手爪只能按固定的姿态接近果实,由于不能适应果实生长的不同姿态,必然会对果树或果实造成较大的损伤^[4]。

为此,本文首先简要分析苹果姿态信息的机器视觉测量方法,然后利用机器人手爪在接近果实的采摘过程中采集到的多帧图像,详细研究应用粒子滤波来融合各单帧图像中计算出的果实姿态数据,以减小单帧图像直接测量误差,提高自然场景下果实姿态测量的精度。

收稿日期: 2010-04-12 修回日期: 2010-09-13

* 国家自然科学基金资助项目(31071325)和中国农业大学、南京农业大学青年教师开放科研基金资助项目(NC2008008)

作者简介: 周俊,副教授,博士,主要从事农业机器人、机器视觉与模式识别研究, E-mail: zhoujun@njau.edu.cn

1 苹果姿态描述

水果采摘机器人实验平台如图1所示,固定在末端手爪上的单目摄像机构成 Eye-in-hand 型视觉伺服系统。机器人坐标系固定在机器人底座上,末端手爪坐标系与机器人坐标系之间存在平移和旋转,可以根据机器人结构参数求出。摄像机坐标系为 z 轴与光轴重合的右手系,与末端手爪坐标系之间只存在平移,没有任何角度的旋转。因此,根据这3个坐标系间的相互关系,可以把摄像机坐标系中求出的果实姿态值转换成在机器人坐标系中表达。

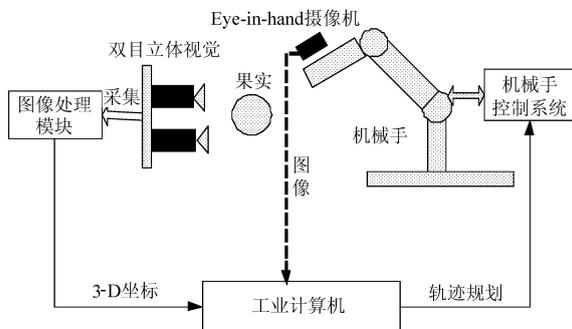


图1 采摘机器人系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of fruit harvesting robot

古辉等^[5]按自然垂直生长和偏斜下垂生长两类情况分析果实采摘点。对于苹果来说,在这两种生长状态下,苹果果轴近似与摄像机坐标系的 $x-y$ 平面平行,果实尾部的花萼遗迹特征不可见,把它们都归为第一类典型的苹果生长状态,利用常见的求取果实图像惯性主轴方法来计算苹果的姿态值。另一类苹果常见的生长状态是其尾部花萼遗迹特征明显可见,这样可以根据花萼遗迹特征中心与苹果图像重心的偏移程度来获取果实的姿态值。当然,由于实际果实生长状态千变万化,这种简化的分类处理难免会引入部分测量误差,后文的实验结果也有所体现,但即使这种包含误差的姿态信息,对进一步引导机器人寻找更加合适的果实姿态测量视角以及后续的采摘过程优化都具有明显的意义。两种常见的苹果生长状态如图2所示。



图2 两类常见的苹果生长状态

Fig. 2 Two typical growing attitudes of apple

对于第一类苹果生长状态,在求出苹果图像区域的惯性主轴后,与该惯性主轴垂直的方向即苹果

果轴的方向。则当果实图像惯性主轴与图像平面水平方向的夹角为 α 时,摄像机坐标系下的苹果姿态向量计算公式为

$$q_c = \begin{cases} \begin{bmatrix} \alpha \\ 90 + \alpha \\ 90 \end{bmatrix} & (\alpha > 0) \\ \begin{bmatrix} -\alpha \\ 90 + \alpha \\ 90 \end{bmatrix} & (\alpha \leq 0) \end{cases} \quad (1)$$

式中,姿态向量 q_c 的3个分量分别是苹果果轴与摄像机坐标系的3个夹角。

对于第二类生长状态,苹果尾部花萼遗迹特征可见,这时,首先在图像空间中分别分割出苹果果实区域和花萼遗迹区域,计算这两个区域各自的重心,然后根据两个重心之间的偏移量并借助余弦定理来求取果轴在摄像机坐标系中的姿态向量,即

$$q_c = \begin{bmatrix} \arccos\left(\frac{(\Delta X)^2 + L^2 - (\Delta Z)^2 - (\Delta Y)^2}{2\Delta XL}\right) \\ \arccos\left(\frac{(\Delta Y)^2 + L^2 - (\Delta Z)^2 - (\Delta X)^2}{2\Delta YL}\right) \\ \arccos\left(\frac{(\Delta Z)^2 + L^2 - (\Delta X)^2 - (\Delta Y)^2}{2\Delta ZL}\right) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $(\Delta Z)^2 = L^2 - (\Delta X)^2 - (\Delta Y)^2$, ΔX 为两个重心点在图像空间的上下偏差, ΔY 为两个重心点在图像空间的水平偏差, L 为苹果果轴长度的一半。可见,当两个重心重合的时候,苹果的果轴即与摄像机坐标系的 z 轴平行。由于苹果的尺度相对较小,苹果图像大小与其实际尺寸之间具有各处近似相同的比例关系,这些参数的计算单位直接用像素来表示。

在得到苹果在摄像机坐标系中的姿态向量值后,再由机器人结构参数可以容易得到摄像机坐标系与机器人坐标系之间的转换矩阵,从而解出苹果目标在机器人坐标系中的姿态表示。

2 粒子滤波

粒子滤波通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,适用于任何能用状态空间模型表示的线性系统,以及传统卡尔曼滤波无法表示的非线性系统,精度可以逼近最优估计。其基本思想是利用一组简单随机样本,以及基于这些样本的估算来表示后验概率密度。当样本数非常大时,这种估计将等同于后验概率密度,从而实现递推形式的贝叶斯估计^[6-7]。粒子滤波的系统方程为

$$X_k = f_k(X_{k-1}, U_k, E_k) \quad (3)$$

观测方程为

$$Y_k = h_k(X_k, V_k) \quad (4)$$

其中 X_k 为系统 k 时刻的状态值, Y_k 为系统 k 时刻的

观测值, E_k 和 V_k 分别为相互独立的系统噪声和测量噪声, 其统计特性已知, U_k 是系统输入, $f_k(\cdot)$ 和 $h_k(\cdot)$ 为有界映射函数。

粒子滤波要循环进行时间更新和测量更新。在时间更新阶段, 从一个已知的、易于采样的建议分布 $p(X_k | X_{0:k-1}, Y_{1:k})$ 中采样生成 N 个粒子集, 常用的建议分布为状态转移概率, 即

$$p(X_k | X_{0:k-1}, Y_{1:k}) = p(X_k | X_{k-1}) \quad (5)$$

其中, 当 $k=0$ 时, 根据先验分布 $p(X_0)$, 采样 N 个初始粒子集 $\{X_0^i\}_{i=1,2,\dots,N} \sim p(X_0)$ 。

在测量更新阶段, 可以假设系统状态转移是一个马尔可夫过程且观测独立于状态, 结合式(5)中的建议分布, 得到的粒子重要性加权递归计算表达式为

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(Y_k | X_k^i) \quad (6)$$

即重要性加权与似然概率密度呈正比, 归一化的重要性加权计算公式为

$$\tilde{w}_k^i = w_k^i \left(\sum_{i=1}^N w_k^i \right)^{-1} \quad (7)$$

后验概率的状态估计一般可以采用两种准则。一是最大后验准则, 即以得到最大权值的粒子的状态为最终后验概率的表示形式。这种准则很直观, 即最相似的就是可能性最大的。二是加权准则, 即各粒子根据自身权值大小决定其在后验概率中所占的比例。加权准则更能体现粒子滤波方法的优越性, 由众多粒子根据各自重要性来综合决定最终结果, 最相似的占有最大的比例。这里采用后者进行状态估计, 即

$$\tilde{X}_k = \sum_{i=1}^N X_k^i \tilde{w}_k^i \quad (8)$$

随着新的测量不断进行, 此状态估计值也越来越接近真实值。

3 苹果姿态粒子滤波估计

在基于粒子滤波的果实姿态估计中, 把单目摄像机固定在机器人末端手爪上, 在趋近果实采摘过程中, 采集果实目标的多帧图像, 运用上文描述的方法根据每帧图像计算果实的姿态信息, 再运用粒子滤波对这些姿态信息加以融合, 进而实现果实姿态的最优估算, 以避免单帧图像特征提取所带来的较大误差。

为了计算方便, 首先把机器人坐标系下的果实姿态表示为以机器人坐标系原点为起点的姿态向量, 此向量与机器人坐标系各个坐标轴的夹角即是果实姿态的准确描述。设 O 是机器人坐标系原点, P 是此向量的另一端点, 向量长度选为 100 cm。则

$$P_k = [x_k \quad y_k \quad z_k]^T \quad (9)$$

式中 x_k, y_k, z_k 为 k 时刻 P 点在机器人坐标系的坐标值, P_k 为目标在 k 时刻的状态。

由于在某个果实采摘过程中, 机器人和目标果实之间的相对位置关系不变, 所以粒子滤波系统方程可表示为

$$P_{k+1} = P_k + E_k \quad (10)$$

其中 E_k 为系统高斯噪声。该系统方程表明新的系统状态为前一次系统状态估计量上叠加一个高斯白噪声, 在每次时间更新阶段据此可生成新的粒子集。

各个粒子进行传播后可以对其进行观测, 也就是观察每个粒子所代表的目标可能状态和目标测量状态之间的相似程度, 接近目标测量状态的粒子赋予较大的权值, 反之权值较小。这里对每个粒子用距离作为衡量相似度的工具, 距离定义为

$$d_k^i = \begin{bmatrix} d_x \\ d_y \\ d_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k^i - x'_k \\ y_k^i - y'_k \\ z_k^i - z'_k \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, x'_k, y'_k 和 z'_k 表示根据 k 时刻采集的果实图像计算出的果实姿态向量端点坐标。 x_k^i, y_k^i 和 z_k^i 是 k 时刻粒子集中第 i 个粒子向量的 3 个分量。则似然概率密度函数可以定义为

$$p(Y_k | X_k^i) = \exp \left(-\frac{1}{2\sigma^2} |d_k^i|^2 \right) \quad (12)$$

其中, σ 为常数。由于粒子滤波中对果实姿态向量的 3 个坐标分量分别计算, 所以式中 d_k^i 在计算不同的坐标分量时分别表示相应的 d_x, d_y 和 d_z 。

这样, 当根据采集到新图像并计算出果实姿态值后, 应用式(6)~(8)就可以输出果实姿态向量的近似最优估计, 即

$$P_k = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i \\ \sum_{i=1}^N w_k^i y_k^i \\ \sum_{i=1}^N w_k^i z_k^i \end{bmatrix} \quad (13)$$

在得到姿态向量端点坐标值后, 容易转换成与机器人各坐标轴的夹角, 获得果实姿态在机器人坐标系中的表达, 是后续采摘优化的基础信息。

4 实验结果

自制的水果采摘机器人实验平台原理如图 1 所示, 以其来检验本文方法有效性。在趋近果实目标进行采摘过程中, 果实处于摄像机视野范围内时, 随机选取一系列位置点采集图像, 并记录下采集点处

摄像机的位姿数据。按照上文中分析的两类常见的苹果生长状态设计了两组实验。粒子集中粒子数选为200,以采集的第一幅图像测量出的果实姿态作为初始值生成籽粒集,各粒子的重要性权值初始化为1/200。

第一组实验中,苹果自然下垂,其尾部花萼遗迹部分不可见,果轴近似与地面垂直,结合图1中机器人坐标系的定义,可以容易知道果实在机器人坐标系中的实际姿态向量 $q_r = [90 \quad 90 \quad 0]^T$ 。当机器

人末端手爪以近似水平姿态趋近果实进行采摘时,随机采集了6帧图像,同时保存图像采集点像机的位姿信息。按照前述方法计算每帧图像中果实在机器人坐标系中的姿态,并用粒子滤波递推地进行果实姿态的最优估计。姿态信息的直接测量数据与粒子滤波最优估计值之间的对比情况如表1和图3所示。最终果实在机器人坐标系下的姿态粒子滤波估计值 $q_r = [85.53 \quad 79.61 \quad 11.61]^T$,误差值分别为 4.47° 、 10.39° 和 11.61° 。

表1 第一组实验数据

Tab.1 Experimental results of the first group

实验序号	单目摄像机位置/mm			单目摄像机姿态/(°)			果实在摄像机坐标			果实在机器人坐标			果实在机器人坐标		
	P_x	P_y	P_z	R_x	R_y	R_z	系中姿态值/(°)			系中姿态值/(°)			系中姿态估计值/(°)		
1	588.019	-206.219	704.715	-101.51	-59.24	-22.78	44	134	90	83	77	15	83.00	77.00	15.00
2	640.297	-82.079	706.010	-101.51	-60.87	-25.26	45	135	90	80	76	18	82.67	76.83	15.01
3	670.240	0.269	688.356	-133.63	-80.39	-5.63	20	110	90	87	76	15	83.45	76.64	15.52
4	641.176	429.229	643.852	-112.37	-78.03	-34.74	16	106	90	89	83	7	84.97	77.98	13.02
5	709.479	441.872	663.499	-152.50	-81.79	4.63	10	100	90	86	81	10	85.31	78.68	12.47
6	848.385	547.522	581.369	-90.03	-86.52	-58.91	11	101	90	86	83	8	85.53	79.61	11.61

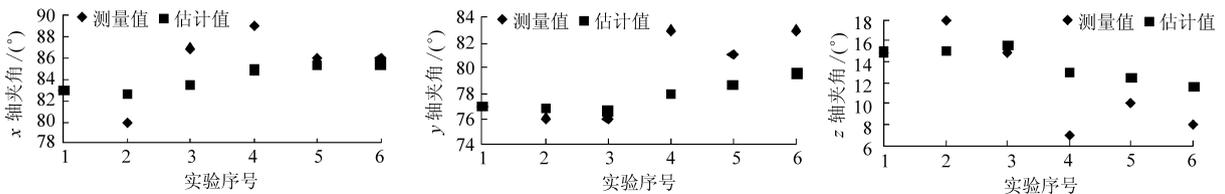


图3 测量值与估计值

Fig.3 Measured value and estimated value

第二组实验中,为了获得苹果的实际姿态值,把苹果固定在一云台上,让其尾部花萼遗迹部分可见,然后根据云台参数可以计算出苹果目标在机器人坐标系中的实际姿态向量 $q_r = [47 \quad 47 \quad 76]^T$ 。按照第一组实验的类似过程进行实验,但只采集了5帧图像,最后结果如表2和图4所示。可见,根据多帧图像得到的机器人坐标系下果实姿态的最优估计值 $q_r = [42.51 \quad 50.70 \quad 76.07]^T$,误差值分别为

4.49° 、 3.70° 和 0.07° 。

由这两组实验数据可以明显看出,姿态信息的粒子滤波估计值相对单帧直接测量结果更加准确。当然,滤波后的结果仍然存在误差,这不仅包括果实姿态计算方法中蕴含的系统误差,而且也包含了光照、果实颜色差异等引起的图像分割随机误差。其中,第一组实验结果误差较大,主要是苹果图像近似圆形的特点导致惯性主轴计算值误差较大,其次测

表2 第二组实验数据

Tab.2 Experimental results of the second group

实验序号	单目摄像机位置/mm			单目摄像机姿态/(°)			果实在摄像机坐标			果实在机器人坐标			果实在机器人坐标		
	P_x	P_y	P_z	R_x	R_y	R_z	系中姿态值/(°)			系中姿态值/(°)			系中姿态估计值/(°)		
1	855.112	-85.007	524.085	93.23	-32.28	148.97	94	66	24	44	50	75	44.00	50.00	75.04
2	850.742	51.694	524.085	105.27	-72.62	132.94	72	71	26	44	51	72	44.19	49.85	74.70
3	872.553	269.395	482.367	97.34	-49.51	131.05	80	74	19	40	53	77	43.36	50.48	74.99
4	990.887	394.933	444.012	94.21	-58.22	133.73	81	78	15	43	49	78	43.31	50.15	75.76
5	937.104	542.906	435.750	93.14	-86.23	118.04	76	98	16	40	53	77	42.51	50.70	76.07

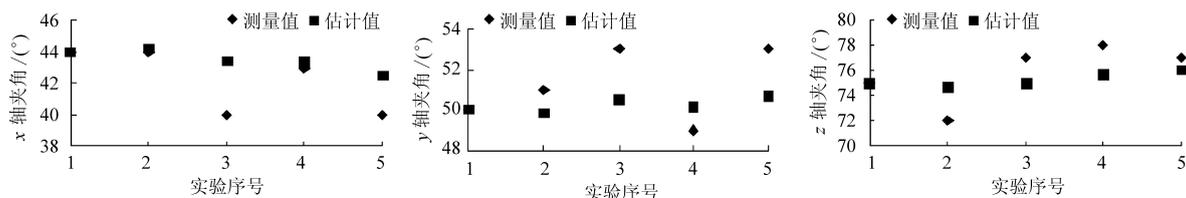


图4 测量值与估计值

Fig.4 Measured value and estimated value

量方法中假定果实果轴与摄像机坐标系 $x-y$ 平面平行也与果实实际状态存在差异,这在后续的研究中将结合多视角图像融合来加以改进。

5 结束语

本文首先分析了两种苹果姿态信息机器视觉测量方法,然后研究了运用粒子滤波来融合采摘过程中采集的多帧图像信息,实现了苹果姿态信息的实

时估计。实验结果表明,该方法可以有效地减小果实姿态信息单帧图像直接测量的误差。然而,在第一类果实生长状态假设条件下,由于苹果图像惯性主轴计算值的不稳定以及假设前提难以很好满足的共同影响,测量误差比较大,有待继续深入研究。但是这样得到的果实姿态信息可以为后续的采摘过程优化提供条件,也可用来规划更加适宜的视角来测量果实的姿态。

参 考 文 献

- 宋健,张铁中,徐丽明,等. 果蔬采摘机器人研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2006, 37(5): 158~162.
Song Jian, Zhang Tiezhong, Xu Liming, et al. Research actuality and prospect of picking robot for fruits and vegetables[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(5): 158~162. (in Chinese)
- 刘兆祥,刘刚,乔军. 苹果采摘机器人三维视觉传感器设计[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 171~175.
Liu Zhaoxiang, Liu Gang, Qiao Jun. Development of a 3-dimension vision sensor in apple harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 171~175. (in Chinese)
- 蒋焕煜,彭永石,应义斌. 双目立体视觉技术在果蔬采摘机器人中的应用[J]. 江苏大学学报:自然科学版, 2008, 29(5): 377~380.
Jiang Huanyu, Peng Yongshi, Ying Yibin. Binocular stereo vision applied to harvesting robot [J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2008, 29(5): 377~380. (in Chinese)
- Johan Baeten, Kevin Donne. Autonomous fruit picking machine; a robotic apple harvester[M] // Christain Laugier, Roland Siegwart. Field and service robotics, springer tracts in advanced robotics, 2008: 531~539.
- 古辉,芦亚亚,丁维龙,等. 自然场景下果实目标的识别和定位[J]. 浙江工业大学学报, 2007, 35(3): 267~273.
Gu Hui, Lu Yaya, Ding Weilong, et al. The recognizing and locating method for fruit objects under nature scenes [J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2007, 35(3): 267~273. (in Chinese)
- Jeihun Lee, Seung-Min Baek, Changhyun Choi, et al. Particle filter based robust recognition and pose estimation of 3D objects in a sequence of images [M] // Sukhan Lee, Hong Suh, Mun Sang Kim. Recent progress in robotics: viable robotic service to human, lecture notes in control and information sciences, 2008: 241~253.
- 姜雪原,马广富,胡庆雷. 基于 Marginalized 粒子滤波的卫星姿态估计算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(1): 39~44.
Jiang Xueyuan, Ma Guangfu, Hu Qinglei. Satellite attitude estimation based on Marginalized particle filter [J]. Control and Decision, 2007, 22(1): 39~44. (in Chinese)
- 陈玉,赵德安. 基于 LBM 的苹果采摘机器人视觉图像自动修复算法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(11): 153~157, 162.
Chen Yu, Zhao Dean. Automatic image inpainting algorithm for apple harvesting robot's vision system based on LBM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(11): 153~157, 162. (in Chinese)
- 司永胜,乔军,刘刚,等. 苹果采摘机器人果实识别与定位方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(9): 148~153.
Si Yongsheng, Qiao Jun, Liu Gang, et al. Recognition and location of fruits for apple harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(9): 148~153. (in Chinese)