

基于计算机视觉的玉米果穗三维重建方法*

王传宇 郭新宇 吴 升 肖伯祥 杜建军

(北京农业信息技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 提出了一种快速、准确、自动化的基于计算机视觉的玉米果穗三维重建方法。以一定角度间隔旋转果穗获取各视角下的图像,通过双目立体视觉技术重建各视角下的玉米果穗表面点云,计算重投影误差去除点云中的外点,寻找两相邻图像的对应匹配点,并由匹配点确定果穗表面点云中三维配准点的集合,计算两相邻视角下配准点的旋转矩阵与平移向量,采用 RANSAC 方法检验配准模型的一致性。依次对各视角下的点云配准拼接获得整个果穗表面点云,进行冗余点去除、网格简化、纹理贴图等后处理,获得最终果穗三维造型。实验结果表明:重建模型的体积与实测值不存在显著性差异,所述方法能够满足玉米果穗三维重建的需求。

关键词: 玉米果穗 三维重建 双目立体视觉 3D 匹配 SIFT 算法 RANSAC 算法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)09-0274-06

引言

果穗是玉米产量的构成器官,其外在形态能够表征不同品种类型不同栽培措施条件下的产量变化。因此,寻找一种快速、准确、简便的方法记录、再现、观察玉米果穗有重要意义。如果能够在三维空间内获得玉米果穗表面点的三维坐标并进行可视化输出和三维测量,将为计算机考察果穗形态带来极大的便利。广义的植物三维建模与三维可视化大体可分为以下3种方法:①基于参数模型,即通过观察测量大量实验数据,提炼数据中包含的主要规律与趋势,采用数学模型对这种规律与趋势进行描述^[1-2]。②基于三维数字化仪,即使用传感器将物体点的三维坐标转化为声、光、电等信号,再通过后端的硬件设备解调信号还原物体点的空间位置^[3-6]。③基于图像,即拍摄物体多幅图像序列,通过图像序列中包含的物体约束关系解算物体的三维坐标^[7-12]。基于图像的三维重建(Image based modeling)具有无损、非接触、信息通量高等优点,虽然其重建精度易受到图像获取条件与摄像机模型等因素的影响,但随着光束平差等后期处理方法的发展,重建精度已有很大的提升。

基于多角度图像的三维重建方法是根据图像序列之间的约束关系建立物体点三维坐标、摄像机参

数、图像匹配点之间的大型非线性系统,对该系统进行迭代求解时需要较大的计算量。特别是玉米果穗,其直径较小表面曲率较大,需要拍摄的图像数量较多,在计算时间上很难满足大量玉米果穗三维重建的需求。双目立体视觉技术中两摄像机位置相对固定,相机的内外参数经过事先标定,计算过程得到简化,本文采用双目立体视觉系统,以图像方法重建玉米果穗三维造型并进行可视化输出,并对果穗三维形态进行测量比较。

1 系统的软硬件组成

系统由镜头、图像传感器、数据传输卡、计算机、旋转测定台、支架和采集分析软件组成,硬件具体型号参数如下:镜头 PENTAX 8.5 mm f/1.5 定焦镜头;图像传感器 MVC1000SAM - GE30ST 双目摄像机,分辨率 1 280 像素 × 1 024 像素,24 帧/s;数据传输卡 Intel 1 000 Mb 以太网卡;计算机主频 2.4 GHz 内存 2 GB,软件由 Visual C + + . Net 2003 开发环境编写。系统组成结构示意图如图 1 所示。

软件系统的算法流程如图 2 所示。

2 图像获取与预处理

将果穗垂直固定在旋转测定台上,以固定角度使其旋转并同步触发采集卡获得这个角度的一对图

收稿日期: 2013-08-02 修回日期: 2013-09-27

* “十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAD35B01)、农业部行业科技计划资助项目(201203026)和北京市农林科学院自主创新专项资助项目(KJCX201104011)

作者简介: 王传宇,助理研究员,博士,主要从事基于图像的作物长势监测研究,E-mail: worchin@126.com

通讯作者: 郭新宇,研究员,博士生导师,主要从事数字植物研究,E-mail: guoxy@nercita.org.cn

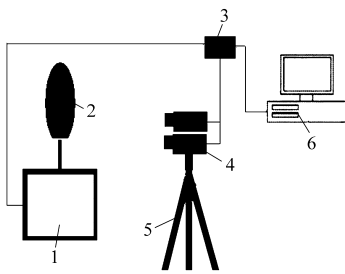


图1 系统组成结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of hardware configurations

1. 旋转测定台 2. 玉米果穗 3. 图像采集卡 4. 双目摄像机
5. 支架 6. 计算机

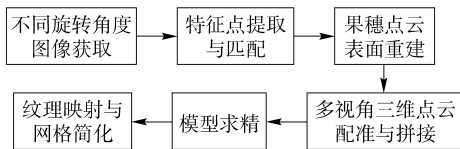


图2 果穗三维重建流程图

Fig. 2 Flowchart of maize ear 3D reconstruction

像,重复测量直到果穗旋转一周为止。果穗的旋转角度应恰当选择,由于其表面呈圆柱形,当角度过大时两相邻图像中重复部分减少,导致因后续立体匹配点集数量变少而降低匹配精度;若角度过小,点云立体匹配的次數将增加,同时误差累积也随之增大,同样会影响重建精度。从多次实验结果分析,旋转角度为 20° 所得的结果较为理想。果穗图像采集过程中应尽量保持光照条件一致,充分的光照条件有利于保留果穗图像细节,增加特征点数量和三维重建点云密度。将包含果穗目标的图像作为前景与事先拍摄的不包含果穗图像的背景图对应像素作差,去除图像背景从而保留果穗目标。

3 玉米果穗表面点云三维重建

3.1 双目立体视觉方法

双目立体视觉由不同位置的两台或者一台摄像机经过移动或旋转拍摄同一幅场景,通过计算空间点在两幅图像中的视差来获得该点的三维坐标。

设双目摄像机的投影矩阵为 $P_i (i=1,2)$, 则

$$w_i \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = P_i \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (i=1,2) \quad (1)$$

$$\text{其中 } P_i = \begin{bmatrix} a_{11}^i & a_{12}^i & a_{13}^i & a_{14}^i \\ a_{21}^i & a_{22}^i & a_{23}^i & a_{24}^i \\ a_{31}^i & a_{32}^i & a_{33}^i & a_{34}^i \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 $(x_1, y_1, 1)$ —— $m_1(x_1, y_1)$ 在其图像中的齐次坐标

$(x_2, y_2, 1)$ —— $m_2(x_2, y_2)$ 在其图像中的齐次

坐标

$(X, Y, Z, 1)$ —— $M(X, Y, Z)$ 点在世界坐标下的齐次坐标

w_i —— 非零参数

a_{mn}^i —— 投影矩阵 P_1, P_2 中的元素, 表示摄像机平移、旋转、焦距等参数, $i=1, 2$;
 $m=1, 2, 3$; $n=1, 2, 3, 4$

根据被测点 M 在摄像机像面上的坐标 $m_1(x_1, y_1)$ 、 $m_2(x_2, y_2)$ 和式(1), 就可以求出未知点 M 的世界坐标 (X, Y, Z) , 公式为

$$\begin{bmatrix} (a_{11}^i - a_{31}^i x_i) & (a_{12}^i - a_{32}^i x_i) & (a_{13}^i - a_{33}^i x_i) \\ (a_{21}^i - a_{31}^i y_i) & (a_{22}^i - a_{32}^i y_i) & (a_{23}^i - a_{33}^i y_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i a_{14}^i \\ y_i a_{24}^i \end{bmatrix} \quad (3)$$

对于已经标定好的摄像机^[13], 计算物体点三维坐标的关键在于寻找物体点在两幅对应图像上的投影点, 准确匹配对应特征点是立体视觉中最关键、最困难的一步, 本文采用尺度不变特征变换检测算法 (Scale-invariant feature transform, SIFT)^[14]。

(1) 特征点提取: 对图像进行不同尺度的高斯滤波 $(x, y, k\sigma)$, 得到 1 组不同尺度的高斯图像 $L(x, y, k\sigma)$, 以本组第 1 张图为基础, $1/2$ 比率向上采样, 对此图像进行滤波处理得到第 2 组不同尺度的高斯图像, 重复上述操作获得图像的高斯金字塔, 对同组内两相邻高斯图像作差以获得高斯差分图像 (Difference of gaussian, DOG), 差分图像的梯度峰值点最具稳定特征, 因此 DOG 图像上的峰值点就是要检测的特征点。如某层 DOG 图像上的像素点在 8 个相邻点与上下层各 9 个像素中是极值, 该点即为 SIFT 候选特征点。

(2) 基于灰度梯度方向的特征点匹配: 对候选特征点进行 3D 空间的二次插值精确定位, 通过对 $D(x, y, \sigma)$ 泰勒展开, 去除对比度较小的特征点, 计算 Hessian 矩阵的迹和行列式去除噪声点与边缘点的影响。特征点须赋予一个抗旋转的方向, 在特征点所在的尺度图像中计算邻域直方图, 以累计超过 80% 的梯度方向为主方向, 并在与主方向相邻的 3 个位置进行二次插值去除噪声影响最终确定特征点方向。检测出的特征点需要有相应的特征描述字 (Descriptor) 才能进行匹配, 与特征点方向类似, 描述字也是建立在尺度图像邻域内的梯度方向直方图之上的, 并为抗边界和光照影响做了相应处理。在实际应用中采用 16×16 邻域高斯加权梯度直方图进行统计, 从而得到 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的描述字。以

特征点的描述字建立 kd 树,并采用近似最邻近搜索算法对特征点进行匹配。

将对应匹配点与标定好的摄像机参数代入式(3),即可计算出图像上特征点的三维坐标,图 3 显示了一个视点下果穗表面点云三维重建结果。

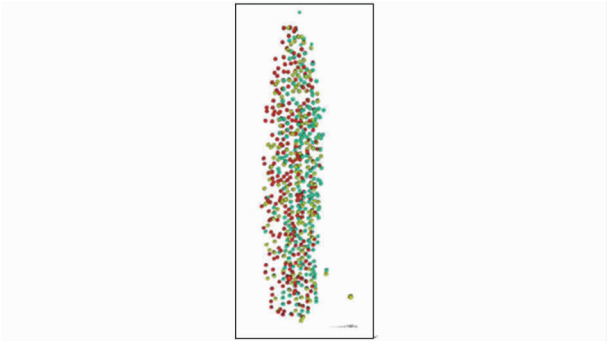


图 3 一个视点下果穗表面点云三维重建结果
Fig.3 3D points cloud reconstruction of maize ear in one view

果穗表面点云中存在着一些距离果穗表面较远的点,点坐标脱离果穗表面是由于特征点的误匹配造成的,这些点对最终的果穗表面重建效果影响较大,需尽量去除。

去除方法可将重建三维点重投影到摄像机图像上,计算重投影点与该三维点对应的图像特征点之间的距离,若距离小于事先设定的阈值,则该点在果穗曲面上,否则将该点去除。

重投影公式为

$$sm=A[R|t]M \tag{4}$$

式中 M ——三维坐标点
 A ——摄像机内部参数,指图像基准点(c_x,c_y)和以像素为单位的摄像机焦距(f_x,f_y)
 m ——三维点在摄像机图像平面上的投影
 s ——比例缩放因子
 R ——摄像机旋转矩阵
 t ——摄像机平移向量

R 和 t 构成摄像机的外部参数。

重投影操作首先将三维点从世界坐标系 $M(X,Y,Z)$ 转换到摄像机坐标系 $M_c(x,y,z)$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + t \tag{5}$$

对 M_c 归一化处理

$$\begin{cases} x' = x/z \\ y' = y/z \end{cases} \tag{6}$$

从摄像机坐标系转换到图像坐标系

$$\begin{cases} u = f_x x' + c_x \\ v = f_y y' + c_y \end{cases} \tag{7}$$

重投影点与物体点在图像上真实投影点之间还存在一个比例放大关系 s ,按照 s 调整重投影点坐标。

重投影阈值函数形式为

$$\begin{cases} |m_l - m'_l| < \tau_l \\ |m_r - m'_r| < \tau_r \end{cases} \tag{8}$$

式中 m ——重建点在图像平面上的重投影
 m' ——物体点在图像上投影的特征点
 τ ——预先设定的距离阈值,本文中为 5 像素

3.2 点云 3D 配准

果穗表面由多个视点下的点云组成,本文采用固定摄像机旋转果穗的方式重建果穗表面多个视点下的点云,最初各视点下的点云在空间中处于散乱状态,需将其进行某种移动才能使这些点云拼接成果穗整体形状。将移动分解为旋转、平移两种操作,于是问题转化为在已知两组存在对应关系的三维点云中,通过求解线性方程组获得旋转矩阵 R 与平移向量 T 。

3.2.1 寻找三维匹配点集

如图 4 所示,两相邻视角下重复区域的某些特征点在 2 个摄像机 L1 和 L2 上都有投影,且在双目摄像机 L1、R1 和 L2、R2 上重复区域特征点也是可见的,可通过 L1、R1 和 L2、R2 组成的双目视觉系统分别计算该特征点在各视角下的三维坐标,这些三维坐标点的集合即为立体匹配点集。具体算法描述如下:

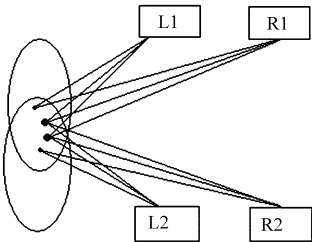


图 4 3D 匹配点集与图像特征点的对应关系
Fig.4 Relationship between 3D matching points and image feature points

- (1)对图像对 I_{l1}, I_{l2} 进行 SIFT 特征点检测与匹配,获得匹配点集 P_{l12} 。
- (2)对图像对 I_{l1}, I_{r1} 进行 SIFT 特征点检测与匹配,获得匹配点集 $P_{l,r1}$,并由匹配点三维重建此视角下的点云 P' 。
- (3)对图像对 I_{l2}, I_{r2} 进行 SIFT 特征点检测与匹配,获得匹配点集 $P_{l,r2}$ 。并由匹配点三维重建此视角下的点云 Q' 。
- (4)寻找 P_{l12} 与 $P_{l,r1}$ 中的相同点在 P' 中的对应点集 P, P_{l12} 与 $P_{l,r2}$ 中的相同点在 Q' 中的对应点集 Q 。 P, Q 即为两个视角下的 3D 匹配点集。

3.2.2 计算旋转矩阵与平移向量

设两视角下的匹配点集为: $P = \{p_i | p_i \in P, i = 1, 2, \dots, n\}$ 和 $Q = \{q_i | q_i \in Q, i = 1, 2, \dots, n\}$, P 、 Q 能够通过一系列线性变换后坐标值相同。这种线性变换可以分解为旋转和平移两种操作: $Q = RP + T$ 。受到匹配算法、摄像机参数标定等因素的影响, 匹配点的三维坐标存在一定的误差, 匹配点集不能通过旋转、平移完全重合, 因此问题转化为找到一对 R 和 T , 使得目标函数值最小^[15-17]

$$E = \sum_{i=1}^n \|q_i - (Rp_i + T)\|^2 \quad (9)$$

式中包含 2 个未知量, 通过如下方法消除平移向量: 将匹配点集几何对称中心点平移至原点, 此时只需要旋转操作即可使点云重合

$$E = \sum_{i=1}^n \|q'_i - Rp'_i\|^2 \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} q'_i &= q_i - \tilde{q} & p'_i &= p_i - \tilde{p} \\ \tilde{q} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i & \tilde{p} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i \end{aligned}$$

式(10)是典型最小二乘法求解线性方程组问题, 可用 SVD 分解法求解。计算式(10)的最小二乘解, 得到 R , 将 R 代入式(9)求解平移向量

$$T = \tilde{q} - R\tilde{p} \quad (11)$$

从上面的计算过程可知, 两相邻视角下点云拼接精度主要取决于匹配点集的选择, 本研究中 3D 匹配点集是由相邻视角下两二维图像间接检测所得, 由于系统误差等因素的影响某些 3D 点坐标计算结果与真实情况有一定出入, 因此若将匹配点集中的所有点都用于计算旋转、平移模型, 势必影响最后的求解精度, 且累积误差将导致最后的拼接结果难以预料。为提高 R 和 T 求解精度, 对于不符合 R 和 T 模型的外点必须去除。具体去除方法依据 RANSAC 原理^[18]实现: RANSAC (RANDOM sample consensus) 即随机抽样一致性算法, 它是在总体数据集 N 中, 循环随机抽取满足模型参数估计的最小数据集 m_1 。假设 N 个数据中有 I 个匹配点是正确的 (inlier), 其比率为 $\varepsilon = I/N$, 当 $N \gg m_1$ 时能够进行一次正确抽样的概率为 ε^{m_1} , 算法能够保证在循环 L 次后在置信度 p 下至少能得到一次正确的抽样, 从而得以正确估计模型参数。循环次数 L 计算式为

$$L = \frac{\lg(1-p)}{\lg(1-\varepsilon^{m_1})} \quad (12)$$

旋转矩阵中有 9 个未知量需确定, 理论上 3 对匹配点即可求解, 在置信度 0.99 下假定有 50% 的外点 (实验中外点比率远小于 50%), 由式(12)可知获得一次正确抽样的循环次数为 35。算法具体

步骤如下: ①从 2 个 3D 匹配点集中随机选择 3 对匹配点, 计算旋转矩阵 R 。②对匹配点集中余下的点对 (p_i, q_i) 中的 p_i 进行矩阵 R 变换得到 (p'_i, q_i) , 并计算 p'_i 与 q_i 之间的欧氏距离 $\text{dist}(p'_i, q_i)$, 若 dist 小于预先设定的阈值 t , 则匹配点对 (p'_i, q_i) 就是①中所选点的采样一致点。③如果采样一致点对数量大于预先设定的阈值 T (85%), 则用采样一致点集重新计算旋转矩阵, 算法结束。④如果采样一致点对数量小于 T , 则重新选择点集估计模型参数并重复上述判断。⑤当抽样次数超过预先计算值 (35 次) 时, 选择数量最大的采样一致性点集计算旋转矩阵。

上述算法还可以进一步简化以加快执行速度, 即在进行随机抽样计算旋转矩阵后, 可使用一个已知形状的三维物体判别旋转矩阵的性质, 若该物体经过 R 变换后形状发生改变 (顶点之间距离产生变化), 则证明最初选择的 3 对匹配点误差较大, 不能代表匹配点集的旋转关系, 故可省略之后的处理步骤, 直接进行下一次随机抽样, 这将在很大程度上提高算法的执行效率。

对各个视角下的三维点云旋转、平移操作后拼接成果穗表面, 图 5 显示 7 个相邻视角下果穗表面点云拼接结果。

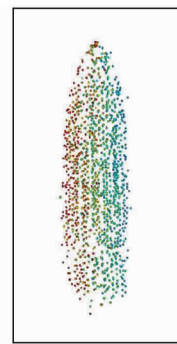


图 5 果穗表面点云拼接图

Fig. 5 Result of maize ear surface points cloud stitching

3.3 点云后处理

果穗的形状可由拼接后的三维点云表示, 但点云的观察效果并不直观, 若能够将果穗表面点云剖分为网格并进行纹理贴图, 将获得更为理想的观察效果。

在果穗表面点云的三维重建中, 误差是不可避免的, 特别是点云立体拼接操作, 误差将在每次拼接中积累, 导致最后的果穗曲面首尾不能闭合。通常最初的重建精度是很难保证的, 可通过光束平差法^[19] (Bundle adjustment) 进行模型求精。光束平差法的核心内容是通过摄像机参数即投影矩阵、三维坐标点和图像二维投影点的非线性方程组迭代求解, 使得三维重建点在二维图像的重投影误差最小。

非线性方程组使用 Levenberg - Marquardt 方法求解。其迭代过程为

$$\boldsymbol{J}^T \boldsymbol{J} \boldsymbol{d} = -\boldsymbol{J}^T \boldsymbol{e} \tag{13}$$

其中 $\boldsymbol{J}$ 为投影矩阵和三维坐标点组成的向量 $\boldsymbol{P}$ 的 Jacobi 矩阵, $\boldsymbol{e}$ 为每次迭代后的误差。

$$\boldsymbol{P}_{i+1} = \boldsymbol{P}_i + \boldsymbol{d}_i \tag{14}$$

$\boldsymbol{P}$ 就是所求的迭代向量, $\boldsymbol{d}$ 为每次做调整变化的增量。

$$\boldsymbol{J} \boldsymbol{d}_i = \boldsymbol{e}_i \tag{15}$$

由最初的粗略模型三维点坐标与摄像机参数 $\boldsymbol{P}_0$, 计算其 Jacobi 矩阵 $\boldsymbol{J}$ 和重投影误差 $\boldsymbol{e}_0$, 代入式 (15) 求出 $\boldsymbol{d}_0$, 再由式 (14) 求出新的迭代向量 $\boldsymbol{P}_1$ 。重复上述步骤, 直到结果收敛。本方法比较依赖于初值的选择, 不恰当的初始值会使迭代过程收敛于局部极小值。图 6 为调整后的果穗表面点云。

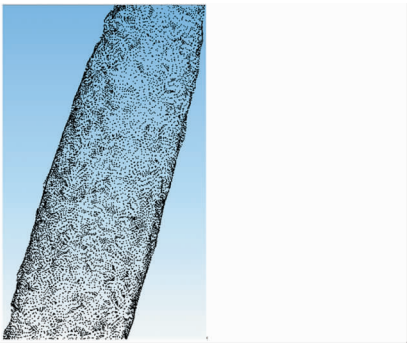


图 6 调整后果穗表面点云图像

Fig. 6 Points cloud of maize ear after bundle adjustment

从图 6 中可以看出, 拼接果穗表面点云中存在大量重复点, 可以将两点之间的欧氏距离作一阈值, 当两点之间距离较小时去除其中一点进而简化果穗表面的点云形式。对点云数据使用 Delaunay 算法三角面片化, 并对点云顶点进行纹理映射, 结果如图 7 所示。点云重建方法不能计算果穗表面上所有点的三维坐标, 因此纹理映射后的效果也不能完全再现果穗表面细节, 但重建结果的几何形状与真实果穗相同, 对于果穗形状的三维测量方面的要求可

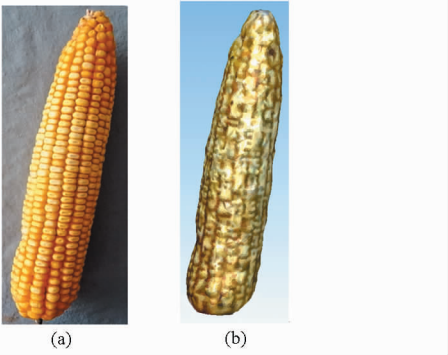


图 7 果穗重建结果

Fig. 7 Maize ear reconstruction result

(a) 真实果穗 (b) 重建果穗

以完全满足。

4 果穗形状的 3D 测量

获得果穗的三维重建结构后, 即可对此结果进行测量。将果穗向 $X - Y$ 平面投影, 这一系列投影中的最外层轮廓即是果穗的最大垂直截面, 如图 8 所示。该轮廓的高度与宽度即可代表果穗的高度与宽度。

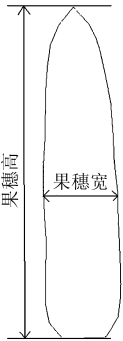


图 8 果穗的高与宽

Fig. 8 Height and width of maize ear

为验证测量精度, 取 10 颗不同品种果穗分别采用“排水法”和本文方法测量果穗体积, 结果如表 1 所示。

表 1 玉米果穗体积测定结果

Tab. 1 Volumes of maize ear test cm³										
方法	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
排水法	323	352	377	326	384	374	386	411	406	394
本文方法	339	375	386	314	405	361	402	394	387	378

在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下, 由 t 测验统计值 $|t| = 0.15 < t_{\alpha/2}(9) = 1.83$, 两种方法不存在显著差异, 说明本文中果穗的三维重建精度较高。

表 2 比较了本文方法与 FastScan 扫描仪、Patch-based MVS (PMVS) 方法在果穗三维重建方面的性能。

表 2 方法性能比较

Tab. 2 Comparison of algorithm performance				
重建方法	时间/ min	点云数量	是否能生 成纹理	自动化 程度
本文方法	5	24 184	是	高
FastScan 扫描仪	30	536 981	否	低
PMVS	180	29 477	是	中

FastScan 扫描仪重建结果具有最多的点云数量, 单个果穗面的重建精度最高。其后期需要人工将多个果穗侧面点云在软件中拼接在一起, 容易引入人为误差, FastScan 扫描仪无法获取果穗表面纹理, 只能通过后期贴图方式完成。PMVS 方法的计算量较大, 使用与本文方法相同的计算机配置完成被测果穗三维重建需 3 h 左右。

5 讨论

将计算机视觉技术应用于物体的三维重建与三维测量已经得到深入研究,但对于玉米果穗的自动化三维重建相关工作涉及较少,究其原因玉米果穗呈现圆筒形且直径较小,完成如此高曲率的复杂表面三维重建,并且能够自动点云拼接和后处理求精运算,在理论或实践上都存在一定困难。在成熟的商业化三维扫描系统上也没有完整的解决方案,例如 FastScan, faro, vivid9i 等三维扫描仪,只是能够分

步获取果穗一个侧面的点云数据,拼接及后处理都需要人工交互操作。

6 结束语

本文提出一种通过旋转玉米果穗,在多视角下重建果穗曲面点云后进行配准拼接合成完整表面的玉米果穗三维重建方法。本方法为各种参数的三维测量和果穗形态数据库的建立提供了技术手段。实验结果表明,本研​​究所述方法三维重建效果较好、重建精度较高,具有一定的实用价值。

参 考 文 献

- 1 郭新宇,赵春江,刘洋,等. 基于生长模型的玉米三维可视化研究[J]. 农业工程学报,2007,23(3):121-125.
Guo Xinyu, Zhao Chunjiang, Liu Yang, et al. Three-dimensional visualization of maize based on growth models[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(3): 121-125. (in Chinese)
- 2 Christian Fournier, Bruno Andrieu. ADEL-maize: an L-system based model for the integration of growth processes from the organ to the canopy. Application to regulation of morphogenesis by light availability[J]. Agronomie, 1999, 19 (3-4): 313-327.
- 3 郭焱,李保国. 玉米冠层三维结构研究[J]. 作物学报,1998,24(6):1106-1109.
Guo Yan, Li Baoguo. Studies on three dimensional structures of maize canopy[J]. Acta Agronomica Sinica, 1998, 24(6): 1106-1109. (in Chinese)
- 4 马蕴韬,郭焱,李保国. 应用三维数字化仪对玉米植株叶片方位分布的研究[J]. 作物学报,2006,32(6):791-798.
Ma Yuntao, Guo Yan, Li Baoguo. Azimuthal distribution of maize plant leaves determined by 3D digitizer[J]. Acta Agronomica Sinica, 2006, 32(6): 791-798. (in Chinese)
- 5 蔡健荣,孙海波,李永平,等. 基于双目立体视觉的果树三维信息获取与重构[J]. 农业机械学报,2012,43(3):152-156.
Cai Jianrong, Sun Haibo, Li Yongping, et al. Fruit trees 3-D information perception and reconstruction based on binocular stereo vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 152-156. (in Chinese)
- 6 刘刚,司永胜,冯娟. 农林作物三维重建方法研究进展[J]. 农业机械学报,2014,45(6):38-46.
Liu Gang, Si Yongsheng, Feng Juan. 3D reconstruction of agriculture and forestry crops[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 38-46. (in Chinese)
- 7 杨亮,郭新宇,陆声链,等. 基于多幅图像的黄瓜叶片形态的三维重建[J]. 农业工程学报,2009,25(2):141-144.
Yang Liang, Guo Xinyu, Lu Shenglian, et al. 3D morphological reconstruction of cucumber leaf based on multiple images[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(2): 141-144. (in Chinese)
- 8 Quan L, Tan P, Zeng G, et al. Image-based plant modeling[J]. ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH'06), 2006, 25(3): 599-604.
- 9 Seitz S M, Curless B, Diebel J, et al. A comparison and evaluation of multi-view stereo reconstruction algorithms[C]//2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 1: 519-528.
- 10 Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis[J]. 2007 IEEE, Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010, 32(8): 1362-1376.
- 11 Bradley D, Boubekeur T, Heidrich W. Accurate multi-view reconstruction using robust binocular stereo and surface meshing[C]//2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- 12 Beeler T, Bickel B, Beardsley P, et al. High-quality single-shot capture of facial geometry[J]. ACM Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH 2010), 2010, 29(3):401-409.
- 13 Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- 14 Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant key point[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- 15 Arun K S, Huang T S, Blostein S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 698-700.
- 16 Goryn Daniel, Hein Soren. On the estimation of rigid body rotation from noisy data[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(12): 1219-1220.
- 17 Eggert D W, Lorusso A, Fisher R B. Estimating 3-D rigid body transformations: a comparison of four major algorithms [J]. Machine Vision and Applications, 1997, 9(5-6): 272-290.
- 18 Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- 19 Triggs B, McLauchlan P F, Hartley R I, et al. Bundle adjustment—a modern synthesis [C]// Proceedings of International Workshop on Vision Algorithms: Theory and Practice, 1999: 298-372.

Development of Handheld Terminal for Sheep Breeding Information Management Based on RFID and ZigBee

Wang Ling Zou Xiaoyu Liu Siyao Shen Mingxia Zhu Hongchao Zhu Rongjie
(*Jiangsu Province Engineering Lab for Modern Facility Agriculture Technology & Equipment, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China*)

Abstract: In order to select the sheep with better characters than others into the core group, a handheld terminal, used for sheep breeding information management, was developed by combining RFID, ZigBee wireless communication and ARM. The handheld terminal was mainly designed with ARM core board based on S3C6410 processor, 125 kHz RFID reader, ZigBee wireless communication module based on CC2530 chip and multi-functional baseboard. In the process of software development, the embedded Linux system environment with the hardware device drivers mentioned above were established. ARM was used to receive real-time RFID reader data by using Qt/Embedded signal/slot. Through running ZigBee2007 protocol stack under the OSAL operating system, the communication was realized between ARM and ZigBee network. Some background application programs, such as the touch screen interface and serial communication, communication instruction, soft keyboard, buzzer, Chinese display etc. , were designed based on Qt, which had functions of daily management, breeding management and disease management. Field test results showed that the handheld terminal could collect, enter, store, copy and query sheep breeding information in real-time, and communicate with the host computer through ZigBee wireless network. It was proved that the developed system could meet the needs of sheep information management.

Key words: Sheep farm Information management Wireless sensor network Embedded technology

(上接第 279 页)

Three Dimensional Reconstruction of Maize Ear Based on Computer Vision

Wang Chuanyu Guo Xinyu Wu Sheng Xiao Boxiang Du Jianjun
(*Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China*)

Abstract: An approach for rapid, accurate and automatic 3D reconstruction of maize ear based on computer vision was presented. Firstly, we rotate the maize ear in a proper angle interval to acquire images in different views, and then calculate out points cloud of maize ear surface with binocular stereovision. Secondly, we eliminate outliers according to the threshold of reprojection error, find out 2D matching points in two neighboring images, determine the 3D matching points set of points clouds of maize ear surfaces by the 2D matching points, calculate the rotation matrix and translation vector of the matching points between two neighboring views, and test the consistency of the 3D registration model by RANSAC method. Finally, by rotating and translating each point cloud of different views to stitch the whole maize ear surface, eliminating the redundant points, simplifying the mesh, and mapping the texture, we get the final 3D shape of maize ear. The experiment results show that the volume of the 3D reconstruction maize ear has no significant difference from the measurement value, and the method proposed can meet the need of 3D reconstruction of maize ear.

Key words: Maize ear 3D reconstruction Binocular stereo vision 3D registration SIFT RANSAC