

基于 Kinect 相机的苹果树三维点云配准

郑立华 麦春艳 廖 巍 文 瑶 刘 刚

(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: 为建立具有真实彩色信息的果树三维点云形态结构模型,用 Kinect 相机获取不同视角下果树的原始三维点云,针对传统最近点迭代算法对待配准点云的空间位置要求苛刻的问题,提出了改进的点云配准算法。首先通过归一化对齐径向特征算法搜寻点云关键点,并使用快速点特征直方图描述子计算关键点处的特征向量。然后根据求得的特征向量估计 2 片点云关键点之间的空间映射关系,再基于随机抽样一致性算法提纯映射关系并完成点云的初始配准。最后利用最近点迭代算法完成点云的精确配准。实验结果表明,通过在最近点迭代算法前增加点云初始配准算法,有效地提高了点云配准的准确性和稳定性,能够对任意初始位置的 2 片点云进行准确匹配,平均配准误差为 0.7 cm。

关键词: 苹果树; Kinect 相机; 三维点云; 初始配准; 最近点迭代算法

中图分类号: TP391.41; S216 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)05-0009-06

3D Point Cloud Registration for Apple Tree Based on Kinect Camera

Zheng Lihua Mai Chunyan Liao Wei Wen Yao Liu Gang

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

Abstract: Aiming at establishing a 3D point cloud model of fruit tree with true color to provide scientific guidance for the production management of orchard, a research on the registration method for two pieces of 3D original point clouds of fruit tree obtained from different perspectives was carried out. The 3D raw point clouds of apple tree in two perspectives were obtained based on Kinect camera and information fusion technology. Firstly, the background removal and noise filtering approaches were used to implement a data pretreatment for each piece of raw point cloud, and every relative exact point cloud of single apple tree was acquired in each specific angle. Secondly, by using depth information of fruit tree's point cloud image and object boundary characteristics, the key points were extracted based on NARF (Normal aligned radial feature) algorithm. Meanwhile, the FPFH (Fast point feature histograms) descriptor was developed to obtain the characteristic vector for each key point. Thirdly, according to the characteristic vectors, the pairs of corresponding key points between two pieces of point cloud were estimated and extracted. And the spatial mapping relationships between two pieces of point cloud were calculated by validating and refining all pairs of corresponding key points based on the RANSAC (Random sample consensus) algorithm. Then the rotation matrix and translation vector between the two neighboring point clouds were computed, by which, the initial registration of two adjacent pieces of point cloud was achieved further. Finally, on the basis of the initial registration, two pieces of point cloud were fused into the same space coordinate system to complete their precise registration through applying the ICP (Iterative closest point) algorithm. This paper carried out the experiments based on the above algorithms, and the results showed that the improved point cloud registration method could be used to match two pieces of point cloud at any original positions in space, and its mean registration error reached 0.7 cm.

Key words: apple tree; Kinect camera; 3D point cloud; initial registration; iterative closest point algorithm

引言

近年来,随着计算机和信息技术的发展,对作物三维点云模型的研究正逐步成为国内外农业研究领域的重点和热点^[1]。利用三维重建技术构建精确真实的果树三维形态模型,对于科学指导果园果树智能化管理具有重要意义。目前,国内外对于果树三维重建的方法可分立体视觉技术、激光扫描技术和三维数字化仪技术^[2]。文献[3-5]采用立体视觉技术对苹果树和橘树等进行三维重建以指导果园果树管理,但基于传统立体视觉技术的三维重建往往受到室外非结构化环境中光照变化的影响。文献[6-8]采用激光扫描技术对单株树木树冠和树干进行三维建模研究,虽然能较好地克服光照变异的影响,但使用该方法建立三维模型需要大量人工交互,且存在获取信息速率较慢、数据冗余和设备价格高昂等问题。文献[9-11]利用三维数字化仪构建苹果树三维模型,并对果树三维模型和叶面积指数以及果实产量的相关性进行了研究。三维数字化仪建立的模型精度较高,但在测量过程中非常耗时,且对环境条件有较高要求。

第2代 Kinect 相机能实时采集场景的彩色和深度图像。它采用飞行时间(Time of flight, ToF)主动光源技术,不易受外界光照变化的影响,目前广泛应用于场景的三维重构。同时, Kinect 相机的应用也从游戏和信息领域扩展到农业研究^[12-13]。MICROBES 等^[14]利用 Kinect 相机对杨树进行多角度信息采集,以实现杨树生物量的估计。GAI 等^[15]利用 Kinect 相机采集作物的三维图像,对不同生长阶段的作物长势进行监控。

本文以苹果树为研究对象,提出一种基于 Kinect 相机的果树三维点云配准方法。使用 Kinect 相机从目标场景中提取单株果树的点云信息,首先通过对不同角度下的果树点云进行初始配准,使点云获得较好的空间位置关系,以满足最近点迭代算法(Iterative closest point, ICP)点云配准算法的初始条件,然后再利用 ICP 算法对点云进行进一步精确配准,实现不同角度下果树点云的精准拼接。

1 实验材料和方法

1.1 果树图像采集

实验地点位于北京市昌平区香堂村的苹果园。实验时间为苹果树坐果期(2015 年 8 月份),果树树高约 3.5 m,冠层直径约 3 m。选择晴朗无风的天气,在 16:00—18:00 外界光强较弱的时段,使用 Kinect 相机从不同角度对自然光照条件下的多株苹

果树进行拍摄,得到果树的彩色图像和深度图像,如图 1 所示。利用微软公司提供的软件开发工具包 Kinect for Windows SDK 以及应用程序编程接口 API,融合场景的 RGB 图像和深度图像信息,获得目标场景在相机空间坐标系中具有颜色信息的三维坐标数据。

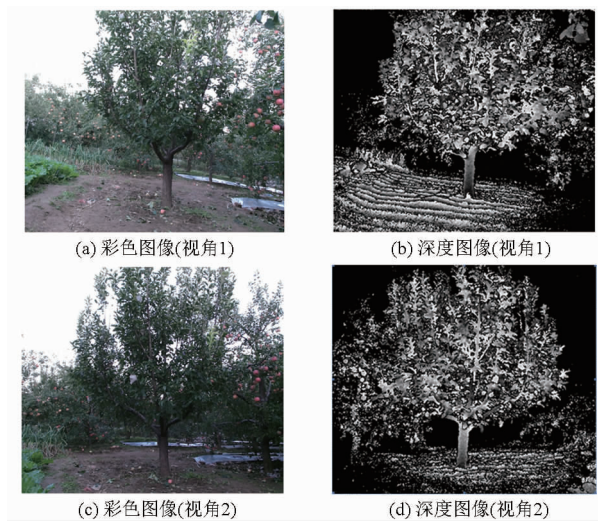


图 1 果树彩色图像和深度图像

Fig. 1 Color and depth images of fruit tree

1.2 果树三维点云的预处理

在获得场景三维空间坐标后,得到了一个海量的点云集合,点云中包含冗余的背景信息和不稳定的噪声点,因此需要对原始点云进行有效的背景去除和滤波去噪等预处理,以得到仅含单株果树的点云数据,同时减小点云数据量,以提高后续点云处理的精度和速度。

基于场景的三维坐标信息,可以很好地去除果树的背景信息。根据实际获得的果树点云数据,设定三维坐标取值范围,将取值范围之外点云视为背景并去除。

由于外界干扰以及采集设备测量误差等因素,去除背景后的果树点云中往往存在一些偏离主体目标物较远的离群点,本文采用滤波方法滤除这些离群点。对于去除背景后的果树点云数据(点云数量为 n),使用 KD-Tree 搜索算法查找点云 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 的空间临近点 $p_j(x_j, y_j, z_j)$ ($j = 1, 2, \dots, k$),求解 p_i 和其临近点的平均距离 d_i 并计算全局距离平均值 μ 和标准差 σ 。

$$d_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (1)$$

$$\mu = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} d_i \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2} \quad (3)$$

本研究中,将距离 d_i 在 $\mu \pm \alpha\sigma$ 之外的点定义为离群噪声点,并将其从点云集中去除。其中参数 α 和临近点个数 k 取决于目标点云的数量和密度,根据获取的果树点云进行预备实验,当 k 设定为 50、 α 设定为 1.0 时滤波效果较好。

1.3 果树三维点云的初始配准

ICP 算法^[16]是目前三维重建中广泛应用且点云匹配精度较高的配准算法。但算法的运行速度及准确性很大程度上取决于给定 2 片点云的初始位置。当给定的 2 片点云之间存在包含关系且位置比较接近时,ICP 算法能很好地对 2 片点云进行精确配准^[17]。然而从不同角度拍摄获得的果树点云数据彼此间只是部分重合且空间位置差异较大,ICP 算法很容易因初值选择不当而陷入局部最优。为此,本文提出了一种点云初始配准方法,使得 2 片点云通过处理后获得较优的空间位置,然后再利用 ICP 算法对点云进行进一步精确配准。

首先,基于果树点云深度信息对点云进行归一化对齐径向特征 (Normal aligned radial feature, NARF) 关键点搜索,得到较为均匀且具有代表性的点云关键点。然后,通过快速点特征直方图 (Fast point feature histograms, FPFH) 对关键点进行特征提取,并根据关键点特征值估计相邻 2 片点云之间的空间映射关系,使用随机抽样一致性 (Random sample consensus, RANSAC) 算法提纯映射关系,并求得转换参数。最后根据转换参数将 2 片点云转换到同一空间坐标系中,完成点云初始配准。图 2 所示为点云初始配准的流程图。

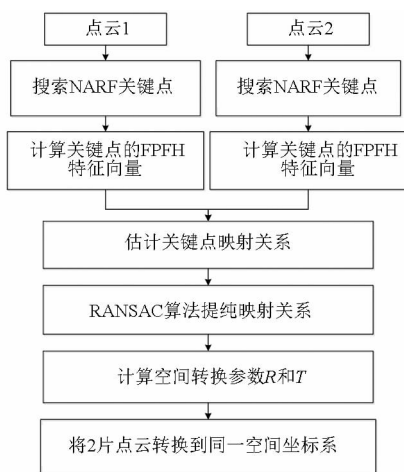


图 2 点云初始配准流程图

Fig. 2 Flow chart of initial registration

1.3.1 搜索 NARF 关键点

关键点搜索的目的是减少点云特征提取时的搜索空间和计算时间,即使是不同角度下的目标点云,稳健的关键点也能在点云的同一位置被检测到。

NARF 关键点是针对点云深度图像中边界点集进行提取,通过比较支持区域内边界点的所有邻元素的兴趣值来确定。定义边界点 p 的兴趣值^[18] 公式为

$$I(p) = I_1(p)I_2(p) \quad (4)$$

$$I_1(p) = \min_i (1 - w_{n_i}) \max \left(1 - \frac{10 \|p - n_i\|}{\sigma}, 0 \right) \quad (5)$$

$$I_2(p) = \max_{i,j} (f(n_i)f(n_j) (1 - |\cos(\alpha'_{n_i} - \alpha'_{n_j})|)) \quad (6)$$

$$f(n_i) = \sqrt{w_{n_i} \left(1 - \frac{2 \|p - n_i\|}{\sigma} - \frac{1}{2} \right)} \quad (7)$$

$$\alpha'_{n_i} = \begin{cases} 2(\alpha_{n_i} - 180) & (\alpha_{n_i} > 90) \\ 2(\alpha_{n_i} + 180) & (\alpha_{n_i} \leq -90) \end{cases} \quad (8)$$

式中 $I_1(p)$ ——点云表面变化强度估计因子

$I_2(p)$ ——主方向辨别因子

n_i ——点 p 的邻元素

w_{n_i} ——邻元素 n_i 对应的权重

σ ——空间支撑区域大小

α_{n_i} —— n_i 对应的一维角度

当点 p 附近存在表面变化强烈的邻元素时, I_1 将使兴趣值成比例减小,因此满足性能要求的关键点仅位于局部稳定平面上;当点 p 附近存在主方向区别特别明显的邻元素时, I_2 将使兴趣值增大。选择所有兴趣值 I 超过设定阈值 (本文设为 0.5) 的边界点作为关键点。

1.3.2 确定点云之间空间映射关系

利用 FPFH 算法求解关键点处的特征向量。FPFH 算法^[19]是由 RUSU 提出的一种空间局部点特征描述子,它基于点的三维数据及其 k 邻域空间内所有点的法线方向之间的相互关系来估计样本表面的变化情况,并形成多维直方图对样本的几何特征进行描述。算法计算快速简单但又不失描述性。

通过比较 2 片点云关键点处的特征向量,可确定 2 片点云之间的空间映射关系。然而,由于噪声影响,通常并不是所有估计的映射关系都是正确的。错误的映射关系对于求解刚体变换参数会产生负面影响,进而影响配准结果,因此必须剔除错误的映射关系。本文采用 RANSAC 算法提纯映射关系。RANSAC 是一种随机抽样一致算法^[20],从样本中随机抽样,使用抽样的 2 片点云的空间关键点映射关系,求解 2 片点云之间空间转换参数,并利用转换参数完成一片点云到另一片点云的空间转换。设转换后的点云为初始化模型 M ,利用模型 M 计算所有样本点与该模型的偏差,设定阈值 (本文设为 0.02 m),

偏差小于阈值的样本点被视为内样本点, 否则被视为外样本点, 通过重复迭代, 最后选择内样本点数最多的点集求解最终模型, 返回空间转换参数并完成点云的初始配准。提纯映射关系的算法流程如图 3 所示。

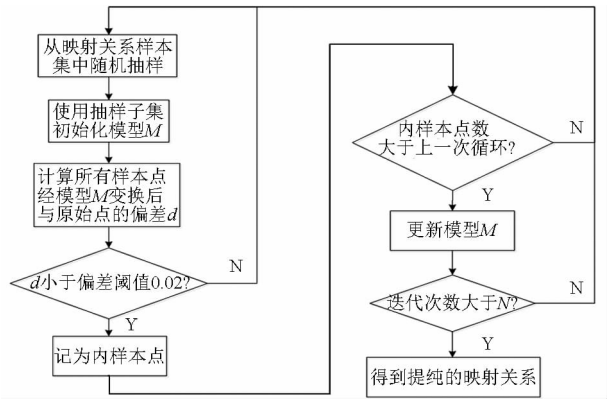


图 3 RANSAC 提纯映射关系算法流程图

Fig. 3 Flow chart of removing wrong pair of corresponding key points by RANSAC

1.4 点云的精确配准

ICP 算法以基于迭代计算的方式来逐渐逼近最优结果, 在很大程度上提高了配准的精度, 因此本文用该算法对经过初始配准的 2 片点云进行精确配准。另外, 根据现场实验, 为保证点云配准的效率和准确性, 待配准的 2 片点云之间需要具有不低于 30% 的公共部分。

2 结果与分析

2.1 点云获取和预处理

使用 Kinect 相机获得果树场景的彩色图像和深度图像后, 融合图像中的 RGB 信息和深度信息获得目标场景原始三维点云信息, 图 4 显示了对应图 1 中不同角度下的果树原始点云。

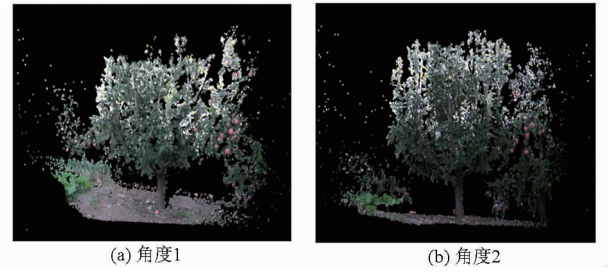


图 4 果树原始点云数据

Fig. 4 Original point cloud of fruit tree

由图 4 可以看出, 场景原始点云中包含了较多冗余的背景信息和不稳定噪声点。对原始点云进行背景去除和离群滤波的预处理, 以得到较为准确的单株果树的相关点云数据, 图 5 显示了对图 4 中原始点云预处理的效果。

图 6 显示了经过预处理后的 2 片果树点云图像

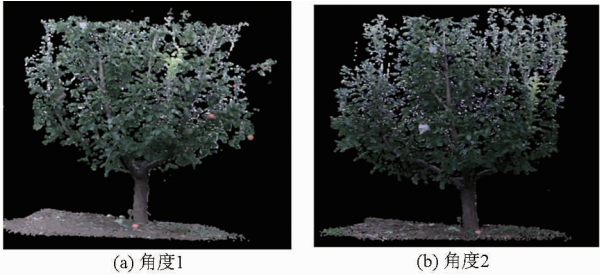


图 5 果树点云数据预处理结果

Fig. 5 Point cloud after preprocessing

的初始配准和精确配准的全过程。从图 6a 可以看到, 不同视角下的 2 片点云在空间位置上存在较大差异。对 2 片点云进行 NARF 关键点搜索处理后, 使用 FPFH 和 RANSAC 算法最终获得它们之间的空间映射关系, 图 6b 显示了关键点搜索和映射关系处理结果, 2 片点云的初始配准结果如图 6c 所示。最后, 再利用 ICP 算法对 2 片点云进行精确配准, 其结果如图 6d ~ 6f 所示, 可以看出, 2 片点云被较好地拼接到一起。

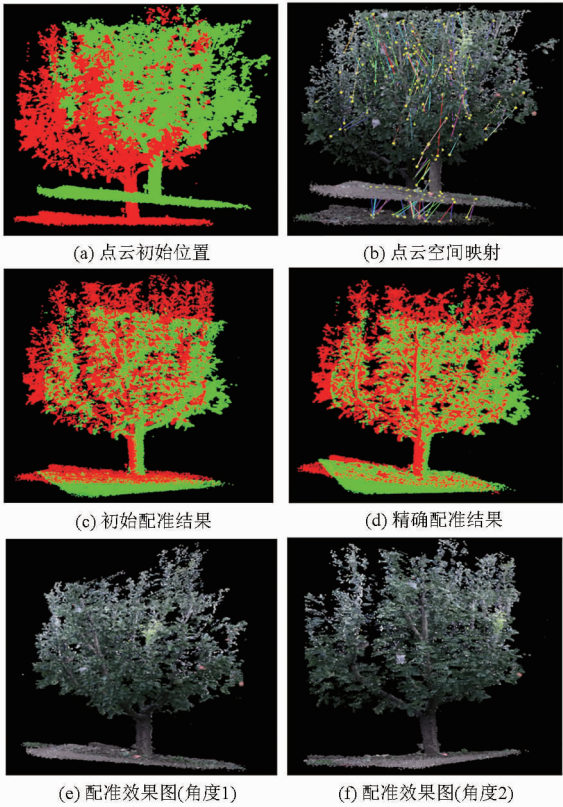


图 6 点云初始配准和精确配准结果

Fig. 6 Initial registration and precise registration of point cloud

2.2 点云配准误差分析

为对点云配准算法精确度进行定量分析, 本文使用 2 片点云精确配准后对应点之间的平均欧氏距离作为点云配准误差的评估指标。对应点间的距离越小, 配准误差越小, 配准精确度越高, 理想情况下,

当 2 片点云完全配准时，对应点间的距离为零，即配准误差为零。表 1 显示了本文提出的点云配准算法 (NARF-ICP)、传统 ICP 算法及 PCA-ICP 算法^[21]的配准性能比较。由表 1 可知，本文算法因为引入了点云初始配准处理而增加了整体点云配准计算时间，使得在配准时间上高于传统 ICP 点云配准方法，但点云初始配准的引入大幅降低了配准误差，达到了 0.66 cm。同时，该方法的配准效率和准确性均明显优于 PCA-ICP 算法。

表 1 点云配准误差分析

Tab.1 Analysis of point cloud registration error

配准方法	点云数量	配准时间/s	配准误差/cm
传统 ICP	60661	53.7	3.60
PCA-ICP	1200	199.2	2.62
NARF-ICP	60661	128.6	0.66

2.3 点云配准稳定性分析

为验证本文提出的点云配准算法的稳定性，对 10 株果树进行了配准实验，结果如图 7 所示。可以看出，配准误差均低于 1.0 cm，平均配准误差为 0.7 cm，分析结果表明本文提出算法具有较高的稳定性。

3 结论

(1)通过设定单株果树三维坐标阈值以及使用 KD-Tree 算法进行离群点判定，实现了场景原始点

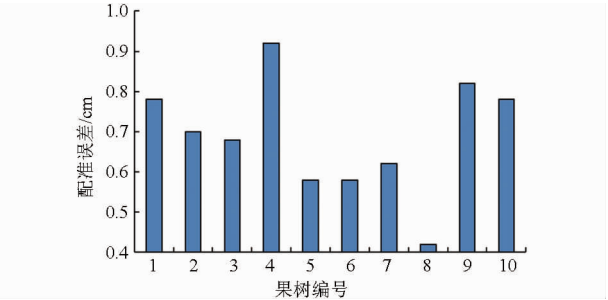


图 7 点云配准稳定性分析结果

Fig.7 Stability analysis of point cloud registration

云去除背景和滤波去噪处理，从而获得了准确的单株果树点云数据。

(2)提出了 NARF-ICP 果树点云配准算法，该算法结合 NARF 关键点搜索和 FPFH 算法、RANSAC 算法提取 2 片点云间的映射关系，可对任意空间位置的 2 片点云进行初始配准，大幅提高了点云 ICP 配准的精度。

(3)实验验证结果表明，本文算法在 2 片点云的公共部分不低于 30% 的前提下，配准的平均距离误差均小于 1.0 cm，满足了果树三维点云精确配准的实际应用需求。

(4)本算法由于在 ICP 精确配准之前引入初始配准处理，导致算法整体配准耗时较长，下一步考虑研究更加高效的关键点搜索方法，以提高整体算法效率。

参 考 文 献

1 张瑜,汪小昆,孙国祥,等. 基于激光视觉的温室作物茎叶量测方法[J]. 农业机械学报,2014,45(9):254-259.
ZHANG Yu,WANG Xiaochan,SUN Guoxiang,et al. Leaves and stems measurement of plants based on laser vision in greenhouses [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(9):254-259. (in Chinese)

2 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):39-46.
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):39-46. (in Chinese)

3 蔡健荣,孙海波,李永平. 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. 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)

4 ADHIKARI B,KARKEE M. 3D reconstruction of apple trees for mechanical pruning[C]//2011 ASABE Annual Meeting,ASABE Paper 1111613,2011.

5 HAN S H,BAUKS T F. 3D reconstruction of a citrus canopy[C]//2009 ASABE Annual Meeting,ASABE Paper 097398,2009.

6 马晓丹,郭彩玲,张雪,等. 基于三维点云颜色特征的苹果树冠层光照分布计算方法[J]. 农业机械学报,2015,46(6):263-268.
MA Xiaodan,GUO Cailing,ZHANG Xue,et al. Calculation of light distribution of apple tree canopy based on color characteristics of 3D point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(6):263-268. (in Chinese)

7 LIN Y,HYYPPA J. Multiecho-recording mobile laser scanning for enhancing individual tree crown reconstruction[J]. Geoscience and Remote Sensing,2012,50(11):4323-4332.

8 RAUMONEN P,KAASALAINEN S,KAASALAINEN M,et al. Approximation of volume and branch size distribution of trees from laser scanner data[J]. International Archives of Photogrammetry,Remote Sensing and Spatial Information Sciences,2011,38(12):79-84.

9 杨伟伟,陈锡龙,刘航空,等. 矮化中间砧短枝富士苹果高纺锤树形冠层结构与光能截获的三维模拟[J]. 中国农业科学,2014,47(23):4680-4694.
YANG Weiwei,CHEN Xilong,LIU Hangkong,et al. Three-dimensional simulation of canopy structure and light interception for tall spindle shape of spur Fuji apple with dwarf interstock[J]. Scientia Agricultura Sinica,2014,47(23):4680-4694. (in Chinese)

- 10 章兰芬,李丙智,张社奇,等. 基于三维数字化仪的高纺锤形苹果树光截获率测定[J]. 北方园艺,2012(7): 9-12.
ZHANG Lanfen, LI Bingzhi, ZHANG Sheqi, et al. Light interception measurement of apple trees trained to tall spindle shape based on three-dimensional digitizer [J]. Northern Horticulture, 2012(7): 9-12. (in Chinese)
- 11 王菲,张社奇,李丙智,等. 高纺锤形苹果树三维重建和光照特性的评价[J]. 北方园艺,2012(6):10-13.
WANG Fei, ZHANG Sheqi, LI Bingzhi, et al. Three-dimensional reconstruction of trees trained to tall spindle shape and assessment of light characteristics[J]. Northern Horticulture, 2012(6): 10-13. (in Chinese)
- 12 TRIPICCHIO P, SATLER M, DABISIAS G, et al. Towards smart farming and sustainable agriculture with drones[C] // 2015 International Conference on Intelligent Environments, 2015: 140-143.
- 13 余秀丽,王丹丹,牛磊磊,等. Kinect 在现代农业信息领域中的应用与研究进展[J]. 农机化研究,2015(11): 216-221.
YU Xiuli, WANG Dandan, NIU Leilei, et al. The applications and research progress of Kinect in the information field of modern agriculture [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2015(11): 216-221. (in Chinese)
- 14 Microbes B. Using depth cameras for biomass estimation-a multi-angle approach[J]. Precision Agriculture, 2015, 15(1): 97-101.
- 15 GAI J, TANG L, STEWARD B L. Plant recognition through the fusion of 2D and 3D images for robotic weeding[C] // ASABE Annual International Meeting, ASABE Paper 152181371, 2015.
- 16 BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- 17 SHARP G C, LEE S W, WEHE D K. ICP registration using invariant features[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 90-102.
- 18 STEDER B, RUSU R B, KONOLIGE K, et al. Point feature extraction on 3D range scans taking into account object boundaries[C] // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011: 2601-2608.
- 19 RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009: 3212-3217.
- 20 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.
- 21 周薇,马晓丹,张丽娇,等. 基于多源信息融合的果树冠层三维点云拼接方法研究[J]. 光学学报,2014,34(12):185-192.
ZHOU Wei, MA Xiaodan, ZHANG Lijiao, et al. Three dimensional point cloud splicing of tree canopy based on multi-source camera [J]. Acta Optical Sinica, 2014, 34(12): 185-192. (in Chinese)