

基于移动 Kinect 的低成本植物三维结构表型分析

孟祥爽, 林 沂*

北京大学地球与空间科学学院, 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871

摘 要 表型分析对于理解植物基因型与环境之间的关系非常重要, 开发高效且成本低的相关技术是精准农业等领域的一项典型需求。其中, 代表性的 RGB-D 设备 Kinect 已用于植物表型分析, 但其应用潜力尚未被充分挖掘。本文首先梳理比较了 Kinect 表征三维结构的三种原理方式, 即点云基于深度图像(DI)生成, 通过运动恢复结构(SfM)从彩色图像获得, 以及合并 DI 和 SfM 点云生成融合数据(MD), 并以 FARO X330 激光扫描仪获取的基准数据评估三种方式的性能。以植物玉簪为例的分析结果表明, 对叶面积的估算 DI 点云的准确度最高, 对叶片圆形度和偏心率的反演 MD 点云表现最佳, 对叶倾角的反演 SfM 点云的性能最好。三种方式的结果差异源于它们表征不同结构的表现不同, 对于叶面积的反演, SfM 表征叶片相对不完整, 而 MD 重建叶片的边缘存在不平滑的现象, 导致两者精度不足; 对于表征叶片的几何特征, 通过合并 DI 和 SfM 数据生成的 MD 点云实现了信息增强的效果, 使得其表现优于 DI 和 SfM 点云; 叶倾角对深度测量的准确性更敏感, 由于 Kinect 测量深度过程中通常存在误差, 导致 DI 和 MD 点云反演精度偏低, 而 SfM 点云仅通过彩色图像生成, 因此其表现出反演叶倾角的最佳性能。性能比较与原因分析表明, 三种方式对不同的结构特征有不同的适用空间, 它们的集成有助于提升 Kinect 用于植物表型分析的整体性能, 由此形成一种基于 Kinect 的移动表型高效分析技术; 此外, 提出的叶片几何描绘(LGD)模型可较好拟合叶片轮廓, 有助于恢复部分被遮挡叶片的几何形态。提出了一种基于 Kinect 的低成本但高效的移动型三维植物结构表型分析技术, 这对于促进作物监控、农业增产等有基础技术意义。

关键词 植物表型分析; 点云; 结构参数提取; Kinect; LiDAR

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)08-2352-06

引 言

对于 21 世纪的作物研究而言, 如何根据作物的遗传组成预测其表现是一项重大挑战^[1]。表型可用于描述植物性状, 表型由大量的结构、功能和过程来表征, 能够充当连接基因型与环境的桥梁。作物结构是一种明显但重要的表型类型, 与蒸发、蒸腾和光合作用等许多生物物理过程相关, 能够反映作物适应资源有限的生长条件的机制^[2]。因此, 在精准农业领域迫切需要能够对植物三维结构进行移动表型分析的高性能且低成本的新技术^[1]。

基于不同类型的三维数据采集技术, 如激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)、立体视觉和 RGB-D 设备, 已经开发了一系列用于植物三维结构表型分析的方法^[3-4]。商业化 LiDAR 能直接获取植物的三维点云, 是植物表型分

析的有效手段^[5]。安装农业机械上的 LiDAR 能以非破坏性的方式估算植物的密度、体积和叶面积等参数^[6], 但是 LiDAR 相对较高的价格限制了其在农业应用中的普遍性。

立体视觉系统通常由商业相机组成, 成本相对较低, 因此被广泛用于表型技术的开发^[7-8]。然而, 高精度立体视觉系统通常需要两个由固定基线分开的相机, 在使用前需要校准, 操作较繁琐^[9]。运动恢复结构(structure from motion, SfM)可以只依赖一台相机完成相同的任务^[10], 通过 SfM 技术使用多幅图像生成的点云可用于反演植物的结构参数^[9]。

具有测量传感器和物体之间距离能力的低成本 RGB-D 设备也被尝试用于植物表型分析, 例如 Microsoft 公司发布的 Kinect 传感器, 已被用于叶片分割和尺寸估计^[11-12]。然而, Kinect 在植物表型分析中的应用潜力尚未得到充分研究。理论上, Kinect 可以通过不同的方式测量植物三维结构, 即: 点云可直接从 Kinect 的深度图像(depth image, DI)中生

收稿日期: 2019-07-23, 修订日期: 2019-12-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(31670718, 31870531)资助

作者简介: 孟祥爽, 1993 年生, 北京大学地球与空间科学学院博士研究生 e-mail: mengxs@pku.edu.cn

* 通讯联系人 e-mail: yi.lin@pku.edu.cn

成;使用 SfM 的方法从彩色图像生成;以及通过合并 DI 和 SfM 点云生成融合数据(merged data, MD)。现有研究尚未针对不同的采样模式(例如静态、等距静态或连续移动)及其组合对于植物表型分析的表现进行讨论。为填补这一空白,本文旨在探讨以上三种方式反演植物结构参数的性能,并基于 Kinect 构建用于提取植物三维结构的低成本且稳健的移动表型分析技术。

1 实验部分

1.1 设备

Kinect 传感器由一个红外发射器和两个 CMOS 相机(RGB 相机和红外相机)组成(图 1)。它能以 30 fps 的速率生成分辨率为 640×480 像素的 RGB 和深度图像,或以 12 fps 的速率生成分辨率为 $1\,280 \times 960$ 像素的 RGB 图像。

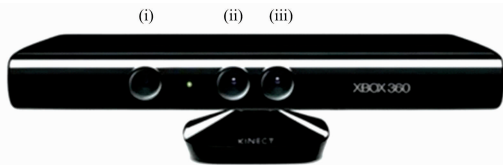


图 1 Kinect 传感器,由红外发射器(i),RGB 相机(ii)和红外相机(iii)组成

Fig. 1 The Kinect sensor, composed by an IR projector (i), a RGB camera (ii) and an IR camera (iii)

1.2 数据采集

实验于 2015 年 4 月进行,用于实验的植物种类是在北京大学校园内生长的玉簪(*Hosta plantaginea*),其分布广泛并且具有大而扁平的叶子。Kinect 传感器被安装在可移动的框架上,并用绳子固定在地面上方 1.2 m 处,如图 2 所示。实验共获取了两组图像,第一组为对于每株植物的分辨率为 640×480 像素的静态彩色和深度图像。为采集第二组图像,将框架沿着植物行列以约 $0.03 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的速度向前移动约 3 m,获取了分辨率为 $1\,280 \times 960$ 像素的 66 幅彩色图像。

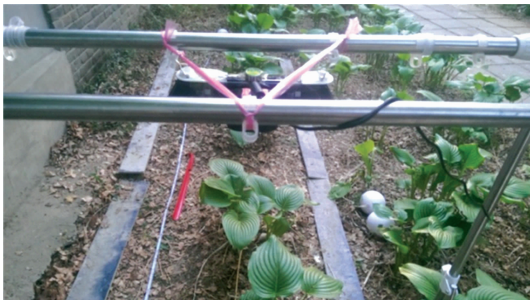


图 2 实验场景, Kinect 传感器安装在带有轮子的框架上,手动向前推动以实现移动观测

Fig. 2 Illustration of the experiment scenarios, with the Kinect sensor mounted on a shelf with wheels that was manually pushed forward to achieve the mobile observations

为评估以 DI, SfM 和 MD 三种方式生成的点云反演植物三维结构参数的准确性,使用 FARO X330 激光扫描仪测量试验区以提供基准数据。该扫描仪发射波段为 $1\,550 \text{ nm}$ 的红外脉冲,每秒可获取超过 122 000 个点,在 10 m 距离处误差约为 2 mm。

1.3 研究方法

1.3.1 点云生成

数据处理的初步任务通过 DI、SfM 和 MD 三种方式生成点云。DI 点云由颜色和深度图像生成,基于 Windows Developer Toolkit 配准两种图像后,每个像素被转化为一个具有位置(XYZ)和颜色(RGB)信息的点,DI 生成的密集且均匀分布的点云可用于反演植物的三维结构参数。

SfM 点云通过 VisualSFM 软件^[13]使用 66 幅彩色图像生成,根据输入图像生成稀疏点云,再将其增强为密集点云。但 SfM 点云在植物结构参数的反演中表现出两个不足。首先,视觉解译表明在叶片上有许多孔洞,点云密度不足以反演精细的结构参数。其次,由于地表具有轻微的起伏,当我们使用参照物将点云的单位校准为米制时,可能会导致数据中产生一些误差。

为解决这两个问题,本文提出了第三种 MD 方法,即合并以 DI 和 SfM 方式得到的点云。从两组点云中挑选对应点进行粗略配准,再通过迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)完成精确配准,从而生成 MD 点云。以 FARO X330 激光扫描仪获取的点云作为基准数据,用于评估这三种方法反演植物结构参数的性能,评价指标为 R^2 和 RMSE。

1.3.2 植物点云分割

探讨 Kinect 用于植物表型分析的可行性,需进行植物点云的提取。多种方法可用于分离三维点云中的植物,例如基于 RGB 信息的植被指数 $\text{ExG}^{[9]}$,但其对光照条件敏感。本文使用基于欧氏距离的 k-means 聚类实现 DI, SfM 和 MD 点云的植物分割,将地面和植物点分为不同的聚类。在 FARO 点云中植物和地面点相互接触,无法通过聚类的方式区分,因此将地面视为平面,采用随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法提取点云中的平面模型,以分离植物和地面点,再通过 k-means 聚类分割 FARO 点云中的每株植物。

1.3.3 植物结构参数反演

从四组点云中分别裁剪出 10 片完整叶子用于反演叶面积、圆形度(circularity)、偏心率(eccentricity)和叶倾角等结构参数。使用不规则三角网(triangulated irregular network, TIN)生成点云的三角网格,汇总三角形面积作为叶面积。圆形度和偏心率表征了叶片在形状规律上的几何形态,可用于叶片识别。定义分别为

$$\text{Circularity} = \frac{R_1}{R_2} \quad (1)$$

其中 R_1 和 R_2 分别为叶片的内切圆和外接圆的半径,

$$\text{Eccentricity} = \frac{L_1}{L_2} \quad (2)$$

其中 L_1 和 L_2 分别为叶片的长轴和短轴的长度。

为反演叶片的圆度和偏心率,对叶片点云进行主成分分

析(principal component analysis, PCA), 通过前两个主成分将点云投影到二维平面, 并对投影点进行栅格化以生成叶片图像, 根据叶片图像计算圆形度和偏心率。对于叶倾角的反演, 额外使用了 7 片少部分被遮挡的叶片, 将叶片拟合为平面, 通过计算平面法向量与地面法线之间的夹角获取叶倾角。

1.3.4 叶片轮廓建模

一些叶片结构参数的反演是基于其边界进行的, 因此难以估计被遮挡叶片的结构参数。为此开发了叶片几何描绘(leaf geometry delineation, LGD)模型来表征叶片的轮廓, 以恢复部分被遮挡叶片的几何形态。使用 PCA 算法将叶片点云投影到二维平面, 通过凸包(convex hull, CH)算法提取叶片的边界点, 并将其坐标变换到极坐标系。根据叶片的形状, 使用心形线模型[式(3)和式(4)]拟合叶片轮廓。

$$r = a(1 - \cos\theta) \quad (3)$$

$$a = \begin{cases} k_1\theta + b_1, & 0 \leq \theta < \pi \\ k_2\theta + b_2, & \pi \leq \theta < 2\pi \end{cases} \quad (4)$$

其中 r 和 a 分别为每个边界点的极半径和极角。

2 结果与讨论

2.1 植物分割结果

在数据处理和点云分割之后, 四组数据的植物点云如图 3 所示, 可以初步解译为 DI 和 MD 表征植物结构的能力优于 SfM。

2.2 植物结构参数反演结果

对于叶面积的估计, 基于 DI 点云的结果优于 SfM 点云,

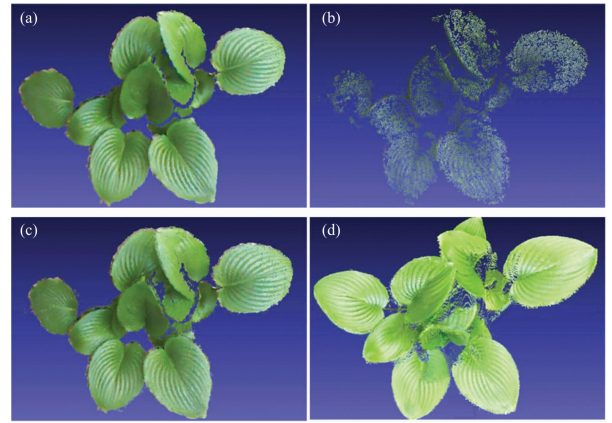


图 3 基于(a)DI, (b)SfM, (c)MD和(d)FARO的植物分割结果

Fig. 3 Illustration of the plant segmentation results for a same plant related to the Kinect (a) DI-, (b) SfM-, (c) MD- and (d) FARO-derived results

甚至优于 MD 点云的结果, 表现为具有最高的 R^2 (分别为 0.71, 0.16 和 0.62) 和最低的 RMSE, 如图 4 所示。这一结果与图 3 的直观解译相一致, 即 SfM 以相对不完整的方式表征植物叶片, 而 MD 重建叶片的边缘具有不平滑现象, 导致叶面积反演精度的降低。

对于叶片圆形度和偏心率的反演, 基于 MD 点云的结果表现出比 DI 和 SfM 点云更好的性能, 其 R^2 最高(对于圆形成度分别为 0.79, 0.52 和 0.13, 对于偏心率分别为 0.76,

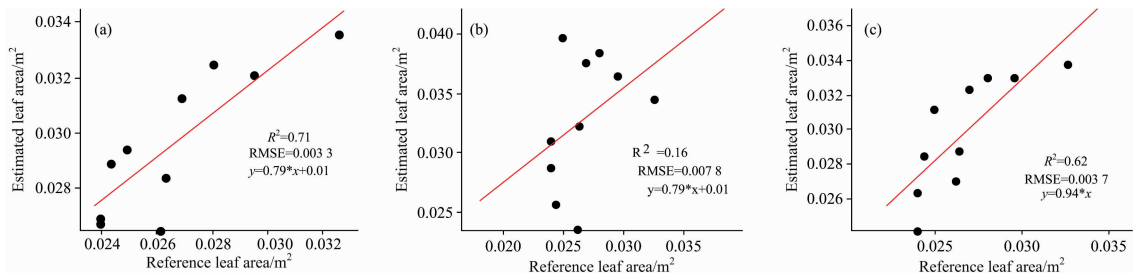


图 4 FARO 反演的叶面积(x轴)和 Kinect(a)DI, (b)SfM 和(c)MD 反演的叶面积(y轴)之间的比较

Fig. 4 Comparisons between the FARO-derived leaf areas (x axis) and the Kinect sensor (a) DI-, (b) SfM-, and (c) MD-derived ones (y axis), respectively

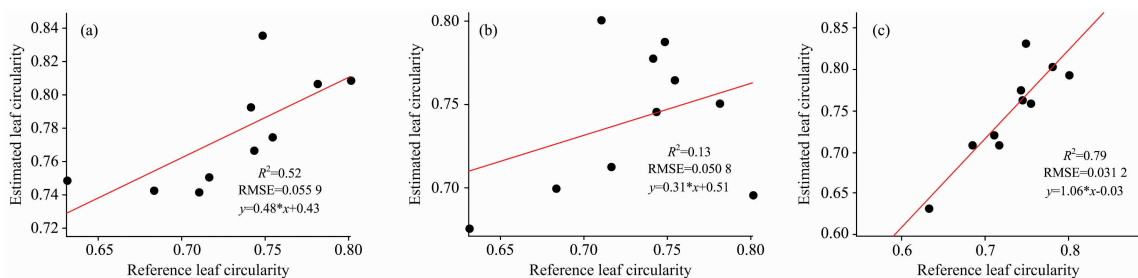


图 5 FARO 反演的叶片圆形成度(x轴)和 Kinect(a)DI, (b)SfM 和(c)MD 反演的叶片圆形成度(y轴)之间的比较

Fig. 5 Comparisons between the FARO-derived leaf circularity (x axis) and the Kinect sensor (a) DI-, (b) SfM-, and (c) MD-derived ones (y axis), respectively

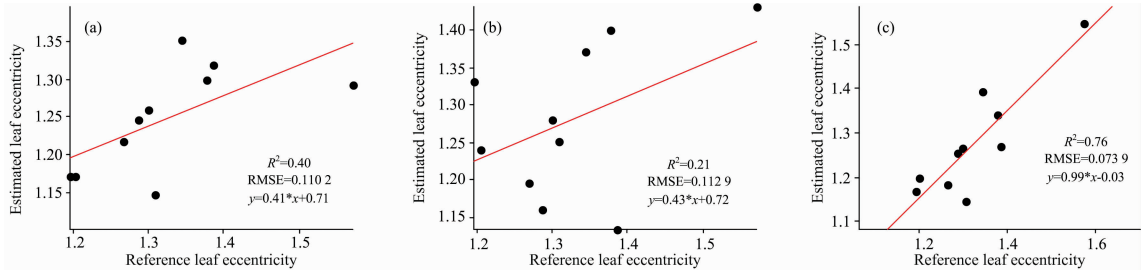


图 6 FARO 反演的叶片偏心率(x 轴)和 Kinect(a)DI, (b)SfM 和 (c)MD 反演的叶片偏心率(y 轴)之间的比较
Fig. 6 Comparisons between the FARO-derived leaf eccentricity (x axis) and the Kinect sensor (a) DI-, (b) SfM-, and (c) MD-derived ones (y axis), respectively

0.40 和 0.21)并且 RMSE 最低,如图 5 和图 6 所示。这些结果表明,对于表征叶片几何的任务,基于 MD 的策略可以通过合并 DI 和 SfM 点云来实现信息增强的效果。

对于叶倾角的反演,SfM 点云的表现优于 DI 和 MD 点云,具有更高的 R^2 (分别为 0.74, 0.70 和 0.61)和更低的 RMSE,如图 7 所示。MD 点云对叶倾角估计能力最弱的主

要原因在于 DI 数据的采集过程,即 Kinect 传感器测量深度过程中存在误差^[14],这种误差也被传递到 MD 点云中。不同于圆形度和偏心率等结构参数,叶倾角对深度测量的准确性更敏感。由于 SfM 点云仅通过彩色图像生成,独立于深度图像,因此该数据对于叶倾角的反演精度最高。

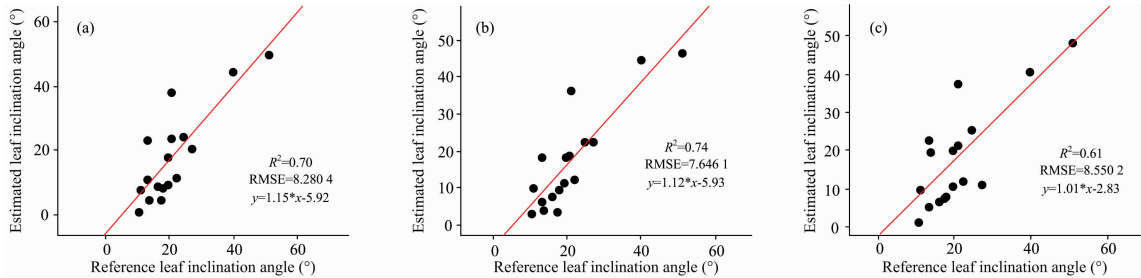


图 7 FARO 反演的叶倾角(x 轴)和 Kinect(a)DI, (b)SfM 和 (c)MD 反演的叶倾角(y 轴)之间的比较
Fig. 7 Comparisons between the FARO-derived leaf inclination (x axis) and the Kinect sensor (a) DI-, (b) SfM-, and (c) MD-derived ones (y axis), respectively

在 Kinect 传感器的移动模式中,不同的点云生成方式被证明适用于不同结构参数的反演。DI 点云在叶面积反演方面效果最好,MD 点云对叶片圆形度和偏心率的反演精度最高,而 SfM 点云反演叶倾角的表现最佳。这表明,对于植物表型分析的不同任务,三种方式的集成有助于提高结构参数反演的有效性和稳健性。

如图 8 所示。根据凸包和 LGD 反演的边界点所包围面积的 R^2 、RMSE 和 RMSEr 来评价该模型。就叶面积的估计而言,LGD 模型可以很好地表征目标叶片的形状,如表 1 所示。对于四个数据集, R^2 均超过 0.96, RMSEr 均低于 3%。这表明

表 1 在四组点云中,叶子的凸包和 LGD 反演的边界点包围面积的比较

Table 1 Comparisons of leaves areas enclosed by the CH- and LGD-derived boundary points of the leaves in the four datasets

Dataset	R^2	RMSE/m ²	RMSEr/%
FARO	0.998 6	0.000 17	0.71
DI	0.995 9	0.000 24	0.97
MD	0.994 8	0.000 22	0.85
SfM	0.967 9	0.000 69	2.52

2.3 叶片轮廓建模

LGD 模型通过心形线拟合叶片边缘实现叶片轮廓建模,

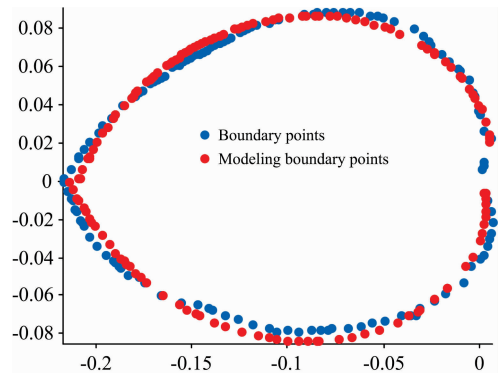


图 8 凸包提取的叶片边界点(蓝色)和 LGD 模型生成的边界点(红色)

Fig. 8 Illustration of the CH-derived boundary points (blue) and the LGD-derived boundary points (red) of the leaves tested in this study

可通过 LGD 模型恢复部分被遮挡叶片的几何形态,进而反演其结构参数。

2.4 影响因素分析

影响 Kinect 表型分析表现的主要因素可能是其运动,与静态植物表型分析技术相比,移动植物表型分析往往具有相对较低的精度。运动中的表型分析平台可能会遇到各种干扰,例如不平滑的地表会导致彩色和深度图像以及生成的点云具有空间偏差,并且该误差可能会被引入到结构参数的反演中。

基于 SfM 生成的点云太过稀疏,直观地表现为叶片点云上的孔洞,难以满足表征植物的要求。这是由于 Kinect 设备的图像分辨率最高只有 $1\ 280 \times 960$ 像素,意味着 Kinect 既不能覆盖大面积地表,也不能实现作物冠层的高密度采样,特别是当移动框架的高度增加时。由于本研究中的 Kinect 传感器使用俯视测量模式,因此在产生的点云中仍存在遮挡效应。此外, Kinect 传感器无法避免数据采集集中的一些缺点,例如光照条件和测量范围的限制^[15]。

2.5 潜在的改进

由于主要影响因素是系统的运动,因此 Kinect 传感器可以固定在车辆上以克服地表不平滑的影响。还可考虑将 Kinect 传感器与 GPS 和 IMU 模块相结合,虽然这意味着系统成本的增加,但可以优化数据配准过程以及提高植物结构参数反演的精度。

为减少冠层重叠导致的视野障碍并获取有关作物下层的更多信息,可尝试将另一个 Kinect 传感器集成到移动框架上。新添加的传感器可以安装在较低的高度,有助于平衡地表和作物结构细节之间的问题。两个 Kinect 也可通过倾斜成像方式部署,以增加反映作物下层结构的可能性。还可尝试将新一代的 Kinect V2 应用于植物表型分析,其具有更高的图像分辨率和更大的测量范围,有助于更精细地表征植物结构并改善遮挡效应。此外,还应增加数据处理和参数反演的自动化程度,这有助于在有限时间内重复进行表型分析,以更好地理解作物状态、功能和习性。

3 结 论

将 Kinect 传感器在植物表型分析中的适用性推向了新的阶段,探讨了将其作为一种低成本移动表型分析技术的可能性。从 Kinect 采集的数据以三种方式获取植物点云,通过反演叶面积、圆弧度、偏心率 and 叶倾角等结构参数来验证其可靠性。结果表明,基于 DI, SfM 和 MD 的方式适用于估计不同类型的结构参数,反演结果的差异源于三种方式在结构表征上的不同机制,这些方法的适当集成可以提高移动式 Kinect 对植物表型分析的稳健性。考虑到对不同应用的适应性和低廉的价格, Kinect 传感器可用于开发精准农业的移动表型分析系统,并加速理解基因型与环境之间的关系。

References

- [1] White J W, Andrade-Sanchez P, Gore M A, et al. *Field Crops Research*, 2012, 133: 101.
- [2] Fourcaud T, Zhang X, Stokes A, et al. *Annals of Botany*, 2008, 101(8): 1053.
- [3] Lin Y. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 119: 61.
- [4] Li L, Zhang Q, Huang D. *Sensors*, 2014, 14(11): 20078.
- [5] Malambo L, Popescu S C, Horne D W, et al. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 149: 1.
- [6] Shalal N, Low T, McCarthy C, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 119: 254.
- [7] Bao Y, Tang L, Breitzman M W, et al. *Journal of Field Robotics*, 2019, 36(2): 397.
- [8] Wang Y, Wen W, Wu S, et al. *Remote Sensing*, 2019, 11(1): 63.
- [9] Jay S, Rabatel G, Hadoux X, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 110: 70.
- [10] Andújar D, Calle M, Fernández-Quintanilla C, et al. *Sensors*, 2018, 18(4): 1077.
- [11] Vázquez-Arellano M, Paraforos D S, Reiser D, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 154: 276.
- [12] Bao Y, Tang L, Srinivasan S, et al. *Biosystems Engineering*, 2019, 178: 86.
- [13] Wu C. *Towards Linear-Time Incremental Structure from Motion*. Washington, 2013.
- [14] Khoshelham K, Elberink S O. *Sensors*, 2012, 12(2): 1437.
- [15] Chéné Y, Rousseau D, Lucidarme P, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 82: 122.

Kinect Sensor Moving for Low-Cost Mobile Phenotyping of 3D Plant Structures

MENG Xiang-shuang, LIN Yi*

Institute of Remote Sensing and GIS, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract Phenotyping is important for understanding of the relationships between plant genotypes and environment. Developing efficient and low-cost phenotyping technologies is a typical demand in many fields such as precision agriculture. As a representative RGB-D device, Kinect has been used for plant phenotyping, but its technical potential has not been fully explored. To address this gap, this study compared the three mainstream principles of Kinect characterizing three-dimensional structures, i. e., point clouds generated from depth images (DI), from the color images using the method of Structure from Motion (SfM), and from the data by merging the DI- and SfM-derived data (MD). The performance of the three methods was evaluated based on the reference data, which was measured by a FAROX330 laser scanner. The results after the analyses in the case of *Hosta plantaginea* showed that DI made the most accurate estimations in terms of leaf areas, MD outperformed DI and SfM when regarding the predictions of leaf circularities and eccentricities, and SfM had the best performance on the retrievals of leaf inclinations. The difference between the results of the three methods stems from their distinctive performance for different structures. For leaf area estimation, SfM can characterize plant leaves in a relatively incomplete way, while the edges of the MD-reconstructed leaves are not smooth, resulting in the lowness of accuracy for these two methods. For the geometric characteristics of leaves, MD point clouds generated by merging the related DI and SfM data can achieve the effect of information enhancement, making its performance better than DI and SfM point clouds. The leaf inclination angle is more sensitive to the accuracy of depth measurement. Due to Kinect depth measurement often with the errors, the accuracies of the DI and MD point cloud-based leaf inclination retrievals may be low. The SfM point clouds are only generated from the color images, and so this method can present the best performance on retrieval of leaf inclination angles. Performance comparison indicated that the three methods have their advantages for different structural features. Their integration can help to improve the overall performance of Kinect for plant phenotyping and, eventually, form a new Kinect-based mobile phenotyping technique. In addition, the proposed leaf geometry delineation (LGD) model proved to draw the contours of leaves and restore the geometries of those partially occluded leaves. Overall, this study developed a novel Kinect-based low-cost but efficient mobile three-dimensional plant structure phenotyping technique, which is of implications for promoting crop monitoring and increasing agricultural production.

Keywords Plant phenotyping; Point cloud; Structural parameter extraction; Kinect; LiDAR

(Received Jul. 23, 2019; accepted Dec. 19, 2019)

* Corresponding author