

基于运动恢复结构的玉米植株三维重建与性状提取

梁秀英¹ 周凤燃¹ 陈欢¹ 梁博¹ 许锡晨¹ 杨万能^{2,3}

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学作物遗传改良国家重点实验室, 武汉 430070;
3. 华中农业大学植物科学技术学院, 武汉 430070)

摘要: 针对传统的玉米植株性状测量方法存在主观性强、劳动强度大、有损伤等问题,提出了基于运动恢复结构 (Structure from motion, SfM) 的户外玉米植株三维重建方法,并提取了株高、单株最小包围盒体积、茎粗、叶面积、叶片数、叶夹角等 11 个性状参数。采用前期研制的小车,在户外采集不同视角下的玉米植株图像 (采集间距为 5 ~ 6 cm),基于 SfM 算法获取玉米植株三维点云;运用直通滤波、圆柱拟合和条件欧氏聚类算法自动分割单株、茎秆和叶片等点云数据,基于距离最值遍历、三角面片化等算法实现株高、茎粗、叶面积等 11 个性状的准确、无损测量。结果表明,与人工测量值相比,测得的株高、茎粗和叶面积的平均绝对百分比误差分别为 3.163%、4.760% 和 19.102%,均方根误差分别为 3.557 cm、1.540 mm、48.163 cm²,决定系数分别为 0.970、0.842、0.901。研究表明,本文方法适用于作物表型户外测量,为表型研究提供了一种新的作物表型户外测量方法,同时还证明,株高和单株最小包围盒体积可以显著区分低地上部生物量玉米植株和高地上部生物量玉米植株。

关键词: 玉米; 运动恢复结构; 三维重建; 点云处理; 三维性状提取

中图分类号: Q944; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)06-0209-11

OSID:



Three-dimensional Maize Plants Reconstruction and Traits Extraction Based on Structure from Motion

LIANG Xiuying¹ ZHOU Fengran¹ CHEN Huan¹ LIANG Bo¹ XU Xichen¹ YANG Wanneng^{2,3}

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. National Key Laboratory of Crop Genetic Improvement, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

3. College of Plant Science & Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: Maize is one of the most widely distributed crops in the world, ranking third only to wheat and rice. The plant height, stalk diameter and leaf area of maize are closely related to its yield, the leaf projection area and leaf stem angle have an direct effect on utilization of light energy to maize plants, the number of leaves is the indicator of the overground part biomass, the parameters such as minimum enveloping box volume of single leaf, leaf perimeter, leaf projection width, leaf projection length and so on directly affect the spatial distribution of leaves, therefore, dynamic monitoring of these traits is particularly important. However, the traditional measurement of these traits is time-consuming, costly, subjective and destructive. To achieve the dynamic, rapid, accurate and non-destructive outdoor measurement of maize plant height, stalk diameter, leaf area, the number of leaves, leaf stem angle and so on, three-dimensional (3D) models of tassel stage maize plants were reconstructed by using structure from motion (SfM) algorithm. An autonomous crawler phenotyping robot was used for acquiring multi-view maize plants images along the maize crop rows outdoors. The robot could work continuously four hours at speed of 0.1 m/s and would acquire about 700 stable images for a single camera. The 3D point cloud data were obtained using the multi-view images in the Visual SfM software. The 3D point cloud data were preprocessed and some morphological traits such as maize plant height, minimum enveloping box volume of single plant, stalk diameter, the number of leaves, leaf perimeter, leaf area, minimum enveloping box volume of single leaf, leaf projection area, leaf projection width, leaf projection length and leaf stem angle were extracted in the Visual Studio 2013 plus PCL platform. Compared with the

收稿日期: 2019-10-20 修回日期: 2020-01-02

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(31770397)、国家自然科学基金项目(31701317)和国家自然科学基金青年基金项目(31601216)

作者简介: 梁秀英(1976—),女,副教授,博士,主要从事植物表型无损测量研究,E-mail: nancy@mail.hzau.edu.cn

manual measurement, the mean absolute percentage errors (MAPE) for plant height, stalk diameter and leaf area were 3.163%, 4.760% and 19.102%, respectively. The root mean square error (RMSE) for plant height, stalk diameter and leaf area were 3.557 cm, 1.540 mm and 48.163 cm², respectively. The R^2 for plant height, stalk diameter and leaf area were 0.970, 0.842 and 0.901, respectively. The results showed that 3D reconstruction method based on SfM algorithm was suitable for outdoor measurement. In addition, the maize plants were divided into low overground part biomass maize and high overground part biomass maize by the fresh weight of the overground part plant, meanwhile, the plant trait such as height, minimum enveloping box volume of single plant, stalk diameter and the number of leaves were extracted with segmented point cloud data to calculate the P value by single factor analysis of variance. The measured P values were 0.000 3, 0.000 4, 0.317 0 and 0.241 5, respectively, and the results proved that the traits of plant height and minimum enveloping box volume of single plant were able to distinguish the low overground part biomass maize and high overground part biomass maize evidently. The research result provided scientific researchers and crop breeders a new phenotyping method for measuring crop traits to some extent.

Key words: maize; structure from motion; three dimensional reconstruction; point cloud processing; three dimensional traits extraction

0 引言

玉米是世界三大粮食作物之一^[1-4]。在玉米生长过程中,株高、茎粗、叶面积等形态学参数决定植株对养分的竞争和获取,进而影响玉米的产量^[5-7]。叶投影面积、叶夹角等参数直接影响玉米植株对光能的吸收^[8],叶片数直接反映了整株玉米的地上部生物量^[9],单株最小包围盒体积反映了玉米植株的空间紧凑度,单片叶最小包围盒体积、叶周长、叶投影宽度、叶投影长度等参数直接影响叶片的空间分布^[10],而玉米叶片的空间分布状态变化能够较大幅度地影响玉米植株的光能利用率,进而影响玉米的生物量和产量^[11]。因此,及时准确获取玉米植株的株高、茎粗、叶面积、叶片数、叶夹角等形态学参数是研究玉米植株的必要条件。传统的玉米植株形态学参数测量主要依靠人工或二维图像测量。人工测量速度慢、成本高、主观误差较大^[12-13],并且对植株有损伤,所以不适合玉米植株的连续测量^[14];基于二维图像的测量往往由于植株间的遮挡导致精度不高,甚至由于维度的限制不适合用于测量叶面积等形态学参数^[15]。

近几年,为获得更高的测量精度,基于三维重建的方法被用于目标性状提取^[16-20]。运动恢复结构(SfM)是一种基于多视图几何基本原理的三维重建技术,具备自校正、受环境约束较少、室内室外均能使用等优势,因此,在三维重建中使用非常普遍^[21-23]。冯林等^[24]基于无人机采集的倾斜影像与部署的地面控制点,采用 SfM 算法构建了高精度侵蚀沟表面模型,对其建模精度与数字高程模型、正射影像等进行分析,并与传统正射航图建模结果进行比较,证明该方法在侵蚀沟的高精度建模与检测方

面具有显著优势。陈钰等^[25]用简单便携的非测量智能手机获取砾岩露头的图像序列,基于 SfM 算法进行三维重建、生成点云数据,结果表明,该方法可以快速准确地对地质体进行重建,为野外地质调查及施工等工作提供一种新的思路。在植物表型测量方面,基于 SfM 算法的植株三维重建具有重建精度较高,能够动态、无损、大批量重建研究对象等优点,为植株性状提取和表型参数测量提供了一种新的方法^[26-28]。张慧春等^[29]构建了一套机器视觉系统,用于采集拟南芥植株的二维图像,利用 SfM 算法生成三维点云数据,测量拟南芥的叶片宽度、长度、主茎长度、叶片面积和叶片夹角等表型参数,与传统人工接触式测量值相比,该系统测量的拟南芥叶片宽度、长度、主茎长度、叶片面积、叶片间夹角的平均相对误差分别为 9.830%、10.100%、1.070%、4.090% 和 4.370%,效率高、速度快,可满足拟南芥形态表型分析的需要。HUI 等^[30]基于 RGB 相机获取茄子、青椒和黄瓜 3 种植物不同生长时期的图像序列,利用 SfM 算法重建三维点云模型,基于得到的点云数据,提取 3 种植物的叶片数、叶长、叶宽和叶面积等表型参数,并与利用激光扫描仪得到的三维点云重建结果进行对比,结果表明,基于图像序列的三维模型与对应的三维激光扫描模型差别较小,其三维重建精度较高。HE 等^[31]搭建了一套多视角的立体成像系统,用于采集草莓果实 360° 图像数据,并基于 SfM 算法重建三维模型,利用自定义的软件进行三维点云分割,提取草莓果实的高度、长度、宽度、体积、花萼大小、颜色和瘦果数 7 个性状参数,与人工实测数据对比表明,提取的 7 个性状参数相关性良好、准确性较高。

本文基于 SfM 算法重建玉米植株三维点云模

型,提出一种自动分割、提取玉米单株、茎秆、叶片的方法。使用前期研制的履带式拍照小车在户外自动获取多视角玉米植株二维图像,采用 SfM 算法进行三维重建,生成点云数据,提出玉米三维点云自动分割和性状提取方法,以实现户外玉米株高、单株最小包围盒体积、茎粗、叶片数、叶周长、叶面积、单片叶最小包围盒体积、叶投影面积、叶投影宽度、叶投影长度、叶夹角等参数的动态、准确、无损测量。

1 材料与方法

1.1 实验材料与数据获取

本实验共选择 3 个玉米品种(晋单 73、大丰 30、郑单 958),每个品种有 30 株(分 3 个重复种植,每个重复单独种植一行,一行每个品种各 10 株),共 90 株玉米植株样本,玉米行间距为 90 cm,每行内两株玉米的初始距离为 30 cm。为了数据后期的处理方便,实验样本采用盆栽种植,避免植株之间的遮挡。用于种植玉米的土壤先在太阳下晒干,然后将晒干的土壤初步碾碎,过 6 mm 网筛去除土壤中的石头和杂草,保证土壤的均一性,最后将尿素、磷酸二氢钾、氯化钾肥料按照 4:3:1 的配比搅拌均匀。在玉米生长过程中提供正常的水肥管理,待玉米播种 60 d 后(玉米抽穗期)开始进行玉米株高、茎粗、叶面积等参数的动态无损测量及人工对比验证。

由于天气等外在原因,最终用于实验的玉米植株样本共 80 株。人工测量玉米植株株高、茎粗、叶面积和地上部生物量的具体步骤为:① 3 名工作人员分别用塑料长尺以盆沿为零刻度线基准测量同一株玉米植株高度,取 3 名工作人员读数的平均值作为该玉米植株的最终人工实测株高。② 3 名工作人员用游标卡尺(0~200 mm 开式,精度 0.01 mm)测量同一株玉米植株的相同部位(距根部 10 cm 处)并读取数值,取 3 名人员读数的平均值作为该玉米植株的人工实测茎粗。③ 用叶面积仪(YMJ-C/YMJC 型)测量玉米叶片面积。④ 用电子天平(LT2002T 型)称量玉米植株的地上部生物量。

为全自动地在户外获取玉米植株二维图像,本实验使用前期研制的能按规定路线自动行走的履带式拍照小车采集不同视角下的玉米植株图像。小车主要由计算机系统、图像采集系统、可编程逻辑控制器(Programmable logic controller, PLC)系统、磁导航系统、供电系统、履带式底盘结构等组成,如图 1 所示。为达到比较好的重建效果,要求相邻两幅图像的重叠率在 75% 以上^[13],这要求相机的移动速度(即履带式拍照小车的速度)不能太快,通过测试选取小车速度为 0.1 m/s。相邻两幅图像的拍摄间隔

为 5~6 cm。图像采集系统由两个可见光相机组成,分别用来采集侧视图像和俯视图像,俯视相机镜头与水平方向夹角为 90°,与地面的垂直距离为 150 cm,侧视相机镜头与水平方向夹角为 30°,与地面的垂直距离为 110 cm,相机型号均为 Canon EOS 77D,镜头为 EF-S18-200mm f/3.5-5.6 IS,分辨率为 6 000 像素×4 000 像素,图像格式为 jpg;计算机内存为 3.5 GB,主频 3.5 GHz。相机获取图像经过 USB 线传送到计算机,最终获取的俯视图和侧视图各 700 幅。

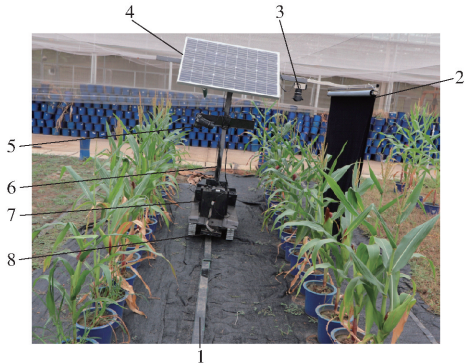


图 1 履带式小车户外工作现场图

Fig. 1 Work scene of autonomous crawler in outdoor

1. 磁条 2. 背景布 3. 俯视相机 4. 太阳能板 5. 侧视相机
6. 小车框架 7. 控制箱 8. 磁导航传感器

实验所用软件为 Microsoft Visual Studio 软件、Robot Operating System 下的跨平台开源 C++ 点云库(Point cloud library, PCL)和三维重建开源软件 Visual SFM,性状提取系统流程图如图 2 所示。履带式小车在户外以 0.1 m/s 的速度连续工作 4 h 获取玉米植株二维图像;将获取的图像导入到 Visual SFM 软件进行三维重建生成点云数据;将点云数据进行下采样、去噪、坐标校正等预处理;根据预处理后的点云数据,使用直通滤波、条件欧氏聚类、直径拟合等算法实现自动去除背景点云、分割单株、提取茎秆和叶片等功能;基于分割出来的单株、茎秆和叶片,利用距离最值遍历、三角面片化、条件欧氏聚类和随机采样一致性等算法自动测量株高、单株最小包围盒体积、茎粗、单片叶最小包围盒体积、叶投影宽度、叶投影长度、叶周长、叶面积、叶投影面积、叶片数和叶夹角等参数;与人工测量的株高、茎粗、叶面积作对比,来评估 SfM 重建玉米植株的精度和鲁棒性。

1.2 玉米植株三维模型重建

玉米植株三维模型重建是在 Visual SFM 软件中完成,重建的基本原理是利用大量重叠度较高的图像通过 SfM 算法重建物体三维模型^[32]。SfM 算法的核心主要包括特征点提取、立体匹配、姿态估计

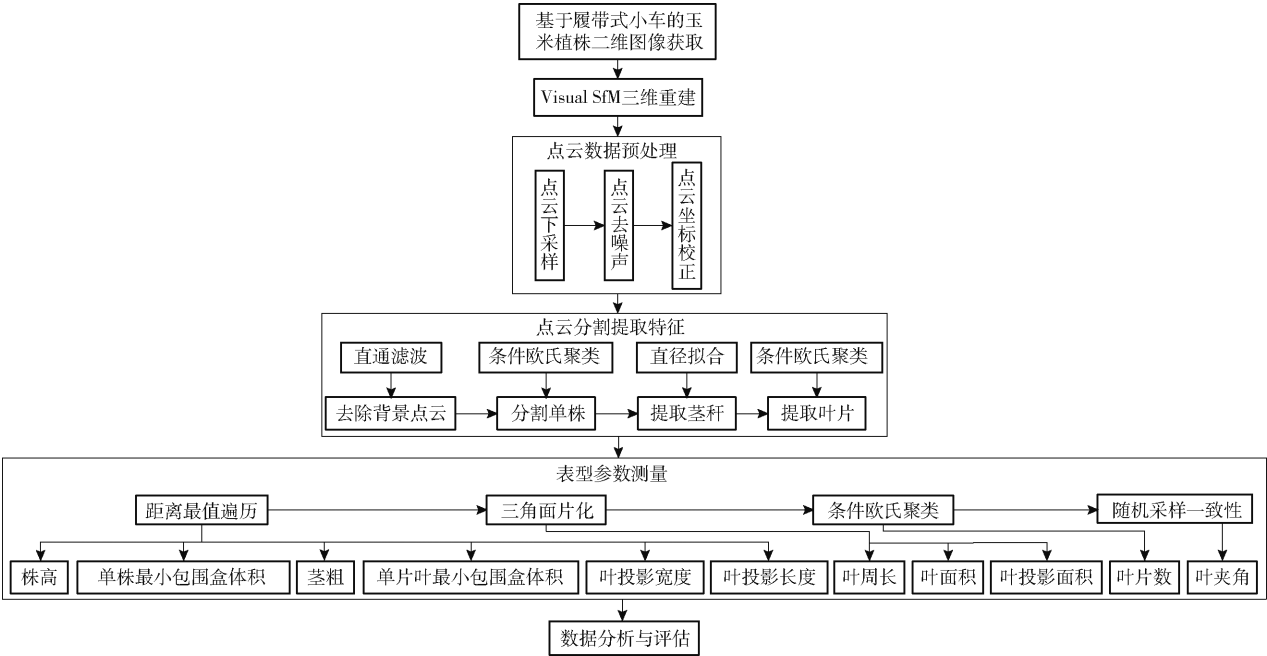


图2 性状提取系统流程图

Fig.2 Flowchart of traits extraction system

和参数优化等^[33-35]。具体重建过程如下：

(1)特征点提取与匹配:通过尺度不变局部特征描述子(Scale-invariant feature transform, SIFT)提取图像特征,用 K 维空间二叉树(kd-tree)模型计算两幅图像特征点之间的欧氏距离来进行特征点的立体匹配。

(2)稀疏点云重建:用集束调整算法(Bundle adjustment, BA)减少因图像增多而累计的误差,并估计每幅图像的相机参数,生成稀疏点云。

(3)稠密点云重建:用多视角立体集群算法(Cluster multi-view stereo, CMVS)对图像集进行聚类,以减少重建过程的数据量,提高运算速度和重建精度,然后用多视角拼接算法(Patch-based multi-view stereo, PMVS)通过匹配、膨胀、过滤,在局部光度一致性和全局可见性约束下完成稠密点云的重建^[36]。

将履带式拍照小车获取的700幅图像导入到Visual SFM软件进行三维重建并生成三维点云数据。图3为玉米植株三维重建过程。

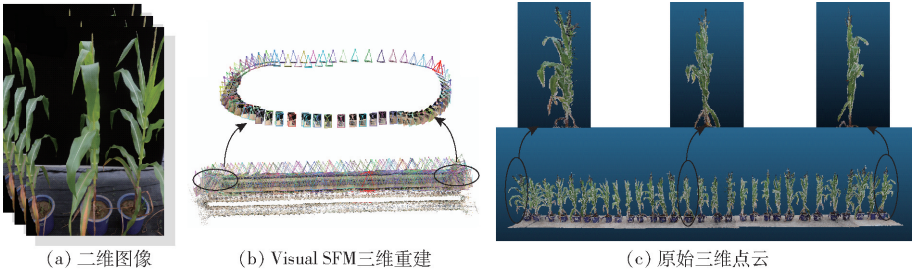


图3 玉米植株三维重建过程

Fig.3 Three-dimensional reconstruction process of maize plants

1.3 玉米点云数据预处理

由于玉米三维重建后点云数据很大,夹杂着许多噪声背景点云,且玉米三维点云模型与实际植株在标准三维空间方向、尺度上不一致,因此需要进行下采样、降噪、坐标校正等预处理。

1.3.1 点云数据下采样

由于用Visual SFM软件重建出来的原始玉米三维点云数据很稠密,为了节约算法运算时间,采用下采样方法来精简点云数据。下采样是在不改变点云外轮廓的前提下大幅度减少点云的数量,从而提

高算法运算效率。下采样的方法采用三维体素栅格法^[37-38],通过将输入的点云数据创建三维体素栅格,然后在每个体素内,用体素中所有点的重心近似代替该体素内的所有其他点,这样所有体素内的点最终都由该体素的重心所代替,从而达到精简点云数据、减少运算时间、提高程序运行速度的目的。如图4b所示,点的数量降至点云原图(图4a)的30%,但单株的外轮廓几乎没有变化,不影响后面性状参数的提取。

1.3.2 点云数据降噪

由于受RGB相机精度、实验操作者经验、外界

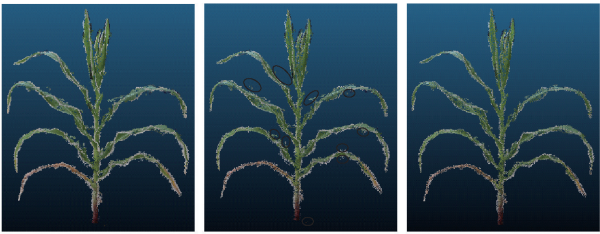


图 4 玉米点云下采样和去噪效果

Fig. 4 Effects of downsampling and denoising

环境等因素的影响,点云数据中不可避免地会出现一些噪声点和局外点。这些噪声点和局外点对性状提取、特征匹配和曲面重建都有不良影响^[39]。本研究采用统计方法去除噪声点和局外点^[40-41]。对于下采样后点云数据中的每个点,计算其与 k 近邻的平均距离(k 近邻的值设置为 50),通过假设得到的结果服从高斯分布,具有一个平均值(μ)和标准差(σ),如果所有这些点的平均距离大于阈值 $T_{\text{threshold}}$,将被视为异常值,从数据集中删除,计算公式如下

$$T_{\text{threshold}} = \sigma C \tag{1}$$

式中 C ——用户所使用的常量,本研究取 1

本研究也根据三维点云的颜色信息来去除噪声点,计算所有点的超绿分量值(ExG)^[42],将 ExG 小于 0.36 的点视为噪声点,将其从三维点云数据中去除,计算公式如下

$$E_{\text{xG}} = \frac{2G - R - B}{R + G + B} \tag{2}$$

式中 $R、G、B$ ——红、绿、蓝颜色分量

E_{xG} ——超绿分量值

玉米三维点云去噪效果如图 4c 所示,其中点的数量降至下采样后单株点云数量的 95%,与图 4b 相比,减少的点不多但都为噪声点(图 4b 中的红色椭圆框)。

1.3.3 点云数据坐标校正

为了精确地提取玉米植株性状,需进行玉米三维点云的坐标校正。为了获取玉米三维点云模型和真实玉米植株的比例,需进行坐标比例校正,以花盆为基准计算出坐标比例,计算公式如下

$$r = \frac{h_{\text{real}}}{h_{\text{reconstructed}}} \tag{3}$$

式中 h_{real} ——花盆真实高度

$h_{\text{reconstructed}}$ ——花盆重建模型的高度

r ——坐标比例

由于 SfM 重建的三维玉米点云模型的主方向与 PCL 点云库中可视化下的三维坐标轴方向存在一定的偏差,所以需要使用旋转与平移矩阵进行坐标转换校正,将点云模型的质心点转换到坐标系原点,转

换的主要步骤如下:①计算预处理后的三维点云模型质心点的三维坐标。②基于主成分分析法(Principal component analysis, PCA)^[43]将点云模型进行质心化,然后计算点云模型的协方差,求解协方差矩阵的特征值和特征向量,特征向量即为玉米三维点云的主方向。③根据三维点云的质心坐标和主方向创建一个相对于空间坐标系原点的平移和旋转矩阵。④通过创建的旋转和平移矩阵,将原始点云转换为以原点为中心的新点云,空间坐标轴为新点云主方向的位置。

点云坐标转换公式如下

$$T_A = M_r T_o \tag{4}$$

式中 M_r ——平移旋转矩阵

T_o ——原始点云数据

T_A ——转换之后的点云数据

在可视化 PCL 点云数据库下,新位置的点云模型主方向与玉米实际株高的生长方向不一致,为了便于后续点云数据的处理,需要再次使用平移旋转矩阵使玉米植株生长方向与坐标轴 z 的正方向保持一致。点云坐标转换校正流程如图 5 所示。图中,红轴和蓝轴分别表示 x 轴和 z 轴,黄色十字交点为坐标原点。

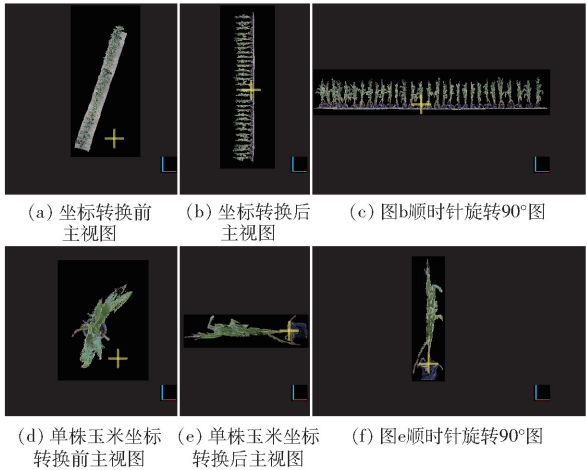


图 5 点云坐标转换校正流程图

Fig. 5 Flowchart of point cloud coordinate conversion correction

1.4 玉米植株三维点云分割

玉米植株三维点云分割主要分为分割玉米植株与花盆及以下点云、单株分割、茎秆提取以及叶片提取 4 部分。处理过程如图 6 所示,具体点云处理步骤如下:①预处理后的原始玉米点云如图 6a 所示。通过直通滤波^[44],以花盆真实高度为基准将目标点云分割为玉米植株和花盆及以下点云两部分,分割效果如图 6b 所示。图 6 中不同颜色代表不同类,绿色代表玉米植株点云,蓝色则代表花盆及以下点云。②将分割出来的玉米植株采用条件欧氏聚类算

法^[45-46]分割出单株玉米植株,分割效果如图 6c 所示。图 6c 中不同颜色代表不同的玉米植株点云。
③提取出单株玉米点云,如图 6d 所示,基于随机采样一致性算法(Random sample consensus, RANSAC)^[47]进行圆柱拟合分割出玉米茎秆,分割效果如图 6e 所示。同时提取出非茎秆点云,如图 6f

所示,将提取的非茎秆点云再次采用统计法去除噪声点和局外点,去除后的效果如图 6g 所示,被去除的点如图 6f 中的红色椭圆框所示,把去除噪声点和局外点的非茎秆点云再次采用条件欧氏聚类算法分割出单片叶片,分割效果如图 6h 所示,图 6h 中不同的颜色代表不同的类。

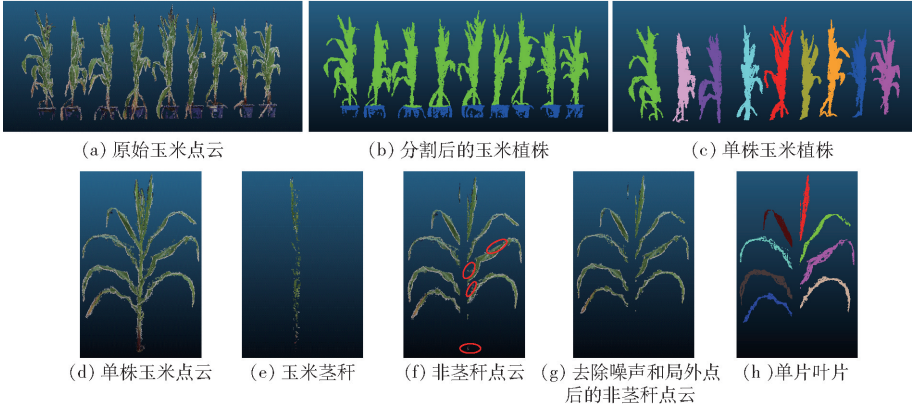


图 6 玉米三维点云分割流程

Fig. 6 Flowchart of three-dimensional point cloud segmentation

1.5 玉米植株性状提取

基于分割得到的玉米点云,计算玉米株高、单株最小包围盒体积、茎粗、叶片数、叶周长、叶面积、单片叶最小包围盒体积、叶投影面积、叶投影宽度、叶投影长度、叶夹角等参数,性状参数提取流程如图 7 所示,具体参数计算方法如下:

(1) 玉米株高

本研究中玉米单株的最高点与盆沿平面在 z 轴方向的差值默认为玉米的株高。提取出单株玉米植株点云(图 7a),遍历所有点,由于校正后单株玉米的生长方向与 z 轴的正方向一致,且玉米的底部平面(盆沿平面)为 oxy 平面,所以要找到单株玉米植

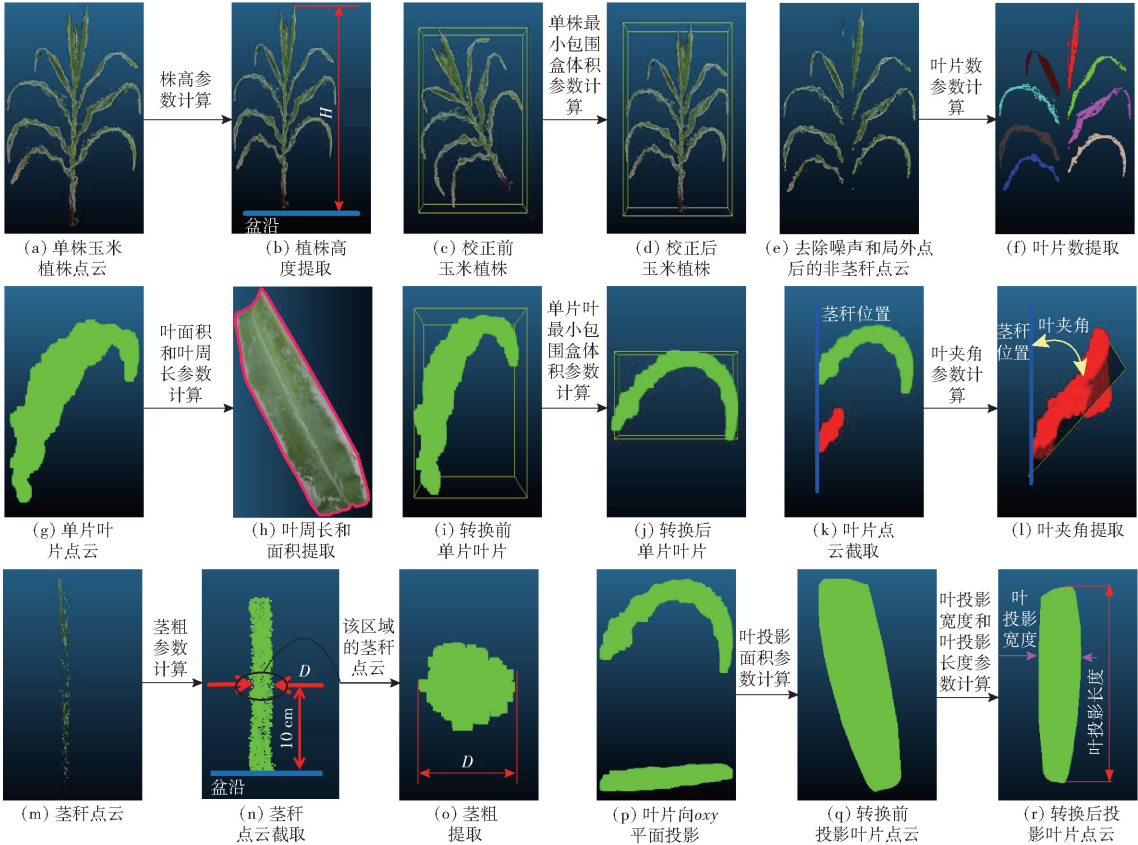


图 7 玉米性状参数提取流程

Fig. 7 Traits parameters extraction process of maizes

株 z 坐标的最大值和盆沿平面的 z 坐标值(当前为0),其差值的绝对值即为单株玉米植株的高度(图7b)。

(2) 单株玉米植株最小包围盒体积

提取出单株玉米植株,校正前的单株玉米植株如图7c所示,黄色线条所组成的长方体为包围盒,校正后的单株玉米植株已转换至其主方向上(图7d所示,黄色线条所组成的长方体即为最小包围盒)。要找到校正后单株玉米点云最大的 x 、 y 、 z 坐标值和最小的 x 、 y 、 z 坐标值,得到8个顶点,这8个顶点连接起来所形成的长方体体积即为单株最小包围盒体积。

(3) 玉米茎粗

本研究中盆沿平面上10 cm的平面内茎秆点云坐标最大值与最小值的差值默认为整株玉米的茎粗。该茎粗为本研究的定义,人工测量茎粗时也是按照这个标准进行测量。提取出茎秆点云(图7m),首先用算法自动截取 $z = 10$ cm处平面内的点云数据(图7n),遍历该平面内的所有点,找到该平面内坐标的最大值和最小值,它们的差值绝对值即为茎粗(图7o)。

(4) 叶片数

提取去除噪声点和局外点的非茎秆点云(图7e),进行条件欧氏聚类,分割出单片叶片(图7f,不同的颜色代表不同的类),其中聚类出的不同类的数量即为叶片数。

(5) 叶周长

分割出三维玉米叶片(图7g),采用贪婪投影三角算法^[48]进行三角面片化,面片化后的三维叶片模型由若干个空间小三角面片组成,其中每个小三角面片的3条边至少被使用一次,而最外围的边即叶片的边界仅被某个小三角面片使用一次,不会被其它三角面片所共用,所以找出所有仅被使用一次的边,计算该边的长度并求和即为叶周长(图7h,红色边界线的长度为叶周长)。

(6) 玉米叶面积

分割出玉米叶片,首先采用贪婪投影三角算法进行三角面片化,面片化后的叶片模型由若干个空间三角面片组成,然后通过海伦公式计算单个空间三角面片的面积,最后通过面积求和公式计算单个叶片的面积,计算公式如下

$$S_i = \sqrt{p_i(p_i - a_i)(p_i - b_i)(p_i - c_i)} \quad (5)$$

$$S_{3D} = \sum_{i=0}^n S_i \quad (6)$$

式中 p_i ——面片化三角形周长的一半
 a_i 、 b_i 、 c_i ——面片化三角形各边边长
 n ——总面片数 i ——面片索引序号

S_i ——单个空间三角形面片的面积

S_{3D} ——单片叶片总面积

(7) 玉米单片叶最小包围盒体积

分割出玉米单片叶片后,将叶片点云转换至主方向位置,转换前的玉米单片叶片如图7i所示,黄色线条所组成的长方体为包围盒,转换后的玉米单片叶片如图7j所示,黄色线条所组成的长方体即为最小包围盒。找到转换后单片叶点云最大的 x 、 y 、 z 坐标值和最小的 x 、 y 、 z 坐标值,得到8个顶点,这8个顶点连接起来所形成的长方体体积即为单片叶最小包围盒体积。

(8) 玉米叶投影面积

将分割出的玉米叶片向 oxy 平面投影(图7p),生成对应的投影叶片点云(图7q),首先采用贪婪投影三角算法对投影叶片点云进行三角面片化,面片化后的投影叶片模型由若干个平面三角面片组成,然后通过海伦公式计算单个平面三角面片的面积,最后通过面积求和公式计算单片叶片的叶投影面积,计算公式如下

$$S_j = \sqrt{p_j(p_j - a_j)(p_j - b_j)(p_j - c_j)} \quad (7)$$

$$S_{2D} = \sum_{j=0}^m S_j \quad (8)$$

式中 p_j ——面片化三角形周长的一半
 a_j 、 b_j 、 c_j ——面片化三角形各边长
 m ——总面片数 j ——面片索引序号
 S_j ——单个平面三角形面片投影面积
 S_{2D} ——单片叶片总投影面积

(9) 叶投影宽度

将分割出的玉米叶片向 oxy 平面投影,生成对应的投影叶片点云,把生成的投影叶片点云转换至主方向位置(图7r),计算宽度方向坐标最大值和最小值,其差值的绝对值默认为本研究中的叶投影宽度(图7r)。

(10) 叶投影长度

将分割出的玉米叶片向 oxy 平面投影,生成对应的投影叶片点云,把生成的投影叶片点云转换至主方向位置,计算长度方向坐标最大值和最小值,其差值的绝对值默认为本研究中的叶投影长度(图7r)。

(11) 叶夹角

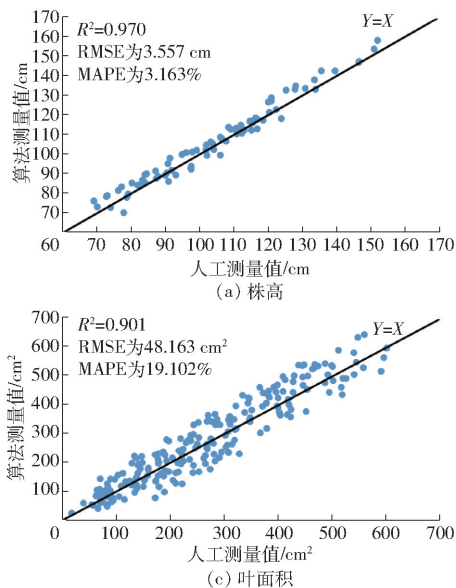
分割出单片玉米叶片后,由于整片玉米叶片弯曲幅度比较大且每片玉米叶片弯曲的幅度不一致,将其用随机采样一致性算法进行平面拟合,求取所得到的平面与茎秆的一个方向向量的夹角,该方法所求取的叶夹角可信度比较低,因此本研究统一截取叶片点云的一部分进行叶夹角求取。截取的规则为:以靠近茎秆的一端为起始端,在向叶片延伸的方

向上截取某个阈值内的叶片点云(图 7k 所示,绿色为完整的单片叶片点云,红色为截取的点云,蓝色为茎秆所在位置),将截取的叶片点云进行平面拟合,拟合出的平面与茎秆的一个方向向量夹角默认为叶夹角(如图 7l 所示,红色为截取的点云,黄色平面为截取的点云所拟合出来的平面,蓝色为茎秆所在位置)。

2 结果与分析

2.1 计算评估

将自动测量的玉米植株株高、茎粗、叶面积与人



工测量值进行对比来评价本文方法的精度。测量结果精度用平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和决定系数 R^2 (Determination coefficient) 来评估。

2.2 性状参数测量结果与分析

本实验对抽穗期的 80 株玉米样本用 SfM 进行三维重建,自动分割玉米的单株、茎秆和叶片点云,并进行测量分析。将自动测量的株高、茎粗、叶面积和叶投影面积与人工测量值进行对比,结果如图 8 所示。

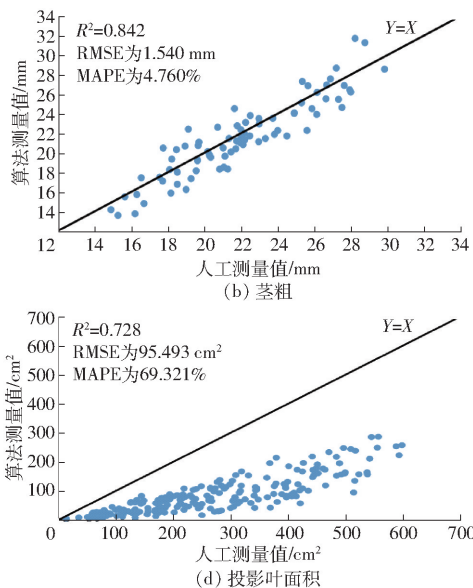


图 8 玉米植株性状的人工测量值与算法测量值的对比图

Fig. 8 Comparison plots of algorithm and manual measurements of maize plant traits

由图 8a 可看出, $R^2=0.970$, MAPE 为 3.163%, RMSE 为 3.557 cm, 算法测量株高的准确率为 96.837%。由图 8b 可知, $R^2=0.842$, MAPE 为 4.760%, RMSE 为 1.540 mm, 算法测量的茎粗准确性为 95.240%。由图 8c 可看出, $R^2=0.901$, MAPE 为 19.102%, RMSE 为 48.163 cm², 算法测量的叶面积准确率为 80.898%。由图 8d 可看出, $R^2=0.728$, MAPE 为 69.321%, RMSE 为 95.493 cm²。相比图 8c, 投影叶面积测量值与叶面积测量值相差较大, 说明叶面积测量方法比单个方向(投影至 oxy 平面)投影叶面积测量方法更接近实际玉米叶面积。图 8 结果表明, 本文方法具有较高的准确性, 算法测量值与人工测量值具有较好的一致性。

单株最小包围盒体积、叶片数、单片叶最小包围盒体积、叶周长、叶投影宽度、叶投影长度和叶夹角 7 个性状参数的测量结果如图 9 所示。在单株性状参数上, 晋单 73 品种玉米的单株最小包围盒体积和叶片数总体上高于大丰 30 和郑单 958 品种, 而在单片叶性状上, 3 个品种的 5 个性状间(单片叶最小包围盒体积、叶周长、叶投影宽度、叶投影长度和叶夹

角)没有非常显著的差异。

2.3 单株性状参数显著性分析

将 80 株玉米植株分为低地上部生物量和高地上部生物量两类, 通过 SPSS 软件将单株玉米植株的株高、最小包围盒体积、茎粗和叶片数 4 个性状做单因素方差分析, 显著性差异 P 值分别为 0.000 3、0.000 4、0.317 0 和 0.241 5。当 $P \leq 0.01$ 时, 说明因素对试验指标的影响非常显著; 当 $0.01 < P \leq 0.05$ 时, 说明因素对试验指标的影响显著; 当 $P > 0.05$ 时, 说明因素对试验指标的影响不显著。单株玉米植株的株高、最小包围盒体积、茎粗和叶片数区分低地上部生物量玉米植株和高地上部生物量玉米植株的显著性统计结果如图 10 所示。由此可知, 单株玉米植株的株高、最小包围盒体积可以显著区分低地上部生物量玉米植株和高地上部生物量玉米植株, 而茎粗和叶片数不能区分低地上部生物量玉米植株和高地上部生物量玉米植株。

3 结束语

针对传统的玉米植株性状测量方法存在主观性

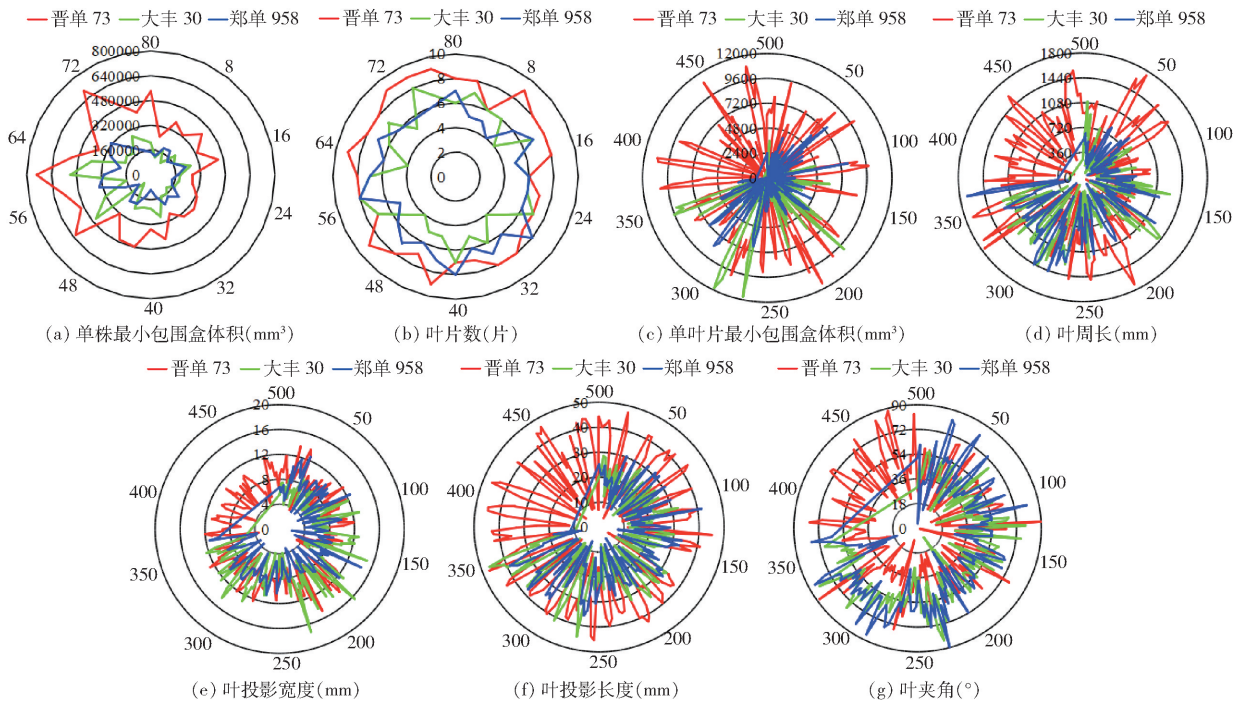


图9 玉米叶片性状参数测量结果

Fig.9 Measurement results of trait parameters in maize leaves

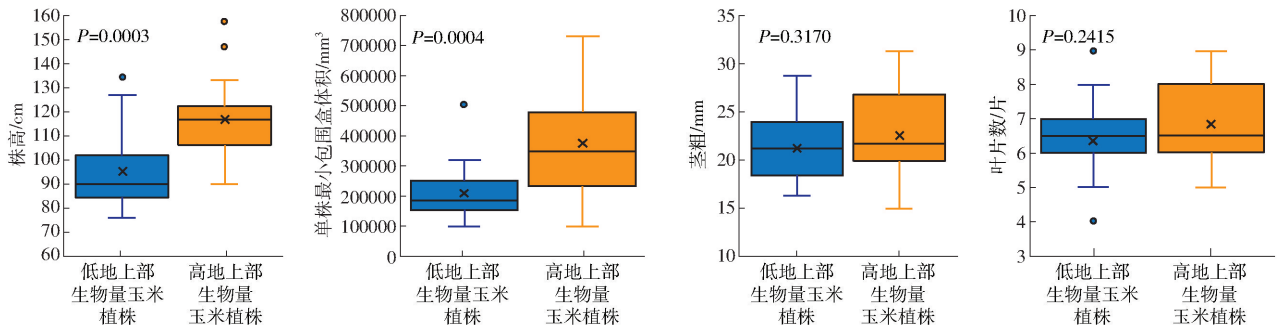


图10 单株性状参数显著性差异分析

Fig.10 Analysis of significant differences in trait parameters of single plant

强、劳动强度大、有损伤等问题,以 80 株抽穗期玉米植株为研究对象,研究了基于运动恢复结构的玉米植株三维重建方法和性状提取方法。结果表明,与人工测量值相比,株高、茎粗、叶面积的平均绝对百分比误差 (MAPE) 分别为 3.163%、4.760%、19.102%,均方根误差 (RMSE) 分别为 3.557 cm、1.540 mm、48.163 cm²,决定系数 (R^2) 分别为 0.970、0.842、0.901。同时,实验验证了株高和单株最小包围盒体积可以显著区分低地上部生物量玉米植株和高地上部生物量玉米植株。

参 考 文 献

[1] PRASANNA B M, PIXLEY K, WARBURTON M L, et al. Molecular marker-assisted breeding options for maize improvement in Asia[J]. Molecular Breeding, 2010, 26(2):339–356.

[2] YANG X, GAO S, XU S, et al. Characterization of a global germplasm collection and its potential utilization for analysis of complex quantitative traits in maize[J]. Molecular Breeding, 2011, 28(4):511–526.

[3] 郭丙玉,高慧,唐诚,等. 水肥互作对滴灌玉米氮素吸收、水氮利用效率及产量的影响[J]. 应用生态学报,2015,26(12):3679–3686.

GUO Bingyu,GAO Hui,TANG Cheng,et al. Response of water coupling with N supply on maize nitrogen uptake,water and N use efficiency,and yield in drip irrigation condition[J]. Chinese Journal of Applied Ecology,2015,26(12):3679–3686. (in Chinese)

[4] 史振声,李海燕,李凤海,等. 玉米株高的年际间变化及其与产量的关系研究[J]. 玉米科学,2013,21(5):24–29.

SHI Zhensheng,LI Haiyan,LI Fenghai,et al. Relationship between the interannual change of maize height and yield[J]. Journal of Maize Sciences,2013,21(5):24–29. (in Chinese)

[5] 加孜拉,白云岗,曹彪. 北疆寒旱不同水分处理对膜下滴灌青贮玉米植株生长与产量的影响[J]. 中国农学通报,2019,

- 35(16):6–14.
- JIA Zila, BAI Yungang, CAO Biao. Effects of different water treatments on growth and yield of drip-irrigated silage corn in cold and arid regions of northern Xinjiang[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2019, 35(16):6–14. (in Chinese)
- [6] MEGHJI M R, DUDLEY J W, LAMBERT R J, et al. Inbreeding depression, inbred and hybrid grain yields, and other traits of maize genotypes representing three eras[J]. Crop Science, 1984, 24(3):545–549.
- [7] 姚延娟, 范闻捷, 刘强, 等. 玉米全生长期叶面积指数收获测量法的改进[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8):189–194.
- YAO Yanjuan, FAN Wenjie, LIU Qiang, et al. Improved harvesting method for corn LAI measurement in corn whole growth stages[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(8):189–194. (in Chinese)
- [8] WHIGHAM D K, WOOLLEY D G. Effect of leaf orientation, leaf area, and plant densities on corn production[J]. Agronomy Journal, 1974, 66(4):482–486.
- [9] JIN X, LI Z, FENG H, et al. Deep neural network algorithm for estimating maize biomass based on simulated Sentinel 2A vegetation indices and leaf area index[J]. The Crop Journal, 2019, 6(5):1–11.
- [10] 赵春江, 吴华瑞, 王纪华, 等. 田间小麦叶面积空间分布数学模型的建立与应用[J]. 中国农业科学, 2004, 37(2):196–200.
- ZHAO Chunjiang, WU Huarui, WANG Jihua, et al. Establishment and application of mathematical model of spatial distribution of wheat leaf area[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2004, 37(2):196–200. (in Chinese)
- [11] 徐惠风, 马岩松, 徐克章, 等. 向日葵叶片在空间分布特性的初步研究[J]. 吉林农业大学学报, 2001, 23(3):15–18.
- XU Huifeng, MA Yansong, XU Kezhang, et al. Studies on sunflower spatial geometric distribution[J]. Journal of Jilin Agricultural University, 2001, 23(3):15–18. (in Chinese)
- [12] 宋英博, 郭伟, 张洪权, 等. 图像处理技术在玉米叶面积测量中的实际应用[J]. 农学学报, 2015, 5(8):111–114.
- SONG Yingbo, GUO Wei, ZHANG Hongquan, et al. Practical application of image processing techniques for measuring leaf area of maize[J]. Journal of Agriculture, 2015, 5(8):111–114. (in Chinese)
- [13] JAY S, RABATEL G, HADOUX X, et al. In-field crop row phenotyping from 3D modeling performed using structure from motion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 110:70–77.
- [14] 段凌凤, 杨万能. 水稻表型组学研究概况和展望[J]. 生命科学, 2016(10):1129–1137.
- DUAN Lingfeng, YANG Wanneng. Research advances and future scenarios of rice phenomics[J]. Chinese Bulletin of Life Sciences, 2016(10):1129–1137. (in Chinese)
- [15] XIONG X, YU L, YANG W, et al. A high-throughput stereo-imaging system for quantifying rape leaf traits during the seedling stage[J]. Plant Methods, 2017, 13(1):1–17.
- [16] MANUEL V, GRIEPENTROG H W, REISER D, et al. 3-D imaging systems for agricultural applications—a review[J]. Sensors, 2016, 16(5):618–637.
- [17] 李抒昊, 关海鹏, 于崧, 等. 基于 FastSCAN 玉米整株三维重构及参数计算方法[J]. 农机化研究, 2018, 40(4):168–172.
- LI Shuhao, GUAN Haiou, YU Song, et al. Whole 3D reconstruction based on FastSCAN corn and parameter calculation method[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2018, 40(4):168–172. (in Chinese)
- [18] 仇瑞承, 张漫, 魏爽, 等. 基于 RGB-D 相机的玉米茎粗测量方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1):170–176.
- QIU Ruicheng, ZHANG Man, WEI Shuang, et al. Method for measurement of maize stem diameters based on RGB-D camera[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(1):170–176. (in Chinese)
- [19] 苏伟, 郭皓, 赵冬玲, 等. 基于地基激光雷达的玉米真实叶面积提取方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(7):345–353.
- SU Wei, GUO Hao, ZHAO Dongling, et al. Estimation of actual leaf area of maize based on terrestrial laser scanning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7):345–353. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160747&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.047. (in Chinese)
- [20] 王传宇, 赵明, 阎建河. 基于双目立体视觉的苗期玉米株型测量[J]. 农业机械学报, 2009, 40(5):145–148.
- WANG Chuanyu, ZHAO Ming, YAN Jianhe. Measurement of maize seedling morphological traits based on binocular stereovision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(5):145–148. (in Chinese)
- [21] HILDRETH E C, ANDO H, ANDERSEN R A, et al. Recovering three-dimensional structure from motion with surface reconstruction[J]. Vision Research, 1995, 35(1):117–137.
- [22] OLIENSIS J. A multi-frame structure-from-motion algorithm under perspective projection[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 34(2–3):163–192.
- [23] FONSTAD M A, DIETRICH J T, COURVILLE B C, et al. Topographic structure from motion: a new development in photogrammetric measurement[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2013, 38(4):421–430.
- [24] 冯林, 李斌兵. 利用无人机倾斜影像与 GCP 构建高精度侵蚀沟地形模型[J]. 农业工程学报, 2018, 34(3):88–95.
- FENG Lin, LI Binbing. Establishment of high precision terrain model of eroded gully with UAV oblique aerial photos and ground control points[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(3):88–95. (in Chinese)
- [25] 陈钰, 张荣春, 衣雪峰, 等. 基于运动恢复结构的非量测相机三维地质重建[J]. 现代测绘, 2018, 41(5):42–45.
- CHEN Yu, ZHANG Rongchun, YI Xuefeng, et al. 3D geological reconstruction with non-metric camera based on structure from motion[J]. Modern Surveying and Mapping, 2018, 41(5):42–45. (in Chinese)
- [26] LOU L, LIU Y, SHENG M, et al. A cost-effective automatic 3D reconstruction pipeline for plants using multi-view images[M]//Advances in autonomous robotics systems. Springer International Publishing, 2014.
- [27] 胡鹏程, 郭焱, 李保国, 等. 基于多视角立体视觉的植株三维重建与精度评估[J]. 农业工程学报, 2015, 31(11):209–214.
- HU Pengcheng, GUO Yan, LI Baoguo, et al. Three-dimensional reconstruction and its precision evaluation of plant architecture based on multiple view stereo method[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(11):209–214. (in Chinese)

- [28] JING R, GONG Z, ZHAO W, et al. Above-bottom biomass retrieval of aquatic plants with regression models and SfM data acquired by a UAV platform—a case study in Wild Duck Lake Wetland, Beijing, China[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 134:122–134.
- [29] 张慧春, 王国苏, 边黎明, 等. 基于光学相机的植物表型测量系统与时序生长模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(10):197–207.
ZHANG Huichun, WANG Guosu, BIAN Liming, et al. Visible camera-based 3D phenotype measurement system and time-series visual growth model of plant[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10):197–207. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191022&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.10.022. (in Chinese)
- [30] HUI F, ZHU J, HU P, et al. Image-based dynamic quantification and high-accuracy 3D evaluation of canopy structure of plant populations[J]. Annals of Botany, 2018, 121(5):1079–1088.
- [31] HE J Q, HARRISON R J, LI B. A novel 3D imaging system for strawberry phenotyping[J]. Plant Methods, 2017, 13(1):1–8.
- [32] 韩东, 杨贵军, 杨浩, 等. 基于立体视觉的玉米雄穗三维信息提取[J]. 农业工程学报, 2018, 34(11):166–173.
HAN Dong, YANG Guijun, YANG Hao, et al. Three-dimensional information extraction from maize tassel based on stereoscopic vision[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(11):166–173. (in Chinese)
- [33] FURUKAWA Y, PONCE J. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(8):1362–1376.
- [34] 吴从中, 张凌华, 詹曙. 融合 Gabor 特征的 SFM 算法三维人脸建模[J]. 合肥工业大学学报, 2017, 40(2):180–185.
WU Congzhong, ZHANG Linghua, ZHAN Shu. A method of fusing Gabor features for 3D face modeling by SFM algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology, 2017, 40(2):180–185. (in Chinese)
- [35] 罗米, 赵霞, 陈萌, 等. 基于分段式序列图像集的运动恢复结构[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(22):205–210.
LUO Mi, ZHAO Xia, CHEN Meng, et al. Structure from motion based on segmented sequence images[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(22):205–210. (in Chinese)
- [36] 何豫航, 岳俊. 基于 CMVS/PMVS 多视角密集匹配方法的研究与实现[J]. 测绘地理信息, 2013, 38(3):20–23.
HE Yuhang, YUE Jun. Research and implementation based on multi-view dense matching by applying CMVS/PMVS[J]. Journal of Geomatics, 2013, 38(3):20–23. (in Chinese)
- [37] 袁华, 庞建铿, 莫建文. 基于体素化网格下采样的点云简化算法研究[J]. 电视技术, 2015, 39(17):43–47.
YUAN Hua, PANG Jiankeng, MO Jianwen. Research on simplification algorithm of point cloud based on voxel grid[J]. Television Technology, 2015, 39(17):43–47. (in Chinese)
- [38] HAN X F, JIN J S, WANG M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud[J]. Signal Processing: Image Communication, 2017, 57:103–112.
- [39] LI Quan, CHENG Xiaojun. Comparison of different feature sets for TLS point cloud classification[J]. Sensors, 2018, 18(12):4206–4223.
- [40] 吴玉泉, 李沛鸿, 杨倩. 基于领域平均法的点云去噪算法研究[J]. 江西理工大学学报, 2019, 40(1):10–15.
WU Yuquan, LI Peihong, YANG Qian. Point cloud denoising algorithm based on neighborhood averaging method[J]. Journal of Jiangxi University of Science and Technology, 2019, 40(1):10–15. (in Chinese)
- [41] 焦晨, 王宝锋, 易耀华. 点云数据滤波算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(11):18–22.
JIAO Chen, WANG Baofeng, YI Yaohua. Research on point cloud data filtering algorithms[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(11):18–22. (in Chinese)
- [42] 迟德霞, 张伟, 王洋. 基于 EXG 因子的水稻秧苗图像分割[J]. 安徽农业科学, 2012, 40(36):17902–17903.
CHI Dexia, ZHANG Wei, WANG Yang. Segmentation of rice seedling image based on EXG factor[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2012, 40(36):17902–17903. (in Chinese)
- [43] WOLD S. Principal component analysis[J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 1987, 2(1):37–52.
- [44] ARCHIBALD R, BAO F, TU Xuemin. A direct filter method for parameter estimation[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 398:108871.
- [45] 陈向阳, 杨洋, 向云飞. 欧氏聚类算法支持下的点云数据分割[J]. 测绘通报, 2017(11):27–31.
CHEN Xiangyang, YANG Yang, XIANG Yunfei. Measurement of point cloud data segmentation based on Euclidean clustering algorithm[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(11):27–31. (in Chinese)
- [46] MASCIARI E, MAZZEO G M, ZANIOLO C. A new, fast and accurate algorithm for hierarchical clustering on Euclidean distances[C]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, 2013:111–122.
- [47] YANG M Y, FORSTNER W. Plane detection in point cloud data[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Control Guidance, 2010:95–104.
- [48] MARTON Z C, RUSU R B, BEETZ M. On fast surface reconstruction methods for large and noisy point clouds[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2009:3218–3223.