

叶片尺度的玉米幼苗三维表型信息提取方法

李少辰^{1,2,3}, 张爱武^{1,2,3*}, 张希珍^{1,2,3}, 杨志强^{1,2,3}, 李梦南^{1,2,3}

¹首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京 100048;

²首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048;

³首都师范大学空间信息技术教育部工程研究中心, 北京 100048

摘要 植物三维表型结构信息在生物育种和基因组研究中尤为重要。为了能够有效、快速、无损地实现对植物三维表型信息的提取,以玉米为例,提出一种从图像生成的三维点云提取玉米幼苗叶片尺度的三维表型结构信息的方法。首先利用运动恢复结构算法将手机获取的图像重建生成三维点云;然后结合 ExGR 指数、条件欧氏聚类算法从环境背景中自动提取玉米幼苗,进而采用区域增长算法分割叶片;最后计算玉米幼苗的株高、三维体积、叶片面积和叶片周长等三维表型结构信息,并分析表型信息随时间的动态变化。结果表明,与真实值相比,所提方法计算的株高、叶片面积和叶片周长的均方根误差(RMSE)分别为 0.77 cm、1.62 cm²和 1.21 cm,平均绝对百分比误差(MAPE)分别为 3.23%、8.27%和 4.75%,且决定系数 R^2 均达 0.98 以上。所提方法可以有效地无损提取玉米幼苗三维表型结构信息,并可以拓展到对其他柱状结构植物的表型信息提取方面。

关键词 三维点云;植物表型;可见光植被指数;叶片分割;动态监测

中图分类号 TP391;S513

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212702

3D Phenotypic Information Extraction Method of Maize Seedlings at Leaf Scale

Li Shaochen^{1,2,3}, Zhang Aiwu^{1,2,3*}, Zhang Xizhen^{1,2,3}, Yang Zhiqiang^{1,2,3}, Li Mengnan^{1,2,3}

¹College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

²Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

³Engineering Research Center of Spatial Information Technology, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China

Abstract In biological breeding and genomic research, the three-dimensional phenotypic structure information of plants is especially crucial. To extract the three-dimensional phenotypic information of plants efficiently, quickly, and nondestructively, taking corn as an example, a method for extracting the three-dimensional phenotypic structure information of maize seedling at leaf-scale from a three-dimensional point cloud produced from an image is proposed in this study. First, using a motion recovery structure algorithm, the image obtained from a mobile phone is rebuilt to produce a three-dimensional point cloud and then integrated with the ExGR index and conditional Euclidean clustering algorithm to automatically extract the corn seedlings from the surrounding environment. We employ the regional growth algorithm to segment the leaves. Finally, the three-dimensional phenotypic structure information of corn seedlings, including height, three-dimensional volume, leaf area, and leaf perimeter, are computed, and the dynamic changes of phenotypic information over time are examined. The findings demonstrate that the method in this study compares with the real value; the root mean square error (RMSE) of plant height, leaf area, and leaf circumference is 0.77 cm, 1.62 cm², and 1.21 cm, respectively; the mean absolute percentage error (MAPE) is 3.23%, 8.27%, and 4.75% respectively; and the determination coefficient R^2 reaches above 0.98. The proposed method can efficiently and nondestructively extract the three-dimensional phenotypic structure information of corn seedlings and can be extended to the extraction of other columnar structure plant phenotypic information.

Key words 3D point cloud; plant phenotype; visible light vegetation index; leaf segmentation; dynamic monitoring

收稿日期: 2021-10-11; 修回日期: 2021-10-27; 录用日期: 2021-11-08; 网络首发日期: 2021-11-20

基金项目: 国家自然科学基金(42071303)、科技基础资源调查项目(2019FY101304)

通信作者: *zhangaiwu@cnu.edu.cn

1 引言

植物表型指受基因或环境影响,反映植物结构组成、生长发育过程和结果的全部物理、生理、生化特征和形状^[1]。传统的表型信息获取方法主要采用人工测量,但在测量过程中常常需要破坏植物自身结构,且费时费力,难以大规模测量,同时无法保证精度,极大地限制了人们对植物基因组的研究^[2]。随着人工智能、计算机视觉和遥感技术的发展,越来越多的植物表型信息提取方法被提出,从而为植物育种和表型研究提供支持^[3-5]。

目前研究大多集中在基于图像的二维表型信息获取^[6-7]。Bylesjö等^[8]开发了自动分析图像叶片尺寸和叶片面积的工具LAMINA,并在欧洲颤杨图像数据集中检验了该工具的准确性。Zhou等^[9]开发了Leaf-GP应用程序,该程序可从图像数据集中提取植物表型信息,如投影叶面积、叶周长、叶凸包面积、叶密度等,并且可以长时间监测植物动态生长过程。黄成龙等^[10]利用数字图像,结合骨架提取、茎秆识别、叶片标记等算法,对玉米叶片性状进行动态提取,同时计算叶长、叶夹角、叶片卷曲度等表型信息。Lee等^[11]使用基于超像素的机器学习算法对大规模植物图像数据集进行分割,得到了叶面积随时间的变化关系。但是对于某些植物,由于自遮挡和图像分辨率等因素的影响,仅从数字图像获取植物的二维表型信息是远远不够的^[12]。

三维结构表型信息的获取近年来备受重视^[13]。激光雷达可以通过扫描的方式,高效地获取目标三维点云数据,且精度高、速度快、无接触^[14-15]。Jin等^[16]利用地面激光雷达数据,提出了一种中值归一化向量生长算法(MNVG),该算法对玉米三维点云数据进行茎叶分割,并提取了株高、三维体积、叶面积、叶倾角等表型信息。苏伟等^[17]利用地面激光雷达数据,采用DoN法线差分算法剔除茎秆,建立了叶片三角网模型和骨架模型,同时计算了株高、叶面积、叶长和叶倾角等表型信息。Jin等^[18]采用激光雷达数据,利用深度学习的方法分离了玉米茎叶结构。虽然激光雷达生成的点云数据精度高、效果好,但设备价格相对昂贵,极大地限制了其应用的普遍性。Yamamoto等^[19]使用消费级RGB-D相机Kinect,有效地获取了株高、叶面积、体积以及叶倾角等草莓植株生长信息。徐胜勇等^[20]使用深度相机Kinect2.0对油菜叶片进行三维重建,计算并得到了叶面积。随着计算机视觉的发展,基于图像获取目标三维信息的方法越来越多地应用到了农业方面^[21-24],该方法测量速度快、精度高、移植性强,且有RGB颜色信息,充分解决了激光雷达价格昂贵而无法普及应用的不足。

在当今世界粮食紧缺的情况下,玉米作为三大作物之一,通过育种提高产量的任务变得尤为重要,而监测其生长过程,实时动态地获取其表型信息,成为育种过程中最重要的一部分。目前对玉米表型信息提取的

研究有了一定的进展^[7,10,16-18],但对于幼苗期的研究还鲜有报道。针对传统测量方法费时费力、主观性强且有损的问题和激光雷达设备价格昂贵而无法普及应用的现象,本文提出了一种低成本、快速无损获取玉米幼苗三维表型结构信息的方法。通过大众化智能手机采集玉米幼苗图像,利用基于运动恢复(SFM)和多视图立体成像(MVS)的方法重建生成三维点云,利用ExGR指数、条件欧氏聚类、基于曲率的区域生长算法对玉米幼苗进行单株提取和茎叶分离,并计算株高、三维体积、叶面积和叶周长等表型信息。同时根据株高、三维体积、叶面积和叶周长等表型信息计算生长速率,为动态监测玉米生长和育种提供科学的手段。

2 数据与方法

2.1 实验数据

自2020年10月11日共盆栽种植8株玉米(品种为郑单958),在平均温度22℃的室内进行培养,并于10月20日至24日、27日共计6天使用智能手机HUAWEI P30相机对玉米幼苗进行拍照,获取其多视图图像。图像格式为JPG,分辨率为3648×2736。为保证图像采集设备的普适性,拍照过程采用自动对焦的方式,并且不开启闪光灯和AI识别功能。为保证点云的连续性和精度,每次拍摄图像数量为90~110张,部分原始手机图像如图1所示。



图1 部分原始手机图像

Fig. 1 Parts of original mobile phone images

为避免自遮挡对三维重建带来的影响,选取两个高度布置拍摄点位。首先在植株上方约50 cm的水平高度布点,手机相机向下倾斜45°,在同一高度以植株为中心、50 cm为半径画圆的方式环绕拍摄,相邻图像之间重叠度保持在80%以上;采集完成后选取植株平行高度作为另一布点高度,手机相机保持水平,以相同方式拍摄第二组图像。手机相机拍摄位置如图2所示。采用手动测量的方法获取玉米幼苗表型信息的实测数据,其中株高为卷尺测量的玉米幼苗根部到顶部之间的垂直距离;叶周长是在叶片伸直情况下采用软线对叶片边缘进行环绕测量,再通过卷尺测量软线长度得到的。

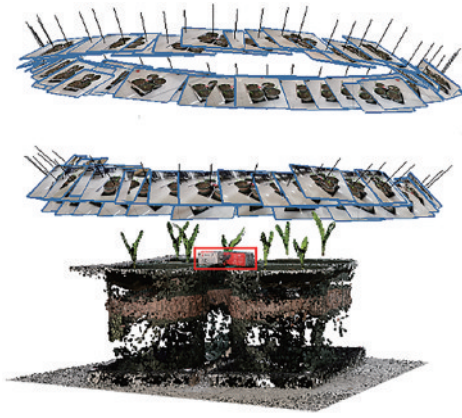


图 2 手机相机的位置

Fig. 2 Location of mobile phone camera

2.2 研究方法

为提取玉米幼苗三维表型结构信息,需首先采用 SFM/MVS 算法对手机图像进行三维重建,获取玉米幼苗三维点云。实验流程如图 3 所示,主要包括 3 个部分:1)预处理,为提高处理效率,基于体素滤波和最小二乘法(MLS)平滑获取稀疏平滑点云,同时采用统计滤波剔除离群点,通过坐标校正获取三维点云真实坐标;2)整株尺度三维表型信息提取,采用超绿超红差分植被指数(ExGR)和条件欧氏聚类算法进行单株提取,进而提取株高和三维体积;3)叶片尺度三维表型信息提取,采用基于曲率的区域增长算法进行叶片分割,通过构建叶片三角网模型和 B 样条曲面模型提取叶面积和叶周长。

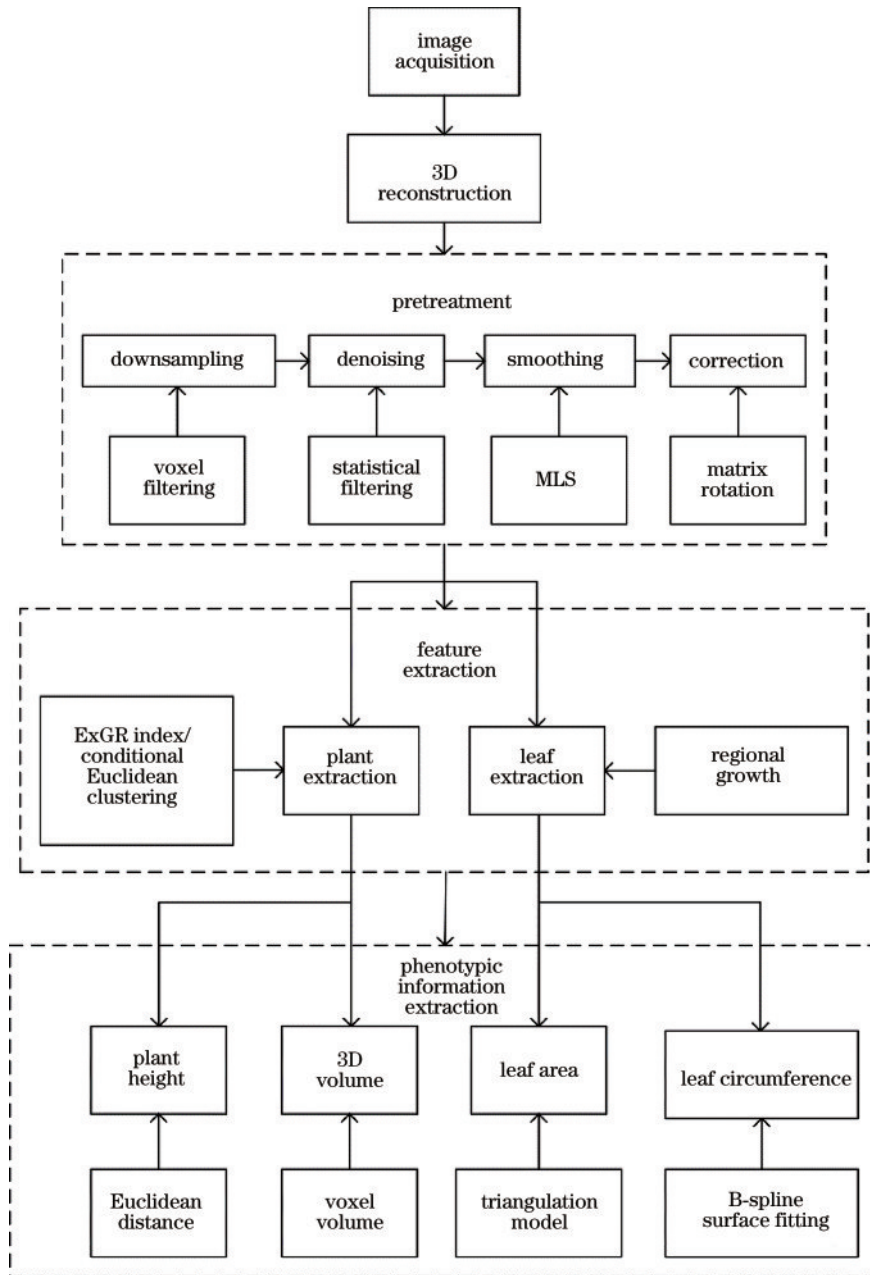


图 3 实验流程

Fig. 3 Experimental process

本实验利用 Visual Studio 2015 开发平台、C++ 点云库 PCL (point cloud library) 和三维重建软件 Agisoft Metashape (原 PhotoScan) 实现。

2.2.1 三维重建

为获取玉米幼苗三维点云, 采用 Agisoft Metashape 软件对手机图像进行三维重建。该软件主要原理为 SFM/MVS 算法^[25]。SFM 算法通过尺度不变特征变换 (SIFT) 算法^[26] 提取图像中的关键点, 根据关键点对重叠图像进行匹配, 建立连接点并生成稀疏点云, 同时解算相机位置和参数。MVS 算法将稀疏点云构建为密集点云。为构建高密度和高精度点云, 将图像对齐选项和建立密集点云选项设置为“高”, 此选项更推荐用于植物^[27]。

2.2.2 点云预处理

由于原始点云密度较大, 且存在许多噪声点, 不利于后续处理。为了在保证精度的同时提高处理效率, 采用体素滤波算法进行降采样, 该算法可以在不破坏点云整体几何结构的前提下降低点云数量, 对后续提取的表型信息参数不存在影响; 同时为避免离群噪声点带来的影响, 采用统计滤波算法剔除; 滤波完成后采用 MLS 进行平滑处理, 以保证点云连续性和法线光滑性。

2.2.3 坐标校正

由于重建生成的点云没有坐标单位, 且真实地面未垂直于 z 轴, 为验证提取三维表型结构信息的精度和纠正几何的不一致性, 需对坐标和 z 轴进行校正。

1) 坐标校正。为获取玉米幼苗点云的真实坐标, 在相机获取多视角图像时摆放一个长 $x'=12.8$ cm, 宽 $y'=5.7$ cm, 高 $z'=3.5$ cm 的小盒作为参照 (图 2 红框内), 采用欧氏距离算法计算其在点云数据中的长度, 并进行换算, 得到变换系数, 从而获得玉米幼苗点云的真实坐标。变换公式为

$$(x, y, z) = \alpha(x', y', z'), \quad (1)$$

式中: (x, y, z) 分别为待校正点云中参照物的长度; (x', y', z') 分别为参照物真实长度; α 为待校正点云坐标变换系数。

2) z 轴校正。为了进一步进行数据处理, 纠正几何的不一致性, 统一 z 轴方向, 将点云坐标 z 轴校正为垂直于地面。首先获取当前点云地面的法向量, 根据其于 z 轴法向量夹角, 计算旋转角度和旋转矩阵。采用随机采样一致性 (RANSAC) 算法检测地面, 并获取当前地面法向量 \mathbf{m} , 结合 z 轴法向量 $\mathbf{n} = (0, 0, 1)$ 计算得到旋转角度 θ , 计算公式为

$$\mathbf{m} \cdot \mathbf{n} = |\mathbf{m}| \times |\mathbf{n}| \times \cos \theta, \quad (2)$$

$$\theta = \arccos \left(\frac{\mathbf{m} \cdot \mathbf{n}}{|\mathbf{m}| \times |\mathbf{n}|} \right). \quad (3)$$

旋转矩阵由罗德里格斯旋转公式求得, 计算公式为

$$\mathbf{R}_{\text{rot}} = \mathbf{E} \times \cos \theta + (\mathbf{m} \cdot \mathbf{n}) \times \mathbf{d} \times (1 - \cos \theta) + (\mathbf{m} \cdot \mathbf{n}) \times \sin \theta, \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_{\text{rot}} = \begin{bmatrix} \cos \theta + d_1^2(1 - \cos \theta) & d_1 d_2(1 - \cos \theta) - d_3 \sin \theta & d_2 \sin \theta + d_1 d_3(1 - \cos \theta) \\ d_3 \sin \theta + d_1 d_2(1 - \cos \theta) & \cos \theta + d_2^2(1 - \cos \theta) & -d_1 \sin \theta + d_2 d_3(1 - \cos \theta) \\ -d_2 \sin \theta + d_1 d_3(1 - \cos \theta) & d_1 \sin \theta + d_2 d_3(1 - \cos \theta) & \cos \theta + d_3^2(1 - \cos \theta) \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: \mathbf{E} 为三阶单位矩阵; θ 为旋转角度; $\mathbf{d} = (d_1, d_2, d_3)$ 为 $\mathbf{m} \cdot \mathbf{n}$ 的单位向量。

2.2.4 整株提取

为了计算个体三维表型结构信息, 需要从群体中分出单株。植物在可见光波段有明显的反射特征, 而土壤和其他背景信息则没有明显的光谱反射特性^[28]。基于此特征, 使用可见光波段的植被指数就可以有效地将作物与背景信息分离。由多视图成像生成的点云包含了可见光信息, 因此根据常见的可见光植被指数提取结果进行对比分析, 当超绿超红差分指数 ExGR 大于 0 时效果最好, 可有效地将玉米幼苗与背景信息分离, 从而获得玉米植株点云。表 1 列出了常用的可见光植被指数^[29-31]。

表 1 中, R 、 G 、 B 分别代表可见光红色、绿色、蓝色通道分量, r 、 g 、 b 分别代表红色、绿色和蓝色通道分量的归一化值, 计算公式为

$$r = \frac{R}{R + G + B}, g = \frac{G}{R + G + B}, b = \frac{B}{R + G + B}. \quad (6)$$

表 1 常见植被指数

Table 1 Common vegetation index

Vegetation index	Formula
ExG ^[29]	$I_{\text{ExG}} = 2g - r - b$
ExR ^[30]	$I_{\text{ExR}} = 1.4r - g$
ExGR ^[30]	$I_{\text{ExGR}} = I_{\text{ExG}} - I_{\text{ExR}}$
NGRDI ^[31]	$I_{\text{NGRDI}} = (G - R) / (G + R)$
CIVE ^[31]	$I_{\text{CIVE}} = 0.44R - 0.88G + 0.39B + 18.79$

采用 ExGR 指数提取玉米幼苗后, 如图 4(a) 所示, 虽然已将土壤和其他背景信息分离, 但由于本实验所用栽盆为深绿色, 根据栽盆与玉米幼苗垂直分布特征, 采用直通滤波算法将玉米幼苗植株根部以下的栽盆点云去除, 仅保留植株与栽盆边缘部分, 如图 4(b) 所示。根据玉米幼苗群体空间分布特征, 采用条件欧氏聚类算法进行单株提取, 该算法可以在单株提取的同时有效地将剩余栽盆边缘部分与玉米幼苗分离, 如图 4(c) 所示。最终提取结果如图 4(d) 所示。

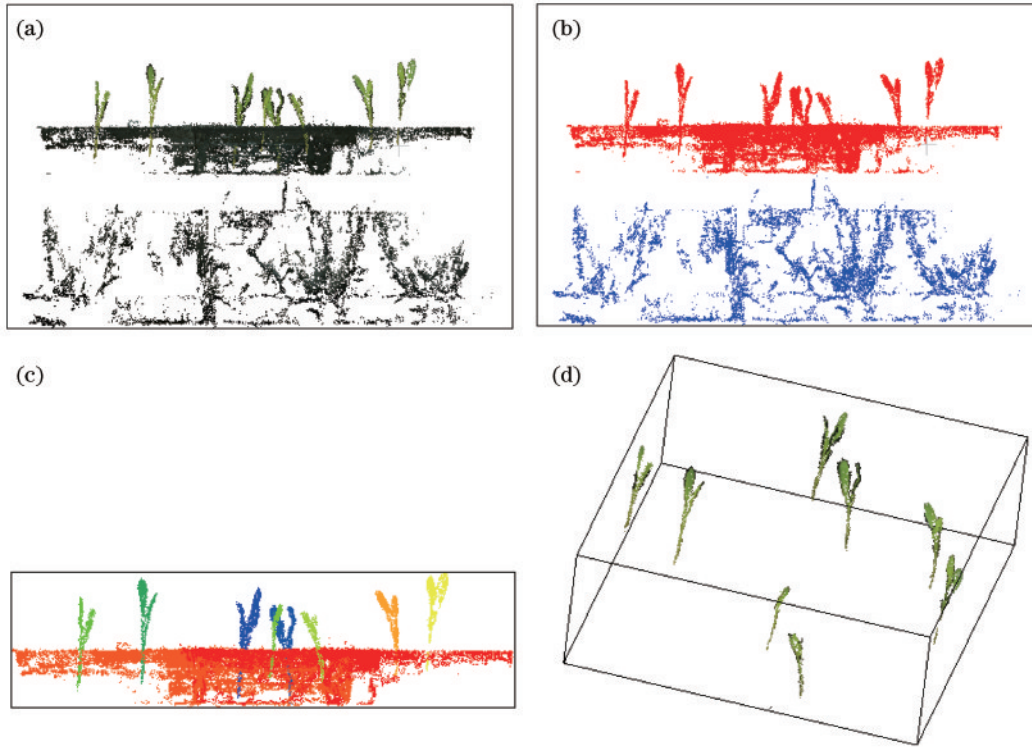


图 4 玉米幼苗提取过程。(a) ExGR 指数提取;(b) 直通滤波;(c) 条件欧氏聚类;(d) 提取的单株幼苗
Fig. 4 Extraction process of maize seedlings. (a) ExGR index extraction; (b) through filtering; (c) conditional Euclidean clustering; (d) extracted single seedlings

2.2.5 叶片提取

为提取叶片尺度表型信息,需将叶片与茎秆分离。根据其生长特性,采用基于曲率的区域生长算法^[22]对玉米幼苗叶片进行分割。该算法根据法线角度和曲率阈值,从种子点开始增长,将邻近相似特征点归为一类,具体流程如图 5 所示。

最终分割效果如图 6 所示。基于曲率的区域生长算法对叶子较平的植物有较好的分割效果,而会将弯曲较大的叶子的部分信息丢弃。故增加了基于欧氏距离拾取丢弃点的改进,改进后算法有较高的普适性和抗干扰性,可以有效地对玉米幼苗叶片进行分割,以便后续叶片尺度表型信息的提取。

2.3 表型信息提取方法

2.3.1 株高

株高是不同环境下反映植物生长的重要指标^[32]。由于本文在实验开始时校正了点云坐标,因此可以由垂直方向的最高点减去最低点得到单株玉米幼苗的株高,计算公式为

$$H = z_{\max} - z_{\min}, \quad (7)$$

式中: H 为植株计算高度; z_{\max} 为 z 轴方向最大值, z_{\min} 为 z 轴方向最小值。

2.3.2 三维体积

三维体积与植物生物量密切相关^[22]。对于植株三维体积,测试了两种方法:凸包体积^[33],即通过连接植株点云最外部点而创建的凸包体的体积,如图 7(a)所

Algorithm 1: regional growth based on curvature

input:

corn seedling individual plant data A
normal vector included angle θ
curvature ρ

process:

the point A_i with the smallest curvature grows as the first seed point
if $A_{i\theta} < \theta$
if $A_{i\rho} < \rho$
grow into one category
else
continue to grow as a new seed point
else
discard
Euclidean distance algorithm picks up the discarded points to the nearest category

output

result of leaf segmentation

图 5 基于曲率的区域生长算法的流程

Fig. 5 Flowchart of regional growth algorithm based on curvature

示;体素化体积,首先在点云外部建立一个 AABB 包围盒,根据包围盒的长宽高设置单个体素大小,将包围盒划分成无数个小体素块,将所有点分配到各自所属

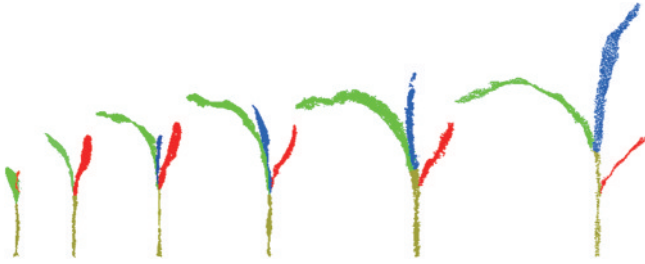


图 6 玉米幼苗叶片分割结果

Fig. 6 Result of leaf segmentation of maize seedlings

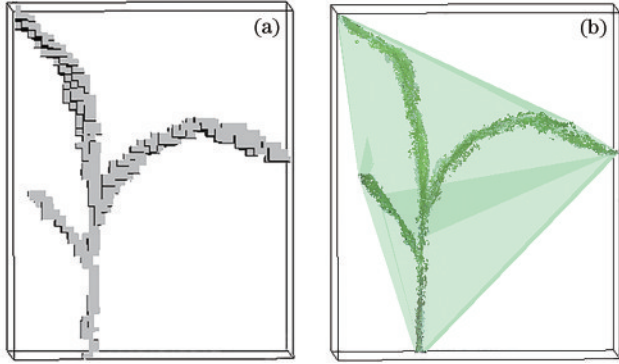


图 7 植株三维体积可视化。(a) 凸包体积；(b) 体素化体积

Fig. 7 Three-dimensional volume visualization of plant.

(a) Convex hull volume; (b) voxelization volume

的体素块内,将包含点的体素数量与单个体素大小作乘积,得到植株体积,如图 7(b)所示。体素化体积计算公式为

$$V_a = \sum_{i=1}^n V_i, \quad (8)$$

式中: V_a 为植株三维体素化体积; V_i 为单个体素块体积; n 为体素块数量。

随着玉米植株的生长,其叶片的伸展具有不确定性,当叶片无法承受自身重量而横向伸展时会影响凸包体积计算精度,而体素化体积方法不受叶片伸展的影响,因此选择体素化体积方法。

2.3.3 叶片面积

叶片通过光合作用为植物生长提供营养,对植物的生长发育、叶绿素含量和健康状况十分重要^[34]。对于叶面积,通过构建叶片点云三角网模型,利用海伦公式计算每个三角网的面积,所有三角网面积之和即为叶片面积。海伦公式为

$$S = \sqrt{p \times (p - a) \times (p - b) \times (p - c)}, \quad (9)$$

式中: S 为三角网面积; p 为三角网周长的一半; a, b, c 分别为三角网的三条边。

2.3.4 叶片周长

为获取叶片平滑边界,避免锯齿问题带来的误差,基于 B 样条曲面拟合算法对叶片点云进行拟合,通过调整迭代次数以获取最接近真实叶片形态的曲面模型,进而获取叶片模型轮廓;采用欧氏距离公式计算模

型轮廓中相邻两点间距离,根据边界所有相邻点距离总和得到叶片周长。欧氏距离公式为

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2}, \quad (10)$$

式中: d 为相邻两点间距离; (x_1, y_1, z_1) 和 (x_2, y_2, z_2) 为相邻两点坐标。

3 结果与分析

3.1 表型信息计算结果及分析

共对 8 株玉米幼苗的生长期共计 48 个样本作为株高精度验证的样本,从中随机抽取 5 株幼苗(72 个叶片)来计算叶周长和叶面积。其中株高、叶周长的真实值已手动测量;测量叶面积真实值常用的测量方法有称重法和扫描法^[24],但均需破坏植株结构。由于本实验已将点云坐标校正为真实坐标,因此叶面积真实值采用开源软件 CloudCompare 测量获得。将自动计算的三维表型结构信息如株高、叶面积、叶周长等特征与真实值进行比较,并根据均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)来验证计算精度,它们的计算公式为

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ci} - x_{mi})^2}, \quad (11)$$

$$E_{\text{MAP}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_{ci} - x_{mi}|}{x_{mi}} \times 100\%, \quad (12)$$

式中: n 为样本数; x_{ci} 为自动计算值; x_{mi} 为手动测量值。RMSE 和 MAPE 越小,则说明自动计算值与手动测量值之间的偏差越小,精度越高。

各三维表型结构信息计算结果与真实值的对比如图 8 所示。从图 8 可以看出:株高、叶面积和叶周长的计算值与真实值的决定系数 R^2 均达 0.98 以上,说明计算值与真实值有较高的一致性;株高的 RMSE、MAPE 分别为 0.77 cm、3.23%,叶面积的 RMSE、MAPE 分别为 1.62 cm²、8.27%,叶周长的 RMSE、MAPE 分别为 1.21 cm、4.75%。结果表明,基于手机图像,采用 SFM/MVS 获取玉米植株点云并计算三维表型结构信息精度较高,利用该方法计算株高、叶面积和叶周长是可行的。

表 2 为多源数据提取表型信息的结果对比,分析可知:相较所提方法,基于激光雷达^[17]提取的株高、叶面积(株高 RMSE、MAPE 分别为 1.30 cm、0.61%,叶面积 RMSE、MAPE 分别为 12.69 cm²、2.38%)精度有所下降,设备价格昂贵,所提方法成本低、操作简易、移植性强,有较大优势;相较所提方法,基于深度相机^[35]提取的株高(RMSE 为 1.86 cm)精度有所下降,所提方法成本更低,数据采集方式更具有普适性;相较基于二维图像的方法^[36]获取叶周长($R^2=0.9848$)精度,所提方法的精度有所提高,且未破坏植株自身结构,有利于对植株进行长时间动态监测。

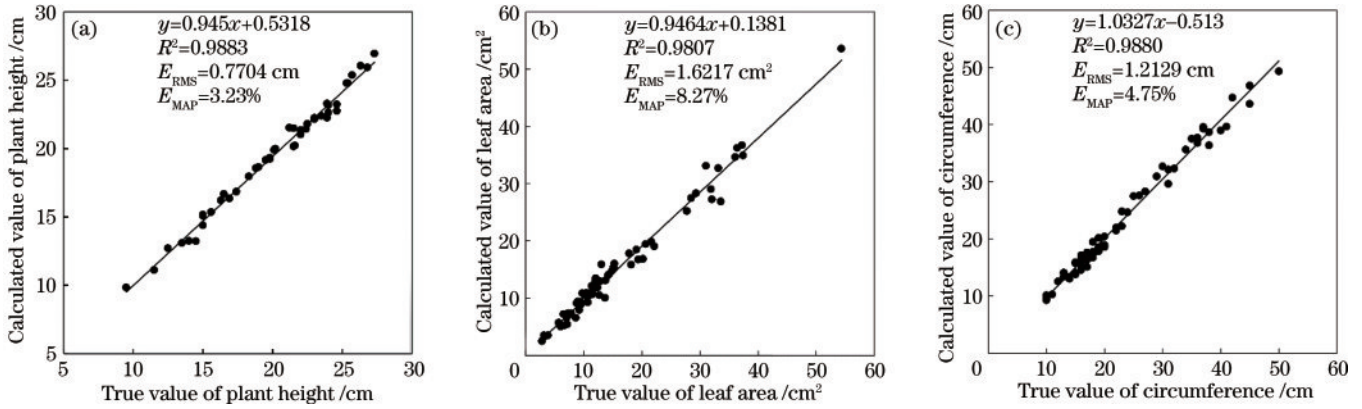


图 8 玉米幼苗表型信息真实值与计算值对比。(a) 株高;(b) 叶面积;(c) 叶周长

Fig. 8 Comparison of true values and calculated values of maize seedlings' phenotypic information. (a) Plant height; (b) leaf area; (c) leaf circumference

表 2 多源数据结果对比

Table 2 Comparison of multi-source data results

Method	Plant height		Leaf area		Leaf circumference
	RMSE /cm	MAPE /%	RMSE /cm ²	MAPE /%	R ²
Image 3D-reconstruction	0.77	3.23	1.62	8.27	0.9880
Terrestrial laser scanning	1.30	0.61	12.69	2.38	
Depth camera	1.86				
Image 2D					0.9848

3.2 三维表型信息动态变化分析

随机抽取 5 株玉米幼苗(A1~A5)分别从株高、三维体积、叶面积和叶周长 4 个方面动态监测其生长情况,并建立表型指纹图谱,如图 9 所示。由图 9 可知:玉米幼苗植株的株高、三维体积、叶面积和叶周长均随时间的变化不断增长,平均每日增长速率分别为 2.58 cm、14.69 cm³、7.96 cm²和 12.72 cm,其中叶面积和叶周长受叶片分割结果影响;A1 植株株高在某一时段略微下降,是因为其叶片无法承受自身重量而横向伸展。通过对株高、三维体积、叶面积和叶周长等表型信息动态变化的研究,可以较好地实时监测玉米生长情况,同时求解其生长速率,建立生长模型。植株三维体积与其他表型信息随时间变化趋势的对应关系证明,相较于传统手动测量,所提方法可以实现对植株三维体积等复杂表型信息的量化。

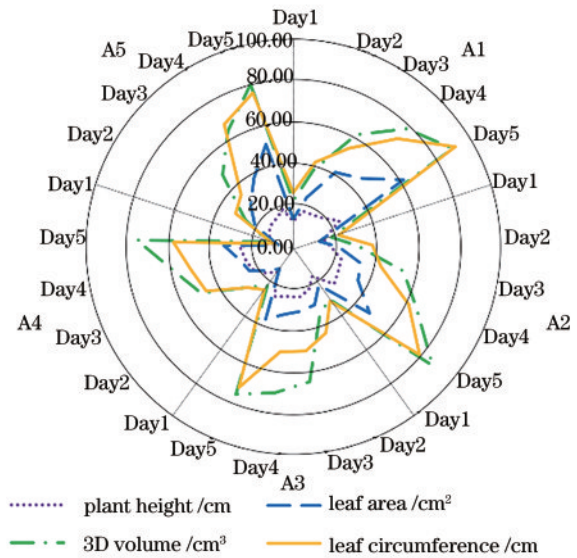


图 9 表型变化指纹图谱

Fig. 9 Fingerprint of phenotypic changes

4 结 论

采用大众化智能手机相机获取玉米幼苗植株数字图像,结合 SFM/MVS 算法恢复其三维点云,采用 ExGR 指数、条件欧氏聚类 and 区域增长算法提取单株和分割叶片,进而从整株和叶片两个尺度提取株高、三维体积、叶面积和叶周长等三维表型结构信息。该算法保证了对表型信息的提取精度,同时其低成本、大众化和简易操作的优势更有利于实施;既解决了数字图像二维的限制,又充分解决了激光雷达价格昂贵而无

法普及应用的不足;同时根据表型信息的动态变化可以有效地观测生长情况,为植物育种和生长动态监测提供了手段,为后期由个体(单株)研究应用至群体(大田)研究提供了思路。研究过程仍存在一些不足:在获取数字图像时,相邻图像之间应有较高的重叠度,以保证三维重建精度,同时应避免风的影响,因为植物的摆动会对三维重建造成误差;叶片分割过程中,对于处

于幼苗期的玉米,新生长的叶子会包裹在一起,这种情况下预处理时的平滑力度应尽量调小,避免平滑力度过大将新生叶子平滑至其他叶子;本实验数据时间跨度较短,可以采用长时间动态监测的方法。

在今后的工作中,将对玉米植株进行整生长周期动态监测,并根据其表型信息建立整周期指纹图谱库,通过平台搭建实现自动化获取数字图像和提取表型信息,减少对人工的依赖,同时将所提方法运用到其他植株。

参 考 文 献

- [1] 潘映红. 论植物表型组和植物表型组学的概念与范畴[J]. 作物学报, 2015, 41(2): 175-186.
Pan Y H. Analysis of concepts and categories of plant phenome and phenomics[J]. Acta Agronomica Sinica, 2015, 41(2): 175-186.
- [2] Gupta P K, Rustgi S, Kulwal P L. Linkage disequilibrium and association studies in higher plants: present status and future prospects[J]. Plant Molecular Biology, 2005, 57(4): 461-485.
- [3] Fiorani F, Rascher U, Jahnke S, et al. Imaging plants dynamics in heterogenic environments[J]. Current Opinion in Biotechnology, 2012, 23(2): 227-235.
- [4] Schar H, Minervini M, French A P, et al. Leaf segmentation in plant phenotyping: a collation study[J]. Machine Vision and Applications, 2016, 27(4): 585-606.
- [5] Dornbusch T, Wernecke P, Diepenbrock W. A method to extract morphological traits of plant organs from 3D point clouds as a database for an architectural plant model[J]. Ecological Modelling, 2007, 200(1/2): 119-129.
- [6] Gehan M A, Fahlgren N, Abbasi A, et al. PlantCV v2: image analysis software for high-throughput plant phenotyping[J]. PeerJ, 2017, 5: e4088.
- [7] 张卫正, 李旭光, 万瀚文, 等. 基于骨架提取和二叉树分析的玉米植株图像茎叶分割方法[J]. 河南农业科学, 2020, 49(9): 166-172.
Zhang W Z, Li X G, Wan H W, et al. Stem and leaf segmentation of maize plant image based on skeleton extraction and binary tree analysis[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2020, 49(9): 166-172.
- [8] Bylesjö M, Segura V, Soolanayakanahally R Y, et al. LAMINA: a tool for rapid quantification of leaf size and shape parameters[J]. BMC Plant Biology, 2008, 8: 82.
- [9] Zhou J, Applegate C, Alonso A D, et al. Leaf-GP: an open and automated software application for measuring growth phenotypes for Arabidopsis and wheat[J]. Plant Methods, 2017, 13: 117.
- [10] 黄成龙, 张雪海, 吴迪, 等. 基于时间序列的玉米叶片性状动态提取方法研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 174-178, 198.
Huang C L, Zhang X H, Wu D, et al. Dynamic extraction method of maize leaf traits based on time series[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(5): 174-178, 198.
- [11] Lee U, Chang S, Putra G A, et al. An automated, high-throughput plant phenotyping system using machine learning-based plant segmentation and image analysis[J]. PLoS One, 2018, 13(4): e0196615.
- [12] Minervini M, Schar H, Tsafaris S A. Image analysis: the new bottleneck in plant phenotyping[applications corner][J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2015, 32(4): 126-131.
- [13] Gibbs J A, Pound M, French A P, et al. Approaches to three-dimensional reconstruction of plant shoot topology and geometry[J]. Functional Plant Biology, 2017, 44(1): 62-75.
- [14] 李清泉, 李必军, 陈静. 激光雷达测量技术及其应用研究[J]. 武汉测绘科技大学学报, 2000, 25(5): 387-392.
Li Q Q, Li B J, Chen J. Research on laser range scanning and its application[J]. Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping, 2000, 25(5): 387-392.
- [15] 张宏伟, 赖百炼. 三维激光扫描技术特点及其应用前景[J]. 测绘通报, 2012(S1): 320-322, 337.
Zhang H W, Lai B L. Characteristics and application prospect of 3D laser scanning technology[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2012(S1): 320-322, 337.
- [16] Jin S C, Su Y J, Wu F F, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of individual maize using terrestrial LiDAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(3): 1336-1346.
- [17] 苏伟, 蒋坤萍, 郭浩, 等. 地基激光雷达提取大田玉米植株表型信息[J]. 农业工程学报, 2019, 35(10): 125-130.
Su W, Jiang K P, Guo H, et al. Extraction of phenotypic information of maize plants in field by terrestrial laser scanning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(10): 125-130.
- [18] Jin S C, Su Y J, Gao S, et al. Separating the structural components of maize for field phenotyping using terrestrial LiDAR data and deep convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(4): 2644-2658.
- [19] Yamamoto S, Hayashi S, Saito S, et al. Measurement of growth information of a strawberry plant using a natural interaction device[C]//2012 ASABE Annual International Meeting, July 29-August 1, 2012, Dallas, Texas, USA. St. Joseph: American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2012.
- [20] 徐胜勇, 黄伟军, 周俊, 等. 使用 Kinect 传感器的油菜叶片面积测量方法[J]. 中国油料作物学报, 2017, 39(1): 55-59, 77.
Xu S Y, Huang W J, Zhou J, et al. Measurement method of rapeseed leaf area using Kinect sensor[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2017, 39(1): 55-59, 77.
- [21] 邵晓鹏, 刘飞, 李伟, 等. 计算成像技术及应用最新进展[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 020001.
Shao X P, Liu F, Li W, et al. Latest progress in computational imaging technology and application[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 020001.
- [22] Xiao S F, Chai H H, Shao K, et al. Image-based

- dynamic quantification of aboveground structure of sugar beet in field[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(2): 269.
- [23] 张庆鹏, 曹宇. 室内场景下弱纹理物体三维重建算法的研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(8): 0810017.
Zhang Q P, Cao Y. Research on three-dimensional reconstruction algorithm of weak textured objects in indoor scenes[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(8): 0810017.
- [24] 苏宝峰, 刘易雪, 王琮, 等. 基于三维点云的叶面积估算方法[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(12): 240-246, 254.
Su B F, Liu Y X, Wang C, et al. Leaf area estimation method based on three-dimensional point cloud[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(12): 240-246, 254.
- [25] Smith M W, Carrivick J L, Quincey D J. Structure from motion photogrammetry in physical geography[J]. *Progress in Physical Geography*, 2016, 40(2): 247-275.
- [26] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [27] Liu F S, Hu P C, Zheng B Y, et al. A field-based high-throughput method for acquiring canopy architecture using unmanned aerial vehicle images[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 296: 108231.
- [28] 吴兰兰, 熊利荣, 彭辉. 基于 RGB 植被指数的大田油菜图像分割定量评价[J]. *华中农业大学学报*, 2019, 38(2): 109-113.
Wu L L, Xiong L R, Peng H. Quantitative evaluation of in-field rapeseed image segmentation based on RGB vegetation indices[J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2019, 38(2): 109-113.
- [29] Woebbecke D M, Meyer G E, Bargen K V, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(1): 259-269.
- [30] Meyer G E, Neto J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282-293.
- [31] Castillo-Martínez M Á, Gallegos-Funes F J, Carvajal-Gómez B E, et al. Color index based thresholding method for background and foreground segmentation of plant images[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105783.
- [32] Thornley J H M. Modelling stem height and diameter growth in plants[J]. *Annals of Botany*, 1999, 84(2): 195-205.
- [33] Barber C B, Dobkin D P, Huhdanpaa H. The quickhull algorithm for convex hulls[J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 1996, 22(4): 469-483.
- [34] Rose J C, Paulus S, Kuhlmann H. Accuracy analysis of a multi-view stereo approach for phenotyping of tomato plants at the organ level[J]. *Sensors*, 2015, 15(5): 9651-9665.
- [35] 仇瑞承, 苗艳龙, 季宇寒, 等. 基于 RGB-D 相机的单株玉米株高测量方法[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(S1): 211-219.
Qiu R C, Miao Y L, Ji Y H, et al. Measurement of individual maize height based on RGB-D camera[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(S1): 211-219.
- [36] 梁雪梅, 高敏华. 基于 GIS 的植物叶片信息测量研究[J]. *湖北农业科学*, 2017, 56(11): 2139-2144.
Liang X M, Gao M H. Study on information measurement of plant leaf based on GIS[J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 2017, 56(11): 2139-2144.