[文章编号] 1003－4684(2025)01-0001-06

基于视觉三维重构的室内玉米植株形态测量方法

马志艳[1,2]，万海迪[1]，陈学海[1,2]，王玉斌[1]，周明刚[1,2]

(1 湖北工业大学机械工程学院，湖北 武汉 430068；2 湖北省农机装备智能化工程技术研究中心，湖北 武汉 430068)

[摘 要] 为实现高效、经济且可靠的作物形态测量，以玉米植株为对象，开发一种基于视觉三维重构的室内玉米植株形态测量方法。借助 RGB-D 双目相机从多角度采集玉米植株 RGB 图像及其对应的深度图像，获取目标植株多角度点云数据。经过点云的粗精配准、精简和滤波处理，成功重构了作物三维模型。在此基础上，通过目标分割和圆柱拟合技术，精确提取茎秆信息，从而测量作物株高和茎粗。进一步地，点云聚类技术去除茎秆，准确获取叶片数，并通过平面拟合技术测量叶夹角，采用贪婪投影三角化计算叶片面积，从而实现作物形态的测量。目标玉米植株测量实验结果表明：株高绝对误差为 12.4 mm，相对误差为 2.14%；最大茎粗平均相对误差为 8.81%，最小茎粗平均相对误差为 10.17%；聚类得到的叶片数量与实际叶片数一致；10 个叶片叶夹角平均相对误差为 7.65%，叶片面积平均相对误差为 6.04%。这些结果均符合作物形态测量的技术要求，表明本方法能为玉米植株提供一种全面、定量化的评估和分析工具，以检测和记录作物的生长发育和表型特征。

[关键词] 双目视觉；三维重构；点云配准；圆柱拟合；植物形态测量

[中图分类号] TP391.41 [文献标识码] A

作物表型是指作物在不同环境下生长发育所展现的各种形态学、生理学和生化学特征的总和[1]。在农业生产实践中，准确把握作物表型变化和影响因素，对制定合理的种植策略和选育高产优质品种至关重要[2]。传统的作物表型测量方法(如目测、使用量具等)存在测量效率低、费时费力且易出错的问题；人为和环境因素干扰使得误差很难完全避免，且目前缺乏统一的作物形态测量精度标准。此外，由于分析方法和数据难以跨品种比较和借鉴，其适用性有限[1]。随着计算机技术的进步，机器视觉在农业中的应用日益广泛，基于视觉的三维重构技术[3-6]能够将二维图像转化成精确的三维模型，实现自动化、无损的测量，提供更全面、详尽和精确的作物形态和结构信息，使得基于视觉三维重构的表型信息测量[7]方法成为研究热点。童辉[8]采用 RGB-D 相机对单株黄瓜幼苗检测，发现叶面积、叶面周长、下胚轴、株高和苗高相关系数 R^2 均超过 0.90。张德荣[9]提出了两种嵌入式系统用于快速检测植物表型参数，通过图像分割对籽粒进行统计，识别精度可达 99%以上，提取的叶面积与叶片氮含量的相关系数 R^2 为 0.901。AKsoy[10]等结合机械臂与视觉技术对烟草进行监测，测量烟叶生长速率，结果表明此方法对温室作物生产具有优化作用。李玉超[11]等基于 SFM 多视角图像对苗期玉米植株进行三维重建和表型测量，得到的株高、叶长、叶片面积和叶宽与人工测量的决定系数均大于 0.9。朱越涛[12]等基于图像的三维重建技术，其算法与人工测量方法在谷子株高、叶宽、叶片数、叶面积和叶长的线性拟合系数 R^2 分别为 0.969、0.950、0.923、0.973 和 0.974。

本研究采用的 RGB-D 双目视觉技术可以同时获取 RGB 图像和深度图像。深度图像提供了物体的距离和形状信息，通过多角度点云配准得到完整的玉米植株的三维点云模型，从而使得三维重构结果更加准确和详尽。本文以玉米为研究对象，提出一种基于视觉三维重构的形态参数测量方法。主要研究内容包括：采集目标图像并预处理获得目标三维点云，对点云配准和滤波以构建作物三维模型，通过对模型点云进行圆柱拟合[13]，分割叶片与茎秆，对叶片点云聚类分割和平面拟合[14]，测量株高、茎粗、叶夹角、叶片数和叶面积[15]并进行误差分析，以此来监测和记录作物生长过程。

1 作物三维重构

1.1 实验环境

实验平台由 RealsenseD435 双目相机、个人电脑(PC)、玉米植株模型组成。算法实现和实验平台

[收稿日期] 2023－07－04

[基金项目] 国家重点研发计划子课题(2018YFD0701002－03)

[第一作者] 马志艳(1976－)，男，湖北武汉人，湖北工业大学副教授，研究方向为计算机视觉和三维重构。

为的软件环境为：Windows10 操作系统，VS2019 集成开发环境(IDE)搭配 OpenCV4.5.0 图像处理库和点云阵 PCL1.11.0，以及 Matlab2019b。在实验过程中，玉米作物模型被固定在底座上，而连接到电脑上的双目相机则从前方多角度对模型进行拍摄。

1.2　图像采集

通过相机同时采集玉米植株 RGB 图像和深度图像。拍摄以室内纯色墙壁为背景，在自然光线条件下进行。为了获得植株全方位视角，实验采用环绕采集方式，每次拍摄完一个角度，手动将玉米植株旋转大约 45°。通过固定相机位置并旋转植株，确保拍摄角度的一致性，从而有效减小误差。

1.3　图像分割

Otsu 阈值分割是一种基于灰度图像直方图的自适应阈值分割方法。它能够有效地将图像分割成背景和前景两个部分，通过优化背景和前景之间的对比度，实现差异最大化。实验采用 Otsu 阈值分割算法对 RGB 图像进行处理，以分离玉米植株与背景，获得了较好的目标分割效果。深度图像中每个像素点记录了相机到物体表面的距离信息，因此可以将这些像素点转换为三维空间中的点，生成点云数据。根据分割结果，将玉米植株区域坐标映射到相应的深度图像中，从而获得仅包含玉米植株区域深度信息的图像。

1.4　点云构建

图像的度量单位是像素，而形态参数则采用物理尺寸单位(mm)。为了将图像坐标系转化为世界坐标系，即转化为 3D 点云数据，需要进行坐标转换。根据 RealSense D435 相机的成像原理，转换公式为：

$$\begin{cases} z = D/R \\ x = (u - c_x) \cdot z / f_x \\ y = (v - c_y) \cdot z / f_y \end{cases} \tag{1}$$

式中：f_x，f_y 为相机的焦距；R 为相机的缩放系数；c_x，c_y 为相机的光心坐标，(u,v) 为像素坐标，D 为深度图中(u,v) 处的深度值。获得点云的过程见图 1，将深度图通过式(1)从图像坐标系转化为世界坐标系的三维坐标点云。

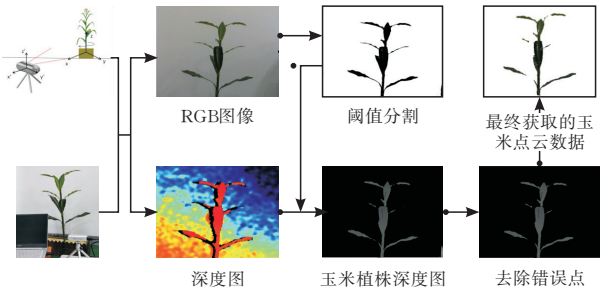


图 1　玉米植株点云获取

1.5　点云配准

从某个角度拍摄获得的点云只是目标的局部信息。为了得到玉米植株的完整信息，采用粗精配准结合的方法，对多角度点云进行统一坐标配准拼接。由于配准精度和要求的差异，先粗配准，再进行改进的 KDTree 加速 ICP 精配准，配准流程和效果如图 2、3 所示。

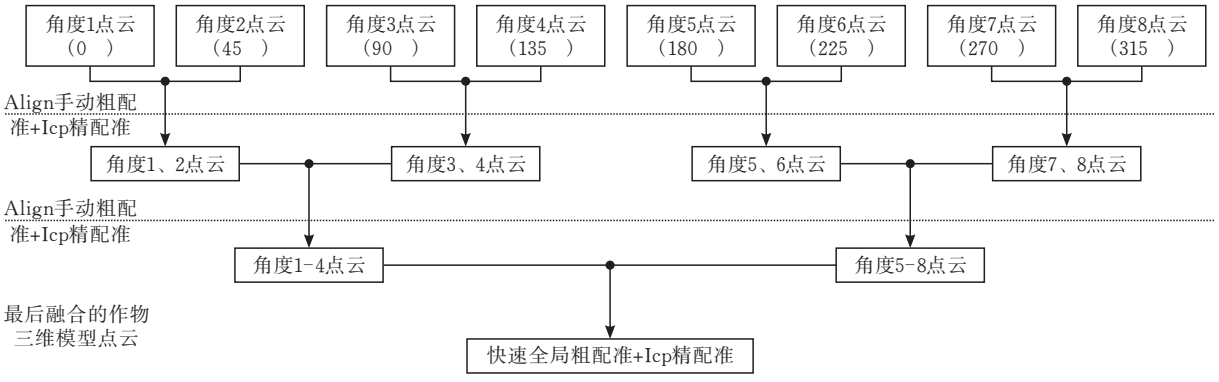


图 2　点云配准全流程

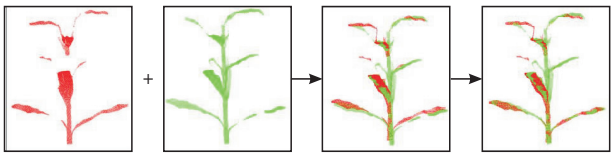


图 3　点云配准过程

由图 3 可见，粗配准后的两个点云位置距离比较近，但仍有很明显的不切合部位。经过多次迭代的 ICP 精配准后能够更准确地拟合点云之间的关系，从而得到更精确的配准结果。

1.6　点云精简与滤波

8 个不同角度拍摄得到的点云数据中，配准后的点数达到 133 250，点数过多。为了提高重构效率与测量精度，采用空间下采样方法对来精简点云数据。统计滤波可以用于去除明显的离群点，对每个点的邻域进行统计分析。假设点云中所有点的距离

构成高斯分布,其分布的形状由每个点到其他任意点的距离均值 μ 和标准差 σ 决定:

$$\mu = \frac{1}{k}\sum_{n=1}^{k} L_n \tag{2}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{k}\sum_{n=1}^{k}(L_n-\mu)^2} \tag{3}$$

其中:L_n 为点云中的第 i 个点 $Q_i(X_i,Y_i,Z_i)$ 到任意一点 $Q_j(X_j,Y_j,Z_j)$ 的距离,

$$L_n = \sqrt{(X_i-X_j)^2+(Y_i-Y_j)^2+(Z_i-Z_j)^2}$$

设置标准差倍数 m 为 1,统计时查询的临近点个数 K 为 100。判断某一点距离其 K 个临近点的平均值是否在范围 $(\mu-\sigma\cdot m,\mu+\sigma\cdot m)$ 内,不在该范围内则判定为离群点而进行删除。精简滤波结果见图 4。精简后的点数为 53693,精简率约为 40%。



图 4　点云精简与滤波后的作物三维模型

2　作物形态参数测量实现

根据李得孝等[16],茎粗和株高是影响玉米产量和抗倒伏能力的重要影响因素。玉米茎粗、株高与产量呈正相关,而株高与根倒伏呈负相关。此外,叶片数、叶面积以及叶面生长角度都对玉米光合作用有显著影响,进而影响玉米的最终产量。根据玉米生长情况及时调整玉米养分供给,可以为玉米育种和产量预测提供技术支持。

2.1　株高与茎粗测量

玉米株高对其利用光照具有显著影响。适宜的株高有助于抗倒伏,确保叶片间有合适的距离、更好的通风。玉米的茎粗不仅是抗倒伏的重要指标,也是反映玉米养分状态的关键指标。RANSAC 算法因其对数据中离群值的鲁棒性较好而受到青睐。该算法通过随机选择数据样本,能够忽略异常值的影响,使得拟合结果更加可靠。利用 RANSAC 算法进行圆柱拟合,可以有效提取从玉米茎秆的点云模型中获得株高和茎粗参数。对茎秆底部和顶部从不同角度测量四组数据并取平均值,可以得到茎粗最大值和和最小值。直接测量茎秆点云的高度得到株高,去除茎秆后的玉米叶片点云模型,将用于后续叶片数量和叶夹角的测量。圆柱方程可以表示为

$$(x-x_0)^2+(y-y_0)^2+(z-z_0)^2-r^2 = \frac{[l(x-x_0)+m(y-y_0)+n(z-z_0)]^2}{l^2+m^2+n^2} \tag{4}$$

其中:(x_0,y_0,z_0) 为圆柱轴线上一点;(l,m,n) 为圆柱轴线的方向向量,r 为圆柱的半径,空间圆柱见图 5。

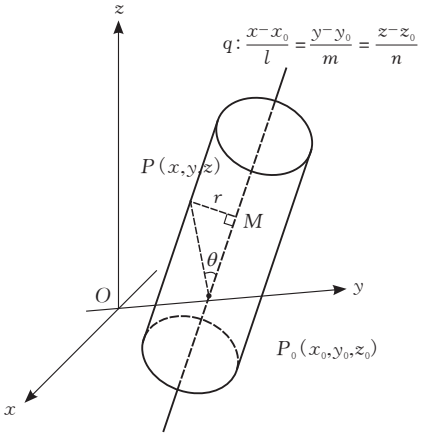
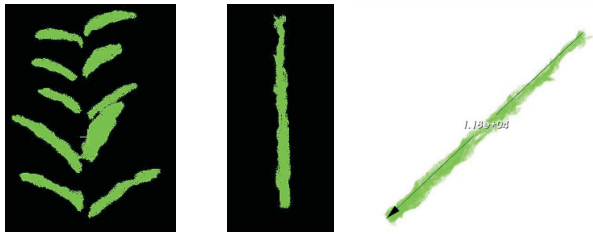


图 5　空间圆柱

图 6 为分割结果,得到的圆柱半径 r 为 229.071。单位比例换算以后,株高为592.4 mm。



(a)拟合分割　(b)株高　(c)株高测量

图 6　圆柱拟合分割与株高测量

2.2　叶片数测量

玉米叶片作为植株进行光合作用的重要部位,其数量对产量有重要影响。对去除茎秆后的玉米植株点云进行去噪处理,再采取欧式聚类分割方法。欧式聚类分割是一种基于欧式距离度量的聚类算法,它通过 KD-Tree 数据结构进行近邻查询,搜索距离点 P 最近的 K 个点,并在预设的阈值内将这些点聚类于集合中。在本实验中,根据玉米植株的尺寸,设定了 2 个不同聚类团点之间的最小欧式距离为 80。如图 7 所示,不同颜色代表分割出的各玉米叶片,而聚类出的不同类别数量代表叶片的数量。结果显示,通过聚类方法得到的叶片数与实际叶片数吻合,证明该方法可以准确得出玉米植株叶片的数量。

2.3　叶夹角测量

玉米叶片的生长角度,即玉米茎秆与叶片之间的夹角,通常被称作叶夹角。作为群体作物,玉米的叶夹角是决定群体叶片空间分布状态的重要指标,其与耐密植能力直接相关,并直接影响玉米冠层通风透光能力,进而影响冠层光截获率及光能利用率,最终影响玉米的产量。Austin 等[17]认为中部叶片

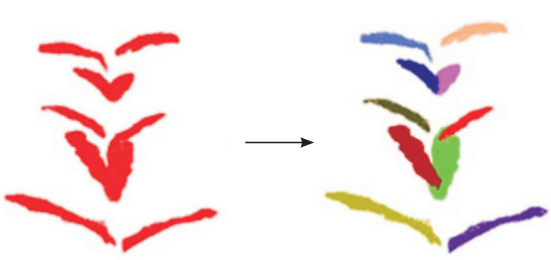


图 7 欧式聚类分割求取叶片数

是玉米光合作用的主要功能叶片。在本文中，通过截取玉米叶片 1/3 长度，运用最小二乘法进行平面拟合，以求得平面的法向量。该法向量与茎秆的方向向量夹角即为叶夹角(图 8)。

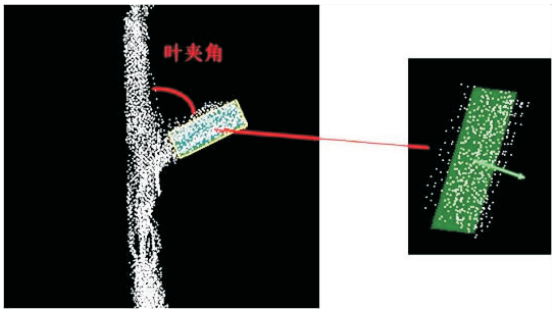


图 8 最小二乘法平面拟合求取叶夹角

最小二乘法平面拟合是针对整个点云 P 构建协方差矩阵 $\boldsymbol{M}$。令平面方程为

$$P=\{P_i \mid i=1,\cdots,n\}\ \bar{P}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}P_i \tag{5}$$

$$\boldsymbol{M}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(P_i-\bar{P})(P_i-\bar{P})^T \tag{6}$$

$$\lambda N=MN \tag{7}$$

式中：$\bar{P}$ 为集合 P 的质心；m 为点云 P 的个数；λ 为 $\boldsymbol{M}$ 的特征值，$\lambda=(\lambda_0,\lambda_1,\lambda_2,\cdots)$；$\boldsymbol{N}$ 为 λ 对应的 $\boldsymbol{M}$ 的特征向量，$\boldsymbol{N}=(N_0,N_1,N_2,\cdots)$。

假设 $\lambda_0<\lambda_1<\lambda_2<\cdots$，那么最小特征值 λ_0 对应特征向量 $\boldsymbol{N}_0$，即为拟合平面的法向量，实验中得到的拟合平面为：$0.151846x-0.927218y-0.342359z+5657.15=0$。

根据式 (1) 得到茎秆拟合圆柱，可求得圆柱轴线的方向向量 $\boldsymbol{\alpha}=(-0.0996495,\ 0.979424,\ -0.175498)$，最终得到叶片的生长角度

$$\sin\theta=\left|\cos\langle\alpha,N_0\rangle\right|=\frac{|\alpha\cdot N_0|}{|\alpha|\cdot|N_0|} \tag{8}$$

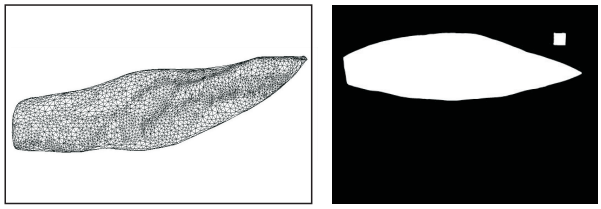
2.4 叶片面积测量

叶片面积直接影响玉米植株光合作用，与玉米单株产量呈正相关，与玉米植株的密度有着密切关联，因此是影响玉米产量的重要因素。采用贪婪投影三角化算法对叶片点云三角面片化，获得三角网格曲面模型。三角化后的模型由无数个三角形构成，所有三角形面积的总和即为玉米叶片面积。三角化结果见图 9a。通过三角形顶点坐标计算出边长，根据海伦公式计算出每个三角形的面积

$$S=\sum_{i=1}^{n}S_i \tag{9}$$

式中，$S_i=\sqrt{p_i(p_i-a_i)(p_i-b_i)(p_i-c_i)}$。其中，$a_i$、$b_i$、$c_i$ 为三角形的三个边长，p_i 为三角形周长的一半。

玉米叶片的人工测量方法：将叶片剪下平铺在白纸上，并放置一个边长 9 mm 的正方块作为对照物，使用相机对叶片进行拍照。通过利用边缘检测和轮廓面积计算算法，可从相片中计算出叶片面积(图 9b)。



(a)叶片三角化 (b)二维叶片二值化

图 9 系统与人工测量叶片面积

3 形态测量实验与结果

3.1 株高茎粗测量

对玉米茎秆从不同角度进行 4 组测量，取这些数据的平均值得到最大茎粗与最小茎粗。通过直接测量茎秆点云高度，得到了株高。经过单位比例换算以后，三维重构模型株高为 592.4 mm。根据表 1 数据：玉米茎秆最大茎粗平均绝对误差为 1.9 mm，平均相对误差为 8.81%；最小茎粗平均绝对误差为 1.8 mm，平均相对误差为 10.17%；株高绝对误差为 12.4 mm，相对误差为 2.14%。这些结果表明：采用的茎秆提取与茎粗株高测量方法，满足实验精度需求。

表 1 作物株高、茎粗测量结果

测量方式	人工测量/mm	系统测量/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
最大茎粗 1	21.0	22.9	1.9	9.04
最大茎粗 2	21.0	24.6	3.6	17.14
最大茎粗 3	21.0	21.8	0.8	3.81
最大茎粗 4	21.0	19.9	1.1	5.23
最小茎粗 1	15.0	12.9	2.1	14.00
最小茎粗 2	15.0	15.4	0.4	2.67
最小茎粗 3	15.0	16.1	1.1	7.33
最小茎粗 4	15.0	18.5	3.5	16.67
株高	580.0	592.4	12.4	2.14

3.2　叶夹角测量

通过最小二乘法平面拟合技术,计算玉米叶片叶夹角。叶夹角系统测量结果与人工测量进行对比,结果如表 2 所示。对于 10 个玉米叶片的叶夹角,平均绝对误差为 3.1°,平均相对误差为 7.65%。由此可以得出结论:本研究采用的基于视觉的三维重构方案和叶夹角测量方法,能以较高精度获取玉米叶夹角参数,且算法测量值与人工测量值之间具有较好的一致性。

表 2　作物叶夹角测量结果

测量方式	人工测量/(°)	系统测量/(°)	绝对误差/(°)	相对误差/%
叶夹角 1	35	37	2	5.71
叶夹角 2	49	57	8	16.32
叶夹角 3	31	30	1	3.22
叶夹角 4	57	60	3	5.26
叶夹角 5	51	52	1	1.96
叶夹角 6	22	24	2	9.09
叶夹角 7	51	42	9	17.65
叶夹角 8	29	31	2	6.90
叶夹角 9	30	32	2	6.67
叶夹角 10	27	26	1	3.70

3.3　叶面积测量

计算玉米所有叶片的叶面积,并对比人工测量值与点云模型数据(表 3)。对于 10 个玉米叶片面积的测量,平均绝对误差为 537.09 mm^2,平均相对误差为 6.04%。由此可得,本研究算法测量值与人工测量值具有较好的一致性。因此,采用的三维重构方案与点云贪婪投影三角化可以较为准确地测量叶面积。

表 3　作物叶面积测量结果

测量方式	人工测量/mm^2	系统测量/mm^2	绝对误差/mm^2	相对误差/%
叶面积 1	5751.21	5598.43	152.78	2.66
叶面积 2	7245.15	7541.32	296.17	4.09
叶面积 3	7057.57	7808.05	750.48	10.63
叶面积 4	6286.24	6480.09	193.85	3.08
叶面积 5	5794.37	6073.87	279.50	4.82
叶面积 6	6518.61	6823.98	305.37	4.68
叶面积 7	11071.12	13266.54	2195.42	19.83
叶面积 8	12874.05	13232.11	358.06	2.78
叶面积 9	10744.43	10111.63	632.80	5.89
叶面积 10	10509.73	10716.15	206.42	1.96

4　结论

1)利用 Otsu 阈值分割算法能有效分离出玉米植株,并获得其点云数据。通过粗精配准技术的结合,实现多角度点云数据的精确配准与融合。统计滤波对最终点云的去噪处理效果良好。基于 RGB-D 双目视觉技术的玉米植株三维重构方法,能准确构建植株的三维模型。

2)实验结果表明:本文提出的基于三维重构的室内玉米植株形态测量方法,可以对单株作物实现快速且准确的测量效果,为作物生长过程的监测与预测提供有力的技术支持。

[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(02): 175-186.

[2] 诸叶平, 李世娟, 李书钦. 作物生长过程模拟模型与形态三维可视化关键技术研究[J]. 智慧农业, 2019,1(01): 53-66.

[3] 麦春艳, 郑立华, 孙红, 等. 基于 RGB-D 相机的果树三维重构与果实识别定位[J]. 农业机械学报, 2015, 46(S1): 35-40.

[4] 徐胜勇, 卢昆, 潘礼礼, 等. 基于 RGB-D 相机的油菜分枝三维重构与角果识别定位[J]. 农业机械学报, 2019,50(02): 21-27.

[5] 滕晓文. 基于 RGB-D 相机的油菜植株三维重建以及薹期表型检测算法研究[D]. 武汉:华中农业大学, 2022.

[6] TIAN X, LIU R, WANG Z, et al. High quality 3D reconstruction based on fusion of polarization imaging and binocular stereo vision[J]. Information Fusion, 2022,77: 19-28.

[7] OKURA F. 3D modeling and reconstruction of plants and trees: A cross-cutting review across computer graphics, vision, and plant phenotyping[J]. Breeding Science, 2022,72(01): 31-47.

[8] 童辉. 基于 RGB-D 相机的单株黄瓜幼苗表型检测研究[D]. 武汉:华中农业大学, 2022.

[9] 张德荣. 植物表型性状参数快速检测研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.

[10] AKSOY, EE, ABRAMOV, et al. Modeling leaf growth of rosette plants using infrared stereo image sequences[J]. COMPUT ELECTRON AGR, 2015, 2015,110: 78-90.

[11] 李玉超. 基于多视角图像的苗期玉米植株三维重建和表型测量研究[D].保定:河北农业大学,2022.

[12] 朱越涛. 基于三维重建的谷子表型动态监测[D].晋中: 山西农业大学,2022.

[13] 顾冲, 曹爽, 吉宸佳, 等. 基于多元回归随机抽样一致性算法的圆柱拟合[J]. 工程勘察, 2022,50(05): 47-52.

[14] KANG Z, ZHONG R, WU A, et al. An efficient planar feature fitting method using point cloud simplification and threshold-independent BaySAC[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016,13(12): 1842-1846.

[15] 马娟. 玉米主要株型性状的主基因＋多基因遗传模型分析[D]. 新乡:河南科技学院, 2012.
[16] 李得孝. 玉米抗倒性指标及其遗传研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2001.
[17] AUSTIN R B. Genetic variation in photosynthesis[J]. Journal of Agricultural Science, 1989, 112 (03): 287-294.

Research on Indoor Maize Plant Morphology Measurement Method Based on Visual 3D Reconstruction

MA Zhiyan[1,2], WAN Haidi[1], CHEN Xuehai[1,2], WANG Yubin[1], ZHOU Minggang[1,2]
(1 *School of Mechanical Engineering, Hubei Univ. of Tech., Wuhan* 430068, *China*;
2 *Hubei Province Agricultural Machinery Equipment Intelligent Engineering Technology Research Center, Wuhan* 430068, *China*)

Abstract: A method for indoor maize plant morphology measurement based on visual 3D reconstruction was studied, aiming to achieve efficient, low-cost, and reliable measurements. Firstly, RGB-D stereo cameras were used to capture depth images corresponding to the RGB images of maize plants from multiple angles, obtaining point cloud data of the target plants. The point cloud data underwent coarse and fine registration, simplification, and filtering to reconstruct the 3D model of the crops. Then, the model was segmented to extract stem segments using cylinder fitting, enabling the measurement of plant height and stem thickness. Clustering and segmentation were used to obtain the number of leaves by removing stem point cloud data. The leaf angle was measured by fitting the leaves to a plane, and the leaf area was calculated using greedy projection triangulation. The experimental results of maize plant measurement showed that the absolute error of plant height was 12.4mm, with a relative error of 2.14%. The average relative error of the maximum stem thickness was 8.81%, and the minimum stem thickness had an average relative error of 10.17%. The number of clustered leaves was equal to the actual number of leaves, and the average relative error of leaf angle for ten leaves was 7.65%. The average relative error of leaf area for ten leaves was 6.04%. The results met the requirements of crop morphology measurement technology, providing a comprehensive and quantitative method to evaluate and analyze the growth, development, and phenotypic characteristics of maize plants.

Keywords: binocular vision; 3d reconstruction; point cloud registration; cylindrical fitting; morphology measurement

[责任编校:张 众]