

基于三维点云的黄瓜叶片分割与表型参数提取方法

王纪章^{1,2} 姚承志¹ 周 静^{1,2} 黄志刚² 陈勇明²

(1. 江苏大学农业工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏省物联网智慧园艺设施工程技术研究中心, 常熟 215555)

摘要: 自动获取植株冠层表型形状对黄瓜育种和科学栽培至关重要。由于当前三维点云处理技术难以在黄瓜植株点云上对茎叶进行有效分离, 分割准确率和效率较低。本文提出了一种改进的区域生长分割算法, 并对分割后叶片进行表型提取。首先通过深度相机从4个角度采集黄瓜点云数据, 在统计滤波和颜色滤波去除背景噪声以及离群点的基础上, 基于旋转轴和广义最近点迭代(Generalized nearest point iterative, GICP)算法对点云进行配准获取完整黄瓜植株点云; 使用体素和移动最小二乘算法(Moving least squares, MLS)对区域生长算法进行改进, 实现茎叶分离与叶片分割; 分割后叶片点云自动提取叶片数量、叶面积、叶长、叶宽、叶周长表型参数。实验结果表明, 与传统区域生长算法相比, 改进区域生长算法可以精准地分割出单个叶片, 对移栽15 d的准确率平均提升12.5个百分点, 对移栽60 d的准确率平均提升22.5个百分点。叶面积、叶长、叶宽、叶周长4个参数与真实测量值相比决定系数 R^2 分别为0.96、0.93、0.93、0.94, 均方根误差(RMSE)分别为12.69 cm²、0.93 cm、0.98 cm、2.27 cm。本文提出的方法能够从单株黄瓜点云中高效地分割出单个叶片点云, 并准确地计算相关表型性状, 为温室黄瓜高通量自动化表型测量提供有力的技术支持。

关键词: 黄瓜叶片; 三维点云; 表型参数; 分割

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0354-09

OSID:



Cucumber Leaf Segmentation and Phenotype Extraction Method Based on Three-dimensional Point Cloud

WANG Jizhang^{1,2} YAO Chengzhi¹ ZHOU Jing^{1,2} HUANG Zhigang² CHEN Yongming²

(1. School of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. Jiangsu Province Internet of Things Intelligent Horticultural Facilities Engineering Technology Research Center, Changshu 215555, China)

Abstract: Automatic acquisition of plant canopy phenotypic shape is essential for seed selection and scientific cultivation of cucumber varieties. Segmentation accuracy and efficiency are low due to the difficulty of current 3D point cloud processing techniques to perform effective separation of stems and leaves on cucumber plant point clouds. Aiming to address this problem, an improved algorithm for regional growth segmentation and phenotype extraction was proposed by segmented leaves. Firstly, the point cloud data of cucumber was collected from four angles by depth camera, and on the basis of statistical filtering and color filtering to remove the background noise as well as outliers, the complete cucumber plant point cloud by aligning the point cloud based on rotary axis and generalized nearest point iterative algorithm (GICP), and then the region growth algorithm was improved by using voxel-based and moving least squares algorithms (MLS) to realize the separation of stems and leaves and the segmentation of leaves; finally, phenotypic parameters such as number of leaves, leaf area, leaf length, leaf width, leaf circumference were automatically extracted from the segmented leaf point cloud. The experimental results showed that individual leaves could be accurately segmented by the improved zone-growth algorithm compared with the traditional zone-growth algorithm, with an average increase in accuracy of 12.5 percentage points for 15 d of transplanting and 22.5 percentage points for 60 d of transplanting. The coefficient of determination R^2 for the four parameters of leaf area, leaf length, leaf width, and leaf circumference were 0.96, 0.93, 0.93, and 0.94, respectively, and the root-mean-square error RMSE

收稿日期: 2024-03-06 修回日期: 2024-03-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(32171896)和江苏省重点研发计划项目(BE2022327)

作者简介: 王纪章(1981—),男,教授,博士生导师,主要从事设施农业信息技术研究, E-mail: whxh@ujs.edu.cn

was 12.69 cm², 0.93 cm, 0.98 cm, and 2.27 cm, respectively, compared with the true measurements. Therefore, the proposed method can efficiently segment individual leaf point clouds from a single cucumber point cloud and accurately calculate related phenotypic traits, providing strong technical support for high-throughput automated phenotypic measurements in greenhouse cucumbers.

Key words: cucumber leaf; 3D point cloud; phenotypic parameters; segmentation

0 引言

随着农业数字化和精准化发展,三维重建技术在植物表型分析中得到广泛应用。植物表型是描述植物外部形态和结构的集合,对于研究植物生长发育、适应环境以及遗传变异等方面至关重要^[1-4]。传统的植物表型研究方法往往受限于人工测量的局限性,包括主观性、繁琐性和时间成本。为了克服这些限制,近年来,随着计算机视觉、图像处理和机器学习等技术的快速发展,基于三维重建的植株表型参数提取成为了一种有效且高效的表型研究方法^[5-10]。因此,开发一套自动化、高效率、无损的表型提取测量方法,提高黄瓜表型测量效率,对植物表型研究至关重要。

当前,大多数植物表型提取都是通过对三维重建后植物点云数据进行一系列的茎叶分割,再进行表型参数提取。重建手段一般分为 2 种,①通过相机使用运动恢复结构(Structure from motion, SFM)算法^[11-13]来获取。②通过深度相机以及激光雷达来获取^[14-17]。

胡晓雨等^[18]运用 SFM 算法对拍摄的枸杞植株图像序列进行三维重建,运用条件欧氏聚类算法自动分割单株、茎秆和叶片等点云数据,最后进行表型自动测量。朱冰琳等^[19]以大田生长的玉米为研究对象,采用 SVM 的方法对图像进行分割预处理,采用伪极点 Crust 算法得到精度较高的玉米冠层结构模型,自动提取株高、冠幅和叶片生长动态等植株表型信息。WU 等^[20]开发了用于单个植物的便携式低成本表型平台 MVS-Pheno,用基于 MVS-Pheno 的商业软件重建芽的 3D 点云,通过软件提取器官和单个植物水平表型性状。梁秀英等^[21]基于 SFM 算法对玉米植株进行三维重建与性状提取,运用点云处理算法自动分割单株、茎秆和叶片等点云数据。

ZHU 等^[22]提出了一种基于多视角三维结构重建的番茄冠层表型性状高通量检测方法,根据重建结果计算株高、冠层宽度和叶柄角度。HU 等^[23]利用地面激光扫描仪获得的三维点云提取作物表型信息,对油菜籽点云进行分割,从而估算油菜叶面积。ZHU 等^[24]提出了一种基于改进骨架提取算法的番茄冠层表型性状检测方法。该方法通过简化拉普拉

斯骨架提取算法空间收缩模型,得到番茄骨架点集,并对简化后骨架结构进行局部主成分分析,实现了番茄主茎叶分离,最后计算茎粗、叶面积指数和平均叶倾角等表型性状。

由于黄瓜叶片数量多,叶片较大,同时叶片会发生不规则形变导致部分遮挡,并且茎叶难以分离,无法精准实现叶片分割。针对这一问题,本文获取多视角点云并进行配准,利用改进区域生长算法进行分割,对分割后黄瓜点云提取叶片数量、叶面积、叶长、叶宽、叶周长等表型信息,以实现黄瓜植株三维表型参数自动化测量,为黄瓜高通量表型测量以及三维重建提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 实验材料与采集平台

植物在江苏大学 Venlo 型温室内培育。温室呈东西向,其中顶高 4.4 m,肩高 3.8 m,每跨跨度 6.4 m,温室总宽度 32 m。温室所在地理位置处于中纬度北亚热带,气候条件适宜,光照充足。

实验采用“荷兰 8316”水果黄瓜作为实验测试样品,采用江苏培蕾基质科技发展有限公司生产的有机基质在温室内进行培育。分别对其移栽 15、60 d 的黄瓜进行三维重建。

三维重建系统如图 1 所示,该系统包括暗箱、三脚架、直径为 30 cm 的旋转平台、Azure Kinect 型深度相机、便携式计算机。旋转平台位于暗箱中间位置,相机每隔 90°采集 1 组点云,共计 4 组。Azure Kinect 型深度相机是基于 TOF 原理采集深度信息,其中彩色相机采用 BGRA32 模式,分辨率 2 560 像素×1 440 像素,深度相机采用 NFOV Unbinned 模式,帧率 30 f/s。考虑到深度相机成像精度以及视场角的影响,对相机和暗箱内植物的相对位置关系进行测试,确定 Azure Kinect 型深度相机与旋转平台中心水平距离为 110 cm,垂直距离为 150 cm,向下俯视相应角度即可完整地获取待测黄瓜植株三维点云。数据采集使用配备 11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-11800H 处理器以及显卡为 NVIDIA RTX 3060 的便携式计算机,数据处理是在 C++语言下结合 PCL 1.11.1、Azure Kinect SDK、Opencv 4.4.0 以及 CloudCompare 进行。

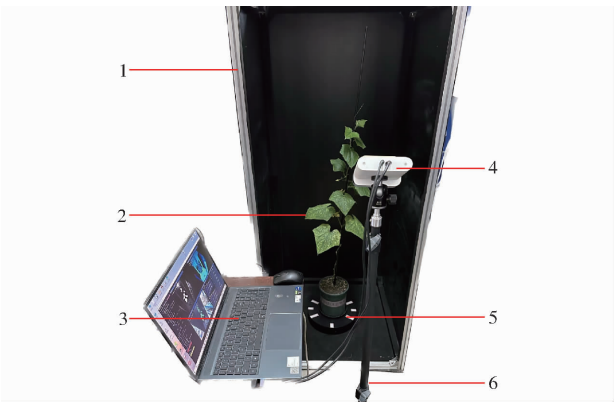


图 1 三维重建平台

Fig. 1 3D reconstruction platform

1. 暗箱 2. 待测植物 3. 便携式计算机 4. Azure Kinect 型深度相机 5. 旋转平台 6. 三脚架

1.2 研究方法

为了更好地提取黄瓜叶片表型结构信息,通过 Azure Kinect 型深度相机以点云配准方法进行三维重建,再进行叶片分割及表型计算等处理,具体处理流程如图 2 所示,主要包括:①对获取的点云数据进行三维重建,首先对点云数据进行水平校准,再对校准后点云进行统计滤波和颜色滤波,然后基于旋转平台进行点云粗配准,最后基于 GICP 算法^[25]实现点云的精配准。②采用基于体素和 MLS 算法^[26]改进的区域生长算法对叶片进行分割。③对分割后的点云进行表型参数提取,采用基于三角剖分算法^[27]进行叶面积提取,基于主成分分析法^[28-29](Principal component analysis, PCA)进行叶长叶宽计算,基于边缘点求和方法进行叶周长计算。

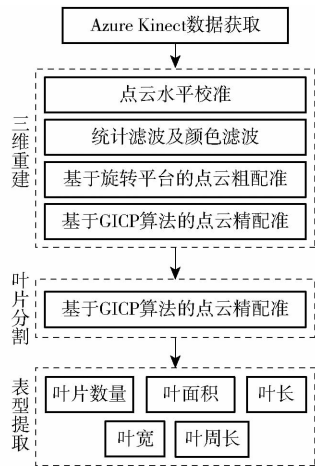


图 2 点云处理流程图

Fig. 2 Point cloud processing flowchart

1.3 点云获取与预处理

通过微软公司发布 Azure Kinect 型深度相机以及配套的 SDK 可以进行 RGB 图像、深度图像以及点云数据查看,通过使用 C++ 语言对其 SDK 进行编程即可保存深度图和 RGB 图配准后带有 RGB 颜

色的点云信息。测量当天,从温室中选取 1 株长势良好的植株,将其放在旋转平台中央位置。通过 Azure Kinect 型深度相机配套的 SDK 以及 PCL 点云库中的 visualizer 模块对获取的 4 个角度点云进行可视化,可视化结果如图 3 所示。

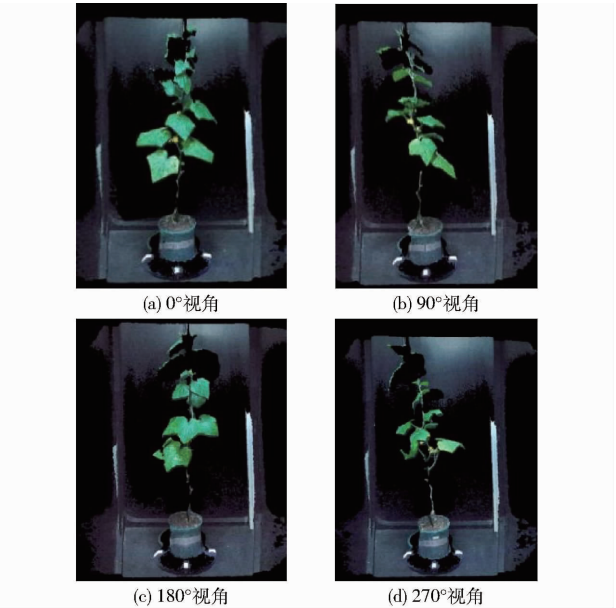


图 3 多视角原始点云

Fig. 3 Multi-view primitive point cloud

由图 3 可知,通过 Azure Kinect 型深度相机获取的点云数据有较多的背景信息以及噪点,会对后期点云配准以及后续处理造成影响,需要对黄瓜植株点云进行降噪处理。首先对获取后的数据根据 Azure Kinect 型深度相机安装视角进行坐标系转换以及水平校准,将旋转平台正中心定为世界坐标系原点,并且黄瓜实际生长方向与 z 轴正方向同向;然后使用直通滤波^[30]算法,分别在 x、y、z 轴 3 个方向设置范围,遍历范围中的每一个点,当该点位于最小包围盒范围内保留,最小包围盒之外的点剔除。其中 $-0.3\text{ m} < x < 0.3\text{ m}$, $-0.3\text{ m} < y < 0.3\text{ m}$, $-0.06\text{ m} < z < 1.5\text{ m}$,如图 4a 所示。

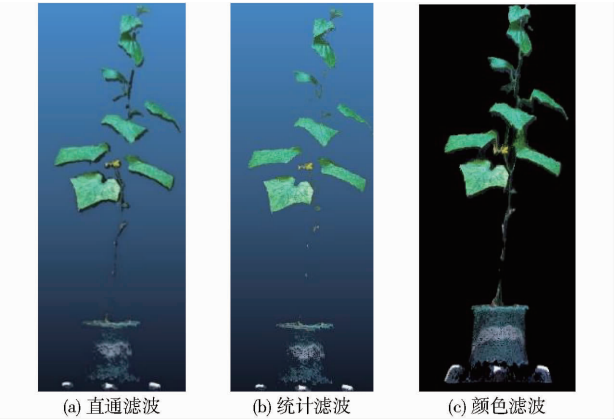


图 4 点云滤波结果

Fig. 4 Point cloud filtering results

通过直通滤波后的点云叶片周围噪点密度较小,而植株点云密度较大,通过统计滤波^[31]对密度差异较大的离群点去除。叶片边缘区域由于黑色背景导致叶片边缘部分区域呈黑色,可使用颜色滤波进行剔除。其中统计滤波算法的步骤为假设输入的黄瓜植株点云数据集包含 n 个数据点,第 n 个点坐标标记为 $P_n(X_n, Y_n, Z_n)$,通过引入 Kd-tree 建立点云拓扑关系,通过 K 临近算法找到 k 邻域内的邻域集合,随后计算任意一点 P_i 与邻域内所有点的平均距离 $\bar{S}_i$,其中根据高斯分布模型计算平均距离 $\bar{S}_i$ 均值 μ 和标准差 σ ,计算式为

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{S}_i \tag{1}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{S}_i - \mu)^2} \tag{2}$$

该算法迭代时,通常设定标准差阈值为 α 以及临近点数量 k 。当黄瓜植株点云数据集中某一点到其邻域内所有临近点平均距离 $\bar{S}_i$ 在标准范围 $(\mu - \alpha\sigma, \mu + \alpha\sigma)$ 内保留该点,否则当成离群点剔除。其中颜色滤波算法通过设置 RGB 各通道阈值,然后将阈值以内的点进行保留,阈值以外的点进行剔除。通过验证发现,当 α 为 0.6、 k 为 8、RGB 三通道阈值均设置为 90 时,即可剔除离群点,处理后结果如图 4b、4c 所示。

1.4 点云配准

1.4.1 点云配准过程

由于 4 个视角初始位置差距较大,为了实现多视角点云高效准确配准,采用两两粗配准 + 精配准方法,流程如图 5 所示。即先对视角 0° 和 90° 与视角 180° 和 270° 的两幅点云分别进行粗配准,然后再基于 GICP 算法进行精配准;再将两组精配准后结果来进行粗配准和 GICP 精配准,以获取完整的黄瓜点云。

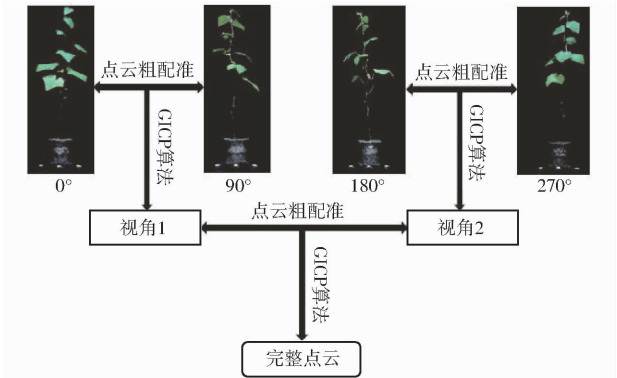


图5 点云配准过程
Fig. 5 Point cloud alignment process

1.4.2 点云粗配准

由于配准前已经将 4 个角度点云都进行了水平校准,故旋转轴平行于 Z 轴,因此可以通过将点云绕旋转轴旋转,假设 0° 视角中任意一点在 XOY 面坐标为 $P_1^n = (X_1, Y_1)$,旋转 90° 后坐标为 $P_2^n = (X_2, Y_2)$,二者之间关系可表示为

$$P_2^n = RP_1^n = \begin{bmatrix} \cos 90^\circ & \sin 90^\circ \\ -\sin 90^\circ & \cos 90^\circ \end{bmatrix} [X_1 \ Y_1]^T \tag{3}$$

式中 R ——绕世界坐标系原点的旋转矩阵

同理 180° 和 270° 的点云也如式(3)旋转,最终与 0° 视角的点云粗略对齐,为后续点云精配准提供良好的初始位置关系。

1.4.3 点云精配准

通过上述粗配准可使得点云大致重合,但是由于旋转设备旋转角度、点云采集等原因导致有些位置还是会出现错位现象,因此需要通过精配准来缩小两组点云之间的距离。但是由于各角度之间重叠度不高,会使点云非重叠部分的点所造成的误差,导致常用的 ICP 算法配准效果不好。为了加强两组点云的抗干扰能力,使用 GICP 算法,该算法在构造误差函数时引入高斯概率模型,利用点云邻域集合的协方差矩阵构造误差函数实现配准,从而提高了配准稳定性与精度。

1.4.4 点云配准结果

图 6a 为粗配准后效果,图 6b 为精配准后效果,图 6c 为重建后效果。从图 6 可以看出,通过粗配准 + 精配准后,可有效缩小点云之间的空间位置,提高了点云重建精度。红色和黄色点云均为 0° 和 90° 分别为第 3 步需要配准的两个视角点云。

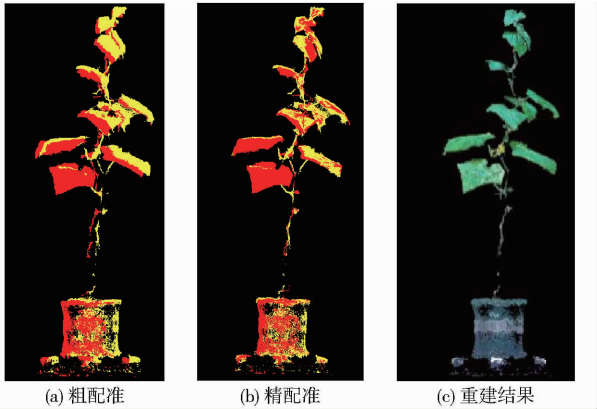


图6 点云配准及黄瓜重建效果
Fig. 6 Point cloud alignment and cucumber reconstruction results

1.5 叶片分割

本文主要提取黄瓜叶片相关参数,由于黄瓜不同植株间差异较大,茎秆较细,故难以实现茎叶分离,进而无法有效地进行叶片分割。

传统的区域生长算法原理^[32-33] 是对于内部点集 $p_j = (x, y, z)$, 通过基于法向量和曲率的区域生长算法进行分割。首先选择一个起始种子点, 将该种子点与临近种子点云进行比较; 如相邻点法线夹角和曲率都小于设定阈值, 则将该相邻点视为同一个区域内的点, 并将其设置为新的种子点; 继续循环迭代, 若仅满足法线夹角阈值则只归类, 当邻域内不再有种子点时, 分类完成。分割结果如图 7 所示。

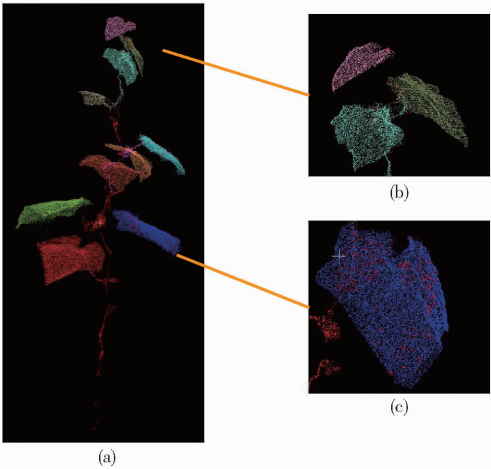


图 7 区域生长算法分割结果

传统的区域生长算法在点云分割时有很多缺点, 主要表现为分割准确率低, 例如图 7b 叶柄和叶片归为同一类, 无法分离, 同时受点云平滑度以及数据量等影响, 例如图 7c 叶片上会有漂移点。针对传统区域生长算法出现的问题, 从两个方面对点云区域生长算法进行改进: 首先对待分割的点云数据进行处理, 由于黄瓜叶片较大, 导致点云数据量过大, 因此采取降低数据量以及点云平滑来对原始点云数据进行处理; 然后对种子点的选取进行优化, 从而实现叶片点云高效分割, 流程如图 8 所示。

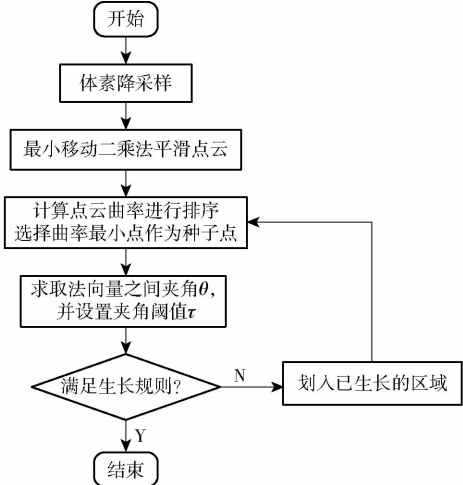


图 8 区域生长算法分割过程

Fig. 8 Region growing algorithm segmentation process

(1) 通过引入改进的体素降采样来降低原始黄瓜点云植株的数据量。将黄瓜点云数据创建体素, 设定一个可以自动调节每个体素边长的比例因子, 使算法自适应黄瓜点云数据中每个部分的密度, 同时每个体素内, 通过引入距离体素重心点最近的点来代替体素中心点。

(2) 采用 MLS 算法以提升点云数据平滑度。MLS 算法具有局部拟合特性, 针对数据中不同位置的节点区域, 通过系数向量和基函数进行独立拟合, 从而更精准地拟合局部特征。拟合公式为

$$J = \sum_{i=1}^n \hat{W}(x - x_i) (\mathbf{p}^T(x_i) \mathbf{a}(x) - u_i)^2 \quad (4)$$

式中 W ——权函数
 n ——权函数中节点数
 $\mathbf{p}(x)$ ——基函数
 $\mathbf{a}(x)$ ——系数向量
 u —— x 处取值
 J ——节点 x 位置模型函数

算法流程为: 首先对 J 进行求导, 得到一个线性方程组, 然后对方程组求取向量 $\mathbf{a}$, 最后重建并计算出 x 节点附近的拟合函数。考虑到黄瓜点云数据结构特点, 采用 2 阶多项式进行拟合得到该邻域内的一个拟合曲面, 通过 k 邻域搜索邻域内法线差异最大的点, 然后使用拟合平面上的投影来代替原始数据点, 最终达到平滑效果, 以其中 1 片叶子为例, 平滑后结果如图 9 所示。



图 9 MLS 点云平滑

Fig. 9 MLS point cloud smoothing

(3) 为了提高分割精准度, 将曲率最小的点作为种子点, 在曲率最小点开始生长可以减少分割时区段总数, 从而避免重叠分割。在计算当前种子点与邻域内的待增长点时, 将二者法向量夹角进行加权计算, 然后再通过生长角度阈值来判断该点是否属于当前种子点区域, 计算式为

$$(1 - \eta) \tau_1 + \eta \tau_2 \leq \tau^* \quad (5)$$

其中 $\eta = \tau_2 / (\tau_1 + \tau_2)$
式中 τ_1 ——当前种子点与邻域内待增长点之间的法向量夹角
 τ_2 ——下一个新的种子点与邻域内待增长点之间的法向量夹角
 τ^* ——角度阈值

改进后区域生长算法叶片分割结果如图 10 所示。从图 10 可以看出, 通过改进区域生长算法可以有效地解决传统区域生长算法缺陷。

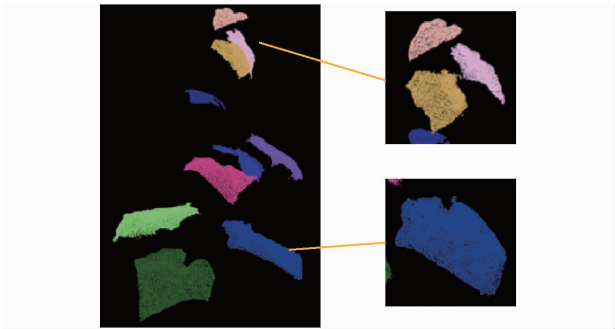


图 10 改进后区域生长算法分割结果

Fig. 10 Segmentation results of improved region growing algorithm

1.6 表型参数提取

为了实现黄瓜叶片表型参数提取,通过在分割后点云自动提取出叶片数量、叶面积、叶周长、叶长、叶宽参数。

叶片数量通过改进之后的区域生长算法分割后,能有效去除茎和叶柄信息,不同叶片呈不同颜色,分割区域数记为黄瓜叶片数量。

植物叶面积通过三角剖分算法将每个叶片剖分为三角面片,生成表面的三角网格模型,设置最大平面角为 45°,每个三角形最小角度为 10°,最大角度为 120°,对于剖分得到的每个三角形,可以使用海伦公式来计算其单个三角形面积,然后将最外层的凸包内所有三角形面积相加,即可得到每个叶片叶面积。

叶周长计算采用基于横纵向线扫描^[34]的叶片边缘提取,该算法主要流程为:首先将分割后的叶片点云数据投影到 XOY 面;在 XOY 面中建立当前叶片的最小包围盒,遍历点集获得最大和最小的 x 和 y,分别记为 x_min、x_max、y_min 和 y_max;令横纵向线从 x_min 开始,根据叶片大小动态地取最适用的步长 dx,在 x 的包围盒的取值范围内分别计算出每根横纵向线最大和最小 y,遍历整个 x 区间;采取与横纵向线相同的方法对纵向线进行遍历,然后将重复的点删掉,最后将相邻点连接起来,求和即可得到叶片周长。

叶长、叶宽通过设置每个叶片 OBB 包围盒,然后通过 PCA 方法进行计算,具体流程为:对于分割后任意一片叶片点云,其包围盒如图 11a 所示,首先计算点云数据质心和协方差矩阵,利用 PCA 计算点云特征向量,并将点云转换到参考坐标系,以使特征向量与参考坐标系重合,转换后 OBB 包围盒如图 11b 所示,通过数学计算得到的每个叶片叶长和叶宽如图 11c 所示,首先确定包围盒最高点位置 M,然后过点 M 做包围盒的垂线,交点为 N,计 AB 长度等于 L_{AN} + L_{BN},则叶长计算式为

$$L = \sqrt{L_{AN}^2 + L_{MN}^2} + \sqrt{L_{BN}^2 + L_{MN}^2} \tag{6}$$

同理,叶宽也是采用同样计算方法。

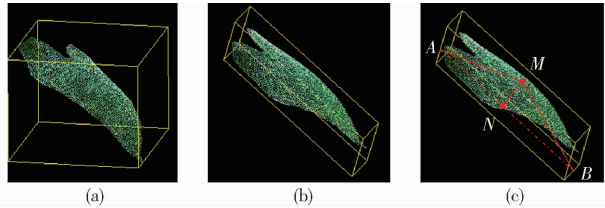


图 11 叶长和叶宽测量示意图

Fig. 11 Schematics of leaf length and width measurement

为了验证本文所提出的黄瓜叶片表型参数准确性,使用美国生物科学公司生产的 CI-203 型手持式激光叶面积测量仪测量其叶面积、叶宽、叶长、叶周长表型参数。

1.7 评价指标

基于体素和移动最小二乘算法改进的区域生长算法,可将黄瓜叶片与叶柄以及茎分离开来,并提升其分割效率与准确率。将改进前后算法分割准确率以及分割效率作为叶片分割评价指标。

采用线性回归分析方法评价各表型参数测量结果,通过计算表型自动提取值与人工实测值之间的均方根误差(Root mean square error, RMSE)量化各参数误差与精度。

2 结果分析

2.1 叶片分割

通过实验验证,当调节最小聚类数量为 1 000 时,在分割叶片同时,可以完全将叶柄和茎去除,将最小体素边长设为 (0.002f, 0.002f, 0.002f),k 邻域搜索数量为 10,采用 2 阶多项式进行点云的平滑,区域生长算法法线阈值为 18°,曲率阈值为 0.6。

使用区域生长算法以及改进后的区域生长算法对移栽 15 d 和移栽 60 d 各 4 株黄瓜进行叶片分割。其中黄瓜叶片点云分割提升准确率以及前后效率如表 1 所示。从表 1 可看出,无论是移栽 15 d 还是移栽 60 d,分割率结果均明显高于原始的区域生长算法,并且分割精度移栽 60 d 高于移栽 15 d,这是因为移栽 15 d 的叶片较少并且叶柄较小,改进后区域生长并没有明显的效果。而伴随着黄瓜植株生长,叶片相对叶柄有明显的差异,由于加入了移动最小二乘算法对同一区域的重复点进行剔除,使得叶片更加平滑;所以分割的结果更加准确,准确率得到了很大提升。分割效率表明,改进算法在运算时间上也有了较大提升,这是由于使用体素滤波,减少了种子

表 1 改进前后区域生长算法准确率及效率对比
Tab.1 Comparison of accuracy and efficiency of region growing algorithm before and after improvement

时期	编号	叶片数量	改进前		改进后		分割正确率提升/个百分点
			正确分割数/个	分割时间/s	正确分割数/个	分割时间/s	
移栽 15 d	1	4	4	2.5	4	0.27	0
	2	4	3	2.5	4	0.21	25
	3	4	3	2.4	4	0.18	23
	4	4	4	2.3	4	0.18	0
	平均	4	3.5	2.4	4	0.21	12.5
移栽 60 d	5	8	6	2.8	8	0.57	25
	6	12	7	3.3	10	0.51	25
	7	10	7	3.1	10	0.59	30
	8	10	8	3.0	9	0.50	10
	平均	10	7	3.1	9	0.54	22.5

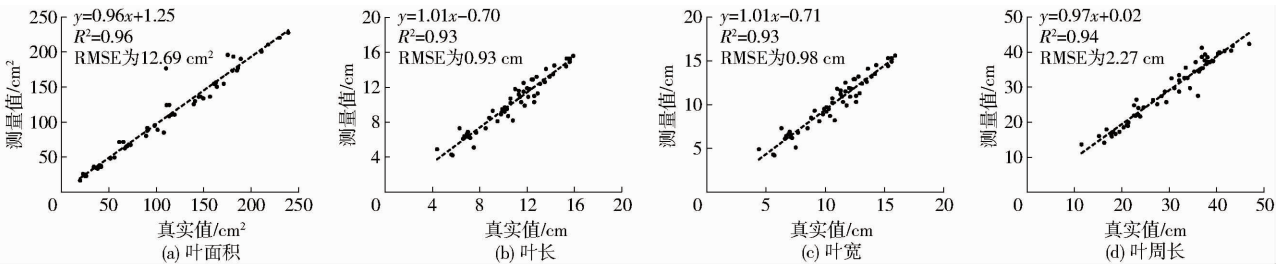


图 12 黄瓜表型自动提取与人工测量真值对比

Fig. 12 Comparison of true values of automatic cucumber phenotype extraction and manual measurements

算法测量值有时比真实值高有时比真实值低，原因有：由于有些叶片存在部分遮挡现象，导致叶片有些地方残缺，从而使算法计算出来的值偏低；由于在使用 CI-203 型手持式激光叶面积测量仪时，有时叶片会因为放置不当导致实测值被低估。

综上所述本研究所提出的表型参数具有较低的误差，验证了本文表型参数提取方法的实用性和稳定性。

3 结论

(1) 提出一种基于体素和移动最小二乘算法改

进的区域生长算法对叶片进行精准分割，对移栽 15 d 的准确率平均提升 12.5 个百分点，对移栽 60 d 的准确率平均提升 22.5 个百分点，并且适用范围广，操作简单，更具有工程意义，适用于大型叶片分割。

进的区域生长算法对叶片进行精准分割，对移栽 15 d 的准确率平均提升 12.5 个百分点，对移栽 60 d 的准确率平均提升 22.5 个百分点，并且适用范围广，操作简单，更具有工程意义，适用于大型叶片分割。

2.2 表型信息计算结果及分析

各表型参数提取值与人工测量值对比如图 12 所示，其中共采集 8 株两个阶段黄瓜，结果表明叶面积、叶长、叶宽、叶周长提取值和实测值之间具有较强的相关性，叶面积决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 分别为 0.96 和 12.69 cm^2 ；叶长 R^2 和 RMSE 分别为 0.93 和 0.93 cm；叶宽 R^2 和 RMSE 分别为 0.93 和 0.98 cm；叶周长 R^2 和 RMSE 分别为 0.94 和 2.27 cm。

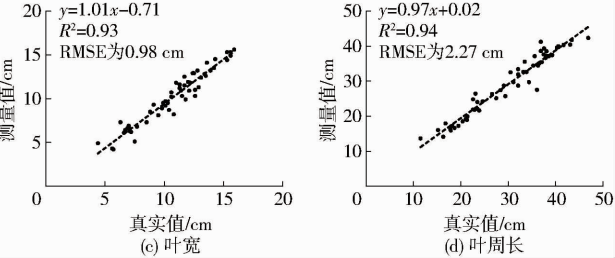


图 12 黄瓜表型自动提取与人工测量真值对比

进的区域生长算法对叶片进行精准分割，对移栽 15 d 的准确率平均提升 12.5 个百分点，对移栽 60 d 的准确率平均提升 22.5 个百分点，并且适用范围广，操作简单，更具有工程意义，适用于大型叶片分割。

(2) 自动提取的黄瓜叶面积、叶长、叶宽、叶周长 4 个参数，与真实测量值相比决定系数 R^2 分别为 0.96、0.93、0.93、0.94，均方根误差 (RMSE) 分别为 12.69 cm^2 、0.93 cm、0.98 cm、2.27 cm，表明本算法可用于提取黄瓜表型信息。

参 考 文 献

[1] 徐胜勇,李磊,童辉,等. 基于 RGB-D 相机的黄瓜苗 3D 表型高通量测量系统研究[J]. 农业机械学报,2023,54(7):204-213,281.
XU Shengyong, LI Lei, TONG Hui, et al. High-throughput measurement system for 3D phenotype of cucumber seedlings using RGB-D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(7):204-213,281. (in Chinese)
[2] 徐圣林,朱立成,韩振浩,等. 作物表型信息获取机器人底盘设计与试验[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊2):388-399.
XU Shenglin, ZHU Licheng, HAN Zhenhao, et al. Design and experiment of robot chassis for obtaining crop-phenotypic information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp. 2):388-399. (in Chinese)
[3] 张慧春,田啟飞,边黎明,等. 基于多视角图像形态颜色纹理特征融合的生物量获取[J]. 农业机械学报,2024,55(10):295-305.
ZHANG Huichun, TIAN Qifei, BIAN Liming, et al. Plants biomass acquisition based on morphological, color and texture features of multi-view visible images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(10):295-305. (in Chinese)
[4] WANG J, ZHANG Y, GU R. Research status and prospects on plant canopy structure measurement using visual sensors based on three-dimensional reconstruction[J]. Agriculture, 2020, 10(10): 462.

- [5] XU N, SUN G, BAI Y, et al. Global reconstruction method of maize population at seedling stage based on kinect sensor[J]. Agriculture, 2023, 13(2): 348.
- [6] QIU R, MIAO Y, ZHANG M, et al. Detection of the 3D temperature characteristics of maize under water stress using thermal and RGB-D cameras[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 191: 106551.
- [7] SU W, ZHANG M, LIU J, et al. Automated extraction of corn leaf points from unorganized terrestrial LiDAR point clouds[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(3): 166-170.
- [8] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 197-207. (in Chinese)
- [9] SCHARR H, MINERVINI M, FRENCH A P, et al. Leaf segmentation in plant phenotyping: a collation study[J]. Machine Vision and Applications, 2016, 27: 585-606.
- [10] 孙国祥,汪小岳,刘景娜,等. 基于相位相关的温室番茄植株多模态三维重建方法[J]. 农业工程学报,2019,35(18):134-142.
- SUN Guoxiang, WANG Xiaochan, LIU Jingna, et al. Multi-modal three-dimensional reconstruction of greenhouse tomato plants based on phase-correlation method[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(18): 134-142. (in Chinese)
- [11] LIU J G, XU X M, LIU Y H, et al. Quantitative potato tuber phenotyping by 3D imaging[J]. Biosystems Engineering, 2021, 210: 48-59.
- [12] XIAO S, CHAI H, SHAO K, et al. Image-based dynamic quantification of aboveground structure of sugar beet in field[J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 269.
- [13] WANG Y, WEN W, WU S, et al. Maize plant phenotyping: comparing 3D laser scanning, multi-view stereo reconstruction, and 3D digitizing estimates[J]. Remote Sensing, 2018, 11(1): 63.
- [14] CONDOTTA I C F S, BROWN-BRANDL T M, PITLA S K, et al. Evaluation of low-cost depth cameras for agricultural applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105394.
- [15] 李远航,笄志祥,闫焯琛. 基于无人机载激光雷达点云数据的人工侧柏林单木分割研究[J]. 西北林学院学报,2023,38(6):171-179.
- LI Yuanhang, DA Zhixiang, YAN Yechen, et al. Artificial *Platycladu sorientalis* (L.) franco single wood segmentation based on UAV-based Lidar point cloud data[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2023, 38(6): 171-179. (in Chinese)
- [16] LI J, TANG L. Developing a low-cost 3D plant morphological traits characterization system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 143: 1-13.
- [17] JIN S, SU Y, WU 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, 2018, 57(3): 1336-1346.
- [18] 胡晓雨,杨志强,王龙其,等. 基于三维重建的枸杞植株表型参数测量[J]. 农业科学研究,2023,44(2):31-38.
- HU Xiaoyu, YANG Zhiqiang, WANG Longqi, et al. Measurement of *Lycium barbarum* phenotypic parameters based on 3D reconstruction[J]. Journal of Agricultural Sciences, 2023, 44(2): 31-38. (in Chinese)
- [19] 朱冰琳,李敏,刘扶桑,等. 基于无人机航拍图像的大田玉米冠层结构建模[J]. 农业机械学报,2021,52(1):170-177.
- ZHU Binglin, LI Min, LIU Fusang, et al. Modeling of canopy structure of field-grown maize based on UAV images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 170-177. (in Chinese)
- [20] WU S, WEN W, WANG Y, et al. MVS-Pheno: a portable and low-cost phenotyping platform for maize shoots using multiview stereo 3D reconstruction[J]. Plant Phenomics, 2020, 2020: 1-17.
- [21] 梁秀英,周风燃,陈欢,等. 基于运动恢复结构的玉米植株三维重建与性状提取[J]. 农业机械学报,2020,51(6):209-219.
- LIANG Xiuying, ZHOU Fengran, CHEN Huan, et al. Three-dimensional maize plants reconstruction and traits extraction based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 209-219. (in Chinese)
- [22] ZHU T, MA X, GUAN H, et al. A calculation method of phenotypic traits based on three-dimensional reconstruction of tomato canopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107515.
- [23] HU F, LIN C, PENG J, et al. Rapeseed leaf estimation methods at field scale by using terrestrial LiDAR point cloud[J]. Agronomy, 2022, 12(10): 2409.
- [24] ZHU T, MA X, GUAN H, et al. A method for detecting tomato canopies' phenotypic traits based on improved skeleton extraction algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108285.
- [25] SEGAL A, HAEHNEL D, THRUN S. Generalized-ICP [C] // Robotics: Science and Systems. Seattle: University of Washington, 2009: 435.
- [26] 郭春贤. 移动最小二乘法的快速算法及其应用[D]. 重庆:重庆大学,2016.
- GUO Chunxian. Fast algorithms of moving least squares and its application[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016. (in Chinese)
- [27] 陈辉,王婷婷,代作晓,等. 基于运动恢复结构的无规则植物叶片面积三维测量方法[J]. 农业机械学报,2021,52(4):230-238.
- CHEN Hui, WANG Tingting, DAI Zuoxiao, et al. 3D measurement method for area of irregular plant leaf based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 230-238. (in Chinese)
- [28] WOLD S. Principal component analysis[J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 1987, 2(1): 37-52.

- [29] DONG Y, QIN S J. A novel dynamic PCA algorithm for dynamic data modeling and process monitoring[J]. Journal of Process Control, 2018, 67: 1–11.
- [30] 宫德宁, 吴琳娜, 李荣华, 等. 改进直通滤波 SAC-IA 粗配准算法[J]. 大连交通大学学报, 2022, 43(2): 78–84.
GONG Dening, WU Linna, LI Ronghua, et al. Improved direct filtering SAC-IC coarse registration algorithm[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2022, 43(2): 78–84. (in Chinese)
- [31] 李鹏飞, 吴海娥, 景军锋, 等. 点云模型的噪声分类去噪算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 188–192.
LI Pengfei, WU Hai'e, JING Junfeng, et al. Noise classification denoising algorithm for point cloud model[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(20): 188–192. (in Chinese)
- [32] OH S, LEE D, KIM M, et al. Building component detection on unstructured 3D indoor point clouds using RANSAC-based region growing[J]. Remote Sensing, 2021, 13(2): 161.
- [33] 陈崇成, 李旭, 黄洪宇. 基于无人机影像匹配点云的苗圃单木冠层三维分割[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 149–155, 206.
CHEN Chongcheng, LI Xu, HUANG Hongyu, et al. 3D segmentation of individual tree canopy in forest nursery based on drone image-matching point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 149–155, 206. (in Chinese)
- [34] 杨雪娇. 点云的边界提取及角点检测算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010.
YANG Xuejiao. Research on the algorithms of point cloud boundary extraction and corner detection[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2010. (in Chinese)

(上接第 246 页)

- [14] 杨硕, 王秀, 翟长远, 等. 支持种肥监测的变量施肥系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10): 145–153.
YANG Shuo, WANG Xiu, ZHAI Changyuan, et al. Design and test on variable rate fertilization system supporting seeding and fertilizing monitoring[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 145–153. (in Chinese)
- [15] 张春岭, 吴荣, 陈黎卿. 电控玉米排种系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 51–59.
ZHANG Chunling, WU Rong, CHEN Liqing. Design and test of electronic control seeding system for maize[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2): 51–59. (in Chinese)
- [16] 隋铭明, 沈飞, 徐爱国, 等. 基于北斗卫星导航的秸秆机械化还田作业管理系统[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 23–28.
SUI Mingming, SHEN Fei, XU Aiguo, et al. Management system for mechanized straw returning based on BDS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 23–28. (in Chinese)
- [17] 龚丽农, 员玉良, 尚书旗, 等. 小区播种机电控系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2011, 27(5): 122–126.
GONG Linong, YUAN Yuliang, SHANG Shuqi, et al. Design and experiment on electronic control system for plot seeder[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(5): 122–126. (in Chinese)
- [18] 程修沛, 李洪文, 王庆杰, 等. 小麦小区播种机排种控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 30–38.
CHENG Xiupai, LI Hongwen, WANG Qingjie, et al. Design and experiment of wheat seeding control system in plot seeder[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 30–38. (in Chinese)
- [19] 杨文超, 何进, 周靖凯, 等. 基于机器视觉和北斗定位的小麦变量喷雾系统研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 150–161.
YANG Wenchao, HE Jin, ZHOU Jingkai, et al. Design of wheat variable spray system based on machine vision and Beidou positioning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 150–161. (in Chinese)
- [20] 俞传阳, 陈状, 陈黎卿. 小麦小区条播机电控排种系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 75–83.
YU Chuanyang, CHEN Zhuang, CHEN Liqing. Design and test of electronic control seeding system for wheat plot drill[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 75–83. (in Chinese)
- [21] 王浩, 郝凤琦, 董振振, 等. 基于北斗定位的小麦播种机控制系统优化[J]. 农机化研究, 2019, 41(10): 31–34.
WANG Hao, HAO Fengqi, DONG Zhenzhen, et al. Research on control system of wheat planter based on Beidou positioning[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(10): 31–34. (in Chinese)
- [22] 丁友强, 杨丽, 张东兴, 等. 基于 GPS 测速的电驱式玉米精量播种机控制系统[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 42–49.
DING Youqiang, YANG Li, ZHANG Dongxing, et al. Control system of motor-driving maize precision planter based on GPS speed measurement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 42–49. (in Chinese)
- [23] 陈文强. 简析 PWM 在电机控制系统的应用[J]. 机电技术, 2017(1): 43–45, 53.
- [24] LIU Ce, ZHANG Yihao, ZHANG Xiaozheng, et al. Source contribution analysis of vehicle pass-by noise using a moving multi-band model based OPAX method[J]. Measurement, 2023, 218: 113170.
- [25] 贾蒙蒙, 胡东芳, 许启跃, 等. 基于粒子群算法优化的步进电机转速控制方法研究[J]. 中国计量大学学报, 2022, 33(2): 221–227.
JIA Mengmeng, HU Dongfang, XU Qiyue, et al. Research on a speed control method of stepping motors based on particle swarm optimization[J]. Journal of China University of Metrology, 2022, 33(2): 221–227. (in Chinese)