doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S1.038

基于旋转曲面轮廓特征的农田地表点云配准研究

董乃希[1,2]　迟瑞娟[1,2]　杜岳峰[1,2]　温昌凯[1,2]　张　真[1,2]

(1.中国农业大学工学院,北京 100083;2.中国农业大学现代农业装备优化设计北京市重点实验室,北京 100083)

摘要:作业场景重建可为智能农机自主作业提供全局信息与局部细节,针对因农田表面缺乏高区分度的点、线、面高层结构造成的特征描述性差、点云配准精度不足的问题,提出一种基于旋转曲面轮廓特征的农田地表点云配准方法。首先,采用 32 线激光雷达获取农田真实地表点云数据并完成去噪、降采样等预处理;然后,采用加权线性协方差矩阵的奇异值分解确定关键点唯一局部参考坐标系,并统计关键点与旋转曲面截面交点距离信息,生成地表点云的局部特征;最后,采用基于单特征初选与局部特征精匹配原则的多级特征匹配策略进行局部特征匹配,计算旋转矩阵与平移矩阵完成点云配准。试验结果表明,旋转曲面轮廓特征与其他特征相比,平均精度增加 7.5 个百分点,平均召回率增加 24.09 个百分点;多级特征匹配策略相对于最近邻搜索策略,平均精度增加 12.68 个百分点,平均召回率增加 18.38 个百分点;本文的点云配准方法的平均平移误差为 23.59dr,平均旋转误差为 3.72°,配准成功率为 87.5%。因此,本文提出的基于旋转曲面轮廓特征的农田地表点云配准方法适用于真实农业地表无序点云的自动配准。

关键词:作业场景重建;农田地表特征;点云配准;旋转曲面轮廓特征;多级特征匹配策略

中图分类号:TP391.41　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2020)S1-0325-08

Field Surface Point Cloud Registration Based on Contour Features of Rotating Curved Surface

DONG Naixi[1,2]　CHI Ruijuan[1,2]　DU Yuefeng[1,2]　WEN Changkai[1,2]　ZHANG Zhen[1,2]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*

2. *Beijing Key Laboratory of Optimized Design for Modern Agricultural Equipment*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Scene reconstruction can provide global information and local details for the autonomous operation of intelligent agricultural machinery. Aiming at the problem of poor feature description and insufficient point cloud registration accuracy caused by the lack of high-level structure of points, lines and planes on the surface of field, a solution based on point cloud registration method for farmland surface based on contour features of rotating surface was proposed. Firstly, the 32-line LiDAR was used to obtain real surface point cloud data of the field and complete pre-processing such as denoising and down-sampling; then, singular value decomposition of weighted linear covariance calculation matrix was used to determine the unique local reference coordinate system of key points, and the distance information of the intersection between the key points and the rotating surface section was calculated to generate the local feature descriptor of the surface point cloud; finally, a multi-level feature matching strategy based on the principle of single feature primary selection and local feature fine matching was used to perform local feature matching, and the rotation matrix and translation matrix were calculated to complete the point cloud registration. The analysis results showed that compared with other methods, the average accuracy of the contour feature of the rotating surface was increased by 7.5 percentage points, and the average recall rate was increased by 24.09 percentage points; compared with the nearest neighbor search, the multi-level feature matching strategy increased the average accuracy by 12.68 percentage points and the average recall rate by 18.38 percentage points; the point cloud registration method proposed had an average translation error of 23.59dr, an average translation error of 3.72°, and a registration success rate of

收稿日期:2020-08-11　修回日期:2020-09-20

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFD0701901)

作者简介:董乃希(1994—),女,博士生,主要从事农业装备智能化及信息感知研究,E-mail:BS20193070617@cau.edu.cn

通信作者:迟瑞娟(1969—),女,副教授,博士生导师,主要从事车辆机电控制及智能化研究,E-mail:chiruijuan@cau.edu.cn

87.5%. Therefore, the proposed field surface point cloud registration method based on the contour feature of the rotating surface was suitable for the automatic registration of the real agricultural surface disorder point cloud.

Key words: work scene reconstruction; field surface characteristics; point cloud registration; rotating surface profile features; multi-level feature matching strategy

0 引言

为实现我国农业现代化与自动化,农业信息智能感知作为智能农机自主、高效、可靠作业的基础技术,贯穿于耕、种、管、收的农业生产全环节。其中,作业场景重建作为农业信息智能感知的重要组成部分,可为智能农机装备提供作业区域的全局整体信息与局部空间特征。因此,有必要对农业生产真实场景重建的关键技术开展全面研究。

目前,以激光雷达为核心的场景重建技术主要通过点云数据几何特征提取和基于相似度的特征匹配策略完成对多帧无序点云数据的初始配准[1-5]。但是,真实的农业作业环境为非结构化场景,农田表面为重复性高的复杂曲面,缺乏高区分度的点、线、面等高层结构特征。而局部特征描述子可以编码隐含在点云局部曲面的几何信息,故基于局部特征的点云配准技术在碎片重建[6-8]、模型匹配[9-10]与物体分类[11-12]等领域得到了广泛应用。诸如方向直方图特征[13](Signature of histograms of orientations, SHOT)、快速点特征直方图[14](Fast point feature histogram, FPFH)、三元自旋图[15](Triple spin images, TriSI)、对数高程图[16]等局部特征提取方法可通过计算局部点云间的相对关系来编码曲面信息完成场景重建,但此方法在大型农业场景点云初始配准中的适用性尚未得到验证。

目前,对于农业真实作业环境中的点云配准研究仍处在起步阶段,并且已有的研究大多关注于融合外部传感器信息的多帧数据的初始配准,诸多学者研究了融合 GPS 与姿态传感器信息的多帧点云初始配准,但是测试系统成本昂贵的问题一直难以解决[17-22]。近年来,部分学者开始投身于减少外部传感器信息的辅助配准研究,如利用矩形界标或者标靶球进行辅助配准[23-25]。郭彩玲等[26]通过拟合枝条中心线,提取叶基特征以进行果树树冠重建。除此之外,部分学者直接利用精确测量的激光传感器位置信息进行点云配准研究[27-30]。综上所述,作为农业三维数据分析的关键技术,充分考虑农业环境特点的点云特征提取与自动配准技术仍有待进一步研究。

因此,本文提出一种低成本、高精度、实时性好的大型农业场景重建解决方案。首先,提取一种适用于农业地表的旋转曲面轮廓特征,该特征隐含了 3D 局部点云数据的曲面轮廓信息;然后采用多级特征融合策略进行特征匹配,完成地表点云数据的初始配准;最后基于真实农田场景地表点云数据,分析旋转曲面轮廓特征的描述性和鲁棒性、多级特征匹配策略的有效性以及基于旋转曲面轮廓特征的农田地表点云配准方法的精度。

1 材料与方法

1.1 实验设备与数据获取

2020 年 6 月于中国农业大学大兴试验基地(北京市大兴区榆垡镇,39°63′N,116°42′E)采集农田地表信息,采集设备为速腾聚创公司的 RS-LiDAR-32 型混合固态激光雷达,具体参数如表 1 所示。此次实验的农田属于尚未耕整状态,采集区域面积大致为 200 m×200 m,激光雷达采用三脚架固定,安装高度为 1.2 m。由于点云配准需要数据之间有重合区域,因此在采集过程中选择了 10 个相近的采样地点,在每个采样地点调整激光雷达的水平安装角度以获得具有高重叠率的地表点云数据,共采集有效数据 40 帧,采集过程不考虑环境因素(如风速、温度、湿度等)的影响,采集场景如图 1 所示。本文算法开发和测试平台为便携式计算机(Core i7-6560U 主频 2.2 GHz 处理器、8 GB DDR4 内存、256 GB 固态硬盘,不配备独立显卡)、Windows 10 操作系统,软件为 VS2015+PCL 1.80 和 Matlab 2019a。

表 1 激光雷达参数

Tab.1 Main parameters of LiDAR

参数	数值
测距范围/m	0.4~200
精度/cm	±3
视场	水平 360°、垂直 40°
分辨率	水平 0.1°~0.4°、垂直 0.33°
出点率/(万点·s^{-1})	60

1.2 点云数据的预处理

点云数据极易受激光雷达精度、采集环境和采集物体表面性质的影响而不可避免地出现噪声点与离群点,这会对点云特征提取与匹配产生巨大的影响。因此,有必要对数据进行高斯滤波处理,该方法

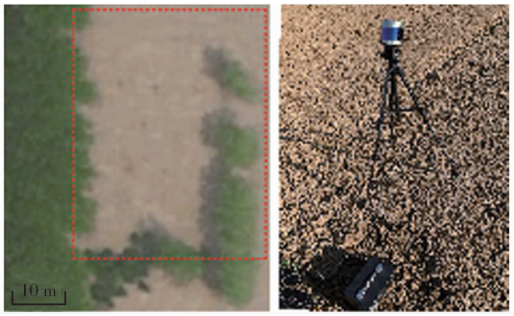


图 1　农田地表采集区域及采集场景

Fig. 1　Field surface collection area and experimental scenes

假设局部点云服从高斯分布，以滤除距离大于阈值 $T_{thershold}$ 的数据点，阈值 $T_{thershold}$ 的计算公式为

$$T_{thershold} = m\sigma \tag{1}$$

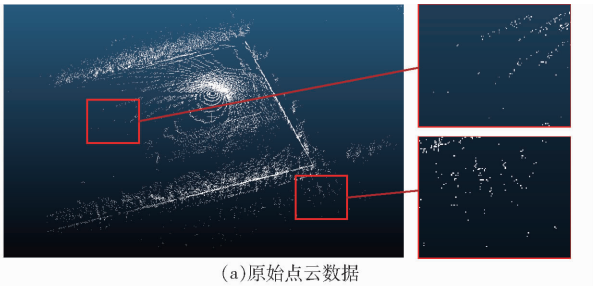
式中　m——常量

σ——点云数据标准差

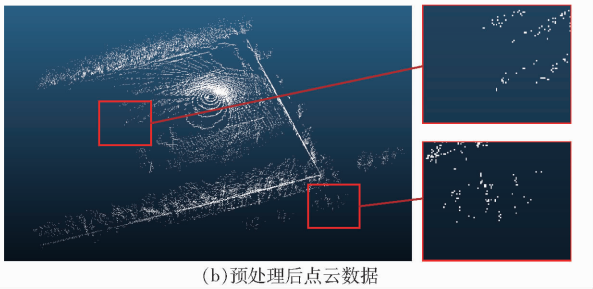
其中，常量 m 根据实际点云数据的数量和密度确定，本文经过多次实验测试发现 m 取 1 时滤波效果最好。

随后，采用体素滤波方法对点云数据进行下采样。该方法在三维空间创建体素栅格，以每个体素重心点取代体素内的其他点云数据，可大幅提高计算效率并且有效缓解密度变化引起的局部特征描述性能的下降。

数据预处理效果如图 2 所示，经过高斯滤波及下采样处理后，点云数据缩减至原数据的 50% 左右，在保留原有场景关键信息的基础上，明显减少了点云数据中的离群点。



(a)原始点云数据



(b)预处理后点云数据

图 2　数据预处理

Fig. 2　Data preprocessing

1.3　旋转曲面轮廓特征提取

我国农业地表多近似为复杂曲面，为表征农田地表的局部形状，提出一种旋转曲面轮廓特征提取方法。该方法主要包括局部参考坐标系计算、轮廓信息统计与子特征集成两部分。

1.3.1　局部参考坐标系的计算

依据权重随距离反向分配的原则，采用线性加权的方法计算近邻点集合协方差矩阵，最终构建局部参考坐标系。

令预处理后的点云数据为集合 $P = \{p_i\}_{i=1}^{N}$，其中 N 为点云总数。首先，从集合 P 中选取任一点 p 作为关键点并获取其半径近邻点集合 $Q = \{q_i : \| q_i - p \|_2 \leqslant r\}_{i=1}^{N_M}$，其中 r 为球体的支撑半径，N_M 为近邻集合总点数。其次，计算近邻点集合 Q 的加权线性协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$。该方法为距离关键点较远的点分配较小的权重，以增加局部参考坐标系的可重复性。

$$\boldsymbol{C} = \sum_{i:d_i \leqslant r} (r - d_i)(\boldsymbol{q}_i - \bar{\boldsymbol{q}})(\boldsymbol{q}_i - \bar{\boldsymbol{q}})^{\mathrm{T}} \Big/ \sum_{i:d_i \leqslant r} (r - d_i) \tag{2}$$

其中

$$\bar{q} = \frac{1}{N_M} \sum_{i=1}^{N_M} q_i \tag{3}$$

$$d_i = \| q_i - \bar{q} \|_2 \tag{4}$$

式中　$\| \cdot \|_2$——两点间欧氏距离

$\bar{q}$——近邻点集合中心点坐标

d_i——近邻点 q_i 与重心 $\bar{q}$ 的距离

然后，对协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$ 进行奇异值分解(Singular value decomposition，SVD)，求得协方差矩阵的特征值 λ_1、λ_2、λ_3 以及对应的特征向量 $\boldsymbol{e}_1$、$\boldsymbol{e}_2$、$\boldsymbol{e}_3$，其中 $\lambda_1 \geqslant \lambda_2 \geqslant \lambda_3$。

$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

其中

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \lambda_2 & \\ & & \lambda_3 \end{bmatrix} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}} = [\boldsymbol{e}_1 \quad \boldsymbol{e}_2 \quad \boldsymbol{e}_3] \tag{7}$$

式中　$\boldsymbol{U}$——左奇异矩阵

$\boldsymbol{\Sigma}$——半正定对角矩阵

$\boldsymbol{V}$——右奇异矩阵

最后，设置 $\boldsymbol{e}_1$ 为 x 轴，$\boldsymbol{e}_3$ 为 z 轴，y 轴由 $\boldsymbol{e}_1$ 与 $\boldsymbol{e}_3$ 确定。进一步对 z 值进行符号消歧处理，保证各关键点的表面法线一致性。最终，关键点 p 的局部参考坐标系可表示为

$$L = \{x, x \times z, z\} \tag{8}$$

1.3.2　轮廓信息统计与子特征集成

为准确表达复杂非结构化农田表面的局部结构，按顺序以一定角度旋转近邻点集合，计算每一旋转后的近邻点集合与指定截面的交点与关键点的距

离,以描述其曲线特征,统计点云个数信息生成子特征直方图,并归一化集成为隐式编码曲面空间信息的局部特征。

近邻点集合 Q 可以近似表征局部表面,局部表面的旋转针对关键点 p 的唯一局部参考坐标系 L,旋转近邻点集合 Q 获取与指定截面 n 的交点信息。设定旋转角度为集合 $\{\theta_k\}_{k=1}^{N_\theta}$,其中 N_θ 为旋转次数,需根据实际数据设定,N_θ 数值的选择是对局部特征包含信息完整性与计算效率间的权衡。对近邻点集合 Q 以关键点 p 为中心绕 z 轴旋转,根据式(9)、(10)计算集合 Q 的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}(\theta)$ 以及旋转后的近邻点集合 Q'。

$$\boldsymbol{R}(\theta)=\begin{bmatrix}\cos\theta & 0 & -\sin\theta\\ -\sin^2\theta & \cos\theta & \sin\theta\cos\theta\\ \sin\theta\cos\theta & -\sin\theta & \cos^2\theta\end{bmatrix} \tag{9}$$

$$Q'=Q\boldsymbol{R}(\theta) \tag{10}$$

轮廓信息统计以原近邻点集合 Q 和旋转后的近邻点集合 Q'为研究对象,取关键点局部参考坐标系的 yoz 平面为截面 n,获取集合 Q'与截面 n 的交点,交点集合设为 $P'=\{p_j'\in Q'\cap n\}_{j=1}^{N_j}$,其中 N_j 为交点的个数,如图 3 所示。本文以统计点间的距离计算信息来表征 p_j' 与关键点 p 的关系,如图 4 所示。p_j' 与 p 的距离 α 为

$$\alpha=\sqrt{(y_j'-y)^2+(z_j'-z)^2} \tag{11}$$

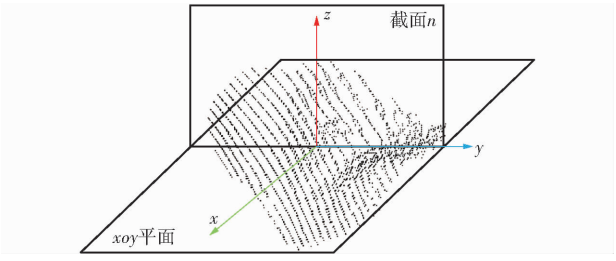


图 3 获取旋转曲面与截面交点

Fig. 3 Getting intersection of curved surface and section

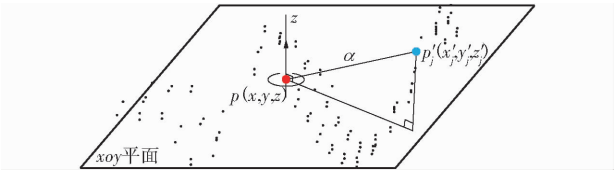


图 4 关键点与交点距离计算

Fig. 4 Distance between key point and intersection point

进一步将每一旋转截面内关键点与交点间的距离信息均匀划分,统计落入每个区域的点云个数,生成子特征直方图,将所获得的 N_θ 个直方图进行归一化与集成处理,如图 5 所示。最终,形成关键点 p 的局部特征描述子,并表示为 $f(p)$。

1.4 多级特征匹配策略

针对已求得的局部特征描述子,计算两帧点云中关键点间坡度与局部特征的相似性,并提出基于单特征初选与局部特征精匹配原则的多级特征匹配策略,以选出两帧点云中符合条件的关键点对。

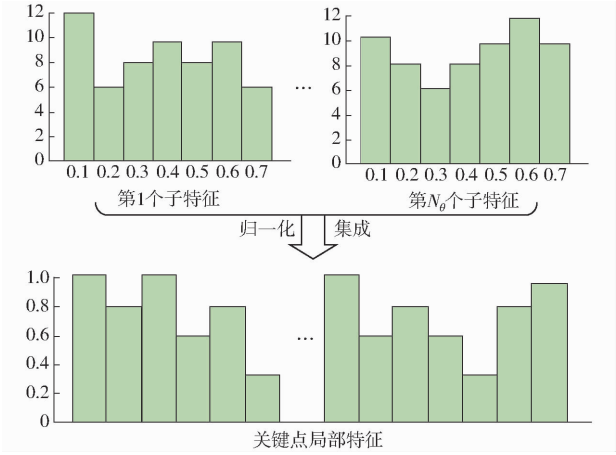


图 5 子特征归一化与集成

Fig. 5 Normalization and integration of sub features

根据 1.3 节所计算的局部特征描述子,可以直接利用相似度计算进行特征匹配,但是计算精度较低,且计算量过大。因此,结合农业环境中地表点云数据分布,以局部地表点云坡度特征为核心,制定了基于坡度特征初选与局部特征精匹配的多级特征匹配策略。

$$\varphi=\frac{180}{\pi}\arccos\frac{\boldsymbol{z}\boldsymbol{n}}{|\boldsymbol{z}||\boldsymbol{n}|} \tag{12}$$

式中 $\boldsymbol{z}$——关键点法线

φ——局部地表点云坡度

$\boldsymbol{n}$——点云集合 P 的 z 轴正方向向量

基于坡度特征初选与局部特征精匹配的多级特征匹配策略具体计算过程如下:

(1)选定待配准的两帧点云数据为目标点云 P_{target} 与源点云 P_{source},选取目标点云中的关键点 $p_{\text{target}}=\{p_{i,\text{target}}\}_{i=1}^{N_T}$ 与源点云中的关键点 $p_{\text{source}}=\{p_{j,\text{source}}\}_{j=1}^{N_S}$,其中 N_T 与 N_S 分别为目标点云与源点云关键点个数,分别计算坡度 $\varphi_{\text{target}}=\{\varphi_{i,\text{target}}\}_{i=1}^{N_T}$、$\varphi_{\text{source}}=\{\varphi_{j,\text{source}}\}_{j=1}^{N_S}$ 与局部特征描述子 $f(p_{\text{target}})$、$f(p_{\text{source}})$。

(2)计算坡度相似度 d_φ

$$d_\varphi=|\varphi_{\text{target}}-\varphi_{\text{source}}| \tag{13}$$

以此为标准,在 p_{target} 中选取与源点云中的某关键点 $p_{i,\text{source}}$ 相似度高的数据点,组成备选关键点集 $p_{i,\text{target}}=\{p_{i,j,\text{target}}:d_\varphi\leqslant\varphi_{\text{thershold}}\}$。

基于欧氏距离的最近邻搜索方法为该特征描述子 $f(p_{i,\text{source}})$ 找到最近和次近的两个特征描述子 $f_1(p_{\text{target}})$ 和 $f_2(p_{\text{target}})$。

$$\begin{cases} f_1(p_{\text{target}}) = \arg\min\limits_{f_{\text{target}}} d_{ist}(f(p_{\text{target}}), f(p_{\text{source}})) \\ f_2(p_{\text{target}}) = \arg\min\limits_{f_{\text{target}}} d_{ist}(f(p_{\text{target}}), f(p_{\text{source}})) \\ d_{ist}(f(p_{\text{target}}), f(p_{\text{source}})) = \| f(p_{\text{target}}) - f(p_{\text{source}}) \|_2 \end{cases} \tag{14}$$

式中　d_{ist}——特征 $f(p_{\text{target}})$ 和 $f(p_{\text{source}})$ 的欧氏距离

(3) 设 $c_i = (f(p_{i,\text{source}}), f_1(p_{\text{target}}))$ 为一对相互匹配的特征，计算源点云特征 $f(p_{i,\text{source}})$ 的匹配分数，其中，$s_f(c_i)$ 接近于 1 表示该关键点的特征不具有区分性，可进一步排除错误匹配。

$$s_f(c_i) = 1 - \frac{\| f(p_{i,\text{source}}) - f_1(p_{\text{target}}) \|_2}{\| f(p_{i,\text{source}}) - f_2(p_{\text{target}}) \|_2} \tag{15}$$

式中　$s_f(c_i)$——局部特征子 $f(p_{i,\text{source}})$ 的匹配分数

(4) 进一步使用刚性距离约束排除错误匹配点对，得到高准确率的匹配特征对集合 $S_{\text{matchdots}} = \{(p_{i,\text{target}}, p_{i,\text{source}})\}_{i=1}^{N_S}$，并使用随机抽样一致(Random sample consensus, RANSAC)算法求解对齐源点云与目标点云的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移向量 $\boldsymbol{T}$。因此，本文提出的点云配准总体流程如图 6 所示。

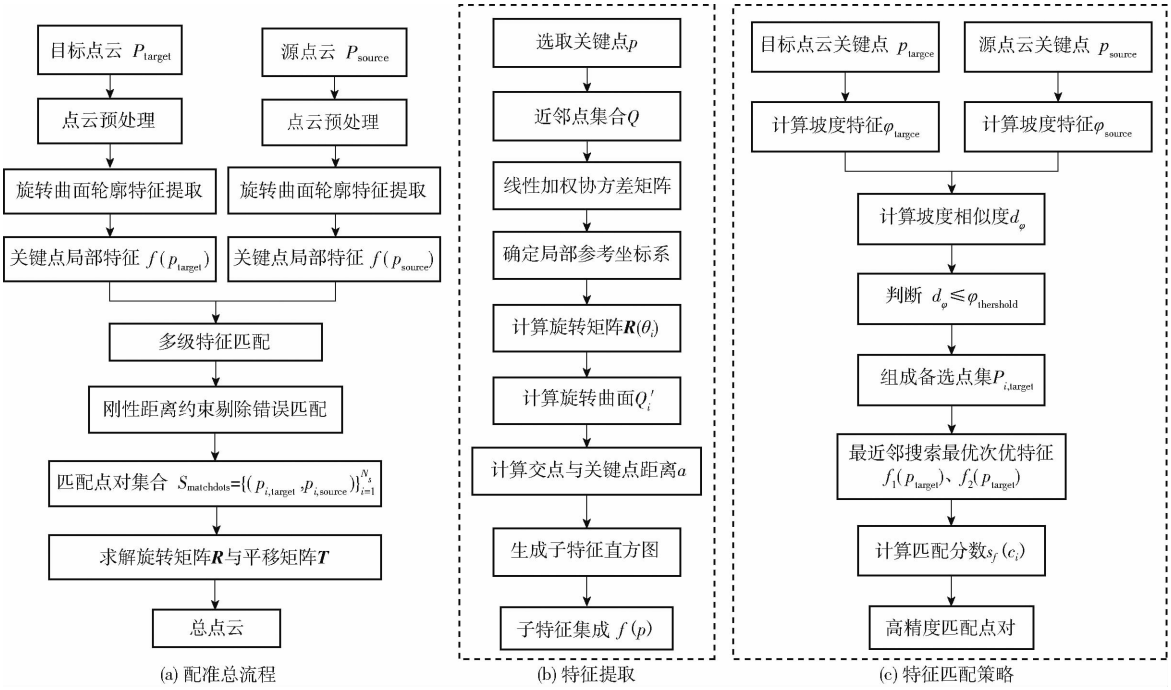


图 6　点云配准总体流程图

Fig. 6　Flow chart of point cloud registration

2　试验与结果分析

2.1　局部特征参数分析

旋转曲面轮廓特征的长度由旋转次数 N_θ 确定，旋转次数的增加会得到全面的空间信息，但会造成信息冗余从而降低计算效率，因此有必要选择合理的 N_θ，以达到准确率与效率的平衡。

采用文献[13]中的特征匹配试验选择合理的 N_θ。该方法从一帧点云中选取一组特征点，然后从不同帧点云中提取对应点，通过特征提取与匹配来建立点间的对应关系，计算对应的召回率与精度，将相互匹配的特征称为正样本，不匹配的特征称为负样本，对 5 个不同的 N_θ 绘制精度召回率曲线。计算精度召回率曲线下的面积作为特征描述性能的评价指标 AUC 值，其中 AUC 值越高表示特征描述性能越好。本次试验选取 400 组对应点，特征匹配方法为最近邻搜索方法，其他条件固定不变。参数分析试验结果如图 7 所示，其中括号中数字为 AUC 值。召回率 R_e 和精确率 P_r 计算式为

$$\begin{cases} R_e = \dfrac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\% \\ P_r = \dfrac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\% \end{cases} \tag{16}$$

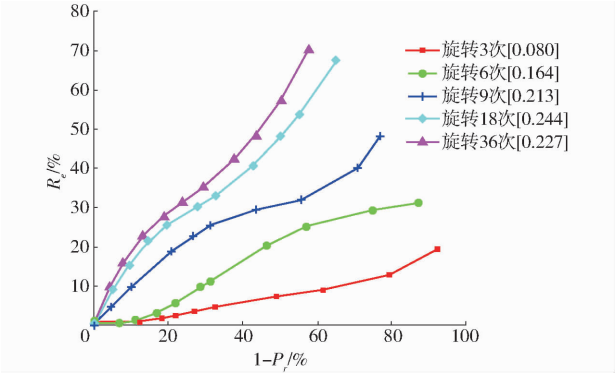


图 7　参数分析结果

Fig. 7　Parameter analysis result

式中 T_P——正确判定为正样本的数量

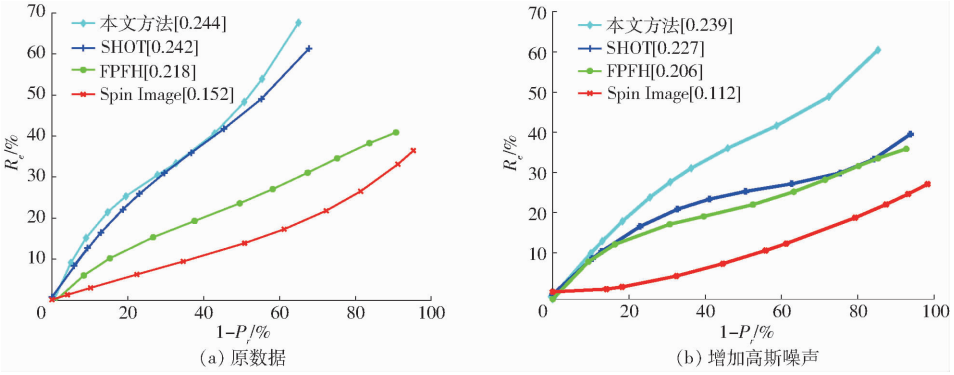
F_N——正样本判定为负样本的数量

F_P——负样本判定为正样本的数量

分析可知,随着 N_θ 从 3 增加到 36,局部特征子的描述性能明显提高。当 N_θ 为 3 时,AUC 值最低为 0.080,试验得到的精度与召回率都很低,说明对曲面旋转 3 次时生成的局部特征不具备很强的描述性。随着 N_θ 从 6 增加至 18,局部特征的描述性能明显增加。当 N_θ 为 18 时得到的 AUC 值最大为 0.244,而 N_θ 增加至 36 时,增加趋势逐渐平缓,AUC 值降低为 0.227,故将 N_θ 设为 18。

2.2 旋转曲面轮廓特征性能分析

在确定局部特征参数 N_θ 后,进一步对本文提出的旋转曲面轮廓特征性能进行分析。将本文方法与当前广泛使用的 SHOT、Spin Image、FPFH 方法通过特征匹配试验进行对比分析。由于数据采集过程中传感器为静止状态,需为预处理后的点云增加高斯噪声以模拟移动过程中收集的地表点云数据。因此,本次试验分别采用经过预处理后的原数据与增加高斯噪声后的数据,选用最近邻搜索方法作为特征匹配方法,其他条件固定不变,精度、召回率曲线如图 8 所示,其中括号中数字为 AUC 值。



(a) 原数据 (b) 增加高斯噪声

图 8 局部特征性能分析

Fig. 8 Performance analysis of local feature descriptor

分析图 8a 可知,在无噪声的点云数据中,本文方法得到了最高 AUC 值,相对于排名第 2 的 SHOT 方法,平均精度增加了 7.5 个百分点,平均召回率增加了 24.09 个百分点。Spin Image 方法取得最小 AUC 值 0.152,对于地表点云的描述性最差,分析可知地表数据的高程信息变化小,Spin Image 方法对高程信息进行分区统计的方法没有足够的区分度。

将图 8a、8b 进行对比分析,存在噪声的情况下,所有特征子的性能均有所下降,本文方法 AUC 值从 0.244 降为 0.239,但仍高于其他方法。本文方法相对于排名第 2 的 SHOT 方法,平均精度增加了 14.74 个百分点,平均召回率增加了 31.95 个百分点。分析原因,SHOT 方法与 FPFH 方法统计点间的法向量以描述空间信息,噪声点的增加使得法向量计算出现偏差,且 SHOT 方法对空间划分过于详细,因此,噪声点的出现造成其性能的大幅下降。而本文方法所采用的加权线性平均协方差计算方法保证局部坐标系确定过程受噪声点影响小,特征子构建过程统计距离信息,相对于统计法向量信息,统计距离信息更能避免周围噪声点的干扰。因此,在存在噪声的情况下,本文方法依然能够保持不错的精度与召回率。

由试验可知,本文提出的旋转曲面轮廓特征提取方法对于地表点云的描述性总体优于几种广泛使用的特征提取方法。加权线性平均协方差计算方法保证特征描述子对噪声的鲁棒性,旋转曲面方法可以充分捕获空间信息,统计关键点与交点间的距离信息以准确描述截面中的曲线特征。

2.3 多级特征匹配策略有效性分析

由 2.2 节可知,旋转曲面轮廓特征对于地表点云的描述性高于其他方法,但精度与召回率依然有待提高,因此,对本文提出的多级特征匹配策略进行特征匹配试验,以验证其有效性。本次试验采用经过预处理后的点云数据,使用旋转曲面轮廓特征提取方法进行特征提取,特征匹配方法分别为最近邻搜索方法与多级特征匹配方法,其他条件保持不变,精度和召回率曲线如图 9 所示,其中括号中数字为 AUC 值。

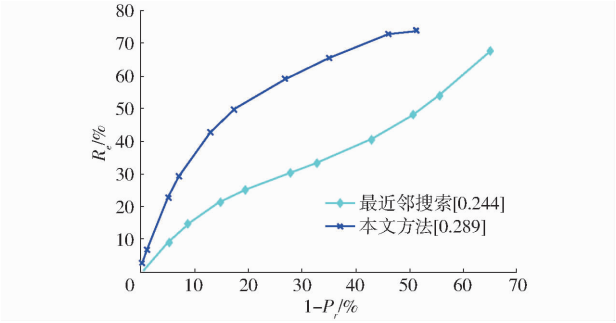


图 9 多级特征匹配策略分析

Fig. 9 Analysis of multi level feature matching strategy

分析图 9 可知，采用多级特征匹配策略的特征匹配方法得到最高 AUC 值为 0.289，相对于最近邻搜索方法，平均精度增加 12.68 个百分点，平均召回率增加 18.38 个百分点。具体原因如下：在地表高度起伏变化小的情况下，平坦表面的局部特征过于相似，会增加误匹配概率，而引入坡度特征初选可在进行局部特征精匹配之前过滤掉大量相似特征，从而提高特征匹配的精度与召回率。

2.4　农田地表点云配准准确性分析

为验证所提出的特征提取方法与特征匹配策略对农田地表配准应用的有效性，将旋转曲面轮廓特征提取方法与 SHOT、FPFH 方法进行对比，将多级特征匹配方法与最近邻搜索方法进行对比。在配准精度试验中，将待评估的特征提取算法与特征匹配方法分别应用于 40 帧无序地表点云配准，计算旋转误差与平移误差，并统计成功配准的点云帧数。

$$\begin{cases}\varepsilon_{\text{rot}}=\dfrac{180}{\pi}\arccos\dfrac{\text{trace}(\boldsymbol{R}_{GT}\boldsymbol{R}^{-1})-1}{2}\\ \varepsilon_{\text{trace}}=\dfrac{\|\boldsymbol{T}_{GT}-\boldsymbol{T}\|_2}{\text{d}r}\end{cases}\tag{17}$$

式中　trace(·)——矩阵的迹

ε_{rot}——旋转误差　　$\varepsilon_{\text{trace}}$——平移误差

$\boldsymbol{R}_{GT}$——旋转矩阵真值

$\boldsymbol{T}_{GT}$——平移向量真值

dr——点云分辨率

根据文献[15]，当旋转误差 ε_{rot} 小于 10°且平移误差 $\varepsilon_{\text{trace}}$ 小于 60dr 时认为配准成功，试验结果如图 10 所示，图中右下角数字表示成功配准的点云帧数。

分析图 10 可知，使用旋转曲面轮廓特征进行农业地表点云配准的成功率和精度均高于其他特征提取方法，而结合多级特征匹配方法可以进一步提高配准的成功率与精度。采用旋转曲面轮廓特征进行农业地表点云配准的平均平移误差为 23.59dr，平均旋转误差为 3.72°，配准成功率为 87.5%。

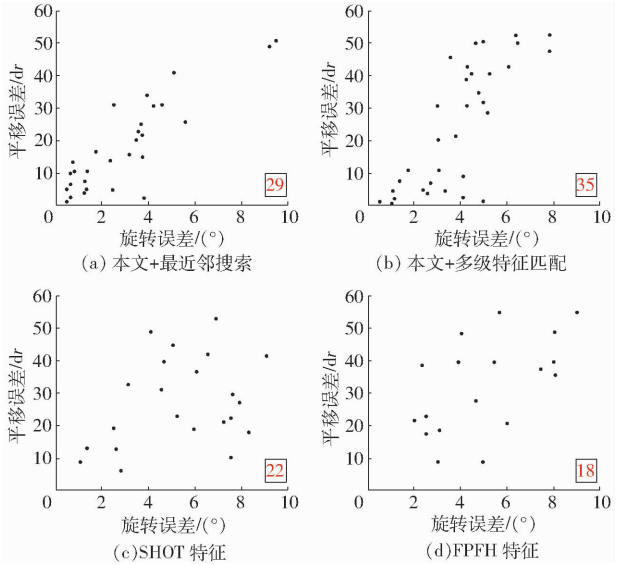


图 10　点云配准精度分析

Fig. 10　Accuracy analysis of point cloud registration

取 6 帧配准成功的点云，将计算得到的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移矩阵 $\boldsymbol{T}$ 作为初始值，利用迭代最近点算法(Iterative closest point, ICP)进行精配准，得到三维场景如图 11 所示。从图中可知，6 帧点云基本完全重合，本文提出的旋转曲面轮廓的农田地表点云配准方法可以为精配准提供良好的初始值，可应用于多帧农田点云数据的自动配准。

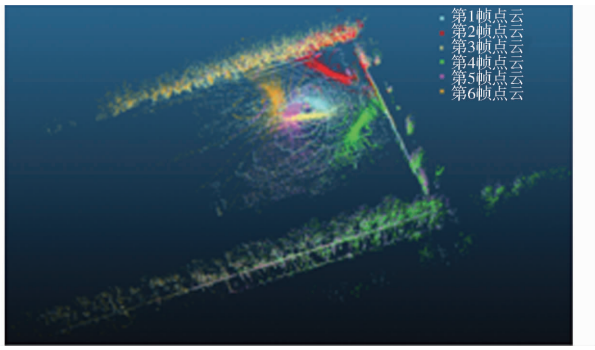


图 11　采集环境重建效果图

Fig. 11　Picture of field environment reconstruction

3　结论

(1)提出了一种基于旋转曲面轮廓的农田地表点云配准方法，该方法的核心为旋转曲面轮廓特征提取与多级特征匹配策略，对于缺乏足够高层结构特征的农业地表点云数据配准具有良好适用性。该方法适用于具有一定重叠区域的密集点云数据，因此可应用于能够获取高密度点云数据的其他点云数据采集设备。

(2)旋转曲面轮廓特征隐含了可准确描述农业地表形状的曲面轮廓信息，并进行特征匹配试验与对比分析，验证了基于曲面轮廓信息的局部特征描述子相对于其他特征平均精度增加了 7.5 个百分点，平均召回率增加了 24.09 个百分点。

(3)多级特征匹配策略基于单特征初选与局部特征精匹配原则，进行特征匹配试验与对比分析，验证了本文方法相对于最近邻搜索策略，平均精度增加 12.68 个百分点，平均召回率增加 18.38 个百分点。

(4)将本文提出的基于旋转曲面轮廓的农田地表点云配准方法应用于真实地表点云数据中，得到配准的平均平移误差为 23.59dr，平均旋转误差为 3.72°，配准成功率为 87.5%。试验结果表明本文方法可应用于多帧无序农田地表点云的自动配准。

参 考 文 献

[1] HUO X Y, DOU L Q, LU H C, et al. A line/plane feature-based LiDAR inertial odometry and mapping[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). China: Guangzhou, 2019, 4377: 82.

[2] SHAN T X, ENGLOT B. LeGO - LOAM: lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping on variable terrain [M]//KOSECKA J. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Spain: Madrid, 2018: 4758 - 4765.

[3] LENAC K, KITANOV A, CUPEC R, et al. Fast planar surface 3D SLAM using Lidar[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 92: 197 - 220.

[4] CHEN S W, NRADARI G V, LEE E S, et al. SLOAM: semantic Lidar odometry and mapping for forest inventory[J]. IEEE Robotic and Automation Letters, 2020, 5(2): 612 - 619.

[5] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time Lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401 - 416.

[6] HUANG Q X, FLOERY S, GELFAND N, et al. Reassembling fractured objects by geometric matching[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 569 - 578.

[7] PAPAIONNOU G, KARABASSI E A, THEOHARIS T. Virtual archaeologist: assembling the past[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2001, 21(2): 53 - 59.

[8] LI Q H, GENG G H, ZHOU M Q. Pairwise matching for 3D fragment reassembly based on boundary curves and concave-convex patches[J]. IEEE Access, 2020, 8: 6153 - 6161.

[9] GUO Y L, SOHEL F, BENNAMOUN M, et al. Rotational projection statistics for 3D local surface description and object recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2013,105(1): 63 - 86.

[10] JOHNSON A E, HEBER M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999,21(5): 433 - 449.

[11] KAHLER O, REID I. Efficient 3D scene labeling using fields of trees[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Australia: Sydney, 2013: 3064 - 3071.

[12] SHAN Y, SAWHNEY H S, MATEI B, et al. Shapeme histogram projection and matching for partial object recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 568 - 577.

[13] SALTI S, TOMBARI F, DI STEFANO L. Shot: unique signatures of histograms for surface and texture description[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 125: 251 - 264.

[14] JOHNSON A E, HEBERT M. Surface matching for object recognition in complex three-dimensional scenes[J]. Image and Vision Computing, 1998, 16(9 - 10): 635 - 651.

[15] GUO Y L, SOHEL F, BENNAMOUN M, et al. A novel local surface feature for 3D object recognition under clutter and occlusion[J]. Information Sciences, 2015, 293: 196 - 213.

[16] MASUDA T. Log-polar height maps for multiple range image registration[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(11): 1158 - 1169.

[17] REISER D, VAZQUEZ-ARELLANO M, PARAFOROS D S, et al. Iterative individual plant clustering in maize with assembled 2D LiDAR data[J]. Computers in Industry, 2018, 99: 42 - 52.

[18] GENE-MOLA J, GREGORIO E, GUEVARA J, et al. Fruit detection in an apple orchard using a mobile terrestrial laser scanner[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187:171 - 184.

[19] VAZQUEZ-ARELLANO M, PARAFOROS D S, REISER D, et al. Determination of stem position and height of reconstructed maize plants using a time-of-flight[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 54: 276 - 288.

[20] 季宇寒, 徐弘祯, 张漫, 等. 基于激光雷达的农田环境点云采集系统设计[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 1 - 7.
JI Yuhan, XU Hongzhen, ZHANG Man, et al. Design of point cloud acquisition system for farmland environment based on LiDAR[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 1 - 7. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2019s001&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.001. (in Chinses)

[21] 张凯良, 胡勇, 杨丽, 等. 玉米收获机自动对行系统设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 103 - 114.
ZHANG Kailiang, HU Yong, YANG Li, et al. Design and experiment of auto-follow row system for corn harvester[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 103 - 114. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2002012&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.012. (in Chinses)

[22] 毛学刚, 杜子涵, 刘家倩, 等. 基于无人机 LiDAR 的天然林与人工林林隙提取[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(3): 232 - 240.
MAO Xuegang, DU Zihan, LIU Jiaqian, et al. Extraction of forest gaps in natural forest and man-made forest based on UAV LiDAR[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 232 - 240. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20200327&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.027. (in Chinses)

[23] QIU Q, SUN N, BAI H, et al. Field-based high-throughput phenotyping for maize plant using 3D LiDAR point cloud generated with a "phenomobile"[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 554.

[24] ZHOU S Z, KANG F, LI W B, et al. Point cloud registration for agriculture and forestry crops based on calibration balls using Kinect V2[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(1): 198 - 205.

(下转第 377 页)

[J]. Journal of Thermal Biology, 2016, 62: 63 - 69.
[17] EDGAR J L, NICOL C J, PUGH C A, et al. Surface temperature changes in response to handling in domestic chickens[J]. Physiology & Behavior, 2013, 119: 195 - 200.
[18] LU M, HE J, CHEN C, et al. An automatic ear base temperature extraction method for top view piglet thermal image[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155: 339 - 347.
[19] 沈明霞,陆鹏宇,刘龙申,等. 基于红外热成像的白羽肉鸡体温检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 222 - 229.
SHEN Mingxia, LU Pengyu, LIU Longshen, et al. Body temperature detection method of ross broiler based on infrared thermography[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 222 - 229. (in Chinese)
[20] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]// British Machine Vision Conference, 2014.
[21] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Discriminative scale space tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(8): 1561 - 1575.
[22] YAO C, DUAN M, HE X, et al. Review of temperature measurement technology with infrared thermal imager[C]// China International Conference on Electricity Distribution, 2018: 1065 - 1067.
[23] ZHANG K, JIAO L, ZHAO X, et al. An instantaneous approach for determining the infrared emissivity of swine surface and the influencing factors[J]. Journal of Thermal Biology, 2016, 57: 78 - 83.
[24] ZHANG Y, CHEN Y, FU X, et al. A method for reducing the influence of measuring distance on infrared thermal imager temperature measurement accuracy[J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 100: 1095 - 1101.
[25] TALUKDER S, THOMSON P C, KERRISK K L, et al. Evaluation of infrared thermography body temperature and collar-mounted accelerometer and acoustic technology for predicting time of ovulation of cows in a pasture-based system[J]. Theriogenology, 2015, 83(4): 739 - 748.
[26] VIEIRA SALLES M S, DA SILVA S C, SALLES F A, et al. Mapping the body surface temperature of cattle by infrared thermography[J]. Journal of Thermal Biology, 2016, 62(A): 63 - 69.
[27] 马丽,张旭东,邢子正,等. 基于骨架扫描策略的生猪热红外视频目标跟踪方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019,50(增刊): 256 - 260,242.
MA Li, ZHANG Xudong, XING Zizheng, et al. Automatic pig target tracking based on skeleton scanning strategy for thermal infrared video[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(Supp.): 256 - 260,242. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2019s040&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.040. (in Chinese)

(上接第 332 页)

[25] 刘刚, 张伟洁, 郭彩玲. 基于动态 K 阈值的苹果叶片点云聚类与生长参数提取[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 163 - 169, 178.
LIU Gang, ZHANG Weijie, GUO Cailing. Apple leaf point cloud clustering based on dynamic-K-threshold and growth parameters extraction[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 163 - 169, 178. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190418&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.018. (in Chinses)
[26] 郭彩玲, 刘刚. 基于三维点云的苹果树冠层点-叶模型重建方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 173 - 180.
GUO Cailing, LIU Gang. Reconstruction method of apple tree canopy point leaf model based on 3D point clouds[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 173 - 180. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200420&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.020. (in Chinses)
[27] SU J Y, WU F F, AO Z R, et al. Evaluating maize phenotype dynamics under drought stress using terrestrial LiDAR[J]. Plant Methods, 2019, 15:11.
[28] JIN S C, SU Y J, GAO S, et al. Deep learning: individual maize segmentation from terrestrial LiDAR data using faster R - CNN and regional growth algorithms[J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 9:866.
[29] 刘立超, 张青松, 肖文立, 等. 油菜机械直播作业厢面地表粗糙度测量与分析[J]. 农业工程学报, 2019, 35(12): 38 - 47.
LIU Lichao, ZHANG Qingsong, XIAO Wenli, et al. Measurement and analysis of surface roughness of rapeseed mechanized direct seeding operation[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(12): 38 - 47. (in Chinses)
[30] 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/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 21 - 27.
XU Shengyong, LU Kun, PAN Lili, et al. 3D reconstruction of rape branch and pod recognition based on RGB - D camera[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 21 - 27. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190203&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.003. (in Chinses)