doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.019

基于车载三维激光雷达的玉米点云数据滤波算法

张　漫[1]　苗艳龙[1]　仇瑞承[1]　季宇寒[1]　李　寒[2]　李民赞[1]

(1.中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室,北京 100083;
2.中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室,北京 100083)

摘要:为支持表型参数测量和数字植物相关研究,对车载三维激光雷达获取的玉米点云数据进行分析处理,提出了一种基于统计分析的两次滤波算法。以大喇叭口期的京农科 728 和农大 84 玉米为研究对象,使用 VLP-16 型三维激光雷达采集田间玉米点云数据;对点云数据进行直通滤波预处理,去除无关点后,进行第 1 次点云数据滤波处理,设置精确率和召回率阈值,选取参数组合;再对点云进行第 2 次滤波处理,确定精确率和召回率最优组合(110,0.9)、(6,1.2),边际组合(100,1.0)、(6,1.2)和(110,0.8)、(5,0.9),共 3 组参数组合;以 3 组验证集数据进行测试,结果表明:最优组合性能最优,可在京农科 728 和农大 84 玉米点云数据滤波中通用。

关键词:玉米;激光雷达;点云;表型;滤波

中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2019)04-0170-09

Maize Point Cloud Data Filtering Algorithm Based on Vehicle 3D LiDAR

ZHANG Man[1]　MIAO Yanlong[1]　QIU Ruicheng[1]　JI Yuhan[1]　LI Han[2]　LI Minzan[1]

(1. *Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In order to support phenotypic parameter measurement and digital plant related research, the obtained maize point cloud data collected by 3D light detection and ranging (LiDAR) were analyzed and processed. The filtering algorithm of maize point cloud data was carried out, and a two times filtering algorithm based on statistical analysis was proposed. The vegetative stages of the 12th leaf, Jingnongke 728 and Nongda 84 maize were used as research objects, and VLP-16 was used to collect field maize point cloud data. Firstly, the point cloud data was subjected to pass filtering processing to remove extraneous points. The number of point clouds was reduced from 12 000 to 1 700. Secondly, the point cloud data was subjected to the first filtered process, and the precision and recall threshold were set. The average number of point clouds was reduced from 1 700 to 1 400, and 300 outliers were removed. Then, the point cloud was subjected to the second filtered process. The optimal combination and marginal combinations of precision and recall were determined. The optimal combination was (110,0.9) and (6,1.2). The marginal combinations were (100,1.0), (6,1.2) and (110,0.8), (5,0.9), a total of three combinations of parameters. The average number of point clouds was reduced from 1 400 to 1 300, and 100 outliers were removed. Finally, the three sets of verification set data were tested. The results showed that the optimal combination performance was optimal, which can be used to Jingnongke 728 and Nongda 84.

Key words: maize; LiDAR; point cloud; phenotyping; filtering

收稿日期:2018-12-05　修回日期:2019-01-30

基金项目:国家自然科学基金项目(31571570)、国家重点研发计划项目(2017YFD0700400-2017YFD0700403)和北京农业信息技术研究中心开放课题项目(KF2018W002)

作者简介:张漫(1975—),女,教授,博士生导师,主要从事农业电气化与自动化研究,E-mail:cauzm@cau.edu.cn

通信作者:李民赞(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事精细农业及其支持技术研究,E-mail:limz@cau.edu.cn

0　引言

作物表型是特定的基因在一定环境条件下的外在表现，是内在基因和外部环境共同作用的结果。作物表型与基因信息之间的关系是作物育种的重要研究课题，随着现代作物基因技术飞速发展，传统的作物表型测量技术已经严重制约了育种技术的发展[1-2]。因此，使用立体相机、深度相机和激光雷达等传感器测量作物表型参数研究得到高度重视。数字植物可以实现农业生产的数字化和信息化，在株型设计和种植规划等方面具有广泛的应用前景[3]。

作物表型测量和数字植物面临的首要问题是使用传感器采集作物三维数据信息，并对数据进行滤波处理。目前获取作物三维数据的方法主要有使用立体相机、深度相机和高精度三维激光扫描仪等。在室内环境下，立体视觉技术可以快速、高效、准确地获取作物的表型信息[4-7]，但在田间应用时会因光照和风等环境因素的影响而无法工作。另外，表型信息采集的过程虽然是无损的，但将样本采集到实验室却是破坏性的，并且在运输过程中不能保证作物表型参数前后的一致性。

Kinect 深度相机是一款价格便宜的体感设备，可以获取作物的深度信息，生成三维点云数据。仇瑞承等[8]使用 Kinect 相机采集玉米的彩色和深度信息，并测量玉米的株高。何东健等[9]通过 Kinect 相机采集玉米和茄子的三维点云数据，并提出了一种基于密度分析和深度数据双边滤波的方法。夏春华等[10]使用 Kinect 相机在室内采集了番茄的三维点云数据，并采用改进密度分析算法和双边滤波算法去除离群点。以上研究多以室内为主，存在受外界光照和风的影响较大和分辨率低等问题。

高精度三维激光扫描仪受外界光照的影响小，可以提供作物的三维结构信息，具有精度高、扫描速度快等优点[11-16]。地面三维激光雷达价格昂贵，点云数据量大，并且覆盖样本量少，无法在运动中采集数据。为解决这一问题，机载激光雷达被用于采集作物的三维点云信息。苏伟等[17]对机载雷达采集的数据进行 TIN 算法滤波和随机采样一致性算法分割，提取了植被树木和电力塔等飞行障碍物。针对航空三维点云数据的滤波算法，还有一些学者取得了一定的成果[18-22]。机载激光雷达测量范围广，但是测量精度低，稳定性不足。

车载多层三维激光雷达可以避免光照的影响，快速获得精度较高的三维点云数据，且测量范围广，同时设备价格适中，是作物表型测量和数字植物的研究热点。EHLERT 等[23-24]使用车载 4 层三维激光雷达测量了冬小麦的株高。获取高精度的三维点云数据是提高表型测量的前提，在获取的原始点云数据基础上进行滤波处理，滤除地面点、离群点和设备自身原因产生的噪声，获得高精度的三维点云数据。滤波处理的结果直接影响之后的特征提取、匹配和三维重建等处理。目前对车载三维激光雷达运动过程中采集的点云数据滤波的研究相对较少。激光雷达点云属于线状点云，点云类型不同，在数据滤波及离群点数据去除方法等方面也有所不同。

本文以大喇叭口期的玉米为研究对象，使用车载 16 层三维激光雷达采集点云数据，开展点云数据滤波算法研究。在对三维点云数据进行预处理的基础上，针对不同的离群点，提出一种基于统计分析去除三维点云数据离群点的两次滤波算法。对非冠层残缺的叶片点云和冠层叶片边缘的噪声进行分步去除，为后续作物表型参数测量和植物数字化提供高精度三维点云数据。

1　材料与方法

1.1　试验材料

选用 Velodyne LiDAR 公司的 VLP－16 型三维激光雷达作为信息采集设备，VLP－16 型三维激光雷达每秒可以采集 30 万个点，采集频率 5～20 Hz，水平视角范围 360°，分辨率 0.1°～0.4°；垂直视角范围 30°，分辨率 2°；测量范围 0.5～100 m。使用 VeloView 软件采集玉米生长期的三维点云数据。在 Windows 7 操作系统下，以 Visual Studio 2013 为平台，安装点云库 PCL1.8.0（Point Cloud Library）和 Cmake3.8.0，使用 C＋＋语言编程实现。

试验地点为北京市中国农业大学上庄实验站。试验时间为 2017 年 7 月 13 日 09:00—11:00，玉米品种为农大 84 和京农科 728，其中，农大 84 为舒展型品种，京农科 728 为紧凑型品种。行间距为 90 cm，株间距为 30 cm，生长期为大喇叭口期。VLP－16 型三维激光雷达安装在车载测量平台顶端，如图 1 所示。垂直采集玉米三维点云数据，其与玉米冠层顶端的距离约为 60 cm。车载测量平台以 1 m/s 左右的速度向前行进，VeloView 软件同时采集三维点云数据，存储为.pcap 格式，用于后续处理。本次试验共计采集了 60 株玉米。

1.2　三维点云数据处理

对采集的玉米三维点云数据首先进行预处理，主要是去除其他玉米植株和地面点云数据。预处理后的点云数据还存在非冠层残缺叶片的点云数据和冠层边缘的噪声。因 VLP－16 型激光雷达采集的数据在水平和垂直方向数据点的密度不同，常用的



(a) 实物图 (b) 示意图

图 1 玉米三维点云数据采集图

Fig. 1 3D point cloud data acquisition maps of maize

1. VLP-16 型激光雷达 2. 数据采集终端

滤波算法难以适用于这种形式的数据。因此,根据点云及去除点的特征,提出一种基于统计分析去除离群点的两次滤波算法。

1.2.1 三维点云预处理方法

使用 VeloView 软件在田间获取的三维点云数据为.pcap 格式,且连续播放。点云库 PCL1.8.0 无法读取.pcap 格式的数据,需要先将数据转换为.pcd 格式数据,并且拆分为每帧都可以单独读取。在每帧三维点云数据中,非试验行玉米植株、测量平台和地面的点云数据占有比较大的比例,对后续处理无用,且影响处理时间。因此,采用简单快速的直通滤波法去除非试验行玉米植株、测量平台和地面的点云数据。在田间采集试验时,测量 VLP-16 型雷达的安装位置与其到地面的距离,通过这些数据确定玉米的三维空间范围,分别设置点云坐标 X、Y、Z 的阈值范围。进行预处理后,再进行后续滤波处理。

1.2.2 精度评价标准

引用分类算法中的评价指标来优选滤波算法中 k 和 α(k 为临近点个数,α 为标准差倍数)的值。对预处理之后的数据人工标定为离群点和保留点,即实际类别中的实际正例和实际负例。通过滤波算法判断的离群点和保留点为预测类别中的正例和负例。选用精确率(Precision)和召回率(Recall)来定量评价滤波的品质[25],其计算公式为

$$P = T_P/(T_P + F_P) \tag{1}$$

$$R = T_P/(T_P + F_N) \tag{2}$$

式中 P——精确率 R——召回率

T_P——正确划分为正例的个数

F_P——错误划分为正例的个数

F_N——错误划分为负例的个数

通过设置两次滤波的精确率和召回率阈值,缩小 k 和 α 的取值范围。在第 1 次滤波试验中,选取几个 k 和 α 组合,使用这些组合的保留点进行第 2 次滤波试验。最终选取 3 种组合:第 1 组为平均精确率与平均召回率和最大的 k 和 α 组合;第 2 组为平均召回率大于 0.85,平均精确率最大的 k 和 α 组合;第 3 组为平均精确率大于 0.85,平均召回率最大的 k 和 α 的组合。

1.2.3 三维点云数据两次滤波算法

经过预处理的玉米三维点云数据仍然具有非冠层残缺叶片点云和叶片边缘离群点两类噪声。VLP-16 型激光雷达采集的三维点云数据是由 16 根线状的雷达点云组成,在水平方向数据点非常密集,而在垂直方向却相当稀疏,只有 16 个数据点。不同于地面激光雷达和 Kinect 相机,这两个传感器采集的三维点云数据是阵列式的,水平和垂直方向数据点的密度相同。常用的基于三角网的滤波法、数学形态学的滤波算法和曲率统计的三维点云滤波算法,算法复杂,且很难适用线状稀疏三维点云数据。根据点云数据中存在的这两类噪声,提出一种基于统计分析的两次滤波算法,通过设置和修改统计分析算法的参数去除非冠层残缺叶片点云和叶片边缘的离群点。

统计分析算法[26-27]首先输入点云;设置点云中每个点的邻域大小,即邻域中临近点的个数 k;计算每个点 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ $(i=1, 2, \cdots, n)$ 到它邻域中每一个临近点 $p_j(x_j, y_j, z_j)$ $(j=1, 2, \cdots, k)$ 的平均距离 d_i,计算式为

$$d_i = \sum_{j=1}^{k} \frac{1}{k} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \tag{3}$$

每个点的平均距离如果符合正态分布,全局邻域平均距离的均值 μ 和标准差 σ 计算公式为

$$\mu = \sum_{i=1}^{n} \frac{d_i}{n} \tag{4}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (d_i - \mu)^2} \tag{5}$$

式中 n——整个点云个数

μ——邻域平均距离均值

σ——标准差

点云中平均距离 d_i 大于 $\mu + \alpha\sigma$ 取值范围内的点定义为离群点。

根据玉米三维点云试验结果知临近点个数 k 和标准差倍数 α 决定离群点的数量和分布的空间位置。在离群点数量上,首先由 α 决定离群点的基数,k 决定变化趋势,如图 2 所示。当 k 不变时,离群点的基数数量随着 α 的增大而减少。当 α 不变时,且 α 取值范围在[0.1,1.6]内,离群点的数量基

本随着 k 的增大而增多，只有在 k 值为 1～2 或 256～512 时，部分离群点数量出现减少。当 α 不变时，且 α 取值范围在[1.7，1.9]内，离群点数量则呈现先减少后增加又减少的变化趋势。在离群点分布的空间位置上，由 k 决定离群点分布的轮廓形状，α 决定轮廓形状的宽度。当 α 固定时，k 值较小时离群点零散地分布在点云的各个位置，随着 k 值增大，离群点会聚集在边缘小块的点云；k 值越大，被认为是离群点的点云块越大，即离群点分布空间大、数量多；当 k 值固定时，α 越小，轮廓的宽度越大，如图 3 所示。

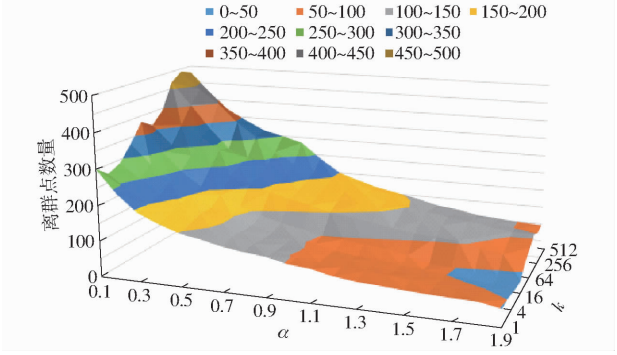

图 2　离群点数量与 k 和 α 关系

Fig. 2　Relationship of number of outliers and k and α

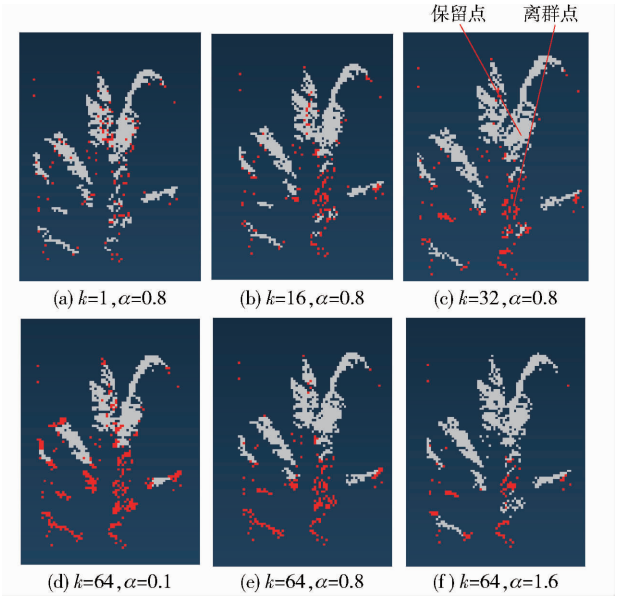

图 3　离群点空间分布与 k 和 α 关系

Fig. 3　Relationship of spatial distribution of outliers and k and α

根据统计分析算法两个参数的不同取值会滤除不同的离群点，契合玉米三维点云数据中两类噪声的特点，可以选取不同的参数进行两次滤波。第 1 次滤波去除的噪声点是非冠层残缺叶片点云。这类点云呈块状分布，每块点云的数量在几十个。点云在块状内部彼此之间的距离很近，但是块状点云之间的距离较远，尤其是距离最大的块状点云（玉米冠层点云）距离远。因此从较大的 k 值中选取适合点云块的值，并寻找合适的 α 值决定轮廓的宽度，避免去噪不完整或过度去噪。第 2 次滤波去除的噪声点是叶片边缘离群点。这类点云零散分布在玉米冠层叶片点云的附近，它们与其最近的几个点云之间的距离较远，然而整体与叶片点云块距离较近。因而从较小的 k 值中选取合适的值，并通过比较选取合适的 α 值，去除叶片边缘的离群点。

基于统计分析的两次滤波算法流程如图 4 所示。

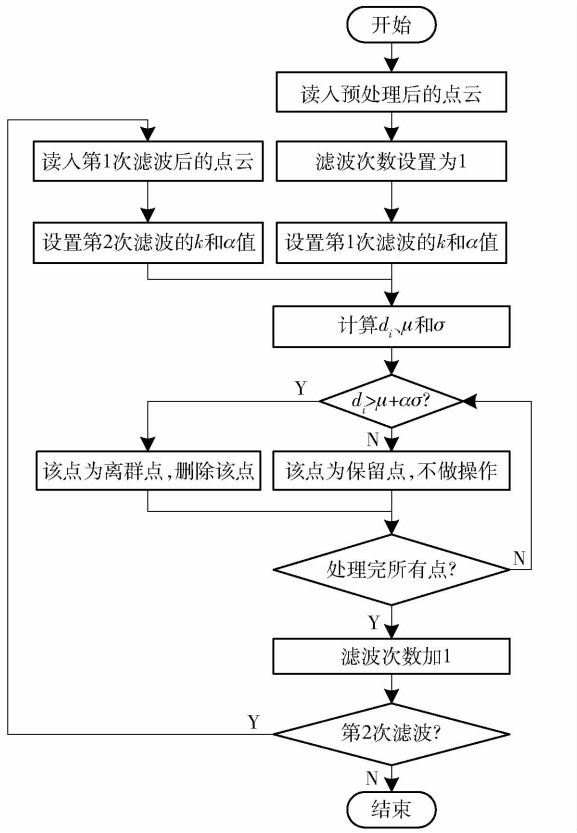

图 4　基于统计分析的两次滤波算法流程图

Fig. 4　Flow chart of two times filtering algorithm based on statistical outlier removal

2　结果与分析

2.1　三维点云预处理

通过测量得 VLP－16 型激光雷达安装位置距离边缘车架大于 0.5 m，雷达距离地面为 2.9 m。设定点云坐标 X、Y、Z 的阈值分别为 $X \in [-0.5, 0.5]$、$Y \in [0.5, 2.0]$、$Z \in [-0.5, 0.5]$。对两个玉米品种的各 25 株三维点云数据分别进行直通滤波预处理。如图 5 所示，直通滤波前有非试验行玉米植株、测量平台和地面的点云数据，滤波后这些非研究对象点云被很好地去除。点云的数量级从 12 000 降至 1 700，减少了点云数量，节约后续处理的时间。

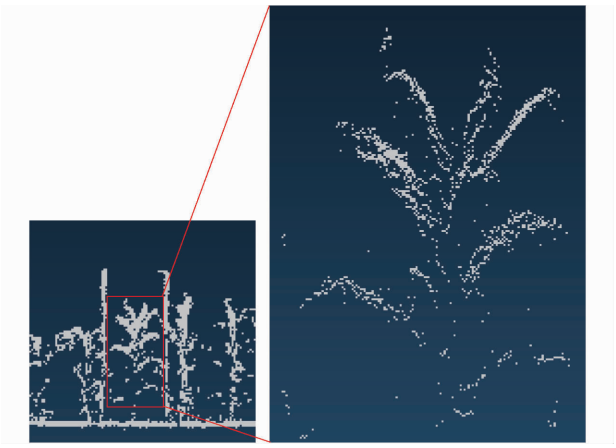

图 5 玉米点云直通滤波处理

Fig. 5 Maize point cloud pass filter processing

2.2 基于统计分析的第 1 次滤波

对标定后的 20 株京农科 728 玉米点云数据进行一次滤波参数选取试验。在参数选取试验中需要根据精确率和召回率阈值人工选取结果,确定 k 和 α 的取值区间。根据基于统计滤波算法的经验,k 初始值设置为 50,每次增加 0.6 倍,上限为 326;α 初始值设置为 0.1,每次累加 0.1,上限为 2;每一个 k 值都有 20 个 α 值与之对应。通过设置 $P>0.8$,同时 $R>0.5$,进行一次滤波数据处理,选取 k 的取值区间为[50,160],α 的取值区间为[0.8,1.3]。为了进一步缩小 k 和 α 的取值区间,k 初始值设置为 50,每次增加 10,上限为 160;α 初始值设置为 0.8,每次累加 0.1,上限为 1.3。设置 $P>0.9$,同时 $R>0.6$,再进行一次滤波数据处理,选取 k 的取值区间为[90,110],α 的取值区间为[0.8,1.0]。求得取值区间内所有 k 和 α 组合的平均精确率和平均召回率,如表 1 所示。

表 1 第 1 次滤波平均精确率与平均召回率

Tab. 1 The first filtered average precision and recall

k	评价指标	α		
		0.8	0.9	1.0
90	平均精确率	0.934 4	0.963 1	0.984 4
	平均召回率	0.646 7	0.611 5	0.572 2
100	平均精确率	0.929 5	0.960 1	0.983 8
	平均召回率	0.647 9	0.617 0	0.580 9
110	平均精确率	0.924 4	0.955 2	0.976 7
	平均召回率	0.648 0	0.619 1	0.584 6

选取 k 和 α 组合进行第 2 次滤波,分别是平均精确率与平均召回率和最大的(90,0.8),平均精确率最大的(90,1.0),平均召回率最大的(110,0.8);每行每列中平均精确率与平均召回率和最大的组合:(90,0.8)、(100,0.8)、(110,0.9)、(90,0.8)、(100,0.9)、(100,1.0)。去掉重复组合,共计 7 个 k 和 α 组合:(90,0.8)、(90,1.0)、(100,0.8)、(100,0.9)、(100,1.0)、(110,0.8)、(110,0.9);保存这些组合的保留点数据依次为数据组 1 ~ 7,每组数据都有 20 株玉米。记录这些组合下的离群点个数、离群点中人工标定为离群点的个数和召回率。其中 k 和 α 组合为(90,0.8)的滤波效果如图 6 所示。白色点云为第 1 次滤波保留点云,红色点云为去除的非冠层残缺的叶片点云,由非冠层叶片和残缺叶片组成,呈块状分布,与冠层距离较远,每块点云数量在几十个,主要位于非冠层部位。经过该次滤波,平均点云数量从 1 700 降至 1 400,去除离群点 300 个。

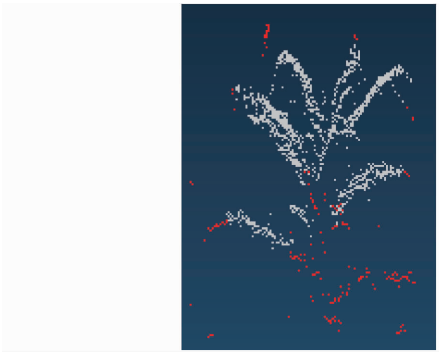

图 6 k 和 α 组合为(90,0.8)的滤波效果

Fig. 6 Filtered effect of combination of k and α as (90,0.8)

2.3 基于统计分析的第 2 次滤波

对第 1 次滤波后的 7 组数据进行第 2 次滤波试验。以 k 和 α 选取(90,0.8)为例说明试验过程,其他 6 组进行相同的试验。

读入 k 和 α 选取(90,0.8)滤波后保存的数据,设置 k 的初始值为 2,每次增加 0.5 倍,上限为 50;设置 α 的初始值为 0.1,每次累加 0.1,上限为 2。通过第 1 次滤波记录的数据,计算整个算法的精确率和召回率,并设置 $P>0.85$,同时 $R>0.85$;进行 1 次滤波处理,选取 k 的取值区间为[3,13],α 的取值区间为[0.9,1.5]。为了进一步缩小 k 和 α 的取值区间,k 初始值设置为 3,每次增加 1,上限为 13;α 初始值设置为 0.9,每次累加 0.1,上限为 1.5。设置 $P>0.87$,同时 $R>0.87$,再进行 1 次滤波数据处理,选取 k 的取值区间为[4,9],α 的取值区间为[1,1.4]。计算取值区间内所有 k 和 α 组合的平均精确率和平均召回率,找到平均精确率与平均召回率和的最大值,并记录该 k 和 α 组合和该最大值。然后扩大 k 和 α 的取值范围,查找平均召回率大于 0.85,平均精确率最大的 k 和 α 组合;以及平均精确率大于 0.85,平均召回率最大的 k 和 α 的组合。

经过数据处理得到 7 组数据的平均精确率与平均召回率和的最大值及对应的 k 和 α 的组合;平均召回率大于 0.85,平均精确率最大值及对应的 k 和 α 组合;平均精确率大于 0.85,平均召回率最大值及对应的 k 和 α 的组合,如表 2 所示。

表 2　第 2 次滤波 k 和 α 组合及其平均精确率与平均召回率

Tab. 2　The second filtered k and α combination and average precision and recall

数据组	$P+R$ 最大			$R>0.85$，P 最大			$P>0.85$，R 最大		
	(k,α)	P	R	$P+R$	(k,α)	P	R	(k,α)	P	R
1	(6,1.3)	0.914	0.886	1.800	(5.1.5)	0.927	0.857	(5,0.9)	0.857	0.911
2	(6,1.1)	0.936	0.851	1.787	(6,1.1)	0.936	0.851	(7,0.8)	0.857	0.878
3	(6,1.3)	0.917	0.880	1.797	(7,1.5)	0.923	0.852	(6,0.9)	0.854	0.911
4	(6,1.2)	0.934	0.876	1.810	(6,1.3)	0.943	0.863	(7,0.8)	0.850	0.907
5	(6,1.2)	0.960	0.855	1.815	(6,1.2)	0.960	0.855	(8,0.8)	0.857	0.893
6	(6,1.2)	0.900	0.895	1.795	(6,1.5)	0.919	0.855	(5,0.9)	0.856	0.913
7	(6,1.2)	0.935	0.881	1.816	(7,1.4)	0.945	0.850	(6,0.8)	0.854	0.909

确定平均精确率与平均召回率和最大值，其两次滤波 k 和 α 组合为(110,0.9)、(6,1.2)；确定平均召回率大于 0.85，平均精确率最大值，其两次滤波 k 和 α 组合为(100,1.0)、(6,1.2)；确定平均精确率大于 0.85，平均召回率最大值，其两次滤波 k 和 α 组合为(110,0.8)、(5,0.9)。两次滤波组合为(110,0.9)、(6,1.2)的第 2 次滤波效果如图 7 所示。白色点云为第 2 次滤波保留点云，红色点云为去除的冠层叶片边缘离群点，呈线状分布，在叶片边缘部位，数量在几个。经过该次滤波，平均点云数量从 1 400 降至 1 300，去除离群点 100 个。

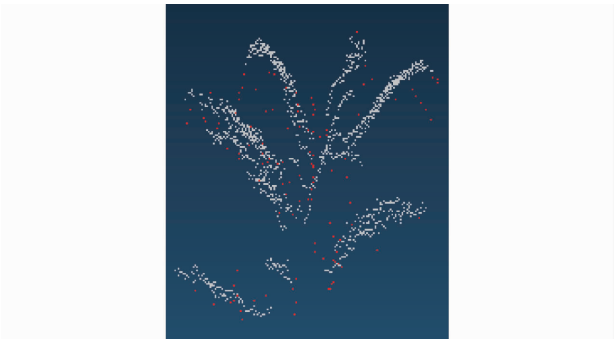

图 7　组合为(110,0.9)、(6,1.2)的第 2 次滤波效果图

Fig. 7　The second filtering effect with combination of (110,0.9) and (6,1.2)

2.4　试验验证

验证数据集包括 3 部分。一部分是参与滤波参数选取的 6 株玉米的其他帧点云数据，为验证集 A；其他两部分是没有参与滤波参数选取的数据，5 株同一生长期京农科 728 玉米点云数据，为验证集 B；5 株同一生长期农大 84 玉米点云数据，为验证集 C。验证集数据的两次滤波处理是自动完成的。

使用选取的两次滤波 k 和 α 的组合(110,0.9)、(6,1.2)，处理验证集数据分别得到其精确率和召回率，如表 3 所示。从表中数据可以计算出验证集 A 的平均精确率为 0.937、平均召回率为 0.930；验证集 B 的平均精确率为 0.927、平均召回率为 0.906；验证集 C 的平均精确率为 0.904、平均召回率为 0.947。可以看出，参与滤波参数选取的验证集 A 的平均精确率和平均召回率之和略高于没有参与滤波参数选取的验证集 B 和 C；不过验证集 B 和 C 的平均精确率和平均召回率都大于 0.9，满足滤波要求。且验证集 C 的平均精确率与平均召回率的和大于验证集 B，证明该两次滤波参数组合在同一玉米品种内可以通用，使用紧凑型玉米品种选取的该参数与舒展型玉米品种可以通用。

表 3　两次滤波 k 和 α 为(110,0.9)、(6,1.2)组合时验证集数据的精确率和召回率

Tab. 3　Precision and recall of verification set data when two times filter k and α were combination of (110, 0.9) and (6, 1.2)

验证集 A			验证集 B			验证集 C		
植株	评价指标		植株	评价指标		植株	评价指标	
	P	R		P	R		P	R
1	0.898	0.880	7	0.873	0.980	12	0.958	0.880
2	0.995	0.938	8	0.939	0.912	13	0.927	0.957
3	0.959	0.920	9	0.930	0.952	14	0.832	0.986
4	0.970	0.903	10	0.975	0.783	15	0.920	0.967
5	0.901	0.958	11	0.919	0.901	16	0.881	0.947
6	0.897	0.978						

使用选取的两次滤波 k 和 α 的组合(100,1.0)、(6,1.2)，处理验证集数据分别得到其精确率和召回率，如表 4 所示。从表中数据可以计算出验证集 A 的平均精确率为 0.949、平均召回率为 0.851；验证集 B 的平均精确率为 0.934、平均召回率为 0.872；验证集 C 的平均精确率为 0.910、平均召回率为 0.924。可以看出验证集 A 和 B 都可以确保滤波的平均召回率在 0.85 附近，并且平均精确率更高；不过验证集 C 的平均精确率和召回率都大于 0.90，偏离该两次滤波 k 和 α 组合的要求。所以该组合在同一玉米品种的同一生长期可以通用，使用紧凑型玉米品种选取的该参数与舒展型玉米品种不可以通用。

表 4 两次滤波 k 和 α 为(100,1.0)、(6,1.2)组合时验证集数据的精确率和召回率

Tab. 4 Precision and recall of verification set data when two times filter k and α were combination of (100, 1.0) and (6, 1.2)

验证集 A			验证集 B			验证集 C		
植株	评价指标		植株	评价指标		植株	评价指标	
	P	R		P	R		P	R
1	0.912	0.837	7	0.902	0.949	12	0.956	0.838
2	0.992	0.849	8	0.931	0.853	13	0.926	0.940
3	0.984	0.850	9	0.927	0.937	14	0.853	0.969
4	0.98	0.806	10	0.986	0.720	15	0.919	0.938
5	0.901	0.860	11	0.922	0.901	16	0.896	0.937
6	0.922	0.901						

使用选取的两次滤波 k 和 α 的组合(110,0.8)、(5,0.9),处理验证集数据分别得到其精确率和召回率,如表 5 所示。从表中数据可以计算出验证集 A 的平均精确率为 0.863、平均召回率为 0.960;验证集 B 的平均精确率为 0.847、平均召回率为 0.933;验证集 C 的平均精确率为 0.822、平均召回率为 0.974。可以看出验证集 A 和 B 的平均精确率都在 0.85 附近,并且平均召回率更高;但是验证集 C 平均精确率偏离 0.85 较大,没有满足该两次滤波 k 和 α 组合的要求。所以该组合在同一玉米品种的同一生长期可以通用,使用紧凑型玉米品种选取的该参数与舒展型玉米品种不可以通用。

表 5 两次滤波 k 和 α 为(110,0.8)、(5,0.9)组合时验证集数据的精确率和召回率

Tab. 5 Precision and recall of verification set data when two times filter k and α were combination of (110, 0.8) and (5, 0.9)

验证集 A			验证集 B			验证集 C		
植株	评价指标		植株	评价指标		植株	评价指标	
	P	R		P	R		P	R
1	0.820	0.910	7	0.797	0.992	12	0.904	0.919
2	0.943	0.986	8	0.834	0.951	13	0.822	0.992
3	0.891	0.949	9	0.860	0.980	14	0.736	0.993
4	0.907	0.949	10	0.929	0.831	15	0.825	0.987
5	0.798	0.969	11	0.815	0.911	16	0.824	0.981
6	0.819	0.997						

两次滤波 k 和 α 的 3 种组合在不同品种、同一生长期的通用性有不同表现。原因可能是京农科 728 是紧凑型植株,农大 84 是舒展型植株。采集的玉米三维点云数据在空间分布上有相同点,也有明显差别,相同点是京农科 728 和农大 84 点云数据都主要分布在玉米冠层;差别是京农科 728 冠层数据占整个点云的比例低于农大 84。因为有点云数据都主要分布在冠层的相同点,所以在平均精确率与平均召回率和最大的组合可以通用;然而冠层点云占整个点云的比例不同,会导致京农科 728 寻找到的边际参数组合不适用于农大 84。

3 讨论

本文仅针对一个生长期的玉米三维点云数据进行滤波研究,玉米点云在点个数和点密度变化很小,使用固定的 k 和 α 组合可以满足基本要求。在后续研究中,为了进一步提高滤波的精确率、召回率和鲁棒性,在玉米的同一生长期,应根据点个数和点密度的微小变化对 k 和 α 值动态微调;不同生长期的玉米点云数据的点个数和点密度变化较大,k 和 α 的组合应根据不同的生长期进行动态变化。

经过滤波处理后的数据,成功去除了两类离群点,这对后续进行的特征提取、点云配准、三维重建和可视化有着重要作用。未经滤波处理的点云直接进行特征提取,会导致点云匹配失败,进而无法获得多帧点云匹配后的数据。多帧点云匹配的数据与单帧点云数据相比,具有三维结构信息更丰富、精度更高等优点,这对于提高玉米株高、叶长、叶宽等表型参数的测量精度具有重要作用。

4 结论

(1)提出一种基于车载三维激光雷达采集的玉米点云数据的两次滤波算法,并求出平均精确率与平均召回率和最大的 k 和 α 组合为(110,0.9)、(6,1.2);平均召回率大于 0.85,平均精确率最大的 k 和 α 组合为(100,1.0)、(6,1.2);平均精确率大于 0.85,平均召回率最大的 k 和 α 的组合为(110,0.8)、(5,0.9)。

(2)验证试验发现,平均精确率与平均召回率和最大的 k 和 α 组合可以在京农科 728 和农大 84 之间通用,其他两组 k 和 α 的组合在京农科 728 和农大 84 之间不通用。

参 考 文 献

[1] 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(增刊 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(Supp. 1): 170-176. (in Chinese)

[2] GROBKINSKY D K, SVENSGAARD J, CHRISTENSEN S, et al. Plant phenomics and the need for physiological phenotyping

across scales to narrow the genotype-to-phenotype knowledge gap[J]. Journal of Experimental Botany, 2015, 66(18): 5429 – 5440.

[3] 赵春江,陆声链,郭新宇,等. 数字植物及其技术体系探讨[J]. 中国农业科学, 2010, 43(10): 2023 – 2030.
ZHAO Chunjiang, LU Shenglian, GUO Xinyu, et al. Exploration of digital plant and its technology system[J]. Scientia Agricultural Sinica, 2010, 43(10): 2023 – 2030. (in Chinese)

[4] 王传宇,赵明,阎建河,等. 基于双目立体视觉技术的玉米叶片三维重建[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4): 198 – 202.
WANG Chuanyu, ZHAO Ming, YAN Jianhe, et al. Three-dimensional reconstruction of maize leaves based on binocular stereovision system[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(4): 198 – 202. (in Chinese)

[5] 王传宇,郭新宇,吴升,等. 基于计算机视觉的玉米果穗三维重建方法[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 274 – 279.
WANG Chuanyu, GUO Xinyu, WU Sheng, et al. Three dimensional reconstruction of maize ear based on computer vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 274 – 279. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20140944&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.044. (in Chinese)

[6] 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)

[7] SONG Y, GLASBEY C A, POLDER G, et al. Non-destructive automatic leaf area measurements by combining stereo and time-of-flight images[J]. IET Computer Vision, 2014, 8(5): 391 – 403.

[8] 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/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 211 – 219.
QIU Ruicheng, MIAO Yanlong, JI Yuhan, et al. Measurement of individual maize height based on RGB – D camera[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.):211 – 219. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2017s034&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.034. (in Chinese)

[9] 何东健,邵小宁,王丹,等. Kinect 获取植物三维点云数据的去噪方法[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 331 – 336.
HE Dongjian, SHAO Xiaoning, WANG Dan, et al. Denoising method of 3-D point cloud data of plants obtained by Kinect[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 331 – 336. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20160145&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.045(in Chinese)

[10] 夏春华,施滢,尹文庆. 基于 TOF 深度传感的植物三维点云数据获取与去噪方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(6): 168 – 174.
XIA Chunhua, SHI Ying, YIN Wenqing. Obtaining and denoising method of three-dimensional point cloud data of plants based on TOF depth sensor[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(6): 168 – 174. (in Chinese)

[11] 郭庆华,吴芳芳,庞树鑫,等. Crop 3D—基于激光雷达技术的作物高通量三维表型测量平台[J]. 中国科学:生命科学, 2016, 46(10): 1210 – 1221.
GUO Qinghua, WU Fangfang, PANG Shuxin, et al. Crop 3D: a platform based on LiDAR for 3D high-throughput crop phenotyping[J]. Science China Life Sciences, 2016, 46(10): 1210 – 1221. (in Chinese)

[12] LIN Y. LiDAR: an important tool for next-generation phenotyping technology of high potential for plant phenomics? [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 119: 61 – 73.

[13] 张伟洁,刘刚,郭彩玲,等. 基于三维点云的苹果树叶片三维重建研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 103 – 109.
ZHANG Weijie, LIU Gang, GUO Cailing, et al. Apple tree leaf three-dimensional reconstruction based on point cloud[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 103 – 109. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2017s017&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.017. (in Chinese)

[14] 王红丽. 基于地面 LiDAR 的水稻生物量高精度反演[D]. 乌鲁木齐:新疆大学, 2017.
WANG Hongli. Based on LiDAR ground rice biomass and high precision of inversion[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2017. (in Chinese)

[15] HONG T, LUO X, CHEN H, et al. A ground-based LiDAR and imaging spectrometer synchronous experiment on vegetation [J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2017, IV – 2/W4: 219 – 225.

[16] 王安. 基于地面 LiDAR 的冬小麦生长参数提取研究[D]. 南京:南京大学, 2013.
WANG An. Extraction of growth parameters of winter wheat based on Terrestrial LiDAR data[D]. Nanjing: Nanjing University, 2013. (in Chinese)

[17] 苏伟,赵晓凤,张明政,等. 基于机载激光雷达点云的飞行障碍物提取方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 79 – 85, 97.
SU Wei, ZHAO Xiaofeng, ZHANG Mingzheng, et al. Extracting flying obstacles using airborne LiDAR point cloud data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 79 – 85, 97. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2017s013&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.013. (in Chinese)

[18] 马鼎,李斌兵. 黄土沟壑区切沟植被的激光点云滤波及地形构建[J]. 农业工程学报, 2013, 29(15): 162 - 171.
MA Ding, LI Binbing. Vegetation filtering in gully region of loess plateau based on laser scanning point cloud's intensity attenuation model and its terrain construct[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(15): 162 - 171. (in Chinese)

[19] 胡永杰,程朋根,陈晓勇,等. 机载激光雷达点云滤波算法分析与比较[J]. 测绘科学技术学报, 2015, 32(1): 72 - 77.
HU Yongjie, CHENG Penggen, CHEN Xiaoyong, et al. The analysis and comparison of airborne LiDAR point cloud filter algorithms[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2015, 32(1): 72 - 77. (in Chinese)

[20] 万剑华,黄荣刚,周行,等. 基于曲率统计的 LiDAR 点云二次滤波方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2013, 37(1): 56 - 60.
WAN Jianhua, HUANG Ronggang, ZHOU Hang, et al. A secondary filter method of LiDAR point cloud based on curvature statistics[J]. Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science), 2013,37(1): 56 - 60. (in Chinese)

[21] 李峰. 机载 LiDAR 点云的滤波分类研究[D]. 北京:中国矿业大学(北京), 2013.
LI Feng. A research on filtering and classification of airborne LiDAR point clouds[J]. Beijing: China University of Mining and Technology(Beijing), 2013. (in Chinese)

[22] 吴军,李伟,彭智勇,等. 融合形态学灰度重建与三角网分层加密的 LiDAR 点云滤波[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11): 1298 - 1303.
WU Jun, LI Wei, PENG Zhiyong, et al. Integrating morphological grayscale reconstruction and TIN models for high-quality filtering of airborne LiDAR points[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(11): 1298 - 1303. (in Chinese)

[23] EHLERT D, HEISIG M. Sources of angle-dependent errors in terrestrial laser scanner-based crop stand measurement[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 93: 10 - 16.

[24] EHLERT D, HEISIG M, ADAMEK R. Suitability of a laser rangefinder to characterize winter wheat[J]. Precision Agriculture, 2010, 11(6): 650 - 663.

[25] 彭博. 基于路面高精三维图像的裂缝自动识别与分类算法[D]. 成都:西南交通大学, 2014.
PENG Bo. Automatic crack detection and classification algorithms based on high resolution 3D pavement images[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014. (in Chinese)

[26] RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(11): 927 - 941.

[27] 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/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 35 - 40.
MAI Chunyan, ZHENG Lihua, SUN Hong, et al. Research on 3D reconstruction of fruit tree and fruit recognition and location method based on RGB - D camera[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 35 - 40. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2015S006&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.006. (in Chinese)

(上接第 169 页)

[24] 吴升,赵春江,郭新宇,等. 基于点云的果树冠层叶片重建方法[J]. 农业工程学报, 2017,33(增刊 1):212 - 218.
WU Sheng, ZHAO Chunjiang, GUO Xinyu, et al. Method of fruit tree canopy leaf reconstruction based on point cloud[J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(Supp.1):212 - 218. (in Chinese)

[25] 郑一力,钟刚亮,王强,等. 基于多特征降维的植物叶片识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017,48(3): 30 - 37.
ZHENG Yili, ZHONG Gangliang, WANG Qiang, et al. Method of leaf identification based on multi-feature dimension reduction[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 30 - 37. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170304&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.004. (in Chinese)

[26] 郭彩玲,宗泽,张雪,等. 基于三维点云数据的苹果树冠层几何参数获取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(3): 175 - 181.
GUO Cailing, ZONG Ze, ZHANG Xue, et al. Apple tree canopy geometric parameters acquirement based on 3D point clouds[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(3): 175 - 181. (in Chinese)

[27] 张伟洁,刘刚,郭彩玲,等. 基于三维点云的苹果树叶片三维重建研究[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(增刊):103 - 109.
ZHANG Weijie, LIU Gang, GUO Cailing, et al. Apple tree leaf three-dimensional reconstruction based on point cloud[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.):103 - 109. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2017s017&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.017. (in Chinese)

[28] STEIN S C, SCHOELER M, PAPON J, et al. Object partitioning using local convexity[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:304 - 311.