

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.018

基于动态 K 阈值的苹果叶片点云聚类与生长参数提取

刘 刚^{1,2} 张伟洁^{1,2} 郭彩玲^{1,3}

(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; 3. 唐山学院机电工程系, 唐山 063000)

摘要: 根据冠层点云的分布特征,提出一种基于动态 K 阈值的叶片点云聚类及生长参数提取方法。首先,采用地面三维激光扫描仪获取多站点云数据并完成配准、去噪和抽稀等预处理;然后,随机截取整株点云中的一枝作为研究对象,融合局部凹凸性算法(LCCP)并改进 K-means 算法,提出基于动态 K 阈值的叶片点云聚类方法;最后,采用主成分分析方法(PCA)计算叶片点云法平面方向向量,并根据叶片边界点与中心点的位置关系,计算叶宽、叶长等生长参数。试验结果表明,与传统的点云聚类方法相比,本文方法能够在不损失枝干点云的前提下,精确地分割单叶片,保证了聚类结果的完整性和彻底性;与传统的降维方法相比,本文基于真实三维空间信息提取叶片生长参数能够较大程度提高提取准确性,为进一步评价果树冠层光照分布及果园智能化管理提供技术支持。

关键词: 苹果树; 三维点云; 生长参数; 动态 K 阈值; LCCP 算法; K-means 算法
中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)04-0163-07

Apple Leaf Point Cloud Clustering Based on Dynamic-K-threshold and Growth Parameters Extraction

LIU Gang^{1,2} ZHANG Weijie^{1,2} GUO Cailing^{1,3}

(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
3. Department of Electromechanical Engineering, Tangshan University, Tangshan 063000, China)

Abstract: Study on the three-dimensional (3D) canopy reconstruction of fruit trees plays a fundamental role in the calculation of canopy illumination distribution and the realization of automatic pruning. According to the characteristics of the leafy tree point cloud, an apple tree leaf points clustering method based on dynamic-K-threshold and a growth parameters extraction method were proposed. Firstly, terrestrial laser scanner Trimble TX8 was chosen to obtain dense point cloud of apple tree canopy from different viewpoints, and then multi-station point cloud registration, outlier removal and point cloud simplification were accomplished, so as to reduce the influence of discrete points on calculation results of spatial characteristic parameters. Secondly, intercepting one branch randomly, synthesizing LCCP algorithm and improved K-means algorithm to construct the leaf points clustering method based on dynamic-K-threshold. Thirdly, as the input data, the leaf point cloud was used to construct the covariance matrix based on the PCA to calculate the fitting plane normal vector. Extracting boundary points, the parameters of width and length were obtained by calculating the position relation between boundaries and centroid. The results showed that compared with traditional clustering methods, the proposed dynamic-K-threshold method can accurately segment single leaf points without branch point losses, which ensured the integrity and thoroughness of the clustering results. The extracted parameters based on real 3D spatial information can guarantee the accuracy to a certain extent, which provided basic technical support for evaluation of illumination distribution calculation and automatic pruning.

Key words: apple tree; 3D point cloud; growth parameters; dynamic-K-threshold; LCCP algorithm; K-means algorithm

0 引言

叶冠是果树光合作用的主要场所,其空间形态结构直接影响冠内的光照分布、光合生产力及枝叶器官的生理状态,进而影响果实品质和产量^[1-2]。叶片作为叶冠的主要组成部分,获取其空间分布规律及生长参数对获取精确的叶冠结构具有重要的研究价值,也是进一步研究冠层光照分布计算的基础^[3],可为果树的自动化修形剪枝提供技术支持^[4-6]。

叶片的识别方法多局限于二维空间中,虽然存在运算速度快等优点^[7-8],但难以进一步提取生长参数。地面三维激光扫描仪在农业领域的应用^[9-12]使得快速获取果树冠层三维空间信息成为可能,进而可实现冠层叶片的自动分割及生长参数的提取,能在较大程度上减少人力,提高作业效率^[13-15]。

国内外研究人员对点云分割方法进行了大量研究,主要分为6类^[16]:基于区域边界的分割方法适用于边界明显、分布规则的数据^[17-18];基于区域增长的分割方法适用于有明显分布差异的点云^[19];基于图的分割方法和基于模型匹配的分割方法对规则点云有很好的聚类效果^[20];基于机器学习的分割方法对训练样本的要求较高^[21];基于聚类的分割方法采用特征聚类,根据不同的点云分布特征,选择适当的特征检测方法^[22-23]。果树叶片空间分布相对密集,枝叶连续生长难以区分,因此利用特征聚类实现叶片分割较为合理。

叶片生长参数提取研究中,吴升等^[24]通过计算叶片点云法向量与 XOY 坐标平面的夹角,实现点云在 XOY 坐标平面的正投影,进而将叶片几何参数求解降维到二维空间上;郑一力等^[25]采用主成分分析与线性评判分析相结合的方法,实现了叶片的多特征降维计算。降维法计算叶片生长参数简单快速,但忽略了叶片的三维空间特性。针对以上问题,本文提出一种叶片点云聚类分割算法,融合局部凹凸性算法(Locally convex connected patches, LCCP)并改进K-means算法,动态获取 K 值,进而研究叶片的生长参数提取方法。

1 材料与方法

1.1 点云数据获取方法

随机选取中国农业大学苹果树采摘机器人试验基地(北京市昌平区南口镇辛力庄村)的1棵富士苹果树作为研究对象,树高3.1 m,树龄4年,采用美国Trimble公司TX8型地面三维激光扫描仪(具体参数如表1所示)进行点云扫描。由于试验果树

周围还生长有其他果树,遮挡较多,为了获得高质量的点云,数据获取试验采用5站扫描,如图1所示。其中的s1~s5为5个扫描点位,扫描仪的工作位置与被测果树树干的距离为3.5~5 m,c1~c6为用于配准定位的6个标靶球(标准直径100 mm),分布于试验果树周围,保证在每站扫描能识别3个以上标靶球,以便多站点云的配准,扫描实地场景如图2a所示。本试验不考虑环境(如风速、温湿度、光照度等)的影响。

表 1 Trimble TX8 型扫描仪产品参数
Tab.1 Product parameters of Trimble TX8

参数	数值
最大扫描值/m	340
扫描速度/(点·s ⁻¹)	1 000 000
视角/((°)×(°))	360×317
测距误差/mm	±2

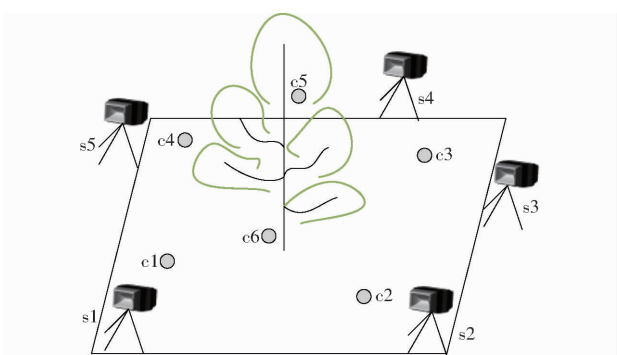


图 1 扫描仪布置示意图
Fig.1 Scanner layout diagram

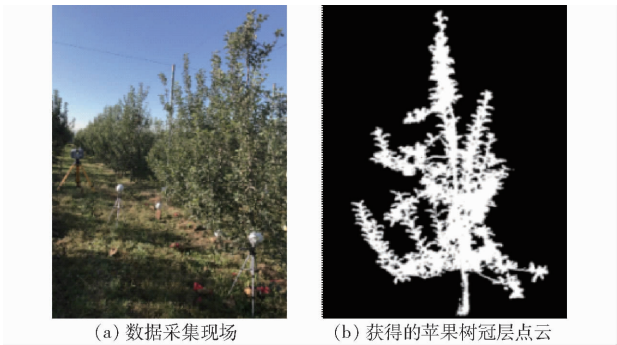


图 2 点云数据采集
Fig.2 Point cloud acquisition

利用基于标靶球提取的算法^[26]配准多站点云,点云数据获取过程中由于外界环境干扰和设备自身的误差,产生大量的噪点,采用前期研究成果^[27]——基于距离均值计算的方法,剔除噪点。点云密度大且分布不均匀,采用均匀网格法完成抽稀处理,最终所得的苹果树冠层点云数据如图2b所示,图2a中白色小球为标靶球。

1.2 点云处理方法

本研究算法由C++语言编写实现,点云处理

库为点云库 (Point cloud library, PCL)。获取的点云数据以三维坐标 (x, y, z) 的形式存储, 数据量庞大, 约有 115 万点。为了简化果树叶片点云的搜索和存储, 创建新的叶片点云 PCD 存储格式, 每条记录存储一个叶片节点, 包括的属性有叶片中心点 $L_i(x_i, y_i, z_i)$ 、叶片法向量 N_i 、叶长 L_{len} 和叶宽 L_{wide} 。

本文研究方法流程主要分为 4 部分 (图 3): 数据获取、点云预处理、叶片点云聚类分割和叶片生长参数提取。数据获取试验需在晴朗无风条件下进行; 点云预处理主要包括点云配准、去噪和抽稀; 采用基于动态 K 阈值的算法, 融合 LCCP 算法和改进的 K-means 算法, 随机选取冠层的一个枝条, 作为研究对象, 进行叶片点云聚类分割; 叶片生长参数提取方法采用 PCA 方法和边界提取方法, 分别实现叶片生长角度和叶长叶宽参数值的获取。

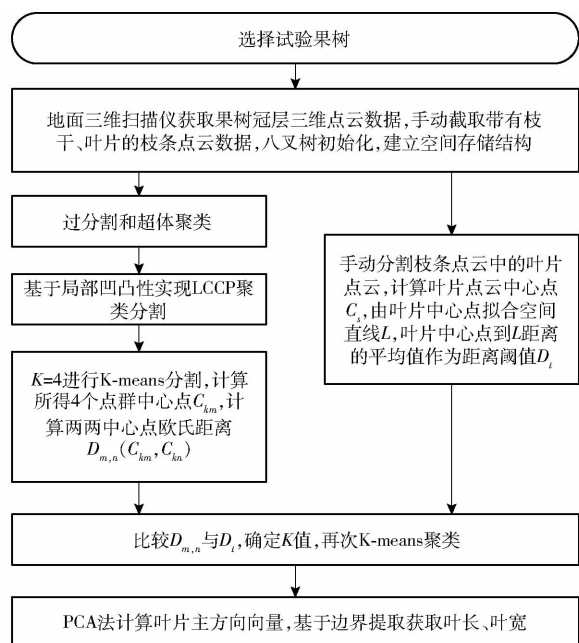


图 3 叶片点云分割及生长参数提取流程图

Fig. 3 Flow chart of apple tree point cloud segmentation and growth parameters extraction

1.2.1 叶片点云的聚类方法

叶片点云聚类分割, 采用基于动态 K 阈值的算法, 融合 LCCP 算法, 并采用改进的 K-means 算法, 实现 K 阈值的动态获取。该算法主要包含以下过程: 超体聚类、LCCP 聚类^[28]、K 阈值获取和 K-means 分割。

超体聚类是一种过分割方法, 过分割涉及的参数有体素距离 R_v 、晶核距离 R_s 。八叉树初始化点云, 过分割生成独立的超体素块 $p_i = (x_i, n_i, E_i)$, 其中 p_i 为超体素索引、 x_i 为体素中心、 n_i 为体素法向量、 E_i 为邻接体素边集合, 计算邻接体素相似度完成超体聚类

$$D = \sqrt{w_c D_c^2 + \frac{w_s D_s^2}{3R_s^2} + w_n D_n^2} \quad (1)$$

式中 D ——体素合并的概率

w_c, w_s, w_n ——颜色、空间、法向量的信息权重

D_c, D_s, D_n ——颜色、空间、法向量容差

以超体聚类所得体素集合为研究对象, 建立体素索引向量, 采用 CC (Extended convexity criterion) 和 SC (Sanity criterion) 方法判定邻接体素凹凸性关系完成 LCCP 聚类。

$$CC_b(p_i, p_j) = \begin{cases} \text{true} & ((n_1, n_2) \cdot d > 0 \vee \beta < \beta_T) \\ \text{false} & (\text{其他}) \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{其中 } d = \frac{x_1 - x_2}{\|x_1 - x_2\|} \quad (3)$$

$$\beta = \angle(n_1, n_2) \quad (4)$$

式中 $CC_b(p_i, p_j)$ ——邻接体素块凹凸性

n_1, n_2 ——邻接体素块法向量

β_T ——法向量角度偏差阈值

i, j ——体素索引号

当邻接体素面不连接时, CC 的判定准则不适用, 此时需要使用 SC 准则对邻接体素关系进行判定, SC 判定依据为

$$SC_b(p_i, p_j) = \begin{cases} \text{true} & (\theta(p_i, p_j) > \theta_T(\beta)) \\ \text{false} & (\text{其他}) \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\theta(p_i, p_j) = \min(\angle(d, s), \angle(d, -s)) =$

$$\min(\angle(d, s), 180^\circ - \angle(d, s)) \quad (6)$$

$$\theta_T(\beta) = \theta_{\text{Thresh}}^{\max} (1 + \exp(-a(\beta - \beta_{\text{off}})))^{-1} \quad (7)$$

$$s = n_1 \times n_2 \quad (8)$$

式中 $SC_b(p_i, p_j)$ ——邻接体素凹凸性

$\theta_{\text{Thresh}}^{\max} = 60^\circ, \beta_{\text{off}} = 25^\circ, a = 0.25$ 为经验值, 综合 CC 和 SC 判定标准, 最终邻接体素凹凸性判断准则为

$$\text{conv}(p_i, p_j) = CC_b(p_i, p_j) \wedge SC_b(p_i, p_j) \quad (9)$$

式中 $\text{conv}(p_i, p_j)$ —— p_i, p_j 的凹凸性

动态 K 阈值的获取主要分为两个步骤: 一方面计算 $K=4$ 时, K-means 聚类后各点集三维质心间欧氏距离; 另一方面计算叶片中心点到拟合直线的距离均值, 作为距离阈值。动态获取 K 阈值的具体方法如下:

(1) 根据 LCCP 所得类簇, 设定 $K=4$, 进行 K-means 聚类分割, 并计算 4 个点群的中心点 $C_{km}(x_m, y_m, z_m)$ 。

(2) 计算 4 个中心点之间的 6 组欧氏距离 (其中 m, n 为类簇中心点编号)

$$D_{m,n}(C_{km}, C_{kn}) = \sqrt{(x_m - x_n)^2 + (y_m - y_n)^2 + (z_m - z_n)^2} \quad (10)$$

(3)手动截取枝条叶片点云,计算所有叶片点云中心点 $C_s(x_s, y_s, z_s)$,根据所得点云中心点拟合直线 L ,计算叶片中心点到直线 L 的距离均值,作为距离阈值 D_l ,此阈值为统计结果,不需要重复计算。

(4)将步骤(2)所得的中心点欧氏距离,与距离阈值 D_l 进行比较,大于、小于距离阈值的个数分别为 a 、 b ,根据 a 与 b 的大小关系,确定此点群需要分割的点群个数 K ,其中 K 值的选定准则为

$$K = \begin{cases} 4 & (a = 6) \\ \left\lfloor \frac{a+1}{2} \right\rfloor & (b < a < 6) \\ 1 & (a < b) \end{cases} \quad (11)$$

式中 $\lfloor \cdot \rfloor$ ——向下取整

计算每个类簇的 K 值,再次进行 K-means 聚类,得到单叶片和枝干点云。

1.2.2 叶片的生长参数提取方法

将叶片点云三维空间信息作为输入参数,利用 PCA 法构建协方差矩阵,计算叶片点云的法向量,即计算由叶片点云三维坐标组成的协方差矩阵的特征值和特征向量。构建的协方差矩阵为

$$A = \frac{1}{n_0} \sum_{i=1}^{n_0} (P_i - \bar{P})(P_i - \bar{P})^T \quad (12)$$

$$A v_j = \lambda_j v_j \quad (j = 0, 1, 2) \quad (13)$$

式中 n_0 ——叶片点云总数

$\bar{P}$ ——叶片中心点坐标

P_i ——叶片点坐标

λ_j ——第 j 个特征值

v_j —— λ_j 对应的特征向量

计算所得的最大特征值 $\max_eigenvalue$ 对应的特征向量 $\max_eigenvector()$ 作为叶片法平面方向向量,可根据计算所得结果,进一步计算叶方位角、叶倾角等参数。

图 4 为叶片生长参数求解示意图,根据前期研究成果,提取叶片边界点云,计算边界点中点与叶片中心点的最大距离,作为叶片的叶长。如图 4b 所示, N 为计算所得叶片生长方向向量, O 为三维质心, l_1 和 l_2 为叶片长轴端点,与 l_1 、 O 、 l_2 所在平面近似垂直的最大欧氏距离为叶宽, w_1 和 w_2 为叶片宽轴端点。

2 结果与分析

2.1 叶片点云聚类效果与精度

叶片的聚类分割方法主要考虑了叶片点云的分布特征。叶片与枝干连接且分布密集,导致叶片与叶片相互区分困难、叶片与枝干相互分割困难,若采用传统的聚类算法则会有较多不足,图 5 采用 3 种

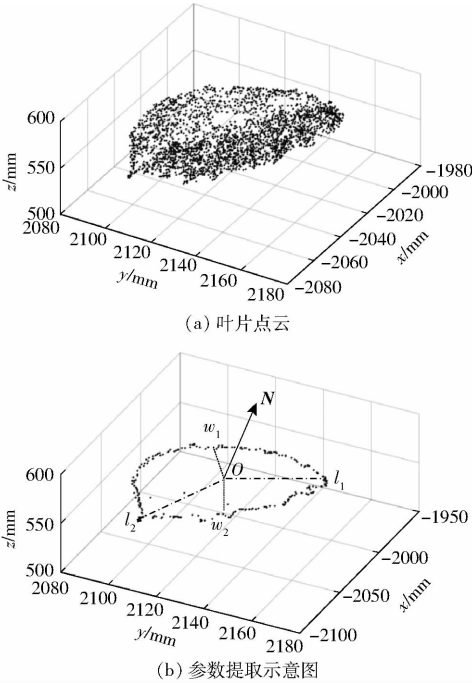


图 4 叶片点云边界提取及参数求解示意图
Fig.4 Sketch of leaf points boundary extraction and parameter solution

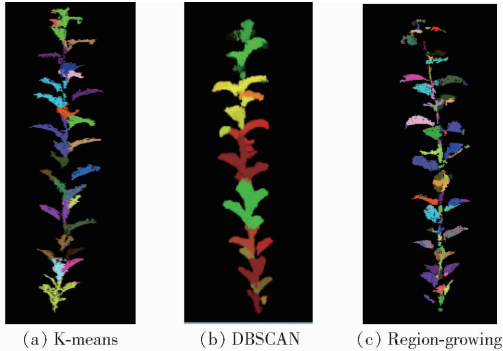


图 5 传统方法聚类效果图
Fig.5 Sketches of segmentation by traditional methods

传统的点云聚类方法,对同一单枝点云数据进行处理,图中可见,采用 DBSCAN 算法无法将连续的枝、叶点云分割开;另外在点云获取过程中由于遮挡等原因,会导致局部点云缺失,若仅利用 K-means 算法或 Region-growing 算法,会出现大量的单叶片被分割成两个到多个聚类,导致所得单叶片点云不完整。

如上分析,需要找到一种既能成功分割单叶片点云,也能保证其完整性的方法。如图 6 所示,采用超体聚类和 LCCP 算法可以顾及点云局部凹凸性,将整体枝条点云分割为多簇,即将整体长枝条分割为较小的具有多个完整叶片的点云类簇,如图 6b 中的黄色立方体框为点云类簇的包围盒,此步骤能较好地保证叶片的完整性,避免一个叶片被分割到不同的类簇中。

超体聚类中涉及的参数设置主要有 $R_v = 10.0$,

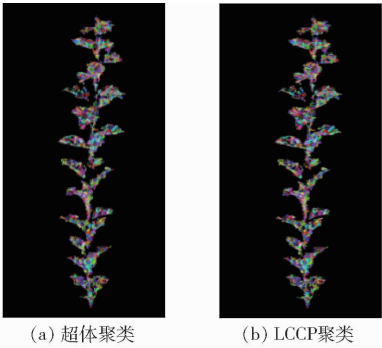


图 6 超体聚类与 LCCP 聚类效果图

Fig. 6 Sketches of super-voxel and LCCP clustering

$R_s = 0.3$, 由于点云无颜色信息, 故 $w_s = 1.0, w_n = 10.0, D_s = 1.0, D_n = 1.0, w_c = 0, D_c = 0$ 。由图 6 可看出, 叶片分割最大的难点是将叶片点云与连接的枝干点云进行分割。LCCP 聚类结果能够保证叶片点云的完整性, 但不能直接将叶片、枝干分割开来, 而 K-means 算法将距离作为相似性度量的标准, 叶片、枝干点云间具有明显的区域分布性, 根据不同的 LCCP 聚类结果, 设定不同的 K 值完成 K-means 聚类, 即将叶片点云进行有效分割。因此, 设定 K-means 算法中的 $K = 4$, 计算所得 4 组聚类中两两的中心点距离, 与距离阈值进行比较, 根据动态 K 阈值判定准则可以动态获取 K 值, 再次利用 K-means 方法聚类, 得到枝叶分离的点云聚类结果。主要包含叶-叶(图 7b)、枝-叶(图 7c)、叶-枝-叶(图 7d)以及叶-枝-叶-叶(图 7e)4 种情况。图 8a 为枝条叶片最终分割结果, 图 8b 为最终苹果树冠层叶片分割结果。

图 7 为不同 K 阈值所得分割结果, 图 7a 为动态 $K = 1$ 的分割结果, 只包含 1 个叶片的点云数据;

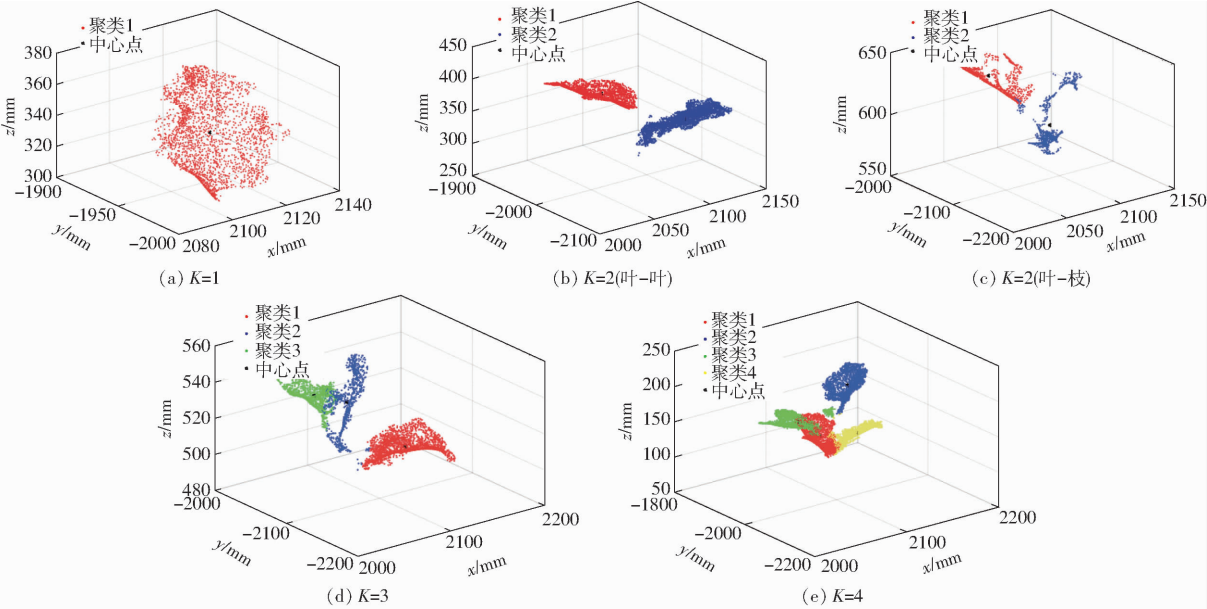


图 7 动态 K 阈值分割结果

Fig. 7 Sketches of dynamic-K-threshold segmentation

图 7b、7c 为 $K = 2$ 的分割结果, 图 7d 为 $K = 3$ 的分割结果, 图 7e 为 $K = 4$ 的分割结果, 图 7 所包含的结果只代表不同的动态 K 值的情况, 不包含所有的叶片分割结果。识别叶片和枝干点云, 需要借助点云可视化的方法。为了验证本文提出的叶片分割方法的有效性, 将本文所得冠层叶片分割结果与多种方法所得结果进行比较, 如表 2 所示。

分析表 2 数据可得, DBSCAN 方法所得聚类叶片数量较少, 是由于单个聚类点集中往往会包含 1 个以上叶片。相反地, K-means 方法和 Region-growing 方法所得叶片相对较多, 是由于点云中若存在少量空洞或局部缺失则会导致数据不连续, 算法执行时会将此区域聚类为独立的点集。本文提出的叶片聚类方法, 叶片识别的正确率达到 90% 以上, 另外, 动态 K 阈值的获取方法也减少了人工干预, 较大提高了运算效率。

2.2 生长参数提取效果与精度

叶片点云作为输入参数, 利用 PCA 法构建协方差矩阵并计算叶片点云法向量, 作为叶片生长方向向量; 利用边界提取方法获取叶片边界点云, 计算边界点与叶片中心点的欧氏距离, 从而获取叶长、叶宽的参数值。为进一步验证本文提出的生长参数提取方法的可行性, 随机选取 10 组叶片, 每组中包含 20 个叶片, 定义平均叶长、叶宽作为评价指标, 分别记录利用实测方法、投影法、本文提出的方法所得结果, 如表 3 所示。可以看出, 利用本文提出的生长参数提取方法, 叶片生长角度误差小于 5° 的叶片数量占叶片总数量的 90% 以上, 叶长、叶宽参数值的平均准确率均达到 91% 以上, 相较于降维法所得结

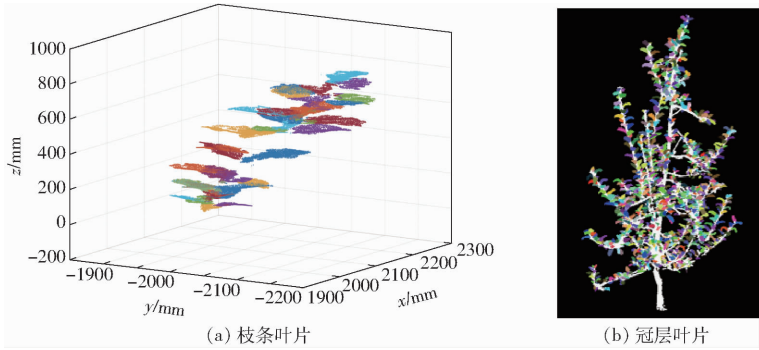


图8 叶片点云分割效果图

Fig.8 Sketches of leaf points segmentation

表2 采用不同方法叶片点云分割效果

Tab.2 Segmentation results of leaf points by different methods

聚类方法	叶片分割数量/个	正确率/%
本文方法	1 102	90.77
K-means	1 394	85.18
DBSCAN	1 007	82.95
Region-growing	1 438	81.55
实测值	1 214	

果,本文提出的方法能够进一步提高提取精度。

3 结论

(1)根据苹果树叶片点云分布特征,提出了基于动态 K 阈值的叶片聚类方法,实现了冠层枝叶点云的分离,进而完成了叶片生长参数的提取。基于动态 K 阈值的算法,克服了传统算法中人工干预过多的缺点,可以有效提高生长参数的提取精度。

表3 叶片生长参数提取的精度对比

Tab.3 Comparison of accuracy of leaf growth parameters extraction

序号	实测值		投影法				本文方法			
	叶长/ cm	叶宽/ cm	叶长/ cm	叶长准确 率/%	叶宽/ cm	叶宽准确 率/%	叶长/ cm	叶长准确 率/%	叶宽/ cm	叶宽准确 率/%
1	6.3	5.1	6.9	90.5	5.8	86.3	6.8	92.1	5.7	88.3
2	6.8	5.4	7.8	85.3	6.0	88.9	6.4	94.2	5.0	92.6
3	8.0	6.2	8.8	90.0	6.9	88.8	8.6	92.5	6.9	88.8
4	8.5	7.1	9.0	94.2	7.8	90.2	8.9	95.3	7.8	90.1
5	7.8	6.1	7.2	92.4	5.5	90.1	8.4	92.4	6.8	88.6
6	7.2	6.0	7.0	97.2	5.6	93.3	7.5	94.6	6.6	90.0
7	6.8	5.5	7.6	88.2	6.0	90.1	7.8	85.3	5.1	92.7
8	7.1	5.9	6.5	91.5	6.3	93.3	6.8	95.0	6.1	96.7
9	8.9	7.6	8.0	89.8	7.1	93.4	9.4	94.3	8.1	93.5
10	7.4	5.8	8.2	89.2	6.0	96.5	8.3	87.8	5.5	94.8
平均值				90.8		91.0		92.3		91.6

(2)将本文方法与传统聚类方法的试验效果进行对比,结果显示,本文方法能够正确识别出的叶片数占冠层总叶片数的 90% 以上;本文提出的叶片生长参数提取方法所得结果,生长角度误差小于 5°的在 90% 以上,叶长、叶宽平均准确率均在 91% 以上,

与投影法提取准确率比较表明,生长参数的提取精度得到提高。

(3)本文提取的叶片生长参数种类较少,未实现枝叶点云的自动化分类识别,在后续的研究中,需要借助可视化的方法对此进行完善和实现。

参 考 文 献

[1] 张抗萍,李荣飞,常耀栋,等. 果树树形的形成机制与调控技术研究进展[J]. 果树学报, 2017, 34(4): 495 – 506.
ZHANG Kangping, LI Rongfei, CHANG Yaodong, et al. A review of the canopy architecture formation mechanism and regulation technology in fruit trees[J]. Journal of Fruit Science, 2017, 34(4): 495 – 506. (in Chinese)

[2] 陈海啸,陆声链,徐践. 果树冠层形态特征测量与分析研究进展[J]. 中国农业科技导报, 2016, 18(6): 97 – 102.
CHEN Haixiao, LU Shenglian, XU Jian. Studies research progress on fruit tree canopy shape characteristics measurement and analysis[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2016, 18(6):97 – 102. (in Chinese)

[3] 马晓丹. 苹果树冠层光照分布计算方法研究[D]. 北京:中国农业大学, 2015.

- MA Xiaodan. Calculation of light distribution to apple tree canopy[D]. Beijing: China Agricultural University, 2015. (in Chinese)
- [4] SOMRITA C, SHAYAN A A, NOHA M E, et al. Measuring and modeling apple trees using time-of-flight data for automation of dormant pruning applications[C]// Winter Conference on Applications of Computer Vision IEEE, 2016:1-9.
- [5] 赵春江,陆声链,郭新宇,等. 数字植物研究进展:植物形态结构三维数字化[J]. 中国农业科学, 2015, 48(17): 3415-3428. ZHAO Chunjiang, LU Shenglian, GUO Xinyu, et al. Advances in research of digital plant: 3D digitization of plant morphological structure[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(17): 3415-3428. (in Chinese)
- [6] 刘刚,司永胜,冯娟. 农林作物三维重建方法研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 38-46,19. LIU Gang, SI Yongsheng, FENG Juan. 3D reconstruction of agriculture and forestry crops[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 38-46,19. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140607&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.06.007. (in Chinese)
- [7] 李龙龙. 半监督聚类算法研究及植物叶片识别应用[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2017. LI Longlong. Semi-supervised clustering and its application on plant leaf image recognition[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2017. (in Chinese)
- [8] 李洋,李岳阳,罗海驰,等. 基于形状特征的植物叶片在线识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(2): 162-165. LI Yang, LI Yueyang, LUO Haichi, et al. Online plant leaf recognition based on shape features[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(2):162-165. (in Chinese)
- [9] 贺鹏,黄林. 植物叶片特征提取及识别[J]. 农机化研究, 2008,30(6): 168-170. HE Peng, HUANG Lin. Feature extraction and recognition of plant leaf [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008,30(6): 168-170. (in Chinese)
- [10] ALBOABIDALLAH A, MARTIN J, LAVENDER S, et al. Terrestrial laser scanning for biomass assessment and tree reconstruction: improved processing efficiency[C]// Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series, 2017, 10444:46.
- [11] 伍龙华,黄惠. 点云驱动的计算机图形学综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(8): 1341-1353. WU Longhua, HUANG Hui. Survey on points-driven computer graphics[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics,2015, 27(8): 1341-1353. (in Chinese)
- [12] ZHAO Kaikuang, GARCÍA M, LIU Shu, et al. Terrestrial Lidar remote sensing of forests: maximum likelihood estimates of canopy profile, leaf area index, and leaf angle distribution[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2015, 209-210: 100-113.
- [13] MIRANDAFUENTES A, LLORENS J, GAMARRADIEZMA J L, et al. Towards an optimized method of olive tree crown volume measurement[J]. Sensors, 2015, 15(2): 3671-3687.
- [14] KHOSRAVIPOUR A, SKIDMORE A K, WANG T, et al. Effect of slope on treetop detection using a LiDAR canopy height model[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 104: 44-52.
- [15] 石佩,刘航空,白红,等. 主干形桃树冠层 3D 模型构建及光截获与果实品质的空间分布研究[J]. 西北农业学报, 2016, 25(9): 1371-1378. SHI Pei, LIU Hangkong, BAI Hong, et al. Study on 3D trunk model construction of peach tree canopies and light interception and space distribution of fruit quality[J]. Acta Agriculturae Boreali-Occidentalis Sinica,2016, 25(9): 1371-1378. (in Chinese)
- [16] 曾碧,黄文. 一种融合多特征聚类集成的室内点云分割方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(3): 281-286. ZENG Bi, HUANG Wen. An indoor point cloud segmentation method fusing with multi-feature cluster ensemble[J]. Computer Engineering, 2018, 44(3): 281-286. (in Chinese)
- [17] SAPP A, DEVY M. Fast range image segmentation by an edge detection strategy[C]// Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Quebec: IEEE, 2001: 292-299.
- [18] 郑乐乐,韩慧妍,韩雯. 基于显著性与弱凸性的三维点云模型分割[J]. 计算机工程, 2018, 44(4):299-304. ZHENG Lele, HAN Huiyan, HAN Xie. Three-dimensional point cloud model segmentation based on significance and weak convexity[J]. Computer Engineering, 2018,44(4):299-304. (in Chinese)
- [19] VO A V, LINH T H, LAEFER D F, et al. Octree-based region growing for point cloud segmentation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2015, 104: 88-100.
- [20] SHI Jianbo, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2000, 22(8):888-905.
- [21] DOHAN D, MATEJEK B, FUNKHOUSER T. Learning hierarchical semantic segmentations of LIDAR data[C]// International Conference on 3D Vision, IEEE, 2015:273-281.
- [22] 史文中,李必军,李清泉. 基于投影点密度的车载激光扫描距离图像分割方法[J]. 测绘学报, 2005, 34(2): 95-100. SHI Wenzhong, LI Bijun, LI Qingquan. A method for segmentation of range image captured by vehicle-borne laser scanning based on the density of projected point[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2005, 34(2): 95-100. (in Chinese)
- [23] 张雨禾,耿国华,魏潇然,等. 采用密度空间聚类的散乱点云特征提取方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2017, 44(2): 114-120. ZHANG Yuhe, GENG Guohua, WEI Xiaoran, et al. Feature extraction of point clouds using the DBSCAN clustering[J]. Journal of Xidian University, 2017, 44(2): 114-120. (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.