doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.02.015

基于多线激光雷达的主干形果树树干层级检测方法

李秋洁　黄　政
（南京林业大学机械电子工程学院，南京 210037）

摘要：针对复杂果园环境行间导航树干检测问题，提出一种基于多线激光雷达（Light detection and ranging，LiDAR）的主干形果树树干层级检测方法，使用 16 线 VLP－16 型 LiDAR 采集车辆周围的果园点云数据，通过目标分割和树干检测 2 个步骤层次化检测树干，去除非树干目标，提高树干检测精度。首先，设置环形感兴趣区域（Region of interest，ROI），采用地面拟合算法移除地面点云，消除果园目标点云之间的连通性；其次，设置矩形 ROI，采用基于密度的带噪声空间聚类（Density-based spatial clustering of applications with noise，DBSCAN）算法对非地面点云进行 *xOy* 平面聚类，根据 LiDAR 测量分辨率和果园目标参数设置 DBSCAN 算法超参数，将非地面点云分割为若干目标簇；然后，从全局和局部 2 个尺度提取目标簇的几何和强度特征，用这些特征描述树干与其他果园目标间的差异；最后，采用训练好的树干检测器融合特征，将目标簇划分为树干与非树干 2 个类别，输出树干簇。树干检测步骤采用随机森林（Random forest，RF）算法进行离线特征选择与融合，使用树干和非树干训练样本，基于基尼指数（Gini index，GI）改变量评价特征重要性，从初始特征中选择 22 个鉴别力较强的特征，再融合这些特征生成树干检测器。实验场景为标准化种植核桃园，共采集 1 317 帧点云数据，从中分割 12 213 个目标簇，其中，树冠、杂草、支撑杆、围栏、土坡、农具、行人等非树干目标占比 58.04%。按照帧比例 1∶4将目标簇随机划分为训练集和测试集，测试集树干检测精确率为 99.16%、召回率为 99.21%、F1 分数为 99.19%，树干层级检测平均帧耗时 85.25 ms。本文方法能对复杂果园场景快速、精准地检测出树干，满足果园行间导航对树干检测的准确性和实时性要求。

关键词：果园树干检测；多线激光雷达；DBSCAN；随机森林；特征选择
中图分类号：S24；TP79　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)02-0152-09　　**OSID**：

Hierarchical Trunk Detection Method of Single-stem Fruit Trees Based on Multi-layer LiDAR

LI Qiujie　HUANG Zheng
(*College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Nanjing Forestry University*, *Nanjing* 210037, *China*)

Abstract: Aiming to address the trunk detection challenge in inter-row navigation within complex orchard environments, a hierarchical detection method for central-leader training fruit tree trunks was proposed based on multi-layer light detection and ranging (LiDAR). A 16-layer VLP－16 LiDAR was employed to collect orchard point cloud data around the vehicle, and a two-step hierarchical trunk detection approach, i.e., object segmentation followed by trunk identification was adopted to eliminate non-trunk objects and improve detection accuracy. Firstly, an annular region of interest (ROI) was defined, and a ground fitting algorithm was applied to remove ground point clouds, disrupting the connectivity between object point clouds in the orchard. Secondly, a rectangular ROI was set, and the density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm was used for *xOy* plane clustering of non-ground point clouds. Hyperparameters of the DBSCAN algorithm were configured based on LiDAR measurement resolution and orchard object parameters, splitting non-ground point clouds into multiple object clusters. Thirdly, geometric and intensity features of object clusters were extracted at both global and local scales to characterize the differences between trunks and other orchard objects. Finally, a pre-trained trunk detector fused these features to classify object clusters into trunk and non-trunk categories, outputting trunk clusters. For the trunk detection step, the random forest (RF) algorithm was utilized for

收稿日期：2024－10－14　修回日期：2024－10－30
基金项目：国家重点研发计划项目(2022YFD2202105)
作者简介：李秋洁(1983—)，女，副教授，主要从事农林信息化与智能化研究，E-mail：liqiujie_1@163.com

offline feature selection and fusion. Using trunk and non-trunk training samples, feature importance was evaluated based on changes in the Gini index (GI), and 22 highly discriminative features were selected from the initial feature set to construct the trunk detector. Experiments were conducted in a standardized walnut orchard, where 1 317 frames of point cloud data were collected, yielding 12 213 segmented object clusters. Non-trunk objects, including crowns, weeds, support poles, fences, slopes, farm tools, and pedestrians, accounting for 58.04% of the total clusters. The object clusters were randomly divided into training and test sets at a ratio of 1∶4. Test results showed a trunk detection precision of 99.16%, recall of 99.21%, and F1-score of 99.19%, with an average frame processing time of 85.25 ms for hierarchical trunk detection. This method enabled fast and accurate trunk detection in complex orchard scenarios, meeting the accuracy and real-time requirements of trunk detection for orchard inter-row navigation.

Key words: orchard tree trunk detection; multi-layer LiDAR; DBSCAN; random forest; feature selection

0　引言

我国水果种植面积和产量均居世界首位，但果园作业装备智能化程度较低，影响了果园的经济效益[1]。自主导航技术是实现智能化果园作业装备的关键核心技术，其可使车辆在无人操控情况下进行作业，提高果园作业精度和效率，减轻操作人员劳动强度[2-3]。

行间导航是果园自主导航的主要任务，常用解决方案采用视觉[4-6]、激光雷达(Light detection and ranging，LiDAR)[7-9]等传感器实时采集车辆两侧果树数据，从中提取行中线作为导航路径，计算车辆位置与导航路径的偏差，控制车辆沿导航路径行驶。

视觉传感器易受到光照影响，在果园环境中有局限性[10]。LiDAR 受光照影响小、定位精度高、分辨率好，被广泛应用于果园环境感知[11-13]。LiDAR 可分为 2D LiDAR 和 3D LiDAR 2 种类型，2D LiDAR 因其成本低、数据量小，被广泛应用于果园行间导航中[14-16]。2D LiDAR 通过水平扫描获取果树横断面二维轮廓数据，由于果园地面不平整，车辆常有较大倾斜角，极易扫描到地面及其他果园目标，造成点云数据中果树信息遗漏且混有大量非果树噪声，由于维度单一，从 2D LiDAR 点云中识别出果树比较困难[16]。与 2D LiDAR 相比，3D LiDAR 具有更高的数据维度，能够测量果树三维信息，目前，已初步应用于果园行间导航。褚福春等[17]使用 16 线 VLP-16 型 LiDAR 采集果园点云数据，经过下采样、感兴趣区域(Region of interest，ROI)提取、地面移除后，采用欧氏聚类将树行聚集为若干簇，然后采用随机采样一致(Random sample consensus，RANSAC)算法拟合树行直线。刘超等[18]根据点云到 LiDAR 距离自适应确定基于密度的带噪声空间聚类(Density-based spatial clustering of applications with noise，DBSCAN)算法的密度阈值，从行间果树点云中分割出不同距离的果树。MAO 等[19]先根据地面拟合得到的法向量校正果树点云，再采用 RANSAC 圆柱拟合提取树干点云。刘伟洪等[20]使用 R-Fans-16 型 LiDAR 采集梨园点云数据，针对果树枝条相连成片、无法识别单棵果树的情况挖空打断树行点云，然后采用欧氏聚类分割出果树。胡广锐等[21]使用 RS-LiDAR-M1 型固态 LiDAR 采集苹果园点云数据，使用高度阈值将非地面点云分割为垄行点云和冠层点云，将其投影到 xOy 平面后，先采用直线拟合提取垄行线和初始路径，再采用冠层内侧轮廓点云优化导航路径。

基于 3D LiDAR 的果树/树行检测方法主要采用地面移除和聚类 2 个步骤分割出果树/树行，难以推广到存在支撑杆、围栏、行人等非果树目标的复杂果园场景。对于具有明显主干的果树，常采用树干作为行间导航路标[22]。针对复杂果园场景下主干形果树的树干检测问题，本文使用多线 LiDAR 采集果园点云数据，首先通过地面移除和点云聚类分割出果园目标，提取目标特征后，再采用机器学习算法从标注数据集中学习高精度树干检测器，有效去除非果树目标，以实现快速、准确的树干检测。

1　材料与方法

基于多线 LiDAR 的果园树干层级检测分为点云采集、目标分割、树干检测 3 个步骤，如图 1 所示。首先，采用多线 LiDAR 采集车辆周围的果园点云数据；然后，移除地面点云以消除果园目标间的连通性，通过点云聚类将非地面点云分割为若干目标簇；最后，依次对目标簇进行特征提取，采用训练好的树干检测器将目标簇划分为树干和非树干 2 个类别，输出树干簇。树干检测步骤还包括离线特征选择与融合，基于树干和非树干训练样本，采用机器学习算法从初始特征集合中选择出鉴别力较强的特征子集，再融合这些特征生成高精度树干检测器。

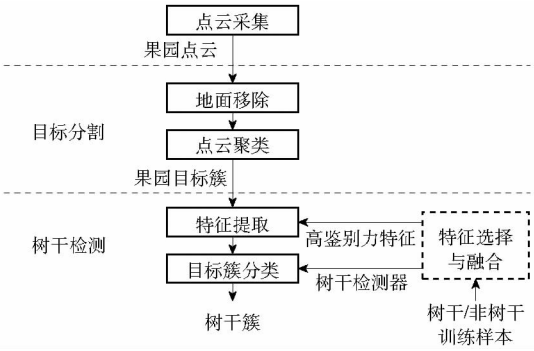


图 1 果园树干层级检测流程图

Fig. 1 Hierarchical detection process for orchard tree trunks

1.1 果园点云采集

1.1.1 点云采集系统

采用阿克曼小车(顶配版/独立悬挂/常规型,轮趣科技有限公司)搭载 16 线 VLP-16 型 LiDAR 采集点云数据,如图 2a 所示。VLP-16 型 LiDAR 安装在小车前端中央位置,距离地面高度 64 cm,x 轴指向小车前方,y 轴指向小车左侧,z 轴竖直向上。

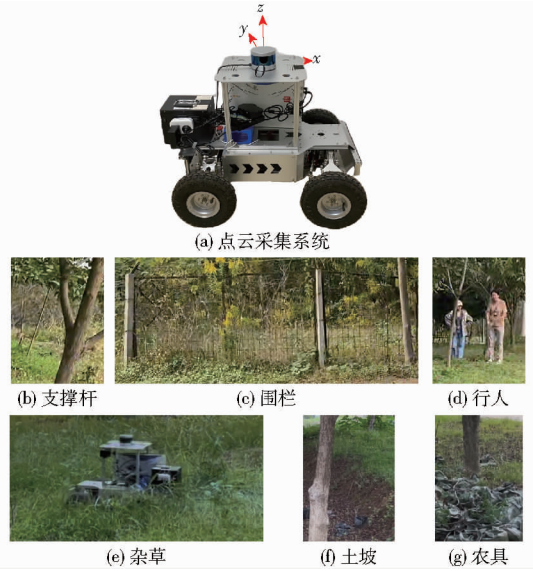


图 2 点云采集系统和果园目标

Fig. 2 Point cloud collection system and orchard objects

VLP-16 型 LiDAR 在果园行间导航中得到广泛应用[17-19],其最大测量距离为 100 m,测量精度 ±3 cm,通过电机带动 16 个激光器实现 360°×30°视场测量,垂直角度分辨率 $\Delta\gamma$ 为 2°,实验设置电机转速为 600 r/min,对应水平角度分辨率 $\Delta\alpha$ 为 0.2°,测量频率为 10 Hz,一帧数据包含约 28 800 个点。

1.1.2 果园点云数据

实验地点为江苏省句容市后白镇美桃果品专业合作社薄壳山核桃试验基地,基地内的核桃树具有明显主干,采用标准化种植,具体参数如表 1 所示,这些参数将用于指导树干层级检测算法的超参数设置。

表 1 果园参数

Tab. 1 Orchard parameters m

参数	数值
行距d_r	4
株距d_t	6
最小枝下高h_{min}	0.7
最大枝下高h_{max}	1.4
最小胸径d_{min}	0.08
最大胸径d_{max}	0.25
垄高h_r	0.1
杂草高h_g	0.1~0.4

选择 2 个地块进行数据采集。第 1 个地块杂草相对稀疏,有支撑杆、地头围栏、行人等目标,如图 2b~2d 所示,第 2 个地块布满杂草,有土坡、农具、行人等目标,如图 2e~2g 所示。控制小车行驶速度为 0.8 m/s,使用威力登机器人操作系统(Robot operating system,ROS)驱动共采集 1 317 帧果园点云数据,记录的点云数据包括测量点的三维空间坐标(x,y,z)、一次回波强度 I 和激光线号及采集时间。表 2 为杂草以外的非果树目标在点云帧中出现的信息。

表 2 非果树目标出现信息

Tab. 2 Information on appearance of non-tree objects

地块	类型	开始帧号	结束帧号	出现帧数	占比/%
1	支撑杆	907	985	79	7.9
	围栏	261	373	113	11.3
	行人 1	619	777	159	15.9
	行人 2	619	766	148	14.8
2	土坡	1	317	317	100
	农具	1	317	317	100
	行人 1~4	1	163	163	51.4

1.2 果园目标分割

1.2.1 地面移除

果园点云中,目标间通过地面相连,如图 3a 所示,需首先移除地面点云,消去目标间的连通性。设置距离[1 m,20 m]的环形 ROI,去除近距离车体点云以及远距离稀疏点云,同时保证有数量足够多、占据空间足够大的剩余点云拟合不平整果园地面。此外,移除高度大于最大枝下高h_{max}的点云,以去除大部分树冠点云。

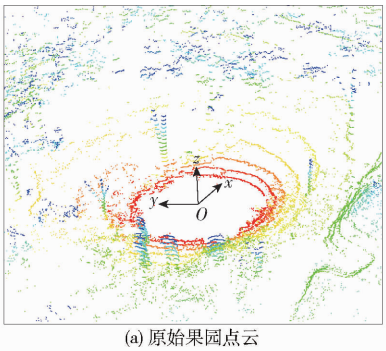
用平面拟合地面点云,定义平面方程为

$$\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{p}+d=0 \tag{1}$$

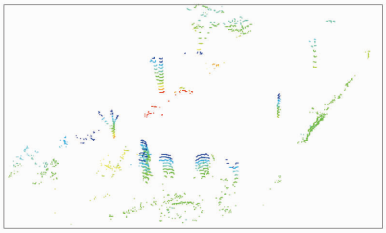
式中 $\boldsymbol{p}$——平面内的点

$\boldsymbol{n}$——平面单位法向量

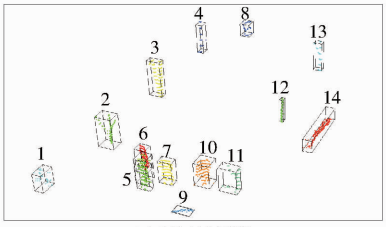
d——原点到平面距离



(a) 原始果园点云



(b) 非地面点云



(c) 果园目标簇

图 3　果园目标分割

Fig. 3　Orchard object segmentation

采用文献[23]提出的迭代优化算法拟合地面，求取平面参数 $\boldsymbol{n}$ 和 d。步骤如下：

(1)选取N_l个最低点，计算高度均值z_l。设置阈值d_l，选择高度小于$z_l + d_l$的点作为初始地面P_g。

(2)计算P_g的三维空间坐标协方差矩阵，用最小特征值对应的单位特征向量作为地面单位法向量$\boldsymbol{n}$，然后计算 d，计算式为

$$d = \boldsymbol{n}^{\mathrm{T}}\bar{z} \tag{2}$$

式中　$\bar{z}$——P_g高度均值

(3)计算每个点到地平面的距离，筛选出距离小于设定阈值d_g的点作为地面P_g。

(4)若到达最大迭代次数N_o，则退出迭代过程，输出地面P_g；否则，跳转到步骤(2)继续执行。

设置最低点数N_l为 20，最低点高度阈值d_l为 0.1 m，地面点距离阈值d_g为 0.3 m，最大迭代次数N_o为 3，检测出地面P_g后将其移除，垄和大部分杂草也随之去除。

1.2.2　点云聚类

根据株距d_t和行距d_r设置长 $2(d_t + \Delta d)$、宽$d_r + \Delta d$ 的矩形 ROI，使得剩余点云包含小车周围至少 6 棵树干的点云。设置裕量 Δd 为 2 m，x 轴范围设为 $[-(d_t + \Delta d), (d_t + \Delta d)]$，$y$ 轴范围设为 $\left[-\frac{1}{2}(d_r + \Delta d), \frac{1}{2}(d_r + \Delta d)\right]$。

移除地面点云后，果园目标表现为互不连通的簇，如图 3b 所示。果园中大多为直立目标，且已通过设置高度上限去除了绝大部分树冠点云，因此将点云投影到 xOy 平面后，果园目标之间依然不相连。因此，利用点云平面坐标(x, y)进行聚类，以提高聚类效率。

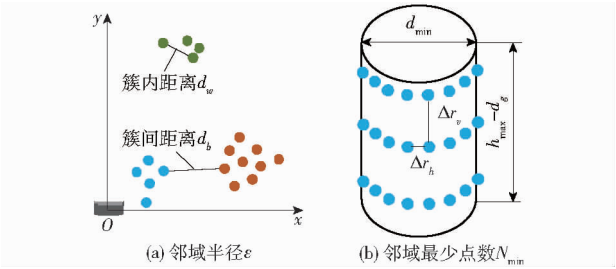
采用 DBSCAN 算法[24]分割出目标簇，其原理为如果一个点的 ε 邻域内点数大于等于邻域最少点数$N_{\min}$，则该点与它的邻域点标记为同一个簇，点数小于$N_{\min}$的簇被识别为噪声移除。聚类前，建立 k－d 树点云索引，以提升邻域点查询效率[18]。

根据 LiDAR 测量分辨率和果园目标参数设置 DBSCAN 算法的 2 个超参数：邻域半径 ε 和邻域最少点数$N_{\min}$。LiDAR 采集的点云近密远疏，考虑最远点水平分辨率Δr_h和垂直分辨率Δr_v，将其近似为以最远距离$r_{\max}$为半径、分别以水平角度分辨率 $\Delta\alpha$ 和垂直角度分辨率 $\Delta\gamma$ 为圆心角的弧长[25]，即

$$\begin{cases} \Delta r_h = r_{\max}\dfrac{\pi\Delta\alpha}{180} \\ \Delta r_v = r_{\max}\dfrac{\pi\Delta\gamma}{180} \end{cases} \tag{3}$$

矩形 ROI 内$r_{\max} = 8.544$ m，根据式(3)求得$\Delta r_h = 0.030$ m，$\Delta r_v = 0.298$ m。

邻域半径 ε 的选择十分关键，太小会导致同一目标分裂为不同簇，太大会导致不同目标聚集到同一个簇中。定义簇内距离(Within-cluster distance)d_w为同一目标簇点间的最大水平距离，簇间距离(Between-cluster distance)d_b为不同目标簇点间的最小水平距离，如图 4a 所示，$\varepsilon \in (d_w, d_b)$。实验果园中，$d_b \approx 0.4$ m，用最远点水平分辨率Δr_h估计d_w，即$d_w = \Delta r_h = 0.030$ m。因此，$\varepsilon \in (0.030\text{ m}, 0.4\text{ m})$。考虑到围栏目标内部有较大空隙，为使围栏点云能较完整地聚集到同一个簇中，ε 选取一个较大值，设置 $\varepsilon = 0.35$ m。



(a) 邻域半径ε　　(b) 邻域最少点数$N_{\min}$

图 4　DBSCAN 算法超参数

Fig. 4　DBSCAN algorithm hyperparameters

$N_{\min}$为同一目标簇 ε 邻域最少点数，考虑 LiDAR 对最远处最小目标的测量情况，用圆柱表示

最小目标,如图 4b 所示。为保证树干不被当成噪声去除,圆柱直径设为最小胸径$d_{\min}$。由于点云投影到xOy平面进行聚类,将圆柱高度设为点云高度上限,即最大枝下高$h_{\max}$,此时最小目标在 LiDAR 垂直视场内。实验中$\varepsilon > \frac{d_{\min}}{2}$,最小目标测量点的$\varepsilon$邻域必定包含整个最小目标,因此用最远处的最小目标点云数量作为$N_{\min}$。在最远处,LiDAR 以分辨率Δr_h和Δr_v采集最小目标的正面点云,$N_{\min}$等于最小目标簇的垂直点数与水平点数的乘积,即

$$N_{\min} = \left\lfloor \frac{\pi d_{\min}}{2\Delta r_h} \right\rfloor \left\lfloor \frac{h_{\max} - d_g}{\Delta r_v} \right\rfloor \tag{5}$$

式中,$\lfloor \cdot \rfloor$表示向下取整。根据式(5)求得$N_{\min} = 12$。

对图 3b 进行平面聚类后得到图 3c,共分割出 8 个目标簇,2、3、4、11、12、13 为树干,5、6、7、10 为行人,1、9 为杂草,8 为树冠,14 为土坡。

1.3 果园树干检测

1.3.1 特征提取

果园目标分割得到树干、树冠、杂草、支撑杆、围栏、行人等目标簇,需从中识别出树干簇。与其他果园目标相比,树干有其独特的几何性质与反射率,从目标簇点云的三维空间坐标(x,y,z)和强度I中提取特征来描述这些性质,刻画树干与其他果园目标的差异。

表 3 为所提取的 22 个特征,包括 20 个几何特征和 2 个强度特征。几何特征包括目标簇包围盒尺寸(l_x,l_y,l_z)、质心(m_x,m_y,m_z)、标准差$(\sigma_x,\sigma_y,\sigma_z)$、形状特征和密度$\rho$。尺寸、质心和标准差利用目标簇点云的单维空间坐标计算,密度ρ定义为目标簇点数N与包围盒体积$l_x l_y l_z$比值。形状特征根据目标簇点云的三维空间坐标协方差矩阵$\boldsymbol{C}$的特征值计算,将特征值从大到小排序,记为$\lambda_1 \geqslant \lambda_2 \geqslant \lambda_3 \geqslant 0$。如果将目标簇等效为椭球,则椭球轴长与特征值平方根成正比,因此,可以用$(\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3)$描述目标簇形状[26]。基于特征值之间的关系,再提取线度l_λ、面度p_λ、球度s_λ、总方差Σ_λ、特征熵e_λ、各向异性a_λ和曲率变化率c_λ 7 个形状特征[26-27],计算式为

表 3 目标簇特征

Tab. 3 Object cluster features

类型	名称
几何	尺寸(l_x,l_y,l_z)、质心(m_x,m_y,m_z)、标准差$(\sigma_x,\sigma_y,\sigma_z)$
	特征值$(\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3)$、线度$l_\lambda$、面度$p_\lambda$、球度$s_\lambda$、总方差$\Sigma_\lambda$、特征熵$e_\lambda$、各向异性$a_\lambda$、曲率变化率$c_\lambda$
	密度ρ
强度	均值m_I、标准差σ_I

$$\begin{cases} l_\lambda = \dfrac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1} \\ p_\lambda = \dfrac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1} \\ s_\lambda = \dfrac{\lambda_3}{\lambda_1} \\ \Sigma_\lambda = \displaystyle\sum_{i=1}^{3} \lambda_i \\ e_\lambda = -\displaystyle\sum_{i=1}^{3} p_i \ln p_i \quad \left(p_i = \dfrac{\lambda_i}{\Sigma_\lambda}\right) \\ a_\lambda = \dfrac{\lambda_1 - \lambda_3}{\lambda_1} \\ c_\lambda = \dfrac{\lambda_3}{\Sigma_\lambda} \end{cases} \tag{6}$$

激光回波强度I与目标反射特性有关[28],提取目标簇点云的强度均值m_I和标准差σ_I刻画树干与其他目标的反射率差异。

1.2.1 节中设置点云高度上限为最大枝下高$h_{\max}$,因此部分树干簇包含少量树冠点云,影响树干簇特征的一致性,如图 3c 中 8 号簇所示。因此,根据最小枝下高$h_{\min}$设置高度上限,提取低层局部特征作为补充,如图 5 所示。如果局部区域点数不足,特征值设置为 0。至此,每个目标簇共提取 44 个特征,按尺度分为 22 个全局特征和 22 个局部特征,按属性分为 40 个几何特征和 4 个强度特征。

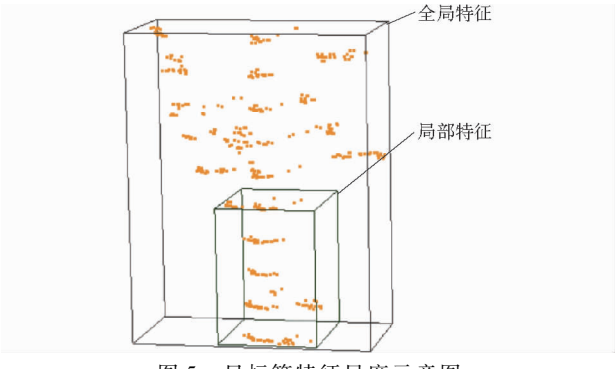


图 5 目标簇特征尺度示意图

Fig. 5 Scales of object cluster features

1.3.2 特征选择与融合

树干和支撑杆、行人等果园目标的几何相似度较高,同时,树干之间具有形态、粗细差异,受 VLP-16 型 LiDAR 垂直视场(30°)和角度分辨率限制,不同距离的树干簇具有不同高度范围及点云密度,如图 3c 中的 4 根树干。虽然 VLP-16 型 LiDAR 对激光回波强度进行了距离校正,但强度依然受入射角、温度等因素影响,不能完全表征目标反射率[29]。因此,单一目标簇特征的鉴别力较低,不能有效区分树干和非树干,需通过特征融合生成高精度的树干检

测器。

采用随机森林(Random forest,RF)[30]机器学习算法,从标注树干/非树干训练集中自动融合多个目标簇特征、生成树干检测器。RF 是一种集成学习算法,其核心思想是在训练集的多个有放回随机采样子集上分别训练决策树,预测时对多个决策树的输出进行投票,得出最终结果,如图 6 所示。决策树[31]是一种树结构分类器,非叶子节点对应一个特征,叶子节点对应一个类别。决策树训练时,通过选择最佳划分特征将训练样本自上而下地分配到叶子节点中,使得具有相似特征的训练样本聚集在同一叶子节点上。为提高准确率,决策树倾向于生成复杂模型,因此易过拟合训练样本。RF 通过集成技术提高决策树泛化能力,是最好的监督学习算法之一,已成功应用于城市街道环境的行道树点云检测[32-34]。

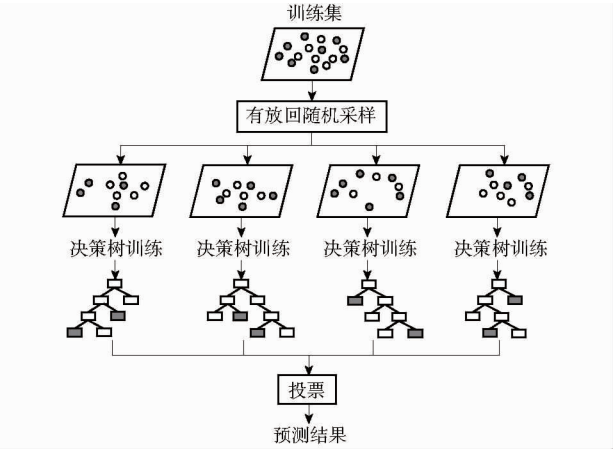


图 6　随机森林算法示意图

Fig. 6　Random forest algorithm

目标簇的 44 个特征具有冗余性,鉴别力也有强有弱,从中筛选出鉴别力较强的特征构建树干检测器,以提高树干检测的精度和效率。

基于 RF 的特征选择与融合步骤如下:

(1)使用全部 44 个特征,采用 RF 从训练集中学习出N_t个决策树。

(2)评价每个特征在N_t个决策树上的重要性,选择出若干最优特征。

(3)使用最优特征,采用 RF 从训练集中再次学习出N_t个决策树,作为最终的树干检测器输出。

树干检测时,先提取目标簇最优特征,再使用由N_t个决策树组成的树干检测器将其分类为树干或非树干。实验中,设置$N_t=60$。图 7 为图 3c 的检测结果,所有目标簇均被正确分类。

特征选择与融合的步骤(2)采用决策树节点分裂前后的基尼指数(Gini index,GI)改变量评价特征在决策树上的重要性[30]。定义 GI 为

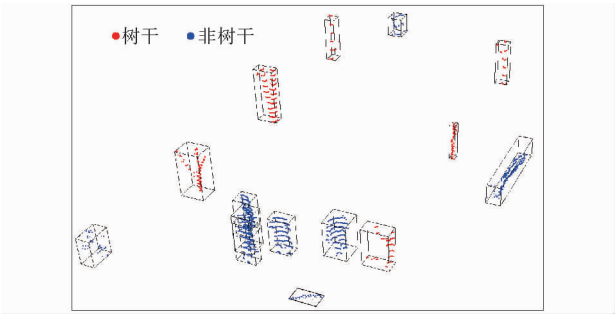


图 7　果园树干检测结果

Fig. 7　Result of orchard trunk detection

$$g=2p_tp_{nt} \tag{7}$$

式中　p_t、p_{nt}——树干训练样本和非树干训练样本在该节点占比

g 越小,节点不纯度越低。使用特征 f 进行节点分裂,以降低节点不纯度,定义 GI 改变量为

$$\Delta g(f)=g-(g_l+g_r) \tag{8}$$

式中　g_l、g_r——左、右子节点 GI

$\Delta g(f)$越大,表示节点分裂后不纯度下降越多,特征 f 对分类的贡献越高。统计决策树中所有使用特征 f 进行分裂的节点,计算出其总 GI 改变量,作为特征 f 对决策树的分类贡献。最后,求出特征 f 在所有决策树上的平均分类贡献以评价其重要性。

2　结果与分析

2.1　实验设置

2.1.1　开发环境

实验使用的计算机 CPU 型号为 Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ,主频 2.8 GHz,内存 16 GB,操作系统为 Ubuntu 18.04 LTS,采用 Visual Studio Code 进行树干层级检测程序开发。

2.1.2　评价指标

将树干视为正例(Positive),其他果园目标视为反例(Negative),定义混淆矩阵表示树干检测的 4 种情况(表 4),其中,FP 和 FN 对应 2 种分类错误,又称为虚警和漏检。

表 4　混淆矩阵

Tab. 4　Confusion matrix

真实类别	预测类别	
	树干	非树干
树干	真正例(True positive,TP)	假反例(False negative,FN)
非树干	假正例(False positive,FP)	真反例(True negative,TN)

使用精确率(P)、召回率(R)和 F1 分数评价树干检测精度。精确率(P)为检测出的树干中真实树干占比;召回率(R)为全部真实树干中被正确检出的树干占比;F1 分数为 P 和 R 的调和平均,能综合

反映树干检测精度。

在果园行间导航中,需从 LiDAR 点云数据帧中实时检测出树干。因此,采用平均帧耗时t_f评价树干层级检测算法速度,以考察算法能否满足果园行间导航的实时性要求。

2.2 树干检测数据集

采用 1.2 节的目标分割方法从果园点云数据中提取出 12 213 个目标簇,包含树干、树冠、杂草、土坡、农具、支撑杆、围栏和行人 8 类目标。将目标簇标记为树干和非树干 2 个类别,非树干占比 58.04%。按照帧比例 1∶4将目标簇随机划分为训练集和测试集,如表 5 所示。训练集用于 RF 特征选择与融合,从 44 个初始特征中选择出鉴别力强的特征,再融合这些特征生成树干检测器。测试集用于评价 RF 树干检测器精度。

表 5 树干检测数据集

Tab. 5 Trunk detection dataset

类型	树干	非树干	总数
训练集	1 465	1 864	3 329
测试集	3 659	5 225	8 884
合计	5 124	7 089	12 213

2.3 特征重要性评价

采用 RF 算法从训练集中学习树干检测器并进行特征重要性评价,结果如表 6 所示。排名最高的 3 个特征为局部强度均值m_I、局部强度标准差σ_I和局部高度标准差σ_z,排名倒数的 3 个特征为局部特征熵e_λ、全局总方差Σ_λ和全局特征值λ_3。

表 6 特征重要性排名

Tab. 6 Feature importance ranking

排名	特征	重要性值	排名	特征	重要性值
1	局部m_I	0.154 7	23	全局m_x	0.011 3
2	局部σ_I	0.107 2	24	全局l_z	0.011 1
3	局部σ_z	0.079 1	25	局部λ_2	0.009 9
4	全局σ_I	0.054 6	26	全局l_λ	0.009 3
5	局部s_λ	0.047 7	27	全局a_λ	0.008 7
6	局部ρ	0.043 1	28	全局λ_1	0.008 0
7	局部p_λ	0.040 3	29	全局p_λ	0.007 9
8	全局m_I	0.039 2	30	全局c_λ	0.006 6
9	局部l_z	0.037 6	31	全局σ_y	0.006 5
10	局部λ_3	0.031 7	32	全局s_λ	0.006 5
11	局部σ_y	0.027 6	33	局部λ_1	0.006 4
12	局部σ_x	0.023 8	34	局部m_z	0.006 1
13	局部c_λ	0.023 5	35	全局σ_x	0.005 8
14	局部l_y	0.022 9	36	全局l_y	0.005 4
15	局部Σ_λ	0.021 8	37	全局ρ	0.005 0
16	局部l_λ	0.018 6	38	全局l_x	0.004 9
17	局部l_x	0.018 1	39	局部a_λ	0.004 2
18	局部m_x	0.015 8	40	全局λ_2	0.003 9
19	全局σ_z	0.014 9	41	全局e_λ	0.003 7
20	局部m_y	0.012 9	42	局部e_λ	0.003 5
21	全局m_y	0.012 5	43	全局Σ_λ	0.003 1
22	全局m_z	0.012 3	44	全局λ_3	0.002 3

平均特征重要性分类统计如表 7 所示。局部特征提取区域不包含树冠点云,因此在树干类别上具有较好的一致性,平均重要性高于全局特征。不同距离的树干簇具有不同高度范围及点云密度,其几何特征差异较大。VLP-16 型 LiDAR 对激光回波强度进行了距离校正,因此不同距离的树干簇强度差异不大,强度特征平均重要性远高于几何特征。

表 7 特征重要性分类统计

Tab. 7 Feature importance classification statistics

类型		平均重要性值
尺度	全局特征	0.011 1
	局部特征	0.034 4
属性	几何特征	0.016 1
	强度特征	0.088 9

2.4 树干检测器精度

按照特征重要性排名,从高到低依次添加特征训练 RF 树干检测器,记录训练和测试精度,如图 8 所示。从图 8 可看出,使用较少的特征便能获得较高的训练精度,仅使用 1 个特征时,训练集 F1 分数高达 98.58%,特征数量大于等于 4 时,全部训练样本被正确分类,训练集 F1 分数保持为 100%。然而,使用少量特征的树干检测器泛化能力较差,在测试集上表现不够理想,仅使用 1 个特征时,测试集 F1 分数为 86.49%,特征数量大于等于 13 时,树干检测器泛化性能较好,测试集 F1 分数大于等于 98.18%。

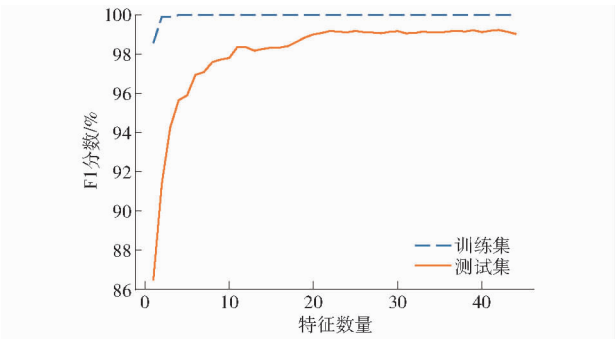


图 8 不同特征数量下树干检测精度变化曲线

Fig. 8 Trunk detection accuracy under different numbers of features

特征数量为 22 时,测试集 F1 分数达到 99.19%且趋于稳定,因此,使用前 22 个最优特征构建树干检测器,包括 5 个全局特征和 17 个局部特征,4 个强度特征全部入选。表 8 为树干检测精度,使用 22 个特征时,测试集 F1 分数比使用 44 个特征

提高 0.15 个百分点。

表 8　测试集树干检测精度

Tab.8　Trunk detection accuracy on test set　%

特征数量	精确率	召回率	F1 分数
44	99.03	99.05	99.04
22	99.16	99.21	99.19

图 9 为部分测试集检测结果，其中，图 9a、9b 中所有目标簇被正确分类，图 9c、9d 中存在虚警或漏检。图 9a 中 5 个行人簇、1 个树冠簇、2 个杂草簇和 1 个土坡簇以及图 9b 中 2 个农具簇、7 个树冠簇、1 个杂草簇和 2 个土坡簇均被正确分类为非树干。图 9c 中 1 个行人簇被错误分类为树干，产生 1 个虚警。图 9d 中，有 1 个漏检树干簇，其底部存在未滤除干净地面点，且由于测量距离较远点云比较稀疏，增大了检测难度。虚警和漏检通常不会在点云帧中连续出现，如图 9d 的漏检树干簇在图 9a 中被正确检出，因此，后续可通过目标跟踪来校正[35]。

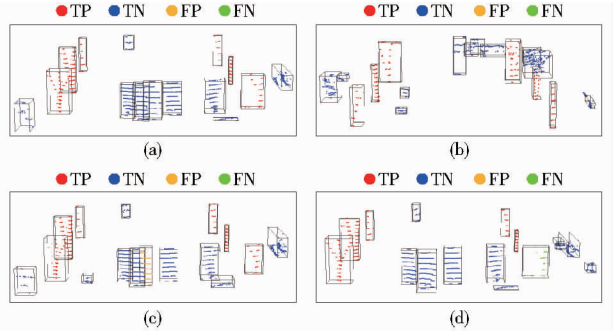


图 9　测试集树干检测结果

Fig.9　Trunk detection results on test set

检测出树干簇后，可使用树干局部平面质心 (m_x, m_y) 拟合树行直线，再求取出行中线作为导航路径，用于果园行间导航[14]。

2.5　树干层级检测速度

在整个果园点云数据上运行树干层级检测算法，记录各个步骤的平均帧耗时 t_f，如表 9 所示。算法平均帧耗时 85.25 ms，小于 VLP－16 型 LiDAR 帧周期 100 ms，能实现树干实时检测。树干检测占总耗时的 1.59%，说明本文采用的 RF 树干检测器不仅显著提高了树干检测精度，速度也很快。

表 9　树干层级检测时间

Tab.9　Trunk hierarchical detection time

步骤		平均帧耗时 t_f/ms	占比/%
目标分割	地面移除	41.77	49.00
	点云聚类	42.12	49.41
	合计	83.89	98.41
树干检测	特征提取	1.35	1.58
	目标簇分类	0.01	0.01
	合计	1.36	1.59
合计		85.25	100

3　结论

(1)基于 3D LiDAR 的果树/树行检测方法难以推广到存在支撑杆、围栏、行人等目标的复杂果园场景，本文使用 16 线 VLP－16 型 LiDAR 采集果园点云数据，通过目标分割和树干检测 2 个步骤层次化检测树干，去除非树干目标，提高树干检测精度。

(2)设置环形 ROI，采用地面拟合算法移除地面点云，消除果园目标点云间的连通性。设置矩形 ROI，在 xOy 平面采用 DBSCAN 算法对非地面点云进行聚类，根据 LiDAR 测量分辨率和果园目标参数设置 DBSCAN 算法超参数，实现不同距离的目标分割，提取的目标簇用于后续树干检测。

(3)从全局和局部 2 个尺度提取目标簇的几何和强度特征，构建树干/非树干训练集，采用 RF 算法进行特征选择与融合。使用 GI 改变量评价特征重要性，从 44 个初始特征中选择出鉴别力较强的 22 个特征构建树干检测器，检测时，对目标簇提取 22 个最优特征，使用树干检测器将其分类为树干或非树干。

(4)实验场景为标准化种植核桃园，共采集 1 317 帧点云数据，从中分割出 12 213 个目标簇，其中，树冠、杂草、土坡、农具、支撑杆、地头围栏、行人等非树干占比 58.04%。测试集树干检测精确率为 99.16%、召回率为 99.21%、F1 分数为 99.19%，树干层级检测平均帧耗时 85.25 ms。本文提出的果园树干层级检测方法满足果园行间导航对树干检测的准确性和实时性要求。

参　考　文　献

[1]　窦汉杰，陈震宇，翟长远，等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. 农业机械学报，2024，55(4)：1－22.
DOU Hanjie, CHEN Zhenyu, ZHAI Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology for orchard intelligent equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1－22. (in Chinese)

[2]　郭成洋，范雨杭，张硕，等. 果园车辆自动导航技术研究进展[J]. 东北农业大学学报，2019，50(8)：87－96.
GUO Chengyang, FAN Yuhang, ZHANG Shuo, et al. Progress on vehicle automatic navigation in orchard[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2019, 50(8): 87－96. (in Chinese)

[3]　张漫，季宇寒，李世超，等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报，2020，51(4)：1－18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions

of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1 - 18. (in Chinese)
[4] 彭书博, 陈兵旗, 李景彬, 等. 基于改进 YOLO v7 的果园行间导航线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(16): 131 - 138.
PENG Shubo, CHEN Bingqi, LI Jingbin, et al. Detection of the navigation line between lines in orchard using improved YOLO v7[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(16): 131 - 138. (in Chinese)
[5] 周学成,肖明玮,梁英凯,等.基于改进 DeepLabv3 + 的火龙果园视觉导航路径识别方法[J].农业机械学报,2023,54(9): 35 - 43.
ZHOU Xuecheng, XIAO Mingwei, LIANG Yingkai, et al. Navigation path recognition between dragon orchard using improved DeepLabv3 + network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 35 - 43. (in Chinese)
[6] XU S, RAI R. Vision-based autonomous navigation stack for tractors operating in peach orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108558.
[7] JIANG A, AHAMED T. Navigation of an autonomous spraying robot for orchard operations using LiDAR for tree trunk detection [J]. Sensors, 2023, 23(10): 4808.
[8] LIU W, LI W, FENG H, et al. Overall integrated navigation based on satellite and LiDAR in the standardized tall spindle apple orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108489.
[9] WANG Y, GENG C, ZHU G, et al. Information perception method for fruit trees based on 2D LiDAR sensor[J]. Agriculture, 2022, 12(7): 914.
[10] 毕松, 王宇豪. 果园机器人视觉导航行间位姿估计与果树目标定位方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 16 - 26, 39.
BI Song, WANG Yuhao. Inter-line pose estimation and fruit tree location method for orchard robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 16 - 26, 39. (in Chinese)
[11] CARAS T, LATI R N, HOLLAND D, et al. Monitoring the effects of weed management strategies on tree canopy structure and growth using UAV - LiDAR in a young almond orchard[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108467.
[12] 陈日强,李长春,杨贵军,等.无人机机载激光雷达提取果树单木树冠信息[J].农业工程学报,2020,36(22):50 - 59.
CHEN Riqiang, LI Changchun, YANG Guijun, et al. Extraction of crown information from individual fruit tree by UAV LiDAR [J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(22): 50 - 59. (in Chinese)
[13] 台少瑜, 李云伍, 赵颖, 等. 基于激光雷达自适应聚类半径的树冠检测研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(2): 221 - 226.
TAI Shaoyu, LI Yunwu, ZHAO Ying, et al. Research on crown detection based on adaptive clustering radius of LiDAR[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(2): 221 - 226. (in Chinese)
[14] 吴城, 李晓娟. 基于单线激光的果园机器人自主导航方法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2023, 44(5): 530 - 539.
WU Cheng, LI Xiaojuan. Autonomous navigation method of orchard robot based on single laser[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2023, 44(5): 530 - 539. (in Chinese)
[15] 李秋洁, 丁旭东, 邓贤. 基于激光雷达的果园行间路径提取与导航[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 2): 344 - 350.
LI Qiujie, DING Xudong, DENG Xian. Path extraction and navigation between orchards based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 2): 344 - 350. (in Chinese)
[16] 牛润新, 张向阳, 王杰, 等. 基于激光雷达的农业机器人果园树干检测算法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 21 - 27.
NIU Runxin, ZHANG Xiangyang, WANG Jie, et al. Orchard trunk detection algorithm for agricultural robot based on laser radar[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 21 - 27. (in Chinese)
[17] 褚福春, 宫金良, 张彦斐. 基于密度自适应的 RANSAC 非结构化环境下果园机器人导航[J]. 华南农业大学学报, 2022, 43(5): 99 - 107.
CHU Fuchun, GONG Jinliang, ZHANG Yanfei. Orchard robot navigation in unstructured environment based on density adaptive RANSAC[J]. Journal of South China Agricultural University, 2022, 43(5): 99 - 107. (in Chinese)
[18] 刘超, 陈锦明, 刘慧, 等. 基于三维激光雷达与优化 DBSCAN 算法的果树定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 214 - 221, 240.
LIU Chao, CHEN Jinming, LIU Hui, et al. Fruit tree location method based on 3D LiDAR and optimized DBSCAN algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 214 - 221,240. (in Chinese)
[19] MAO W, LIU H, HAO W, et al. Development of a combined orchard harvesting robot navigation system[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 675.
[20] 刘伟洪, 何雄奎, 刘亚佳, 等. 果园行间 3D LiDAR 导航方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 165 - 174.
LIU Weihong, HE Xiongkui, LIU Yajia, et al. Navigation method between rows for orchard based on 3D LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 165 - 174. (in Chinese)
[21] 胡广锐,孔微雨,齐闯,等.果园环境下移动采摘机器人导航路径优化[J].农业工程学报,2021,37(9):175 - 184.
HU Guangrui, KONG Weiyu, QI Chuang, et al. Optimization of the navigation path for a mobile harvesting robot in orchard environment[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 175 - 184. (in Chinese)
[22] GU B, LIU Q, GAO Y, et al. Research on the relative position detection method between orchard robots and fruit tree rows [J]. Sensors, 2023, 23(21): 8807.
[23] ZERMAS D, IZZAT I, PAPANIKOLOPOULOS N. Fast segmentation of 3D point clouds: a paradigm on LiDAR data for autonomous vehicle applications[C]// 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2017: 5067 - 5073.

(下转第 264 页)

[12] HU T, YAN R, JJANG C, et al. Grazing sheep behaviour recognition based on improved YOLOV5[J]. Sensors, 2023, 23(10): 4752.
[13] KLEANTHOUS N, HUSSAIN A, KHAN W, et al. Deep transfer learning in sheep activity recognition using accelerometer data[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 207: 117925.
[14] GIOVANETTI V, DECANDIA M, MOLLE G, et al. Automatic classification system for grazing, ruminating and resting behaviour of dairy sheep using a tri-axial accelerometer[J]. Livestock Science, 2017, 196: 42 - 48.
[15] MAGNO N A, SILVIA H N, DANIEL D S C, et al. Discrimination of ingestive behavior in sheep using an electronic device based on a triaxial accelerometer and machine learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108657.
[16] BARWICK J, LAMB D W, DOBOS R, et al. Categorising sheep activity using a tri-axial accelerometer[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 145: 289 - 297.
[17] 翟亚红,王杰,徐龙艳,等.基于改进 YOLO v5n 的舍养绵羊行为识别方法[J].农业机械学报,2024,55(4):231 - 240.
ZHAI Yahong, WANG Jie, XU Longyan, et al. Behavior recognition of domesticated sheep based on improved YOLO v5n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 231 - 240. (in Chinese)
[18] HUANG X, HUANG F, HU J, et al. Automatic face detection of farm images based on an enhanced lightweight deep learning model[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2024, 38(12): 2456009.
[19] 宋怀波,牛满堂,姬存慧,等.基于视频分析的多目标奶牛反刍行为监测[J].农业工程学报,2018,34(18):211 - 218.
SONG Huaibo, NIU Mantang, JI Cunhui, et al. Monitoring of multi-target cow ruminant behavior based on video analysis technology[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 211 - 218. (in Chinese)
[20] 宋怀波,姜波,吴倩,等. 基于头颈部轮廓拟合直线斜率特征的奶牛跛行检测方法[J].农业工程学报, 2018, 34(15): 190 - 199.
SONG Huaibo, JIANG Bo, WU Qian, et al. Detection of dairy cow lameness based on fitting line slope feature of head and neck outline[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15): 190 - 199. (in Chinese)
[21] 宋怀波,吴禧华,阴旭强,等. 基于 Lucas - Kanade 稀疏光流算法的奶牛呼吸行为检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(17): 215 - 224.
SONG Huaibo, WU Dihua, YIN Xuqiang, et al. Respiratory behavior detection of cow based on Lucas - Kanade sparse optical flow algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(17): 215 - 224. (in Chinese)

(上接第 160 页)

[24] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD - 96), 1996: 226 - 231.
[25] LI Q, XUE Y. Total leaf area estimation based on the total grid area measured using mobile laser scanning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107503.
[26] DEMANTKÉ J, MALLET C, DAVID N, et al. Dimensionality-based scale selection in 3D LiDAR point clouds[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, 38: 97 - 102.
[27] WEINMANN M, JUTZI B, MALLET C. Semantic 3D scene interpretation: a framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, 2: 181 - 188.
[28] KASHANI A G, OLSEN M J, PARRISH C E, et al. A review of LiDAR radiometric processing: from ad hoc intensity correction to rigorous radiometric calibration[J]. Sensors, 2015, 15(11): 28099 - 28128.
[29] 刘旭,李秋洁,徐幼林. LiDAR 强度校正方法研究综述[J].遥感技术与应用,2023,38(1):15 - 25.
LIU Xu, LI Qiujie, XU Youlin. Review on intensity correction method for LiDAR[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(1): 15 - 25. (in Chinese)
[30] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45: 5 - 32.
[31] LOH W Y. Classification and regression trees[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 2011, 1(1): 14 - 23.
[32] LI Qiujie, YAN Yu, LI Weizheng. Coarse-to-fine segmentation of individual street trees from side-view point clouds[J]. Urban Forestry & Urban Greening, 2023, 89: 1 - 12.
[33] WEINMANN M, MALLET C, BR EDIF M. A classification-segmentation framework for the detection of individual trees in dense MMS point cloud data acquired in urban areas[J/OL]. Remote Sens., 2017. https://doi.org/10.3390/rs903277.
[34] LI Qiujie, XUE Yuxi. Real-time detection of street tree crowns using mobile laser scanning based on pointwise classification [J]. Biosystems Engineering, 2023, 231: 20 - 35.
[35] ZHANG Y, SUN P, JIANG Y, et al. Bytetrack: multi-object tracking by associating every detection box[C]// European Conference on Computer Vision, 2022: 1 - 21.