

基于极限学习机的单木枝叶点云分类

章又文, 邢艳秋* (东北林业大学森林作业与环境研究中心, 黑龙江哈尔滨 150040)

摘要 [目的]在林业测量中,利用树木的三维激光点云数据提取其结构信息以及模型拟合三维重建较为普遍,而林木枝叶三维点云分割则是林木参数提取以及三维重建的前提。[方法]利用扫描的单木三维点云数据,提取了单木点云的空间特征、反射强度、RGB 色彩特征等多维特征,为提高分类的效率,通过随机森林算法按照其特征重要程度排序,除去冗余的特征,保留 RGB 色彩、反射强度、法向分布特征作为分割依据。采用极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)对训练样本进行学习,并对原始数据进行枝叶点云的分类识别试验,分类正确率达到 98.99%。[结果]在同等试验条件下,分别采用 BP(Back Propagation)神经网络、LVQ(Learning Vector Quantization)神经网络、决策树(Decision Tree)、朴素贝叶斯(Naïve Bayes Classifier, NBC)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行分类,分类,其正确率分别为 94.30%、91.26%、96.95%、85.67%、98.16%。[结论]试验结果表明极限学习机的分类效果较好。

关键词 激光点云;枝叶点云分类;空间特征;色彩特征;随机森林;极限学习机

中图分类号 S126 文献标识码 A

文章编号 0517-6611(2019)05-0237-04

doi:10.3969/j.issn.0517-6611.2019.05.067



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

Cloud Classification of Individual Trees Using Extreme Learning Machine

ZHANG You-wen, XING Yan-qiu (Center for Forest Operations and Environment, Northeast Forest University, Harbin, Heilongjiang 150040)

Abstract [Objective] In forestry surveying, it was common to extract structural information from 3D laser point cloud data of trees and model fitting for 3D reconstruction. The segmentation of tree branch and leaf 3D point cloud was the premise of tree parameter extraction and 3D reconstruction. [Method] In order to improve the efficiency of classification, random forest algorithm was used to sort the points according to their importance degree, removing the complicated features, preserving the RGB color, reflective intensity and normal distribution characteristics as a basis for segmentation. Extreme Learning Machine (ELM) was used to learn the training samples, and the classification and recognition experiments on the original data were carried out. The classification accuracy rate reached 98.99%. [Result] Under the same experimental conditions, BP (Back Propagation) neural network, LVQ (Learning Vector Quantization) neural network, Decision Tree, Nave Bayes Classifier (NBC) and Support Vector Machine (SVM) were used to classify, and the classification accuracies of which respectively were 94.30%, 91.26%, 96.95%, 85.67%, 98.16%. [Conclusion] The experimental results show that the classification effect of extreme learning machine is better.

Key words Laser point clouds; Branch and leaf cloud classification; Space feature; Color feature; Random forest; Extreme learning machine

在林业测量中,三维激光雷达能够准确、快速地提取树木表面三维信息,因此被广泛运用在林木的垂直结构^[1-2]、叶面积指数提取^[3-4]以及单木三维建模可视化^[5-6]中。林木枝叶分类识别的研究是林木参数提取及三维重建的重要内容。Li 等^[7]利用单木树叶与枝干点云的法向分布特征的不同,采用法线差分算子进行单木枝叶点云的分类识别,以达到分割树叶点云的目的,从而减小了枝干点云对叶面积密度提取精度的影响。LU 等^[8]直接利用林木样方点云数据,作径向半球点云切片计算有效叶面积指数。王洪蜀等^[9]将激光雷达设备与 CCD 相机同步采集林木样方数据,利用监督学习将 CCD 相机拍摄的彩色影像中的枝叶分类,再将枝叶中的像素信息赋给点云数据,从而达到枝叶点云分类识别的效果。上述文献中,在冠层部分的叶面积信息提取上,没有综合利用局部枝叶点云的形状、法向分布、反射强度等特征研究枝叶点云的分类识别。喻焱慎等^[10]利用点云的局部切平面分布特征,融合多种空间结构特征分离枝干与树叶点云,然而细小的枝干与树叶点云数据冗余在一起,空间特征不突出。颜色是区分枝干与树叶的重要自然属性,在枝干与树叶的空间结构特征的基础上,增加色彩特征进行研究,能够使分类更为准确。

三维点云数据信息量大,因此在分类算法的选择上,笔

者采用极限学习机(extreme learning machine, ELM)来进行枝叶点云的分类识别。2004 年有研究人员提出,ELM 算法主要应用于回归以及分类问题当中。程东生等^[11]将 ELM 算法应用在中文文本分类中,证明 ELM 能够有效的平衡学习效率以及分类精度。王明常等^[12]运用 ELM 进行 GF-2 高光谱遥感影像的分类,并将其与 SVM、最大似然法的分类结果进行比较,法线 ELM 比其他 2 种算法分类准确度高、算法运行时间快,因此具有一定的推广价值。ELM 具有良好的泛化性能,能够搜索全局最优解,不需要重复的迭代运算,因此缩短了分类时间,提高了分类效率。单木枝叶点云分类是冠层叶面积参数提取前提,能否准确地进行枝叶点云分类、提取树叶点云数据是亟待解决的关键问题,笔者采用机器学习算法进行枝叶点云分类研究,为准确高效提取叶面积指数提供了参考依据。

1 数据采集及预处理

1.1 数据采集 试验在东北林业大学城市林业示范基地进行。利用法如 X330 激光扫描设备,获取 1 株高 6.14 m 的生长期胡桃楸的三维点云数据。扫描时,以胡桃楸为中心,每隔 120°设置 1 个站点,扫描水平视场 120°,垂直视场 0~90°,共扫描得到 3 站数据,数据采集现场示意图如图 1 所示。

1.2 数据预处理 将扫描得到的 3 站数据,利用法如配套的软件 SCENE 将数据格式转换为通用 PCD 格式后,利用 CloudCompare 软件进行 3 站数据的配准融合,再进行点云抽稀、去噪。得到完整的待分类单木点云数据如图 2 所示。

作者简介 章又文(1993—),女,湖北襄阳人,硕士研究生,研究方向:地基激光雷达。* 通信作者,教授,博士,从事森工管理与林业信息工程研究。

收稿日期 2018-11-12

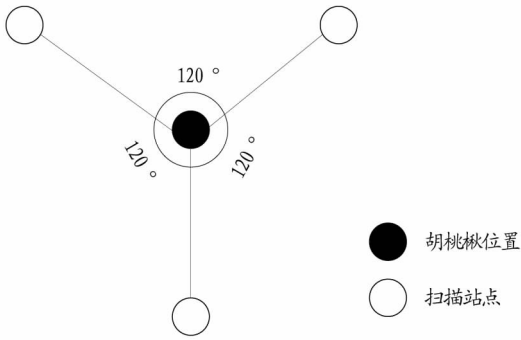


图1 数据采集现场示意图

Fig.1 The diagrammatic sketch of data acquisition scene

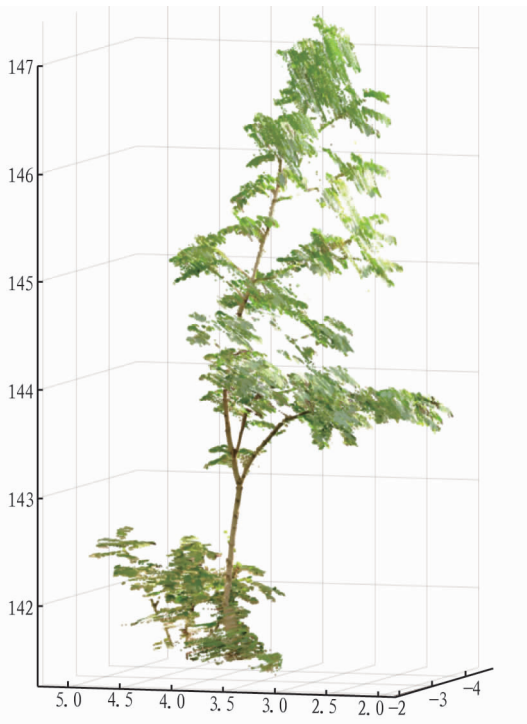


图2 单木点云数据

Fig.2 Point cloud data of single tree

采用的点云分类算法为监督学习,因此需要提前选取一定数量的树叶和枝干点云作为训练样本数据,并加上标签作为标记,树叶点云标记为“2”,枝干点云标记为“1”。选取的训练样本数据如图3所示。

2 点云特征提取

局部区域的枝干与树叶点云在空间结构上存在差异,树木的枝干点云聚集呈现近似圆柱状,法线方向向四周分散,而树叶点云在邻域范围内呈现近似平面或曲率较小曲面的分布,法线方向较集中、差别不大,因此笔者通过K均值聚类法,设置固定的k值50,寻找离当前点 $x_i = (x, y, z)^T \in R^3 (i = 1, 2, 3 \dots)$ 距离最近的50个点作为一个邻域 $N_k(x_i)$ 。

2.1 三维形状特征 为进一步求得点云的三维形状特征,先求取各个邻域内的点集的协方差矩阵,当前点 x_i 的协方差矩阵为

$$V = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{50} (x_{ij} - \bar{x}_i)(x_{ij} - \bar{x}_i)^T \quad (1)$$

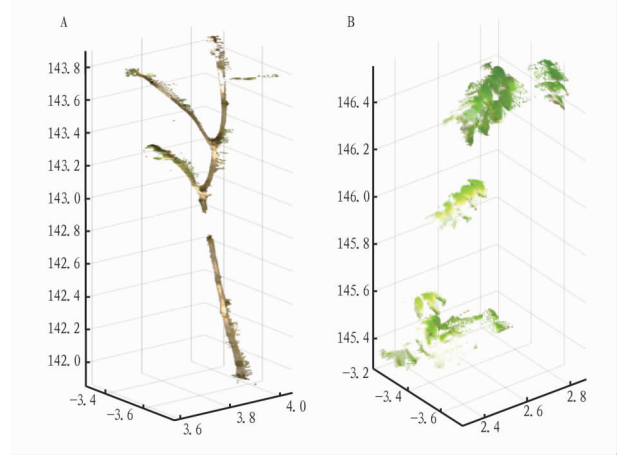


图3 训练样本数据

Fig.3 Training sample of single tree

其中, $\bar{x}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{50} x_{ij}$ 是当前邻域点集的几何中心点,与当前点 x_i 可能有些许的不同。协方差矩阵的3个特征值为 $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3]$,对应的特征向量为 $e = [e_1, e_2, e_3]$,则点状、线状、面状散点邻域特征可分别表示为

$$\begin{cases} N_s = \begin{bmatrix} \lambda_3 & e_3 \\ \lambda_1 & e_1 \end{bmatrix} \\ N_L = \begin{bmatrix} \lambda_1 - \lambda_2 & e_1 - e_2 \\ \lambda_1 & e_1 \end{bmatrix} \\ N_p = \begin{bmatrix} \lambda_2 - \lambda_3 & e_2 - e_3 \\ \lambda_1 & e_1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2)$$

邻域内的三维形状特征表示为

$$F_{shape} = \left[\frac{\lambda_3}{\lambda_1}, \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}, \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}, \frac{e_3}{e_1}, \frac{e_1 - e_2}{e_1}, \frac{e_2 - e_3}{e_1} \right] \quad (3)$$

2.2 法向分布特征

根据稳健平面拟合方法^[13],当前点 x_i 的邻域 $N_k(x_i)$ 的拟合平面函数为

$$z = f(x, y) = ax + by + c \quad (4)$$

则根据最小二乘法,求下式最小值

$$\varepsilon^2 = \sum_{j=1}^{50} (ax_{ij} + by_{ij} + c - z_{ij})^2 \quad (5)$$

由上式,分别对系数求导联立方程可得到系数的值,则当前点的法向量即可表示为

$$n = [a, b, c] \quad (6)$$

同样,邻域内其他点的法向量也可求得,则邻域内各点法向量集合的协方差矩阵对应的特征值为 $\lambda_n = [\lambda_{n1}, \lambda_{n2}, \lambda_{n3}]$,邻域散点的法向分布特征为

$$F_{normal} = [n, \lambda_n] \quad (7)$$

2.3 局部曲率特征 同样,对于邻域 $N_k(x_i)$ 内的点集拟合曲面方程,通过最小二乘法求解曲面方程系数^[14],根据曲面方程系数求解曲面法向量 n_c ,以及高斯曲率K和平均曲率H。则邻域散点的曲率特征为

$$F_{curve} = [n_c, K, H] \quad (8)$$

2.4 基于随机森林的特征降维 将以上步骤得到的特征

(6)、(7)、(8)以及 $F_{\text{color}} = [r, g, b]$ 和 $F_{\text{intensity}} = I$ 进行多维特征融合,得到总的用来分类的局部点云特征 $F_{\text{origin}}, [r, g, b]$ 分别为红、绿、蓝 3 个通道的颜色值, $F_{\text{intensity}} = I$ 为激光反射强度信息。

$$F_{\text{origin}} = \begin{cases} F_{\text{shape}} = \left[\frac{\lambda_3}{\lambda_1}, \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}, \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}, \frac{e_3}{e_1}, \frac{e_1 - e_2}{e_1}, \frac{e_2 - e_3}{e_1} \right] \\ F_{\text{normal}} = [n, \lambda_n] \\ F_{\text{curve}} = [n_c, K, H] \\ F_{\text{color}} = [r, g, b] \\ F_{\text{intensity}} = I \end{cases} \quad (9)$$

采用随机森林算法^[15]进行特征降维处理。将随机森林算法得到的特征重要指标由大到小进行排序,筛选出前 7 个对分类贡献率较大的分类指标,组成新的分类特征 F_{new}

$$F_{\text{new}} = \left[\frac{\lambda_3}{\lambda_1}, \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}, \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}, n, K, r, g, b \right] \quad (10)$$

3 基于极限学习机的点云分类

采用极限学习机 (ELM)^[16]进行单木点云枝叶分类识别研究。ELM 是一种单隐含层前馈神经网络算法,与传统的 BP 神经网络算法相比,不需要迭代重新计算连接层的权值与隐含层的阈值,可以快速、准确地进行全局优化,找到全局最优解,因此被广泛应用于分类、回归分析中。

极限学习机的原理:

设训练样本为 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}]^T \in R^n, y_i = \{1, 2\} \in R^n$, 其中 $i = 1, 2, 3, \dots, q, q$ 为样本个数, x_i 为训练样本特征,即为输入矩阵值, y_i 为训练样本分类标签值,即为输出矩阵值,1 表示该训练样本点为枝干类,2 表示该训练点为树叶类。

设置神经网络的隐含层个数为 l , 则输入权值矩阵为

$$w = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{l1} & w_{l2} & \dots & w_{ln} \end{bmatrix}_{l \times n} \quad (11)$$

隐含层与输出层的连接权值矩阵为

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \dots & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \dots & \beta_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \beta_{l1} & \beta_{l2} & \dots & \beta_{lm} \end{bmatrix}_{l \times m} \quad (12)$$

其中 m 为输出层神经元个数。

隐含层神经元的阈值为

$$b = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_l]^T_{l \times 1} \quad (13)$$

该研究中隐含层神经元的激活函数 $G(x)$ 为 Sigmoid 函数,则由式 (11)、(12)、(13) 可得,神经网络的输出值为

$$O = [t_1, t_2, \dots, t_q]_{m \times q} \quad (14)$$

则单个样本值的网络输出值为

$$o_j = \begin{bmatrix} o_{1j} \\ o_{2j} \\ \vdots \\ o_{mj} \end{bmatrix}_{m \times 1} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^l \beta_{i1} G(w_i x_j + b_i) \\ \sum_{i=1}^l \beta_{i2} G(w_i x_j + b_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^l \beta_{im} G(w_i x_j + b_i) \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (j=1, 2, \dots, q) \quad (15)$$

其中, $w_{i1} = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T, x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T$

由式 (15) 可知,网络输出可以表示为

$$G\beta = O^T \quad (16)$$

其中,网络输出矩阵 G 即为

$$G = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & g(w_2 \cdot x_1 + b_2) & \dots & g(w_l \cdot x_1 + b_l) \\ g(w_1 \cdot x_2 + b_1) & g(w_2 \cdot x_2 + b_2) & \dots & g(w_l \cdot x_2 + b_l) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_q + b_1) & g(w_2 \cdot x_q + b_2) & \dots & g(w_l \cdot x_q + b_l) \end{bmatrix}_{q \times l} \quad (17)$$

由式 (16) 和 (17) 可得到隐含层与输出层的连接权值矩阵为

$$\beta = G^{-1} O^T \quad (18)$$

其中, G^{-1} 为网络输出 G 矩阵的广义逆矩阵,训练样本中的网络期望输出为 y_i , 目标为使网络输出值 o_j 无限接近于 y_i 。则可根据最小二乘法,求解出 β 的值,带入式 (16) 中,从而得到网络输出值 o_j 。

根据算法思路,分类步骤如下:

① ELM 网络学习训练前,先确定隐含层神经元数目,该研究设置为 50,隐含层激活函数为 Sigmoid 函数。同时随机产生上述过程中的连接权值矩阵 w 以及阈值 b 。

② 输入手动提取的训练样本数据, $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$, 数据中包含了式 (10) 中的分类特征信息,根据式 (17) 计算出网络输出矩阵 G 。

③ 将步骤②计算出的输出矩阵 G 以及训练样本数据中的分类类别,带入式 (18) 中,计算出隐含层与输出层的连接权值矩阵 β , 则 ELM 网络训练结束。

④ 将待分类的测试数据集输入步骤③中训练好的 ELM 网络中,计算得到分类结果。

则单木枝干与树叶点云分类识别的流程如图 4 所示。

4 结果与分析

为了更好的评价极限学习机的分类效果,将其与 BP 神经网络、LVQ 神经网络、决策树、支持向量机以及朴素贝叶斯算法进行比较,图 5 为这 6 种算法的分类正确率。从图 5 可以看出,极限学习机、BP 神经网络、LVQ 神经网络、决策树、支持向量机以及朴素贝叶斯算法的分类正确率分别为 98.99%、94.30%、91.26%、96.95%、98.16%、85.67%。在试验条件下,极限学习机的单木点云树叶和枝干分类识别效果较好。表 1 为这 6 种算法的训练和分类的耗时。从表 1 可以看出,朴素贝叶斯方法的分类时间最短,但分类正确率最低,极限学习机的训练时间最短,测试时间耗时较少,正确率最高。

由图 6 可知,6 种算法的分类效果图更直观地显示了树叶点云与整株单木点云的识别效果。与图 1 中的原始单木点云数据比较,图 6a 极限学习机算法的分类效果较好,基本把枝干分离出去,其次是支持向量机,分类效果最差的为图 7f 朴素贝叶斯算法,不仅没有把枝干完整分割开,而且部分树叶也被错分类为枝干数据分割出去。

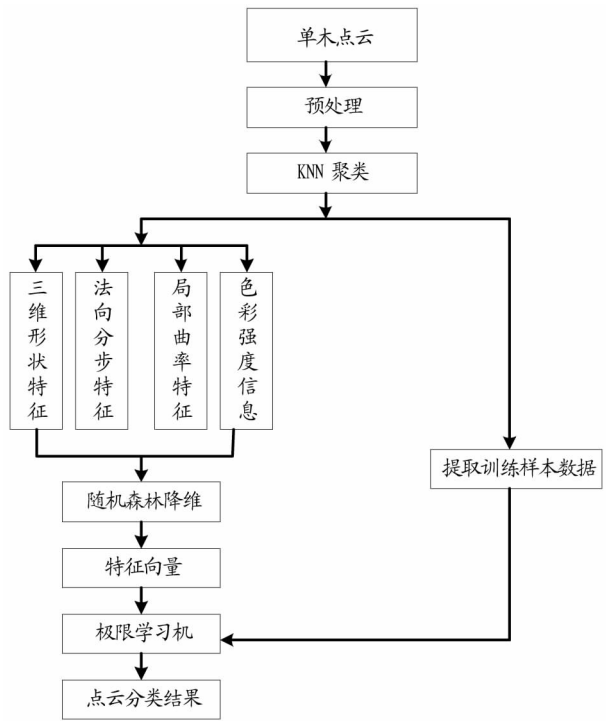


图4 点云分类识别算法流程

Fig. 4 The process of cloud point recognition

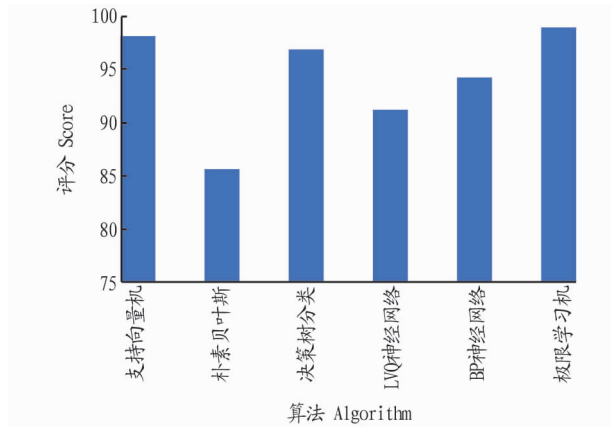


图5 6种算法的分类正确率

Fig. 5 Classification accuracy using six algorithms

表1 6种算法的耗时比较

Table 1 Comparison of training and testing time using six algorithms

序号 Code	算法 Algorithm	训练时间 Training time//s	测试时间 Detection time//s
1	极限学习机	0.65	2.13
2	BP神经网络	8.57	7.38
3	LVQ神经网络	266.62	206.73
4	决策树	2.61	2.27
5	支持向量机	54.85	376.81
6	朴素贝叶斯	0.90	0.46

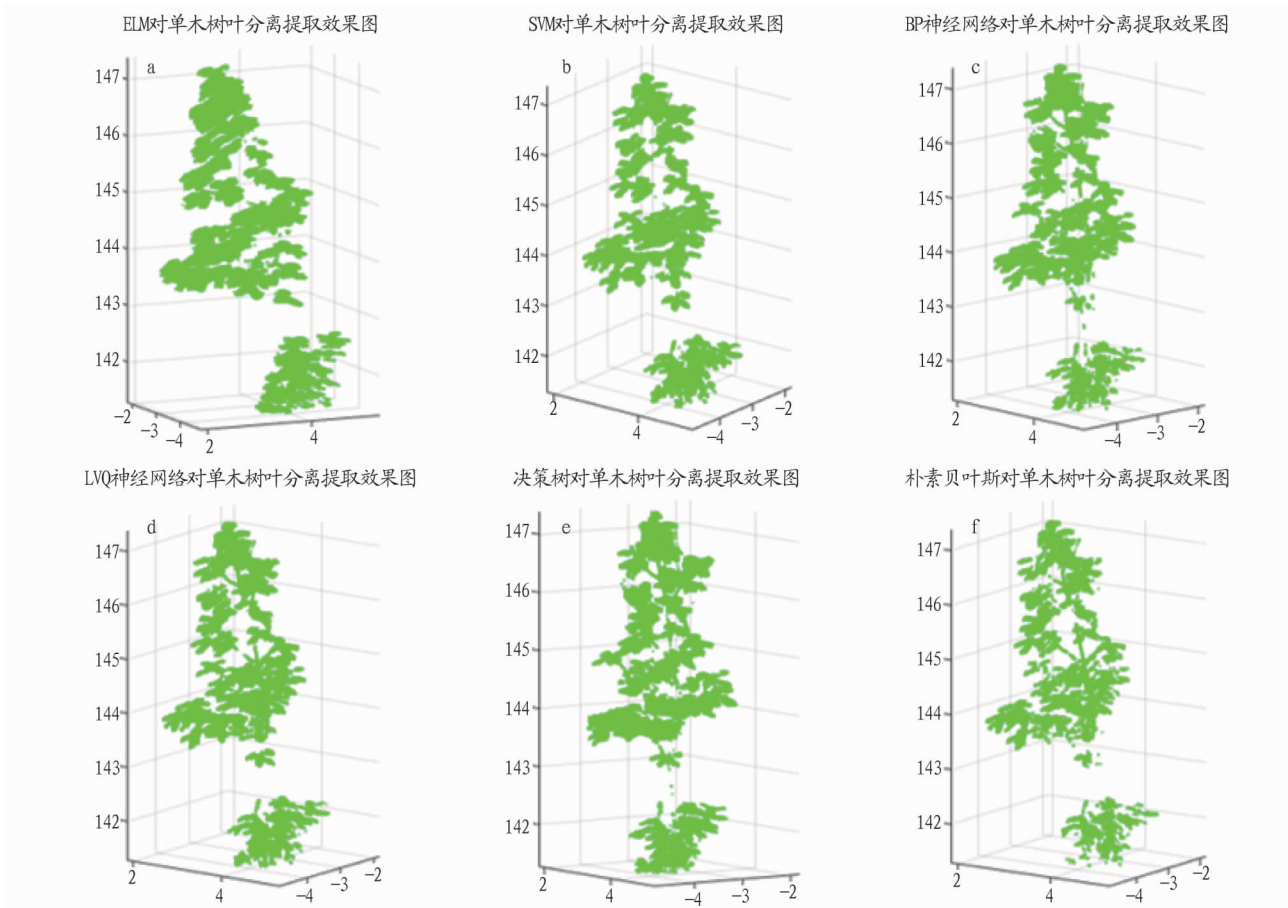


图7 6种算法的分类效果图

Fig. 7 Classification effects of six algorithms

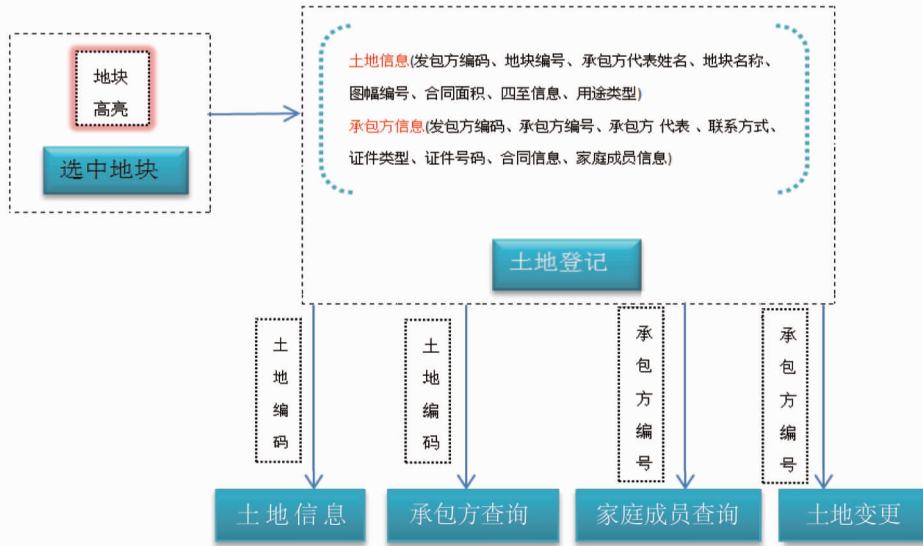


图9 土地确权系统关键功能实现流程图

Fig. 9 Flow chart of key functions of land confirmation system

参考文献

- [1] 杨文健,陈丽萍. 农业可持续发展的经济效益评价指标体系研究:以重庆市为例[J]. 中国农业资源与区划,2016(5):1-7.
- [2] 四川省农业科学院遥感应用研究所. 农村土地承包经营权调查规程:NY/T 2537—2014[S]. 北京:中国农业出版社,2014.
- [3] 李怡彬. 农村集体土地确权登记的实例探讨:以云南文山州富宁县农村土地确权为例[J]. 安徽农业科学,2016,44(7):242-244.
- [4] 石玉珍. 村级资源管理信息系统的研究、设计与实现:以青树包村为例[D]. 武汉:华中农业大学,2013.
- [5] 顾浩. 无人机航摄在农村土地承包经营权确权登记颁证中的应用:以凤阳县为例[J]. 测绘通报,2016(2):94-96,99.
- [6] 焦亮. 农村土地承包经营权调查项目组织及调查流程研究[J]. 统计与管理,2016(3):111-112.
- [7] 滕卫双. 国外农村土地确权改革经验比较研究[J]. 世界农业,2014(5):64-67,90.
- [8] 李静,戈振扬. 基于SSH2的茶园生产信息管理系统的设计[J]. 安徽农业科学,2016,44(3):302-305.
- [9] ZHANG J X, LIN X G, LIU Z J, et al. Semi-automatic road tracking by template matching and distance transformation in urban areas[J]. International journal of remote sensing,2011,32(23):8331-8347.
- [10] 李明辉. 农村土地确权新技术方法研究川[J]. 科技创新导报,2015(22):136-137.
- [11] 喻焱慎,云挺,杨绪兵. 基于激光点云数据的植物器官多维特征分割方法[J]. 数据采集与处理,2015,30(5):1054-1061.
- [12] 程东生,范广璐,俞雯静,等. 基于极限学习机的中文文本分类方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2018,32(8):156-164,205.
- [13] 王明常,张馨月,张旭晴,等. 基于极限学习机的GF-2影像分类[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2018,48(2):373-378.
- [14] 官云兰,程效军,施贵刚. 一种稳健的点云数据平面拟合方法[J]. 同济大学学报(自然科学版),2008,36(7):981-984.
- [15] 李文姬,钟约先,袁朝龙,等. 曲面重构中散乱点云数据曲率估算算法的研究[J]. 机械设计与制造,2006(6):43-45.
- [16] 杨昭雯,张锦水,朱秀芳,等. 随机森林在高光谱遥感数据中降维与分类的应用[J]. 北京师范大学学报(自然科学版),2015,51(S1):82-88.
- [17] 马立勇,袁统帅. 基于极限学习机的焊点质量检测[J]. 计算机工程与应用,2018(12):214-218,239.
- [18] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [19] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [20] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [21] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [22] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [23] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [24] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [25] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [26] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [27] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [28] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [29] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [30] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [31] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [32] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [33] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [34] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [35] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [36] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [37] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [38] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [39] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [40] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [41] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [42] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [43] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [44] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [45] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [46] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [47] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [48] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [49] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [50] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [51] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [52] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [53] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [54] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [55] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [56] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [57] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [58] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [59] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [60] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [61] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [62] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [63] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [64] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [65] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [66] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [67] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [68] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [69] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [70] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [71] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [72] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [73] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [74] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [75] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [76] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [77] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [78] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [79] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [80] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [81] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [82] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [83] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [84] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [85] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [86] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [87] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [88] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [89] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [90] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [91] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [92] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [93] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [94] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [95] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [96] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [97] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [98] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [99] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.
- [100] 王洪蜀,李世华,郭加伟,等. 地基激光雷达的玉兰林冠层叶面积密度反演[J]. 遥感学报,2016,20(4):570-578.

(上接第240页)

5 结论与展望

单木点云枝叶分类识别,对于单木三维重建以及叶面积指数提取具有重要意义。该研究表明,结合点云的局部特征,如点云的形状、曲面曲率、法向分布、反射强度以及色彩特征能够有效提高树叶与枝干分类识别效果。利用极限学习机能够快速、准确的进行分类。在点云数据量较大的情况下,支持向量机、BP神经网络等算法、隐含层阈值以及输入权重矩阵的选取需要梯度下降法等优化算法进行多次迭代,学习率的选取对于迭代效果影响较大,容易陷入局部最小值,造成分类结果的不准确。与BP神经网络、LVQ神经网络等算法比较,极限学习机不需要梯度下降法等优化算法进行多次迭代,能够提高分类效率,具有良好的泛化性能,算法稳定性好。

在点云的分类识别中采用监督分类方法,训练样本的选择对于分类结果的准确性有较大的影响,因此如何在训练样本的选取上实现自动选取具有代表性的样本是进一步研究的方向。在此基础上减少人工干预,实现全自动枝叶分离,也是后续研究方向之一。

参考文献

- [1] 王祺,胡洪,吴艳兰,等. 基于三维激光点云的树木胸径自动提取方法[J]. 安徽农业大学学报,2017,44(2):283-288.
- [2] CABO C, ORDÓÑEZ C, LÓPEZ-SÁNCHEZ C A, et al. Automatic dendrometry: Tree detection, tree height and diameter estimation using terrestrial la-