

基于激光雷达点云数据的树种分类

陈向宇^{1**}, 云挺¹, 薛联凤¹, 刘应安^{2*}

¹南京林业大学信息科学技术学院, 江苏 南京 210037;

²南京林业大学图书馆, 江苏 南京 210037

摘要 以杭州钱江新城森林公园和新疆维吾尔自治区阿克苏市红旗坡农场的水杉、柳树、女贞、竹子和苹果树为研究对象, 基于机载 LiDAR 获取高分辨率点云数据, 结合支持向量机分类器, 提出了多种树木特征, 如结构特征参数、纹理特征参数和冠形特征参数等, 以实现树种分类。实验结果表明, 5 种树木分类的整体准确率达 85%, Kappa 系数为 0.81。所提分类方法不仅从 LiDAR 数据中获得了更有前景的单株树特征, 还展示了一个可用于提高树种分类性能的有效框架。

关键词 遥感; 激光雷达; 树种分类; 点云特征提取; 支持向量机

中图分类号 S771

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.122801

Classification of Tree Species Based on LiDAR Point Cloud Data

Chen Xiangyu^{1**}, Yun Ting¹, Xue Lianfeng¹, Liu Ying'an^{2*}

¹College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing, Jiangsu 210037, China;

²Library of Nanjing Forestry University, Nanjing, Jiangsu 210037, China

Abstract This study involved the *Metasequoia glyptostroboides*, *Salix babylonica*, *Ligustrum lucidum*, bamboo, and *Malus pumila* Mill. from the Qianjiang new town forest park of the Hangzhou city and the Hongqipo farm of the Aksu city in the Xinjiang Uygur Autonomous Region. The structural, textural, and crown features were proposed based on high-resolution point cloud data acquired by the airborne LiDAR and a support vector machine classifier. The experimental results demonstrate that the overall accuracy of the classification is 85%, with a Kappa coefficient of 0.81. The proposed method derives promising features for a tree based on the LiDAR data and demonstrates an effective framework for improving the classification performance of the tree species.

Key words remote sensing; LiDAR; tree species classification; feature extraction from point cloud; support vector machine

OCIS codes 280.3420; 280.3640

1 引言

精确的树种分类对于林木可持续管理、环境保护和生物多样性研究都具有重要意义^[1-3]。与基于劳动密集型现场调查的常规方法相比, 遥感(RS)为完成树种分类提供了更有效的解决方案^[4]。现已开发出多种航空航天和机载 RS 方法来实现树种分类, 但这些方法自身都具有局限性。如地球 60%~70% 被云层覆盖, 这非常不利于高光谱数据

的采集。同时, 高光谱数据处理过程中也存在难以克服的“同物异谱”、“异物同谱”等问题^[5]。目前, 激光雷达(LiDAR)技术是最先进的主动 RS 技术, 使用 LiDAR 仪器可显著提高树种的分类精度, 较传统光学遥感有显著优势, 在林业科学研究中得到了广泛应用。在过去的十多年中, 国内外学者一直在发掘 LiDAR 数据的应用能力, 对 LiDAR 数据和树种分类研究做了大量工作。

Holmgren 等^[6]结合机载 LiDAR 数据, 提取特

收稿日期: 2018-11-23; 修回日期: 2019-01-03; 录用日期: 2019-01-09

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFD0600900)、国家自然科学基金(31770591, 41701510)、中国博士后面上基金项目(2016M601823)、江苏高校优势学科建设工程项目

* E-mail: lyastat@163.com; ** E-mail: 1016733396@qq.com

征参数,对当地森林的主要树种挪威云杉和欧洲赤松进行分类,结合样地勘察数据,分类精度达 95%。Hollaus 等^[7]使用 LiDAR 数据提取单木冠层高,结果表明,LiDAR 树高与外业树高有很好的相关性。刘清旺等^[8]基于机载激光点云数据提出了一种双正切角树冠识别算法,获取树高和冠幅数据。赵旦^[9]基于高密度 LiDAR 点云数据提出了控制数字冠层高度模型的优化算法和单株树的识别算法,树高和树种的识别正确率均超过 90%。Li 等^[10]设计了 4 种类型的 LiDAR 特征:树的三维纹理、树叶相对聚类程度、树叶聚类比例和树冠内间隙分布,结合遗传算法选择特征,使用挑选的特征,结合线性判别分析,对糖枫、白杨、班克松和美国白松进行分类,整体精度为 77.5%,Kappa 系数达 0.7。魏田^[11]从三维点云数据提取树干位置与胸径、树高与树冠直径、树干收缩度、树干倾斜度与倾斜方位角等单木结构参数,结合灰度共生矩阵进行能量、对比度、相关性和均匀性,计算纹理特征参数,进行树种分类。结果表明,结合较多参数时的分类精度较高。Cao 等^[12]利用全波形激光雷达数据对亚热带森林树种进行分类。结果表明,6 种树种的总体分类精度为 68.60%,4 种树种的总体分类精度为 75.80%,而针叶林和阔叶林的分类精度为 86.20%。王佳等^[13]基于地面激光雷达并结合树木胸径、枝下高、树高、冠高、最长冠幅、垂直最长方向冠幅及其组合特征参数,采用支持向量机(SVM)、分类回归决策树和随机森林的方法进行冠幅自动识别。结果表明,采用测树因子识别的平均准确率为 76.5%,平均召回率为 77.8%,采用组合特征参数识别的平均准确率为 89.1%,平均召回率为 89.6%。

国内外研究表明,利用 LiDAR 数据进行树种分类的研究已经取得阶段性的进展。但是,局限于

机载 LiDAR 数据获取的精度,目前大多数研究集中于森林参数的提取,机载 LiDAR 对森林垂直结构信息有很强的获取能力,但对林冠下层结构描述不详细,无法提高树种在水平方向上的相关信息。采用现有的统计学措施,无法充分探明由树枝和树叶构成的详细树体结构,需要采用更加有效的特征参数组合来提高分类精度。本文结合 3 种类型的树木点云特征,即结构特征(SF)、纹理特征(TF)和冠形特征(CF),在使用 SVM 的基础上分别结合 7 种组合参数(SF、TF、CF、SF+TF、SF+CF、TF+CF 和 SF+TF+CF)完成树种分类,3 种特征参数对树种分类精度的影响是本文研究的核心问题。

2 研究地点和数据

本实验研究地点有 2 处,第 1 处为地处亚热带季风区的杭州钱江新城森林公园(30°14'N, 120°13'E),该公园总占地面积 16.7 hm²,是钱江新城内品质最好、面积最大的公共绿地;第 2 处为位于暖温带大陆性气候区的新疆维吾尔自治区阿克苏地区红旗坡农场(41°17'N,80°18'E),水资源和光热资源非常丰富。研究区域内的优势树种主要有水杉(*Metasequoia glyptostroboides*)、柳树(*Salix babylonica*)、女贞树(*Ligustrum lucidum*)、竹子和苹果树(*Malus pumila* Mill.)。采用美国 Velodyne 公司 HDL-32E 激光雷达传感器获取研究区域的点云数据,根据实验需求,最终选取了 300 棵树进行实验,包括 54 棵水杉、42 棵柳树、60 棵女贞树、81 棵竹子和 63 棵苹果树。同时进行了现场调查,对目标树种进行肉眼鉴定。基于地基 LiDAR 系统扫描得到的这 5 类植株点云样例数据如图 1 所示,基本结构特征的统计资料见表 1。

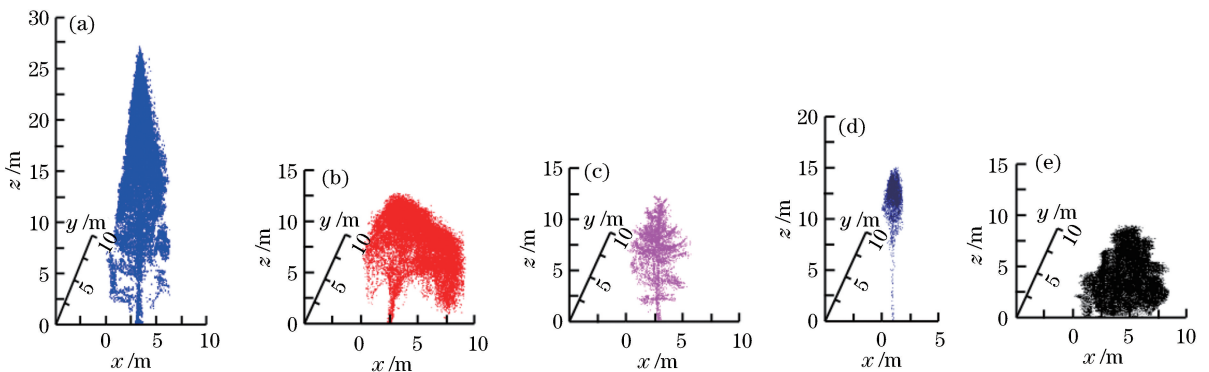


图 1 基于 LiDAR 系统的点云样本树示例。(a)水杉;(b)柳树;(c)女贞树;(d)竹子;(e)苹果树

Fig. 1 Examples of point cloud sample trees based on LiDAR system. (a) *Metasequoia glyptostroboides*; (b) *Salix babylonica*; (c) *Ligustrum lucidum*; (d) bamboo; (e) *Malus pumila* Mill. tree

表1 样本树木参数统计表

Table 1 Parameter statistics for sample trees

Specie	Number of trees	Average tree height /m	Average crown width /m	Average crown volume /m ³	Average number of scanned points
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	54	25.09±2.36	6.67±0.64	468.85±38.49	42884
<i>Salix babylonica</i>	42	12.97±1.17	9.11±1.18	430.24±36.34	39861
<i>Ligustrum lucidum</i>	60	10.31±1.08	5.26±0.63	131.22±12.45	12854
Bamboo	81	12.95±1.53	2.42±0.41	33.37±3.36	4324
<i>Malus pumila</i> Mill.	63	8.76±0.74	7.62±0.86	233.97±21.17	24339

3 研究方法

实验流程图如图2所示。基于梯度下降算法和分水岭分割算法对原始的林区点云数据以单株树进行分割,共得到2211份单株树数据。通过大量观察和手动切割进行基本的预处理,筛选出5类共300棵优势树种的点云数据,利用相关的点云三维坐标 $p_{i,j}(x_{i,j},y_{i,j},z_{i,j}) \in P(x,y,z)$ 分别进行各个单株树的特征提取,其中 P 为点云集合, j 为第 j 棵树, $j=1,2,3,\dots,300$, i 为第 j 棵树的第 i 个点云。设计了3种类型的LiDAR特征,即SF、TF和CF特征,最终将其整合为特征值矩阵。将每种类型的特征参数作为输入值进行分类,并比较所得精度。之后将整体特征值矩阵作为输入值进行分类,计算并比较每类树种的个体分类精度。最后评估树种分类的总体分类精度,进行算法总结和性能比较。

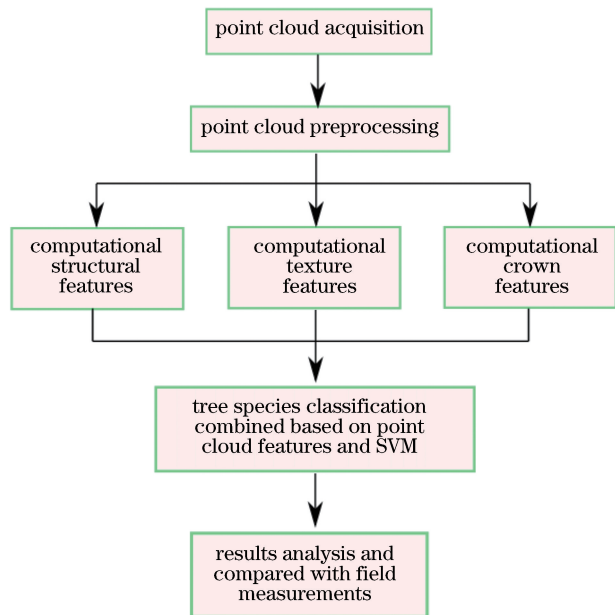


图2 实验流程图

Fig. 2 Experimental flow chart

3.1 点云数据预处理

基于CloudCompare软件对原始点云数据进行

预处理,如图3和图4所示。基本步骤如下:

- 1) 单株分离。基于梯度下降算法和分水岭分割算法进行单株树分割。
- 2) 数据筛选。由于数据实际采集过程中存在遮挡等问题,需要手动提取较完整的单株点云数据。
- 3) 删除多余杂点。

3.2 单株特征提取

在本实验中,LiDAR特征组为SF、TF和CF。为了便于计算和统一度量,先将原始的点云单株数据归并到 $(0,0,0)$ 原点,即所有单株树的 x 、 y 、 z 轴值分别减去该树 x 、 y 、 z 方向的最小值,用新的坐标值代入计算。

$$p_{i,j}(x_{i,j},y_{i,j},z_{i,j}) = p_{i,j}(x_{i,j} - x_{\min,j},y_{i,j} - y_{\min,j},z_{i,j} - z_{\min,j}), \quad (1)$$

式中: $x_{\min,j}$ 、 $y_{\min,j}$ 、 $z_{\min,j}$ 分别为第 j 棵树 x 、 y 、 z 轴方向上的最小值。

3.2.1 结构特征参数的推导

点云的分布规律可以明确表征树种的结构。虽然使用LiDAR点云不能够重建树木的详细结构,但其在统计意义上反映了不同树种的结构特征,最明显的特征是激光点由于树冠的光线阻挡而自上往下逐渐减少,减少程度因不同树种而异,即不同树种冠层激光点数的比例可能不同。因此,除了点高度类型^[14]的共同特征参数外,位于不同高度分位数^[15]的激光点数也被选为特征参数。具体获取的参数为 $\{\bar{H}, \sigma_H, S_H, K_H, r_{H_0-20}, r_{H_{20-40}}, r_{H_{40-60}}, r_{H_{60-80}}, r_{H_{80-100}}\}$,其中 \bar{H} 为单株树所有激光点的高度均值, σ_H 为单株树所有激光点高度值的标准偏差, S_H 为单株树所有激光点高度值的偏度, K_H 为单株树所有激光点高度值的峰度, r_{H_0-20} 为树底0%~20%激光点数量与表示树所有点数量之比, $r_{H_{20-40}}$ 为树底20%~40%激光点数量与表示树所有点数量之比, $r_{H_{40-60}}$ 为树底40%~60%激光点数量与表示树所有点数量之比, $r_{H_{60-80}}$ 为树底60%~80%激

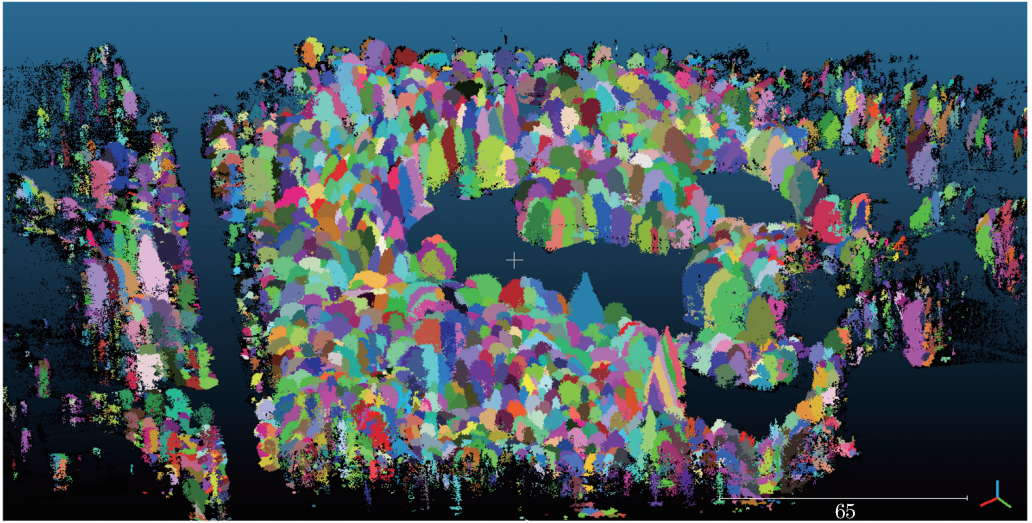


图3 杭州钱江新城森林公园 LiDAR 点云预处理图

Fig. 3 Preprocessing diagram for point cloud of Qianjiang new town Forest Park in Hangzhou collected by LiDAR

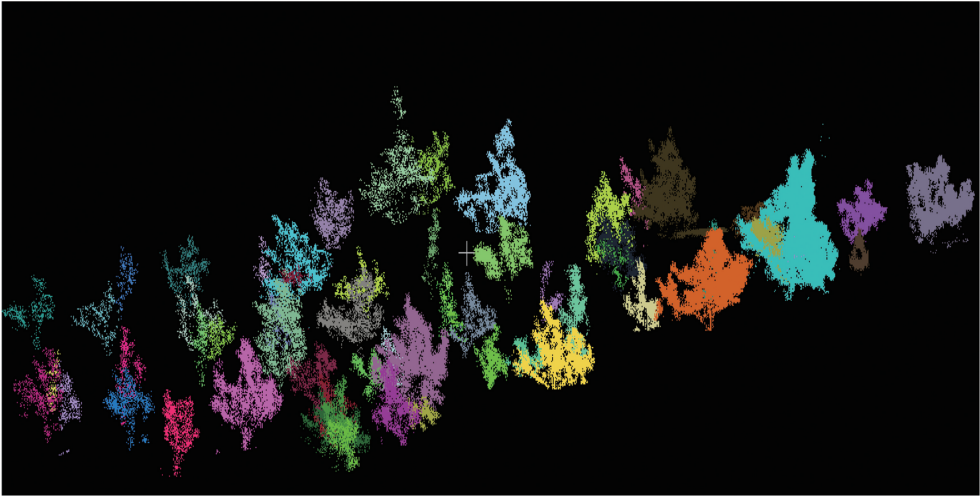


图4 新疆维吾尔自治区阿克苏地区红旗坡农场 LiDAR 点云预处理图

Fig. 4 Preprocessing diagram for point cloud of Hongqipo farm in Akesu Prefecture, Xinjiang Uygur Autonomous Region collected by LiDAR

光点数量与表示树所有点数量之比, $r_{H_{80-100}}$ 为树底 80%~100% 激光点数量与表示树所有点数量之比。具体公式可参见 Lin 等^[16] 从机载 LiDAR 数据中导出的点分布(PD)特征参数列表。

3.2.2 纹理特征参数的推导

树木三维(3D)空间中各体素可表达树的纹理特征。使用由三维灰度共生矩阵(3DGLCM)计算的统计度量来表征树的 3D 纹理,这些统计度量基于 3 个步骤,即单棵树的体素表示、3DGLCM 计算和 Haralick 等^[17] 提出的纹理特征计算方法。通过计算所有 LiDAR 点 x 、 y 和 z 轴的最大值和最小值,可以确定第 j 棵树的三维边界框的边长 w_{x_j} 、 w_{y_j} 和 w_{z_j} 值,即 $w_{x_j} = x_{\max_j} - x_{\min_j}$, $w_{y_j} =$

$y_{\max_j} - y_{\min_j}$, $w_{z_j} = z_{\max_j} - z_{\min_j}$ 。首先将给定树木内的 LiDAR 点分配到相应体素中,离散形式的点云以体素的形式存储在计算机三维阵列中,其中, $a = \{1, 2, 3, \dots, \text{ceil}(w_x/l)\}$, $b = \{1, 2, 3, \dots, \text{ceil}(w_y/l)\}$, $c = \{1, 2, 3, \dots, \text{ceil}(w_z/l)\}$, 式中: a 、 b 、 c 为当前体素坐标; ceil 为向上取整。将边界框内的树细分为体素边长为 0.5 m 的正方形体素结构,即 $l = 0.5$ m, 产生空间中 e 个体素,其中 $e = \text{ceil}(w_x/0.5) \times \text{ceil}(w_y/0.5) \times \text{ceil}(w_z/0.5)$, 统计每个体素 $v_{a,b,c}$ 内的 LiDAR 点云数量 $n_{a,b,c}$, 并将 $n_{a,b,c}$ 值作为该体素的灰度值 $g_{a,b,c}$, 灰度级 $k = \max(n_{a,b,c})$ 。

三维空间中距离度量参数 d 被设置为 1 体素,

对于每个体素,最多可以有 26 个方向上的体素与其满足距离参数要求,但为了避免冗余,只考虑在 3D 空间中应用 13 个方向,如图 5 所示。对于每个方向,分别计算距离间隔为 $d=1$ 的 2 个体素(体素对)的灰度值出现的次数,生成 $k \times k \times 13$ 规格的 3DGLCM 矩阵,本文用 \mathbf{G} 表示 3DGLCM 矩阵,13 为空间中的 13 个方向。

综上所述,灰度共生矩阵 \mathbf{G} 对应的坐标可表示为

$$\mathbf{G}(n_{a,b,c}, n_{a+d_1,b+d_2,c+d_3}, \omega) = \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{a=1}^{\text{ceil}(\omega_x/l)} \sum_{b=1}^{\text{ceil}(\omega_y/l)} \sum_{c=1}^{\text{ceil}(\omega_z/l)} \Phi(n_{a,b,c}, n_{a+d_1,b+d_2,c+d_3}), \quad (2)$$

$$\Phi(n_{a,b,c}, n_{a+d_1,b+d_2,c+d_3}) = 1,$$

when $n_{a,b,c} \neq 0$ and $n_{a+d_1,b+d_2,c+d_3} \neq 0$, (3)

式中: $G(n_{a,b,c}, n_{a+d_1,b+d_2,c+d_3}, \omega)$ 为 \mathbf{G} 内对应坐标; ω 为空间中的各个方向; Φ 为集合中的元素数量; d_1 为 x 轴方向的间隔距离; d_2 为 y 轴方向的间隔距离; d_3 为 z 轴方向的间隔距离。不同 ω 方向上的间隔 d_1, d_2, d_3 值参见表 2。

表 2 不同 ω 方向的 d_1, d_2 和 d_3 值

Table 2 d_1, d_2 , and d_3 under different ω

ω	d_1	d_2	d_3
1	1	0	0
2	0	1	0
3	1	1	0
4	1	-1	0
5	0	0	1
6	0	1	1
7	0	1	-1
8	1	0	-1
9	1	0	1
10	1	-1	-1
11	1	1	1
12	1	1	-1
13	1	-1	1

根据 14 个纹理特征参数进行计算,分别求其对应 13 个方向的平均值,作为最终 TF 参数计算结果。参数及表达式如下。

1) 角二阶矩 f_1 的表达式为

$$f_1 = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k [G(m_1, m_2, \omega)]^2, \quad (4)$$

式中: $G(m_1, m_2, \omega)$ 为 3DGLCM 第 ω 个方向的第 m_1 行、第 m_2 列的值。

2) 对比度 f_2 的表达式为

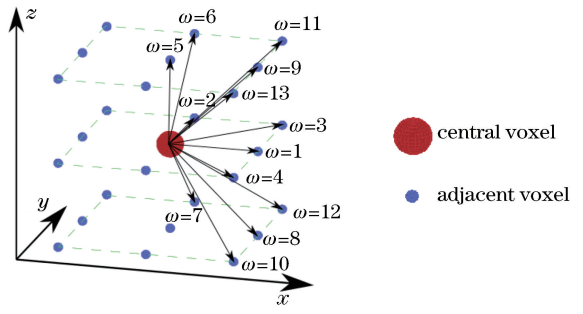


图 5 3D 空间中中心体素和 13 个方向相邻体素的位置关系

Fig. 5 Location relationship between central voxels and adjacent voxels in 13 directions of 3D space

$$f_2 = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{n=0}^{k-1} n^2 \left[\sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega) \right], \quad \text{when } |m_1 - m_2| = n. \quad (5)$$

3) 相关性 f_3 的表达式为

$$f_3 = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \left[\sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k (m_1 m_2) \times G(m_1, m_2, \omega) - \mu_x \mu_y \right] / (\sigma_x \sigma_y), \quad (6)$$

式中: μ_x, μ_y, σ_x 和 σ_y 为 G_x 和 G_y 的平均值和标准偏差,其分别可表示为 $\mu_x = \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k m_1$

$$G(m_1, m_2, \omega), \quad \mu_y = \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k m_2 G(m_1, m_2, \omega),$$

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega) (m_1 - \mu_x)^2}, \quad \sigma_y = \sqrt{\sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega) (m_2 - \mu_y)^2}.$$

4) 平方和方差 f_4 的表达式为

$$f_4 = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k (m_1 - \mu)^2 G(m_1, m_2, \omega), \quad (7)$$

式中: μ 为 GLCM 中所有元素的平均值。

5) 逆差矩 f_5 的表达式为

$$f_5 = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k \frac{1}{1 + (m_1 - m_2)^2} G(m_1, m_2, \omega). \quad (8)$$

6) 总和平均值 f_6 的表达式为

$$f_6 = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{q=2}^{2k} q \cdot G_{x+y}(q), \quad (9)$$

式中: $G_x(m_1)$ 为通过对 $G(m_1, m_2, \omega)$ 的行求和而获得的边缘概率矩阵中的第 m_1 项; $G_y(m_2)$ 为通过对 $G(m_1, m_2, \omega)$ 的列求和而获得的边缘概率矩阵

中的第 m_2 项; $G_{x+y}(q) = \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega)$,
 $q = m_1 + m_2 = 2, 3, \dots, 2k$ 。

7) 总和熵 f_7 的表达式为

$$f_7 = -\frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{q=2}^{2k} G_{x+y}(q) \lg [G_{x+y}(q)]。 \quad (10)$$

8) 总和方差 f_8 的表达式为

$$f_8 = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{q=2}^{2k} (q - f_7)^2 \cdot G_{x+y}(q)。 \quad (11)$$

9) 熵 f_9 的表达式为

$$f_9 = -\frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega) \times \lg [G(m_1, m_2, \omega)]。 \quad (12)$$

10) 差异方差 f_{10} 的表达式为

$$f_{10} = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \{\text{Var} [G_{x-y}(q)]\}, \quad (13)$$

式中: $G_{x-y}(q) = \sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega)$, $q = |m_1 - m_2| = 0, 1, \dots, k-1$; $\text{Var}(\cdot)$ 表示取方差。

11) 差异熵 f_{11} 的表达式为

$$f_{11} = -\frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sum_{q=0}^{k-1} G_{x-y}(q) \lg [G_{x-y}(q)]。 \quad (14)$$

12) 相关性信息量 f_{12} 的表达式为

$$f_{12} = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \frac{f_9 - R_{\text{HXY1}}}{\max(R_{\text{HX}}, R_{\text{HY}})}, \quad (15)$$

式中: $R_{\text{HX}} = -\sum_{m_1=1}^k G_x(m_1) \lg [G_x(m_1)]$, $R_{\text{HY}} =$

$-\sum_{m_2=1}^k G_y(m_2) \lg [G_y(m_2)]$, $G_x(m_1) =$

$\sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega)$, $G_y(m_2) = \sum_{m_1=1}^k G(m_1, m_2, \omega)$ 。

13) 相关性信息量 f_{13} 的表达式为

$$f_{13} = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sqrt{1 - \exp[-2.0(R_{\text{HXY2}} - f_9)]}, \quad (16)$$

式中: $R_{\text{HXY1}} = -\sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G(m_1, m_2, \omega) \lg [G_x(m_1)$

$G_y(m_2)]$, $R_{\text{HXY2}} = -\sum_{m_1=1}^k \sum_{m_2=1}^k G_x(m_1) G_y(m_2)$

$\lg [G_x(m_1) G_y(m_2)]$ 。

14) 最大相关性系数 f_{14} 的表达式为

$$f_{14} = \frac{1}{13} \sum_{\omega=1}^{13} \sqrt{\text{eigenvalue}_2(q)}, \quad (17)$$

式中: $Q(m_1, m_2, \omega) = \frac{G(m_1, \omega, \omega) G(m_2, \omega, \omega)}{G_x(m_1) G_y(\omega)}$;
 $\text{eigenvalue}_2(q)$ 为 Q 的第 2 大特征值。

3.2.3 冠形特征参数的推导

树木地上部由主干(乔木)、主枝、侧枝、结果枝和新梢等生长叶片的部位构成,称为树冠。树冠是林木重要的地上组成部分,也是林木进行光合作用的主要场所^[18],树冠分析对于研究森林的生长情况和动态变化具有非常重要的意义^[19],一直是林学研究热点。本文对欧几里得簇分割算法进行改进,引入空间索引的概念,对树木点云进行枝叶分离^[20],获得树冠点云数据。基于 LiDAR 冠层表征的综合分析表明,对于不同的分支组织模式,点云显示出不同的空间分布模式。根据这些理论,本文提出了冠形特征参数及其定义和公式。在边界框内,树冠被细分为体素大小为 $\text{ceil}(\bar{w}_x/20) \times \text{ceil}(\bar{w}_y/20) \times \text{ceil}(\bar{w}_z/20)$ 的体素结构,产生 \bar{e} 个体素 $\bar{v}_{a,b,c}$,其中 $\bar{w}_x, \bar{w}_y, \bar{w}_z$ 为树冠三维边界框的边长, $\bar{e} = 20 \times 20 \times 20$ 。用垂直剖分的方式从树顶向下将树冠平均分为 8 个分段,其中 t 表示分段, $t = 1, 2, 3, \dots, 8$,统计每个体素内的点云总数,根据提出的冠形特征参数进行具体计算,如图 6 所示。

1) 8 个分段内体素等效中心的高度与冠长的比值为

$$\varphi_1 = \frac{\sum_{t=1}^8 \left[\sum_{a=1}^{u_t} \left(\frac{\sum_{\beta=1}^{f_{t,a}} z_{t,a,\beta}}{f_{t,a}} \right) / u_t \right]}{8 \times \eta}, \quad (18)$$

式中: u_t 为第 t 个分段内的非空体素数量; $f_{t,a}$ 为第 t 个分段内的第 a 个非空体素内的点云数量; $z_{t,a,\beta}$ 为第 t 个分段第 a 个非空体素内的第 β 个点云高度值; η 为目标树冠幅。

2) 8 个分段内体素等效中心半径与冠半径的比值为

$$\varphi_2 = \frac{\sum_{t=1}^8 \left[\sum_{a=1}^{u_t} \left(\frac{\sum_{\beta=1}^{f_{t,a}} z_{t,a,\beta}}{f_{t,a}} \right) / u_t \right]}{4 \times \eta}, \quad (19)$$

式中: $r_{t,a,\beta}$ 为第 t 个分段第 a 个非空体素内的第 β 个点云的等效中心半径(即该体素到冠中心点的垂直投影距离)。

3) 超过 1/3 树冠的激光点覆盖体素与树冠体素之比为

$$\varphi_3 = \xi_1 / \xi_2, \quad (20)$$

式中: $\xi_1 = \text{num}[\bar{v}_{a,b,c}(x_i, y_i, z_i)]$, when $z_i \in (1/3 \times H_{\text{treecrown}}, H_{\text{treecrown}})$, $H_{\text{treecrown}}$ 为目标树冠高;

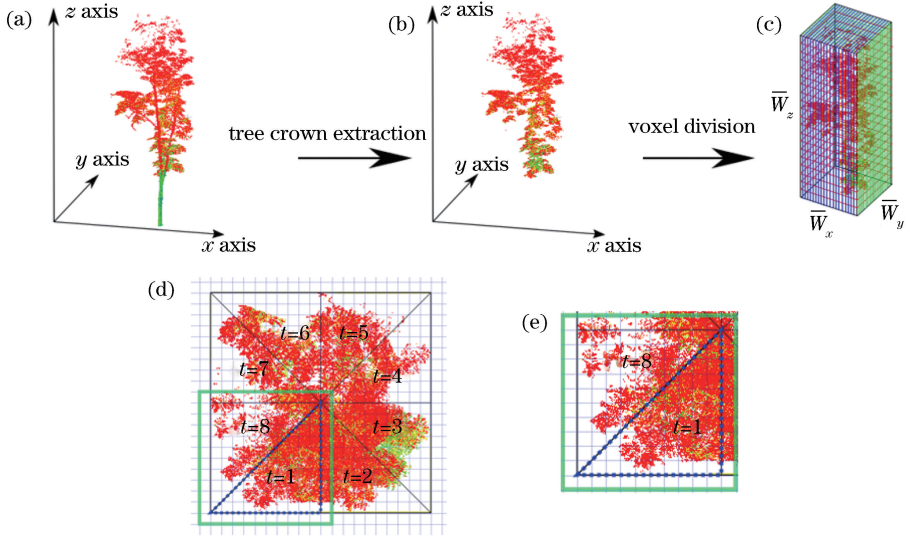


图6 划分示意图。(a)样本树的初始扫描数据;(b)使用枝叶分离算法提取的叶子点;(c)扫描叶点的体素化;
(d)划分为8个部分的叶子点云顶视图;(e)划分后的第1个分段和第8个分段

Fig. 6 Segmentation diagram. (a) Initial scanned data of sample tree; (b) extracted leaf points using branch leaf segment algorithm; (c) voxelization for scanned leaf points; (d) top view for leaf point cloud divided into 8 parts; (e) 1st part and 8th part after division

$$\xi_2 = \text{num}[\bar{v}_{a,b,c}(x_i, y_i, z_i)].$$

4) 所有体素内的激光点的最大密度为

$$\varphi_4 = \frac{\max\left[\sum_{t=1}^8 \left(\sum_{a=1}^{u_t} f_{t,a}\right)\right]}{\text{ceil}(\bar{w}_x/20) \times \text{ceil}(\bar{w}_y/20) \times \text{ceil}(\bar{w}_z/20)}. \quad (21)$$

5) 所有8个垂直分段的 φ_{1-t} 的标准偏差为

$$\varphi_5 = \sqrt{\frac{1}{7} \sum_{t=1}^8 \left\{ \left[\varphi_{1-t} - \frac{1}{8} \sum_{t=1}^8 (\varphi_{1-t}) \right]^2 \right\}}, \quad (22)$$

式中: $\varphi_{1-t} = c_l^{-1} \left[u_t - 1 \sum_{a=1}^{u_t} f_{t,a}^{-1} \sum_{\beta=1}^{f_{t,a}} z_{t,a,\beta} \right], t = 1, 2, \dots, 8$.

6) 所有8个垂直分段的 φ_{2-t} 的标准偏差为

$$\varphi_6 = \sqrt{\frac{1}{7} \sum_{t=1}^8 \left[\varphi_{2-t} - \frac{1}{8} \sum_{t=1}^8 \varphi_{2-t} \right]^2}, \quad (23)$$

式中: $\varphi_{2-t} = 0.5c_l^{-1} \left[u_t - 1 \sum_{a=1}^{u_t} f_{t,a}^{-1} \sum_{\beta=1}^{f_{t,a}} z_{t,a,\beta} \right], t = 1, 2, \dots, 8$.

7) 枝干空间的体素数和树的所有体素之比为

$$\varphi_7 = \frac{\text{num}(R_{\text{Voxelbranch}})}{\text{num}(R_{\text{Voxeltree}})}, \quad (24)$$

式中: $R_{\text{Voxelbranch}}$ 为枝干空间的体素; $R_{\text{Voxeltree}}$ 为树的体素。

8) 所有8个垂直分段的体素数量的标准偏差为

$$\varphi_8 = \sqrt{\frac{1}{7} \sum_{t=1}^8 \left(u_t - \frac{1}{8} \sum_{t=1}^8 u_t \right)^2}. \quad (25)$$

9) 8个相邻分段之间的偏差与冠的所有体素之间的差的比率为

$$\varphi_9 = \frac{\sum_{i=1}^7 \text{abs}(u_i, u_{i+1}) + \text{abs}(u_8, u_1)}{\sum_{t=1}^8 \sum_{a=1}^{u_t} \text{abs}(f_{t,a}, f_{t,a+1})}, \quad (26)$$

式中:abs表示取绝对值。

10) 树冠的投影面积与树冠的凸包体积之比为

$$\varphi_{10} = \frac{A_{\text{treecrown projection}}}{V_{\text{treecrown convexhull}}}, \quad (27)$$

式中: $A_{\text{treecrown projection}}$ 为树冠投影面积; $V_{\text{treecrown convexhull}}$ 为树冠凸包体积。

11) 两个对角分段间非空体素数量相关系数之和与两个相邻分段间非空体素数量相关系数之和的比值为

$$\varphi_{11} = \frac{\sum_{t=1}^4 \text{Cor}(u_t, u_{t+4})}{\sum_{t=1}^7 \text{Cor}(u_t, u_{t+1}) + \text{Cor}(u_8, u_1)}, \quad (28)$$

式中:Cor表示相关系数函数。

12) φ_{12} 为 φ_5 和 φ_6 之比,即

$$\varphi_{12} = \varphi_5 / \varphi_6. \quad (29)$$

3.3 基于SVM的分类

基于SVM的LIBSVM工具包完成树种分类。

本实验以 5 类共 300 棵树作为样本集,按照分层采样的思想从每类样本中随机选出 2/3 作为训练样本,剩余 1/3 作为验证样本,训练样本与验证样本分布见表 3,采用 SVM 算法对样本建立分类模型并进行验证。

表 3 训练样本与验证样本的数量

Table 3 Number of training samples and validation samples

Specie	Number of training samples	Number of validation samples	Total number
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	36	18	54
<i>Salix babylonica</i>	28	14	42
<i>Ligustrum lucidum</i>	40	20	60
Bamboo	54	27	81
<i>Malus pumila</i> Mill.	42	21	63
Total	200	100	300

3.3.1 结合 SF 参数和 SVM 的树种分类

对分离的 300 棵单株树与相应的人工现场识别

表 4 基于 SF 参数的树种分类结果

Table 4 Classification results of tree species based on SF parameters

Tree specie	<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	<i>Salix babylonica</i>	<i>Ligustrum lucidum</i>	Bamboo	<i>Malus pumila</i> Mill.	Leakage rate /%	Misjudged rate /%
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	10	2	2	0	3	44.44	41.18
<i>Salix babylonica</i>	2	10	7	3	4	28.57	61.54
<i>Ligustrum lucidum</i>	0	0	6	3	0	70	33.33
Bamboo	2	2	0	18	0	33.33	18.18
<i>Malus pumila</i> Mill.	4	0	5	3	14	33.33	46.15
Total	18	14	20	27	21	—	—
Correct rate /%	55.56	71.43	30	66.67	66.67	—	—
Overall accuracy /%	58	—	—	—	—	—	—

3.3.2 结合 TF 参数和 SVM 的树种分类

结合 TF 参数的混淆矩阵分类结果见表 5。

表 5 基于 TF 参数的树种分类结果

Table 5 Classification results of tree species based on TF parameters

Tree specie	<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	<i>Salix babylonica</i>	<i>Ligustrum lucidum</i>	Bamboo	<i>Malus pumila</i> Mill.	Leakage rate /%	Misjudged rate /%
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	11	2	2	0	3	38.89	38.89
<i>Salix babylonica</i>	1	9	5	4	3	35.71	59.09
<i>Ligustrum lucidum</i>	1	3	11	4	0	45	42.11
Bamboo	3	0	0	18	0	33.33	14.29
<i>Malus pumila</i> Mill.	2	0	2	1	15	28.57	25
Total	18	14	20	27	21	—	—
Correct rate /%	61.11	64.29	55	66.67	71.43	—	—
Overall accuracy /%	64	—	—	—	—	—	—

结果表明,分类结果总体精度为 64%,对比结

树种进行配对,并进行树种分类分析。首先分别对 5 类树种编号,水杉 A、柳树 B、女贞树 C、竹子 D 和苹果树 E,基于 SF 参数,运用线性核函数、二次多项式核函数、三次多项式核函数、径向基函数(RBF)核函数的 SVM 分类器分别对树种分类进行分析,并与原始树种进行精度评定。通过对比分类前后的标记,统计错判率和漏判率发现,使用三次多项式核函数的 SVM 分类器进行分类时,错判率和漏判率相对较低,结合 SF 参数计算的混淆矩阵见表 4。

结果表明,结合 SF 参数分类的总体精度为 58%,水杉、柳树、竹子和苹果树的分类精度均在 55% 以上,漏判率均低于 50%。其中,柳树的分类精度最高,但错判率同样最高。与之相反的是,女贞树的分类精度最低,仅为 30%,但错判率相对较低,仅 33.33%。由此说明,分类精度高不代表分类结果就好,需要基于研究区中分离单木的识别程度。可见,结合 SF 参数进行树种分类是可行的,但仍需加入其他参数以进一步提高分类精度,降低漏判率和错判率。

合 SF 参数计算的混淆矩阵结果发现,结合 TF 参数

的总体分类精度略高。虽然水杉、柳树、竹子、苹果树的分类精度有升有降,但女贞树的分类精度大幅提高,达 55%。柳树的错判率依很高,为 59.09%,可见,柳树和女贞树容易发生误判。根据分析结果

可知,结合 TF 参数对分类结果尤其对女贞树的分类精度有较好的修正。

3.3.3 结合 CF 参数和 SVM 的树种分类

结合 CF 参数的混淆矩阵分类结果见表 6。

表 6 基于 CF 参数的树种分类结果

Table 6 Classification results of tree species based on CF parameters

Tree specie	<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	<i>Salix babylonica</i>	<i>Ligustrum lucidum</i>	Bamboo	<i>Malus pumila</i> Mill.	Leakage rate /%	Misjudged rate /%
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	11	1	2	3	1	38.89	38.89
<i>Salix babylonica</i>	3	8	5	2	3	42.86	61.9
<i>Ligustrum lucidum</i>	3	3	10	4	1	50	52.38
Bamboo	0	0	2	17	2	37.04	19.05
<i>Malus pumila</i> Mill.	1	2	1	1	14	33.33	26.32
Total	18	14	20	27	21	—	—
Correct rate /%	61.11	57.14	50	62.96	66.67	—	—
Overall accuracy /%	60	—	—	—	—	—	—

结果表明,结合 CF 参数的总体分类精度为 60%,高于 SF 参数,但低于 TF 参数。5 类树种的分类精度较 TF 参数略低。柳树和女贞树的错判率仍较高,这可能是由于使用小型固定翼无人机从空中向地面扫描,校准精度相对较低,以及树木遮挡、林下矮小灌木丛等造成的个别区域点云密度不高,

从而导致单木识别和树种配对结果发生偏差。由此可见,结合 CF 参数对树种进行分类是可行的,但分类错判率仍较高。

3.3.4 结合 SF、TF 参数和 SVM 的树种分类

对结合两类参数的分类结果进行研究,结合 SF、TF 参数的混淆矩阵分类结果见表 7。

表 7 基于 SF 和 TF 参数的树种分类结果

Table 7 Classification results of tree species based on SF and TF parameters

Tree specie	<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	<i>Salix babylonica</i>	<i>Ligustrum lucidum</i>	Bamboo	<i>Malus pumila</i> Mill.	Leakage rate /%	Misjudged rate /%
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	14	1	1	3	1	22.22	30
<i>Salix babylonica</i>	2	10	3	0	2	28.57	41.18
<i>Ligustrum lucidum</i>	2	2	12	2	0	40	33.33
Bamboo	0	0	3	21	2	22.22	19.23
<i>Malus pumila</i> Mill.	0	1	1	1	16	23.81	15.79
Total	18	14	20	27	21	—	—
Correct rate /%	77.78	71.43	60	77.78	76.19	—	—
Overall accuracy /%	73	—	—	—	—	—	—

结合 SF 和 TF 参数的总体分类精度有较大提高,正确率为 73%。单个树种分类精度比使用一类参数进行分类平均高 10%以上,漏判率和错判率均进一步降低。实验表明,结合 SF 和 TF 两类参数的分类结果较只结合一类参数更好,但仍需进一步研究其他参数配对对分类结果的影响。

3.3.5 结合 SF、CF 参数和 SVM 的树种分类

结合 SF 和 CF 参数的混淆矩阵分类结果见表 8。结果表明,结合 SF 和 CF 参数的总体分类精度为 70%,较结合 SF 和 TF 参数略低,但较使用一类参数分类结果好,漏判率和错判率较一类参数分类有所下降。

3.3.6 结合 TF、CF 参数和 SVM 的树种分类

结合 TF、CF 参数的混淆矩阵分类结果见表 9。结果表明,结合 TF 和 CF 参数的混淆矩阵分类结果在两类参数分类中最好,总体分类精度为 77%。单个树种分类精度比使用一类参数平均高 15%以上,说明了多参数组合对分类效果的积极作用。漏判率和错判率较低,柳树和女贞树错判的问题基本得到解决。

3.3.7 结合 SF、TF、CF 参数和 SVM 的树种分类

结合 SF、TF 和 CF 参数的混淆矩阵分类结果见表 10。

表 8 基于 SF 和 CF 参数的树种分类结果

Table 8 Classification results of tree species based on SF and CF parameters

Tree specie	<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	<i>Salix babylonica</i>	<i>Ligustrum lucidum</i>	Bamboo	<i>Malus pumila</i> Mill.	Leakage rate / %	Misjudged rate / %
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	14	0	2	2	1	22.22	26.32
<i>Salix babylonica</i>	2	9	3	1	3	37.71	50
<i>Ligustrum lucidum</i>	1	2	11	3	0	45	35.29
Bamboo	0	1	2	21	2	22.22	19.23
<i>Malus pumila</i> Mill.	1	2	2	0	15	28.57	25
Total	18	14	20	27	21	—	—
Correct rate / %	77.78	62.29	55	77.78	71.43	—	—
Overall accuracy / %	70	—	—	—	—	—	—

表 9 基于 TF 和 CF 参数的树种分类结果

Table 9 Classification results of tree species based on TF and CF parameters

Tree specie	<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	<i>Salix babylonica</i>	<i>Ligustrum lucidum</i>	Bamboo	<i>Malus pumila</i> Mill.	Leakage rate / %	Misjudged rate / %
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	15	0	3	0	2	16.67	25
<i>Salix babylonica</i>	1	10	2	0	1	28.57	28.57
<i>Ligustrum lucidum</i>	1	2	13	2	0	35	27.77
Bamboo	0	0	1	23	2	14.81	11.54
<i>Malus pumila</i> Mill.	1	2	1	2	16	23.81	27.27
Total	18	14	20	27	21	—	—
Correct rate / %	83.33	71.43	65	85.19	76.19	—	—
Overall accuracy / %	77	—	—	—	—	—	—

表 10 基于所有参数的树种分类结果

Table 10 Classification results of tree species based on all parameters

Tree specie	<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	<i>Salix babylonica</i>	<i>Ligustrum lucidum</i>	Bamboo	<i>Malus pumila</i> Mill.	Leakage rate / %	Misjudged rate / %
<i>Metasequoia glyptostroboides</i>	15	0	2	0	0	16.67	11.76
<i>Salix babylonica</i>	1	11	0	1	2	21.43	26.67
<i>Ligustrum lucidum</i>	1	2	15	1	0	25	21.05
Bamboo	0	1	1	25	0	7.41	7.41
<i>Malus pumila</i> Mill.	1	0	2	0	19	9.52	13.63
Total	18	14	20	27	21	—	—
Correct rate / %	83.33	78.57	75	92.59	90.48	—	—
Overall accuracy / %	85	—	—	—	—	—	—

结合 SF、TF 和 CF 参数的混淆矩阵的分类结果达到最优, 总体分类精度为 85%, Kappa 系数为 0.81。结合漏判率和错判率可见, 对水杉、竹子和苹果树的分类效果最好, 分类精度均在 80% 以上。其中, 对竹子的分类精度最高, 达 92.59%, 这是由于竹子结构分布、纹理特征和冠形特征均与其他树种有较大差别, 因此对竹子的分类效果一直比较好。对柳树分类的错判率也降低到可以令人满意的数值, 可见多类参数对树种分类结果有较好的作用。分类效果相对最差的是女贞树, 精度为 75%, 这可能是由于树种特征和其他树种相似, 特征不明显, 很多女

贞树被判为其他树种。总体分类精度结果如图 7 所示。

结合 SF、TF、CF、SF+TF、SF+CF、TF+CF 和 SF+TF+CF 这 7 种组合特征, 针对 5 种类不同树种的总体分类精度分别为 58%、64%、60%、73%、70%、77% 和 85%。

4 结 论

以杭州钱江新城森林公园和新疆维吾尔自治区阿克苏地区红旗坡农场中的水杉、柳树、女贞树、竹子、苹果树 5 类树种为研究对象, 获取稠密的机载激

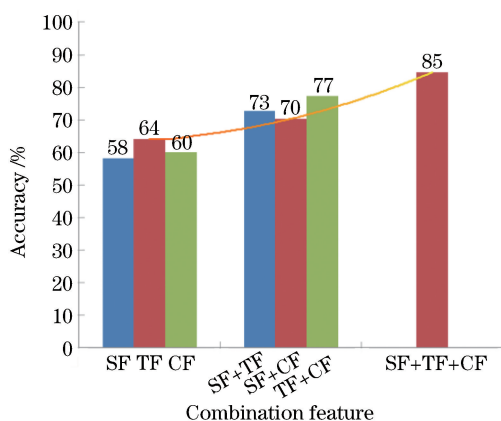


图7 总体分类精度结果

Fig. 7 Overall classification accuracy results

光雷达数据,从点云中提取结构特征参数、纹理特征参数与冠形特征参数,结合 SVM 分类器,实现面向激光点云数据的树种分类识别,经过算法验证,发现结合 3 类特征参数,得到的总体分类精度为 85%。

本实验采用自上而下的点云扫描方式,树冠下部数据由于遮挡导致部分数据缺失,且树冠生长竞争导致的交叠致使分类精度未达到 100%,今后将结合多源遥感数据,如遥感影像的代理信息、同时结合高光谱数据和深度学习的大数据样本,不断提高分类精度。

参 考 文 献

- [1] Lu X K. Tree species classification and 3D visualization based on airborne LiDAR and hyperspectral data [D]. Chengdu: University of Electric Science and Technology of China, 2018.
鲁续坤. 基于机载 LiDAR 和高光谱数据的树种分类及三维显示[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [2] Zhao F. Forest parameter extraction using LiDAR data and digital camera image [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2007.
赵峰. 机载激光雷达数据和数码相机影像林木参数提取研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2007.
- [3] Anitha K, Joseph S, Chandran R J, *et al.* Tree species diversity and community composition in a human-dominated tropical forest of Western Ghats biodiversity hotspot, India [J]. *Ecological Complexity*, 2010, 7(2): 217-224.
- [4] Heinzl J, Koch B. Investigating multiple data sources for tree species classification in temperate forest and use for single tree delineation [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 18: 101-110.

- [5] Wang C Y, Wang A L, Wang J Y, *et al.* Coastal zone land use information extraction based on object-oriented classification method [J]. *Journal of Natural Resources*, 2014, 29(9): 1589-1597.
王彩艳, 王媛玲, 王介勇, 等. 基于面向对象的海岸带土地利用信息提取研究[J]. *自然资源学报*, 2014, 29(9): 1589-1597.
- [6] Holmgren J, Persson Å. Identifying species of individual trees using airborne laser scanner [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(4): 415-423.
- [7] Hollaus M, Wagner W, Eberhöfer C, *et al.* Accuracy of large-scale canopy heights derived from LiDAR data under operational constraints in a complex alpine environment [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2006, 60(5): 323-338.
- [8] Liu Q W, Li Z Y, Chen E X, *et al.* Extracting height and crown of individual tree using airborne LiDAR data [J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2008, 30(6): 83-89.
刘清旺, 李增元, 陈尔学, 等. 利用机载激光雷达数据提取单株木树高和树冠[J]. *北京林业大学学报*, 2008, 30(6): 83-89.
- [9] Zhao D. Individual tree parameters extraction based on lidar and hyper-spectrum data [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2012.
赵旦. 基于激光雷达和高光谱遥感的森林单木关键参数提取[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2012.
- [10] Li J L, Hu B X, Noland T L. Classification of tree species based on structural features derived from high density LiDAR data [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 171/172: 104-114.
- [11] Wei T. Tree-level structure characterization based on static terrestrial laser scanning point clouds [D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2015.
魏田. 基于静态地基激光扫描点云的单树结构表征[D]. 唐山: 华北理工大学, 2015.
- [12] Cao L, Coops N C, Innes J L, *et al.* Tree species classification in subtropical forests using small-footprint full-waveform LiDAR data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 49: 39-51.
- [13] Wang J, Zhang L Y, Lü C D, *et al.* Tree species identification methods based on point cloud data using ground-based LiDAR [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2018, 49(11):

- 180-188.
- 王佳, 张隆裕, 吕春东, 等. 基于地面激光雷达点云数据的树种识别方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 180-188.
- [14] Kantola T, Vastaranta M, Yu X W, *et al.* Classification of defoliated trees using tree-level airborne laser scanning data combined with aerial images[J]. Remote Sensing, 2010, 2(12): 2665-2679.
- [15] Puttonen E, Suomalainen J, Hakala T, *et al.* Tree species classification from fused active hyperspectral reflectance and LiDAR measurements [J]. Forest Ecology and Management, 2010, 260(10): 1843-1852.
- [16] Lin Y, Hyypä J. A comprehensive but efficient framework of proposing and validating feature parameters from airborne LiDAR data for tree species classification [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 46: 45-55.
- [17] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [18] Wei X H, Wang Y G, Zheng J, *et al.* Tree crown volume calculation based on 3-D laser scanning point clouds data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(7): 235-240.
- 韦雪花, 王永国, 郑君, 等. 基于三维激光扫描点云的树冠体积计算方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(7): 235-240.
- [19] Xu W H, Feng Z K, Su Z F, *et al.* An automatic extraction algorithm for individual tree crown projection area and volume based on 3D point cloud data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(2): 465-471.
- 徐伟恒, 冯仲科, 苏志芳, 等. 一种基于三维激光点云数据的单木树冠投影面积和树冠体积自动提取算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(2): 465-471.
- [20] Zhang D, Yan R, Yun T, *et al.* The 3D reconstruction of tree branches from point cloud based on terrestrial laser scanner [J]. Journal of Forestry Engineering, 2016, 1(5): 107-114.
- 张冬, 严锐, 云挺, 等. 基于地面激光雷达的单木枝干建模方法[J]. 林业工程学报, 2016, 1(5): 107-114.