

对接 Revit 平台的古建点云快速分类研究

刘永吉¹, 李佳恩¹, 吴翔²

(1. 吉林建筑大学, 吉林 长春 130118; 2. 吉林大学地球探测科学与技术学院, 吉林 长春 130026)

摘要:点云数据具有可量测、精度高、细节精细和快速获取等特点,为了能够实现利用点云数据构建古建 Revit 模型,以古建筑的彩色三维激光点云数据为研究对象,提出了古建点云快速自动分类及目标提取的方法。首先,将原始点云转换为栅格数据,通过多层感知机提取出不同尺度下的点特征和全局特征,然后,利用粒子群优化算法对 MLP 参数进行优化,实现了点云数据的自动分类及提取。最后以 Z+F5010C 扫描仪采集的某古建的点云数据为试验对象,验证本文算法的可行性和实用性,为实现古建筑 Revit 参数化建模,进而实现基于信息化平台统一管理打下基础。

关键词:点云分类;MLP 算法;粒子群优化算法;Revit;古建建档

中图分类号: **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2022.02.021

Research on rapid classification of ancient building point cloud based on the platform of Revit

LIU Yong-ji¹, LI Jia-en¹, WU Xiang²

(1. Jilin Jianzhu University, Changchun 130118, China;

2. College of Earth Exploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China)

Abstract:Point cloud data has the characteristics of measurability, high accuracy, fine details and fast acquisition. In order to build the ancient building model with point cloud data, with the color 3D laser point cloud data of ancient buildings as the research object, the method of rapid automatic classification and target extraction of ancient building point cloud is proposed. Firstly, the original point cloud is transformed into raster data, and the point features and global features at different scales are extracted by multi-layer perception. Then, the MLP parameters are optimized by particle swarm optimization algorithm, and the automatic classification and extraction of point cloud data are realized. Finally, the point cloud data of an ancient building collected by Z + F5010C scanner is taken as the test object to verify the feasibility and practicability of the algorithm, laying a foundation for realizing the ancient building's parametric modeling in Revit and realizing the unified management based on the information platform.

Keywords: point cloud classification; MLP algorithm; particle swarm optimization algorithm; Revit; ancient building archives

1 引言

近年来,随着信息化技术深入到社会各个领域,

利用三维激光扫描技术进行建筑复原成为可能,国内外大多数研究主要集中于运用三维激光扫描仪对

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 41801283);吉林省教育厅“十三五”科学技术项目(No. JJKH20180607KJ);2021 年度吉林省教育厅科学研究项目(No. JJKH20210298KJ)资助。

作者简介:刘永吉(1982-),男,硕士,实验师,研究生导师,主要从事三维激光扫描数据处理与应用等方面研究。

E-mail:123123912@qq.com

收稿日期:2021-04-02;**修订日期:**2021-05-03

古建筑进行扫描后逆向建模,如 Siwei C 等^[1]对建筑体进行了激光扫描。Bouzakis 等^[2]通过三维激光扫描技术重建了帕台农神庙西部带状雕塑。蔺小虎等^[3]对大雁塔进行点云逆向建模。周曦冰等^[4]通过点云特征提取,应用于古文物本体图制作。随着三维激光技术应用越来越广泛,通过对点云数据的分类处理能够有效提高数据成果的准确性和高效性^[5-7]。通过对点云分类处理,结合 BIM 技术实现古建筑 Revit 参数化建模,进而实现基于信息化平台统一管理,对古建筑进行数字化保护与传承正逐渐成为研究热点。

针对城市复杂环境点云数据中建筑物和植被较难分离的问题,利用二者高度、面积、坡度等信息先将建筑物分离,再利用建筑物结果作为约束,较为准确地将二者进行分离^[8]。以矿区的彩色三维激光点云数据为研究对象,提出了矿区点云快速自动分类及目标提取的方法^[9]。Nourzad 等提出基于 Bagging 和 AdaBoost 组合分类器将机载激光点云分为植被、地面、房屋三类^[10]。点云分类方法大多是建立在物体三维表面模型上,根据其高程、回波强度和表面变化率等信息进行分类,相较于在二维平面上的地物分类,基于三维信息的分类费时、费力,同时对硬件设施提出更高要求,这无疑制约了分类算法在现实中的应用。因此,本文首先对点云数据进行栅格化,将三维问题转为二维;然后提出一种基于 PSO_MLP 算法的机载激光点云数据分类方法,在减少时间成本和计算机性能要求的基础上,提高了分类精度。

以某古建为试验区,通过 Z+F5010C 三维激光扫描仪对建筑群点云数据进行数据处理,证明了本文算法的准确性和实用性,在数据精简等方面,实现了对接 Revit 平台模型创建,为使用点云数据进行历史保护建筑三维数字档案创建打下了基础。

2 方法

2.1 多层感知机

多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP) 是一种网络结构,由多层分布的节点组成,各节点在相邻层由不同权重相连接,包含输入层,隐藏层和输出层^[11]。MLP 网络模型结构图如图 1 所示。

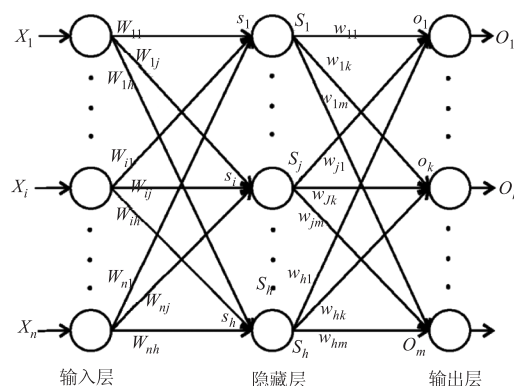


图 1 MLP 网络模型结构图

Fig. 1 MLP network model structure diagram

MLP 的输出计算步骤如下:首先计算得到输入的加权求和:

$$s_j = \sum_{i=1}^n (W_{ij}, X_i) - \theta_j, j = 1, 2, \dots, h \quad (1)$$

其中, n 是总输入节点个数; W_{ij} 是连接权重; θ_j 是第 j 个隐含节点的偏置; X_i 表示第 i 个输入信息。

计算输入节点的输出为:

$$S_j = \text{sigmoid}(s_j) = \frac{1}{1 + \exp(-s_j)}, j = 1, 2, \dots, h \quad (2)$$

计算隐藏节点的输出为:

$$o_k = \sum_{j=1}^h (w_{jk}, S_j) - \theta'_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

最终的输出信息为:

$$O_k = \text{sigmoid}(o_k) = \frac{1}{1 + \exp(-o_k)}, k = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

其中, W_{jk} 是连接权重; θ'_k 是第 k 个输出节点的偏置。

2.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种优化算法^[12]。最近几年来,在对神经网络参数优化的研究中 PSO 算法是一个热点。PSO 算法的基本思想是利用在神经网络中的微粒对信息的共享性,使得在整个神经网络的运动问题中对于由无序问题对有序问题进行求解成为可能,从而获取最优解。该算法首先初始化一组随机粒子,在迭代过程中计算每个微粒 i 的适应度,通过跟踪个体极值 P_i 和全局极值 P_g 来更新自己。微粒 i 分别根据公式 (5) 和 (6) 来更新自己的速度和位置值:

$$V_i(t+1) = \omega \cdot V_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot [P_i(t) - X_i(t)] +$$

$$c_2 \cdot r_2 \cdot [P_g(t) - X_i(t)] \quad (5)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (6)$$

其中, $V_i(t)$ 是微粒 i 在 t 时刻的速度; w 是惯性权重; $X_i(t)$ 是粒子在 t 时刻的位置; r_1 和 r_2 是介于 $(0,1)$ 之间的随机数; c_1, c_2 是学习因子, 通常 $c_1 = c_2 = 2$ 。

3 应用案例

3.1 测区概况及预处理

以云南某古建筑群为试验区, 测区测绘面积 0.186 km^2 , 测绘单体共计 6 个, 采用德国 Z+F5010C 三维激光扫描仪获取试验区的彩色三维激光扫描数据。总站点数为 81 站, 密度适中, 完成了整个测区的站点覆盖, 通过 JRC 3D 进行交互处理, 完成试验区点云数据的拼接、去噪与赋色, 如图 2 所示。该测区点云数据需对接 Revit 平台进行三维档案创建主要包括高植被、建筑物、建筑物附属、地形及其他等信息。由于测区范围较大, 点云数据庞大, 首先进行数据分割, 对测区范围内 6 个建筑单体进行分割, 分割后的区域均包含地面, 建筑, 高植等部分, 从数据量上考虑仍然较大, 另外植被遮挡细部亦影响建模表达, 下面以其中一个区域为例进行数据处理。

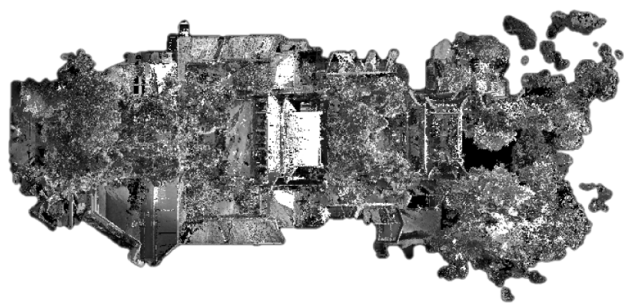


图 2 测区鸟瞰图

Fig. 2 Aerial view of survey area

3.2 数据处理

3.2.1 点云栅格化

由于大多分类算法在二维遥感图像的应用要比三维点云应用更为成熟, 且在二维平面中分类所消耗的时间会更短。项目采取降维处理, 对于三维数据转换二维处理, 使得处理速度大大加快。根据点云数据的原始记录中空间点的坐标、反射率和 RGB 值进行提取, 利用点云数据生成点云图, 找到全部栅格点中投影在 XOY 投影面中反射强度值最大的点, 得到与该区域空间点云相对应的栅格化点云。点云与栅格图像如图 3、4 所示。

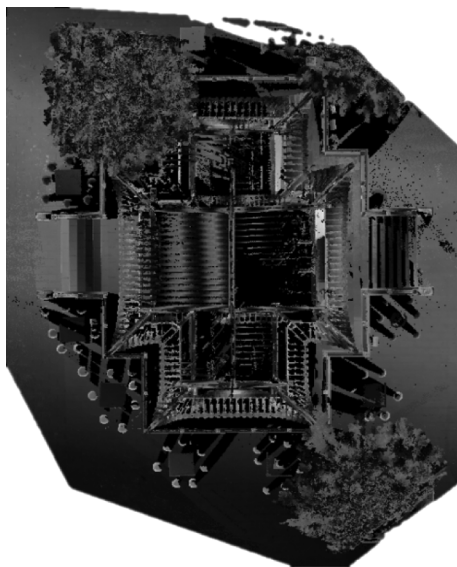


图 3 点云数据

Fig. 3 Point cloud data

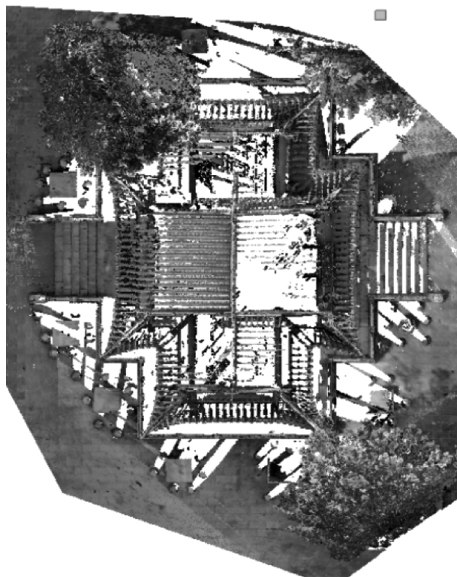
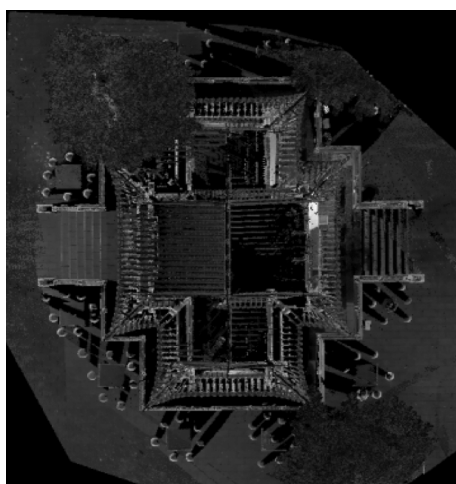


图 4 栅格数据

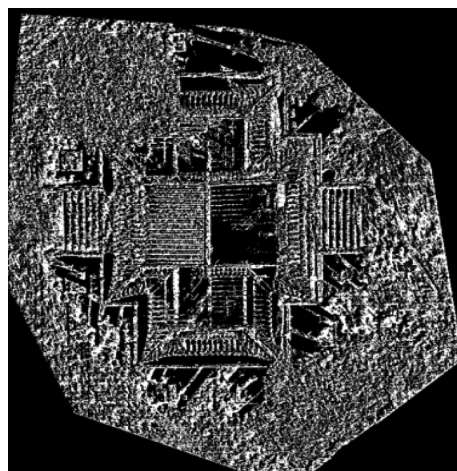
Fig. 4 Grid data

3.2.2 点云特征提取

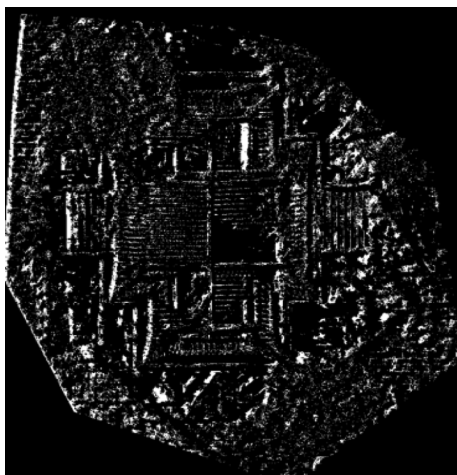
由于利用点云的反射强度信息进行分类, 具有分类特征单一、对地物反射强度接近、地物复杂处分类效果不理想等特点^[11-12]。首先, 将栅格数据二值化如图 5(a) 所示, 在此基础上, 提取纹理信息以及形状信息, 让分类特征更加丰富, 可在一定程度上提高分类精度。本文采用统计方法中的灰度共生矩阵方式进行分析, 其主要是通过统计分析图像灰度的空间相关特性来实现图像的纹理计算^[13]。本文选用了 Variance 和 Mean 两种方法进行图像纹理特征的提取, 提取结果如图 5(b)、(c) 所示。



(a) 灰度图



(b) 纹理信息1 (Mean)



(c) 纹理信息2 (Variance)

图5 特征提取图

Fig. 5 Feature extraction diagram

3.3 分类算法建模过程

利用 PSO-MLP 算法可以对多类别数据分类的优势,应用到站式三维激光扫描点云数据中,构建基于 PSO-MLP 遥感影像快速分类方法,同时为体现 PSO-MLP 算法的优越性引入 PSO-SVPM 算法

进行寻优适用度比较,具体建模过程如下:

(1)特征信息提取,训练集 (x_i, y_i) ,其中 x_i 为特征信息, y_i 为对应的地物类别,取值为0~3;

(2)利用 Python-GDAL 函数库和 sklearn 模块中的 MLP 代码集成到遥感影像 MLP 算法中,构建 MLP 算法分类模型;

(3)PSO 算法对 MLP 与 SVM 参数对比。本文在应用 PSO 算法时,最大迭代次数设为 50,并作为算法终止条件,选择模型预测结果的平均精度作为适应度函数,将粒子群大小设置为 100,学习因子 c_1 设为 2.0, c_2 设为 2.0,经过 50 次迭代计算后,搜索得到 MLP 算法的隐藏层个数(hidden_layer_sizes)为 10,激活函数(activation function)为 logistic,SVM 算法的惩罚系数 c 为 1.95,核参数 gamma 为 0.27。最优粒子的适应度值变化如图 6 所示,可以看出,MLP 的最优粒子适应度值达到 0.9257,SVM 的最优粒子适应度值达到 0.9240,PSO 优化算法对 MLP 和 SVM 的优化效果都比较好。

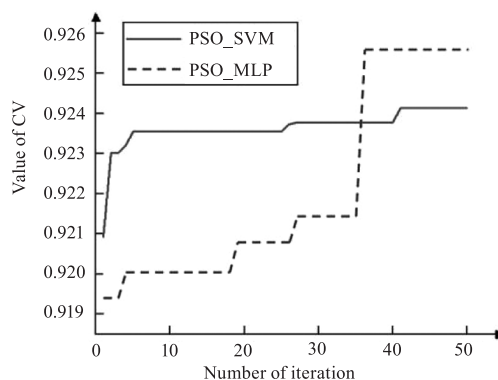


图6 PSO_MLP 与 PSO_SVM 参数适应度

Fig. 6 PSO_MLP and PSO_SVM parameter fitness

3.4 分类结果

为了验证 PSO_MLP 算法在点云数据分类中的适用性,作为对比,本文还加入了 PSO_SVM 算法对研究区内的典型地物进行分类^[14],分别利用 PSO_MLP 和 PSO_SVM 对测区内的典型地物进行分类,分类结果如图 7、8 所示。对比两幅分类结果图可以看出,PSO_SVM 算法在部分区域存在着明显的“椒盐现象”,且部分地物出现错分现象,尤其是在建筑物和高植被、地物复杂处的边缘等尤为明显。而 PSO_MLP 算法表现的比 PSO_SVM 更加优越,克服噪点的能力更好,对于特征信息比较接近的地物也实现了高效的识别。

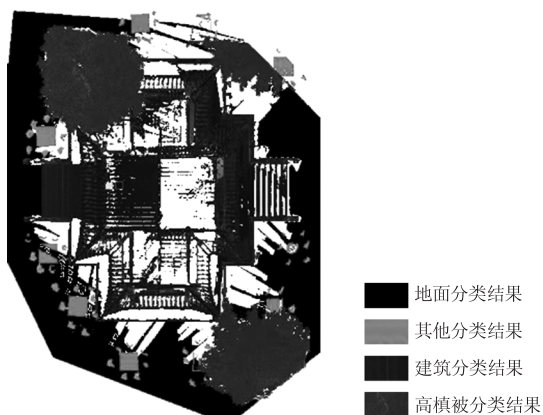


图 7 PSO_MLP 分类结果

Fig. 7 PSO_MLP classification results

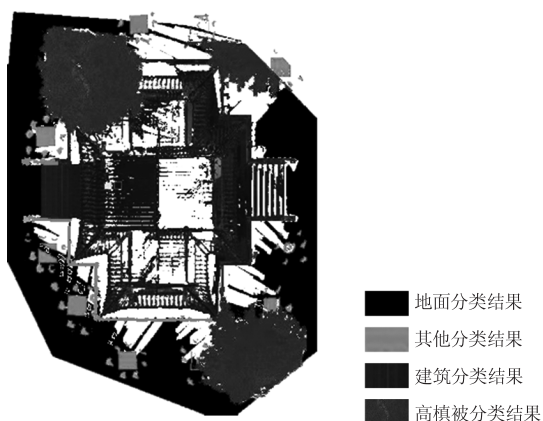


图 8 PSO_SVM 分类结果

Fig. 8 PSO_SVM classification results

4 精度分析

4.1 混淆矩阵

混淆矩阵能够对分类模型进行性能评价,在图像精度评价中,主要用于比较分类结果和实际测量值,是精度评价的一种格式。本项目采用混淆矩阵来进行分类结果精度评价,统计其分类图像的分类精度、总体分类精度和 Kappa 系数等指标。

表 1 混淆矩阵分类精度指标对比

Tab. 1 Comparison of classification accuracy indexes of confusion matrix

分类方法	分类精度/%				总体分类精度/%	Kappa 系数
	建筑	其他	高植被	地面		
PSO_SVM	77.91	83.96	93.73	88.15	85.12	0.8004
PSO_MLP	99.81	88.75	95.47	94.38	94.16	0.9219

从表 1 可以看出,由 PSO-MLP 算法和 PSO-SVM 算法对图像分类的总体分类精度分别为 94.16 % 和 85.12 %,Kappa 系数分别为 0.9219 和 0.8004。由此可见在本项目中 PSO_MLP 能够对点云数据分类

效果较好。

4.2 ROC 曲线

近年来,ROC 曲线分析技术越来越多的应用到机器学习领域^[15],因其具有对类别分布和代价不敏感,能够成为评价分类器效果的手段之一。AUC 表示为:

$$AUC = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \phi(x_i, y_i) \quad (7)$$

$$\phi(x_i, y_i) = \begin{cases} 1 & x_i > y_i \\ 0.5 & x_i = y_i \\ 0 & x_i < y_i \end{cases} \quad (8)$$

曲线面积 AUC 的标准偏差的计算公式为:

$$SE_{AUC} = \sqrt{\frac{AUC(1-AUC) + (m-1)(Q_1 - AUC^2) + (n-1)(Q_2 - AUC^2)}{mn}} \quad (9)$$

式中, $Q_1 = \frac{A}{2-A}$, $Q_2 = \frac{2A^2}{1+A}$ 。

试验区采用 ROC 曲线来进行分类结果精度分析,PSO_MLP 算法和 PSO_SVM 算法对实验区内的地物分类结果如表 2 所示,ROC 曲线分别如图 9、10 所示。PSO_MLP 算法的各地物 AUC 面积比 PSO_SVM 算法大,且 ROC 曲线的 TP 曲线形态更好,分类器的分类效果更好。

表 2 ROC 曲线分类精度指标对比

Tab. 2 Comparison of ROC curve classification accuracy indexes

分类方法	ROC 曲线下的面积(AUC)				
	建筑	其他	高植被	地面	平均面积
PSO_SVM	0.71	0.76	0.95	0.83	0.81
PSO_MLP	0.85	0.83	0.97	0.93	0.89

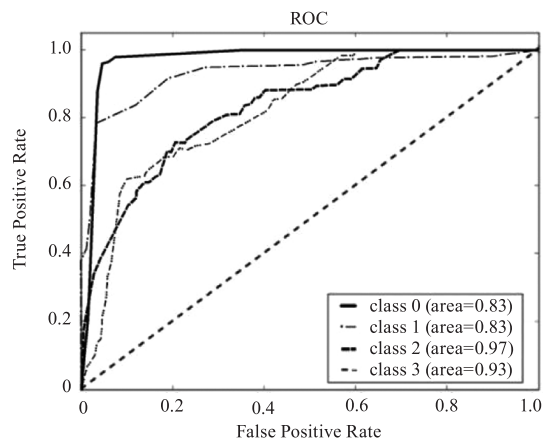


图 9 PSO_MLP 算法 ROC 曲线

Fig. 9 PSO_ROC curve of MLP algorithm

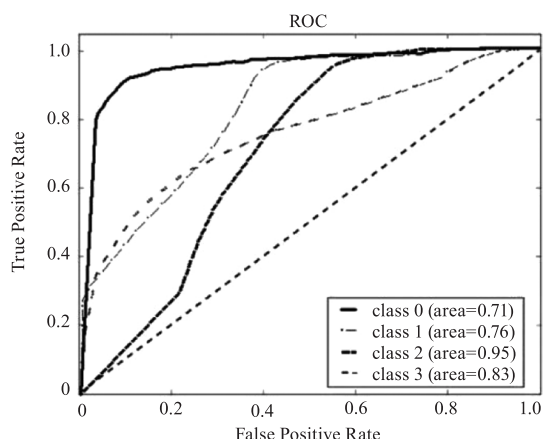


图 10 PSO_SVM 算法 ROC 曲线

Fig. 10 PSO_ ROC curve of SVM algorithm

5 成果应用

将测区点云进行拼接质检后,根据统一密度进行抽稀后,按照建模区域不同进行点云分割,应用算法将测区分割后的区块进行逐一分类,分类后点云类别为地面,其他分类,建筑,高植(见图 11),将点云数据保存为 Autodesk ReCap 数据格式,生成 ReCap 文件,导入 Revit 平台进行参数化建模,Revit 平台建模成果如图 12 所示。

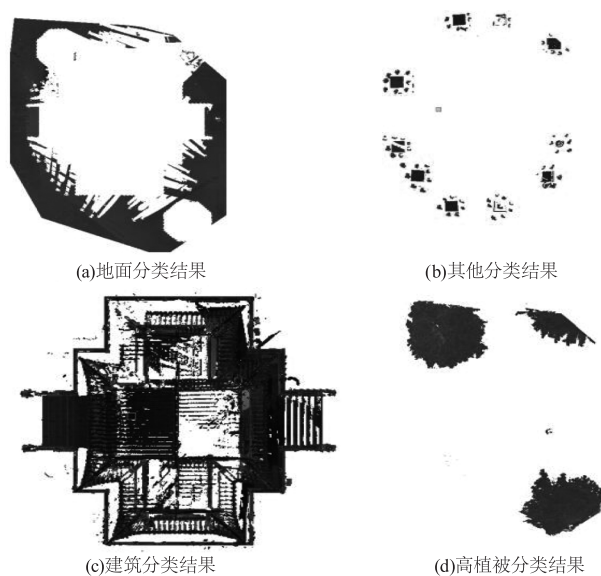


图 11 点云细分图

Fig. 11 Point cloud subdivision

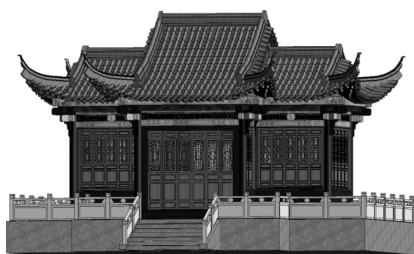


图 12 Revit 模型

Fig. 12 The Revit model

6 结论

本文首先对测区建筑单体进行数据分割,通过 PSO_MLP 算法对点云数据进行栅格化,并结合纹理信息和形状信息后,利用粒子群优化算法对 MLP 的参数进行寻优,实现了测区的典型地物的快速分类。结果表明:(1)基于 PSO_MLP 分类方法的分类在本项目中精度高于 PSO_SVM 的分类精度;(2)对于分类精度指标,与传统的混淆矩阵相比,将 ROC 曲线应用于遥感图像分类,结果更为直观,可以清晰地判别各地类的分类情况。分类后的点云特征明显,数据得到精简能够更好对接 Revit 平台进行参数建模,进而为实现基于信息化平台统一管理奠定基础。

参考文献:

- [1] Siwei C, Walske ML, DAVIES I J. Rapid mapping and analysing rock mass discontinuities with 3D terrestrial laser scanning in the underground excavation[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences 110: 28 - 35.
- [2] K D Bouzakis, D Pantermalis, I Mirisidis, et al. 3D-laser scanning of the parthenon west frieze blocks and their digital assembly based on extracted characteristic geometrical details[J]. Journal of Archaeological Science: Reports, 2016, 6.
- [3] Lin Xiaohu, Yao Wanqiang, Ma Hongxia, et al. Three dimensional reconstruction of the Great Wild Goose Pagoda based on massive point cloud data[J]. Sciences of Conservation and Archaeology, 2017, 29 (3): 67 - 72. (in Chinese)
蔺小虎,姚顽强,马润霞,等. 基于海量点云数据的大雁塔三维重建[J]. 文物保护与考古科学, 2017, 29 (3): 67 - 72.
- [4] Zhou Xibing, Gan Shu, Liu Guanghui. Drawing tests and analysis of ancient plank road ontology graph using 3D laser scanning technology[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(3): 52 - 56. (in Chinese)
周曦冰,甘淑,刘广辉. 三维扫描古栈道本体图绘制[J]. 测绘科学, 2017, 42(3): 52 - 56.
- [5] Yu Bin, Dong Chen, Liu Yanhua, et al. A review of point cloud segmentation methods based on deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56 (1): 38 - 45. (in Chinese)
俞斌,董晨,刘延华,等. 基于深度学习的点云分割方

- 法综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(1): 38–45.
- [6] Yan Lin, Liu Kai, Duan Meiyu. Lightweight deep neural network for point cloud classification[J]. Journal Of Xidian University, 2020, 47(2): 46–53. (in Chinese)
闫林, 刘凯, 段玫妤. 一种用于点云分类的轻量级深度神经网络[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(2): 46–53.
- [7] Ma Jinghui, Pan Wei, Wang Ru. Three-dimensional point cloud classification based on K-means clustering[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(17): 181–186. (in Chinese)
马京晖, 潘巍, 王茹. 基于 K-means 聚类的三维点云分类[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(17): 181–186.
- [8] Zhao Xiaocui. Classification of buildings and vegetation in complex urban areas[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(S1): 181–185. (in Chinese)
赵翠晓. 复杂城区建筑物和植被分类研究[J]. 测绘通报, 2019(S1): 181–185.
- [9] Cai Lailiang, Song Deyun, Wei Fengyuan, et al. Automatic classification of colored point cloud on the surface of mining area[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(5): 55–58. (in Chinese)
蔡来良, 宋德云, 魏峰远, 等. 矿区地表彩色点云的自动分类[J]. 测绘通报, 2020(5): 55–58.
- [10] H H Nourzad, A Pradhan. Binary and multi-class classification of fused LIDAR-imagery data using an ensemble method[C]//Construction Research Congress, 2012: 909–918.
- [11] Harris Papadopoulos, b, Author Vitae. Reliable probabilistic classification with neural networks[J]. Neurocomputing, 2013, 107: 59–68.
- [12] Kennedy J. The behavior of particle[C]//Proc. 7th Annu. Conf. Evol. Program. San Diego, CA. Mar, 1998: 1581–1589.
- [13] Wang Min, Wang Jing, Wang Yusheng. Multi-scale algorithm of texture feature extraction based on gray-level co-occurrence matrix[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2016, 31(10): 967–972. (in Chinese)
王民, 王静, 王羽笙. 一种多尺度灰度共生矩阵的纹理特征提取算法[J]. 液晶与显示, 2016, 31(10): 967–972.
- [14] Yang Yun, Sui Lichun. Object-oriented multi-feature fusion classification of LIDAR data[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2010, (8): 11–14. (in Chinese)
杨耘, 隋立春. 面向对象的 LiDAR 数据多特征融合分类[J]. 测绘通报, 2010, (8): 11–14.
- [15] Wang Bokun, Xue Zhaojun, Li Jia, et al. ROC curve is applied to optimize the pattern classification algorithm[J]. Progress in Natural Science, 2006, (11): 1511–1516. (in Chinese)
万柏坤, 薛召军, 李佳, 等. 应用 ROC 曲线优选模式分类算法[J]. 自然科学进展, 2006, (11): 1511–1516.