引文格式：尤治博,曾广栋,左辛凯,等. 利用BIM模型的三维激光点云粗配准算法研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(4):9-12. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.04.002

利用BIM模型的三维激光点云粗配准算法研究

尤治博[1]，曾广栋[1]，左辛凯[2*]，罗　磊[2]，刘德新[1]，刘　屹[2]，陈　鹏[1]
（1. 三峡金沙江川云水电开发有限公司永善溪洛渡电厂，云南 永善 657300；
2. 长江空间信息技术工程有限公司（武汉）湖北 武汉 430010）

摘　要：由于不同点云数据的曲率变化不同，导致难以计算关键特征的尺度参量，配准后源点云和目标点云在相同位置处，两者在三维空间中的距离存在差异，即配准后点云之间不重合、存在落差，配准精度较低。为此，提出基于BIM模型的三维激光点云粗配准算法研究。通过构造邻域超平面，计算关键点的特征尺度，并采用正则化系数将曲率归一化至相同水平，根据一致的曲率水平集中求取关键特征的尺度参量，由此提取关键特征点，结合点云数据和BIM模型的四平面基，计算两者的补丁数量，引入似真度函数估计点云的粗配准初始位置，以此为依据，计算初始变换矩阵的平移向量，结合收敛条件得到配准过程的最佳旋转矩阵，由此完成源点云数据和目标点云的粗配准。实验结果表明，利用所提方法进行三维激光点云粗配准，目标点云与源点云完全重合，整体配准效果较好；相同位置处的云落差更小，最小点云对应云落差值为0.004。

关键词：BIM模型；三维激光点云；特征点；粗配准；云落差
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）04-0009-04

Research on Rough Registration Algorithm for 3D Laser Point Cloud Based on BIM Model

YOU Zhibo[1], ZENG Guangdong[1], ZUO Xinkai[2], LUO Lei[2], LIU Dexin[1], LIU Yi[2], CHEN Peng[1]
(1. Yongshan Xiluodu Power Plant, Three Gorges Jinsha River Chuanyun Hydropower Development Co., Ltd., Yongshan 657300, China;
2. Changjiang Spatial Information Technology Engineering Co., Ltd., Wuhan 430010, China)

Abstract: Because of the different curvature changes of different point cloud data, it is difficult to calculate the scale parameters of key features. After registration, the source point cloud and target point cloud at the same position, the distance between them in 3D space is different, that is, after registration, the point clouds do not overlap, there is a gap, and the registration accuracy is low. Therefore, we proposed a rough registration algorithm for 3D laser point clouds based on BIM model. By constructing a neighborhood hyperplane, we calculated the feature scale of key points, and used regularization coefficient to normalize the curvature to the same level. According to the consistent curvature level, we obtained the scale parameters of key features, and extracted the key feature points. Combining the point cloud data with the 4-plane basis of BIM model, we calculated the patch numbers of feature points, and introduced the approximate truth function to estimate the initial position of rough registration of point clouds. On the basis of this, we calculated the translation vector of the initial transformation matrix, and obtained the optimal rotation matrix in the registration process by combining the convergence conditions. The experimental results show that using the proposed method for rough registration of 3D laser point cloud, the target point cloud and the source point cloud completely coincide, and the overall registration effect is good. The cloud drop at the same position is smaller, and the cloud drop of minimum point cloud is 0.004.

Key words: BIM model, 3D laser point cloud, feature point, rough registration, cloud drop

在建筑行业中，建筑信息模型（building information model，BIM）不仅提供了完整的建筑几何信息，还包含了丰富的属性数据，为建筑的设计、施工和运营管理提供了强有力的支持。然而，在实际应用中，BIM模型与3D激光扫描技术生成的点云数据的集成仍然面临许多挑战。三维激光点云数据具有高密度、高精度的特点，能够真实反映建筑的空间形态。然而，其庞大的数据量也给数据处理和分析带来了困难。传统的点云配准方法大多基于几何特征或统计信息，但在处理BIM模型与点云数据之间的配准时，这些方法往往无法充分利用BIM模型的语义信息，导致配准精度和效率较低[1-2]。因此，研究基于BIM模型的三维激光点云粗配准算法具有重要意义[3-4]。

本研究旨在探索一种基于BIM模型的3D激光点云粗配准算法，以期为建筑数字化管理提供更可靠的数据支持。

项目来源：三峡金沙江川云水电开发有限公司永善溪洛渡电厂科研项目（4123020003）。
第一作者简介：尤治博（1985—），本科，高级工程师，从事水轮发电机组运行维护工作，E-mail：250378639@qq.com。
通信作者：左辛凯（1993—），博士研究生，从事三维激光点云优化与建模工作，E-mail：xinkaized@foxmail.com。

1 三维激光点云粗配准算法设计

三维激光点云粗配准算法通过构建邻域超平面，计算关键点的特征尺度值，运用正则化系数将曲率规整到同一水准，基于统一的曲率水准集中求解关键特征的尺度参数，进而提取关键特征点。将点云数据与BIM模型的4个平面基准相结合，计算两者的补丁数目，引入逼真度函数估算点云的粗配准初始方位，以此为基础，计出初始变换矩阵的平移矢量，再结合收敛条件得出配准过程中的最优旋转矩阵，从而完成源点云数据和目标点云的粗配准。

1.1 三维激光点云关键特征提取

三维激光点云的关键特征能够刻画原始点云数据的几何形状、表面属性和整体性质[5]。通过提取关键特征，可以在不同视角或位置获取的点云数据之间找到匹配点，从而实现点云数据的配准和对齐，并减少点云数据的冗余信息，突出重要的特征，保证点云配准的精度和效率[6]。

通常情况下，原始点云中某一点的法向量是该点处切平面的法向量，则该点的邻域超平面方程可表示为式（1）；原始点云中某一点的法向量是该点处切平面的法向量，则该点的邻域超平面方程可表示为式（2）。

$$A^{'}=\sum_{g=1}^{n}\frac{x_0+y_0}{\sqrt{\left\|c_g\right\|^2}} \tag{1}$$

式中，n 为原始点云数量；x_0 为平面方程系数；y_0 为调整参数；c_g 为第 g 个点到平面的距离。

在超平面内，对于给定的点 j 和候选种子点 k，其距离度量为：

$$d_{j,k}=\frac{A^{'}\times\alpha_v}{\mathrm{X}_b\left|\dfrac{\boldsymbol{h}_0}{e_c}\right|} \tag{2}$$

式中，α_v 为候选种子点的体素大小；X_b 为经验常数；$\boldsymbol{h}_0$ 为法向量值；e_c 为重采样点。

利用邻域点集法向量的平均值估计关键点的特征尺度[7]，计算公式为：

$$J_g=d_{j,k}\times\frac{\gamma_0\times\boldsymbol{n}_l}{C_r/g_v} \tag{3}$$

式中，γ_0 为体素降采样系数；$\boldsymbol{n}_l$ 为协方差矩阵；C_r 为分解系数；g_v 为特征点分量。

从而计算关键特征的表面变化，即特征点云的平均曲率[8]，公式为：

$$\bar{\rho}=\frac{J_g\times g_e}{\sqrt{\boldsymbol{A}_w\times\boldsymbol{f}_x/r_p}} \tag{4}$$

式中，g_e 为增加的邻域大小；$\boldsymbol{A}_w$ 为叠加标度矩阵；$\boldsymbol{f}_x$ 为特征向量；r_p 为特征隶属度。

采用正则化系数将曲率归一化至相同水平，根据一致的曲率水平集中求取关键特征的线性度、平面度与散射度等尺度参量，即

$$\begin{cases}c_r=\dfrac{\bar{\rho}}{f_y}\times\dfrac{\beta_h}{y_e}\\ u_k=c_r\times d_\delta\\ q_f=\dfrac{u_k}{e_t/b_m}\end{cases} \tag{5}$$

式中，f_y 为拟合系数；β_h 为点云均值；y_e 为正态分布函数；d_δ 为高度阈值；e_t 为特征点的概率密度；b_m 为分辨系数；c_r、u_k、q_f 分别为特征的线性度、平面度与散射度。

进一步可提取出初始点云的关键特征点，表达式如下：

$$D_t=\frac{q_f\times v_0\times\boldsymbol{w}_v}{m^{'}} \tag{6}$$

式中，v_0 为离群点个数；$\boldsymbol{w}_v$ 为系数矩阵；$m^{'}$ 为运算误差收敛阈值；D_t 为关键特征点集合。

通过构造邻域超平面，计算关键点的特征尺度和平均曲率，结合特征的线性度、平面度与散射度提取关键特征点，为后续配准初始位置估计奠定基础。

1.2 基于BIM模型的粗配准初始位置估计

粗配准初始位置估计能够为后续的粗配准提供一个起始点或近似位置，以减少后续配准过程中需要搜索的空间范围[9]，从而降低计算复杂度和提高配准效率，进而更快、更稳定地收敛到最优解。

首先从输入的关键特征和BIM网络模型中提取平面不定，并以这些平面作为配准尺度空间[10]，在该空间内依据内部的几何关系从BIM数据集中找到四平面基。

结合给定模型的平面斑块列表和点云数据的几何关系，利用聚类方法描述激光点云和BIM模型的平面基关系[11]，即

$$S_D=D_t\left(1+\frac{s_a}{e_{\boldsymbol{\varepsilon}}}\right)/\frac{B_f}{h_\pi} \tag{7}$$

式中，D_t 为关键特征点集合；s_a 为平面斑块的公差范围；$e_{\boldsymbol{\varepsilon}}$ 为沿特征向量 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的标准差；B_f 为BIM的平面基方程；h_π 为截断误差；S_D 为点云数据的平面基函数。

使用关联特征值最小的特征向量定义平面方向，由此求取平面基的刚性结构函数[12]，表达式为：

$$F(x)=\frac{S_D\times\eta_k}{2w_t} \tag{8}$$

式中，η_k 为混合系数；w_t 为索引因子。

通过变换函数分别计算点云数据和BIM模型的平面补丁数量 N_1 和 N_2，即

$$\begin{cases}N_1=F(x)\times\gamma_h\\ N_2=\dfrac{F(x)}{\theta_t}\end{cases} \tag{9}$$

式中，γ_h 为点云到BIM三角网格之间的距离；θ_t 为离散系数。

进而采用似真度函数估计点云的初始配准位置，即

$$\begin{cases}x=T_1(N_1+N_2)\\ y=\dfrac{N_1\times N_1}{b_\pi}\end{cases} \tag{10}$$

式中，T_1 为BIM模型中某一特征点与点云数据中对应特征点之间的欧氏距离；b_π 为似真度函数；(x,y) 为初始配准位置坐标。

基于提取的关键特征点，构造点云数据和BIM模型的4平面基，并计算两者的补丁数量，结合似真度函数估计点云的粗配准初始位置，为最终实现点云粗配准提供便利条件。

1.3　三维激光点云的粗配准

在点云配准过程中，采用 P_S 表示源点云；P_F 表示目标点云。通过寻找一个能够将源点云对齐目标点云的旋转矩阵，实现点云的粗配准。

依据源点云与目标点云之间的匹配得分计算源点云与云核之间的相关度[13]，即

$$m''=\frac{\boldsymbol{h}_\zeta\sqrt{x^2\times y^2}}{Q_s} \tag{11}$$

式中，$\boldsymbol{h}_\zeta$ 为源点云的维度向量；(x,y) 为初始配准位置坐标；Q_s 为标准正态累积概率函数。

由于配准过程中不是所有的点均存在一一对应关系。因此，为避免无匹配问题，引入惯性权重 ω_t，增加数据的可用性，其计算公式为：

$$\omega_t=E_t\times\varpi_g\times v_d \tag{12}$$

式中，ϖ_g 为变换参数；v_d 为代价函数。

求解初始变换矩阵的平移向量[14]，公式为：

$$G_p=\frac{m''\times\omega_t}{V_h} \tag{13}$$

式中，V_h 为决策函数。

将最小配准误差 ε 作为收敛条件，当达到最大运算次数时停止匹配，完成点云粗配准过程[15]，即

$$W(P_T,P_F)=G_p\times\boldsymbol{R}_\vartheta\times Y_f/K_d \tag{14}$$

式中，$\boldsymbol{R}_\vartheta$ 为最终旋转矩阵；Y_f 为平均交叉熵损失；K_d 为点云内的比例系数；W 为配准结果。

在粗配准初始位置估计基础上，计算初始变换矩阵的平移向量，结合收敛条件得到配准过程的最佳旋转矩阵，由此完成源点云数据和目标点云的粗配准。至此，完成基于BIM模型的三维激光点云粗配准算法的设计。

2　实例论证分析

本次测试主要是针对基于BIM模型的三维激光点云粗配准算法的实际应用效果进行验证与研究，并通过对比实验的方式分析本文方法的性能有效性。

2.1　实验准备

本次实验以利用三维激光扫描仪采集的某城市建筑场景数据作为研究数据。获取的点云数据包含了各种类型的建筑结构，以确保数据的多样性和代表性。共计得到数据长度约为100 m，由2 154 630个点组成。

实验平台为集成了数据处理、模型构建和配准算法的MATLAB软件，能够支持BIM模型的导入、点云数据的处理和分析，以及配准算法的实现和结果的可视化。实验设备包括存储设备、定位设备、传感器和三维激光扫描仪。实验环境如图1所示。

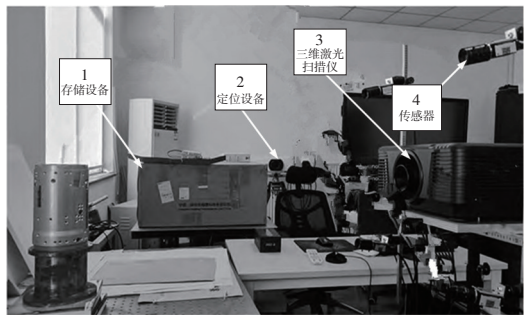


图1　实验环境

存储设备用于保存采集的点云数据和运算结果；定位设备和传感器用于确定扫描仪的精确位置和姿态信息；三维激光扫描仪型号为Trimble SX12，通过发射激光束并测量其反射回来的时间，来快速、准确地获取物体表面的三维坐标信息。

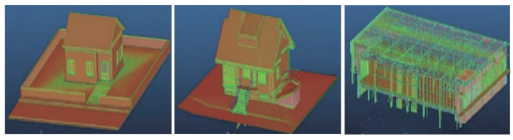
2.2　实验说明

根据实验要求和扫描对象的特性，设置点云数据的分辨率为2 mm，运算迭代次数为10次，搜索半径为0.1 m，匹配阈值为0.05 m。根据设计数据建立包括与点云数据相对应的建筑结构和组件信息的BIM工程实体模型，将项目的中心点作为坐标原点，模型坐标系为WGS84，并结合点云配准软件的要求，将模型以

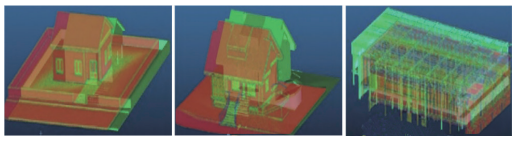
Revit RVT的格式导出。将经过预处理的点云数据和BIM模型导入实验平台，运行粗配准算法，对点云数据与BIM模型进行初步配准。

2.3 三维激光点云粗配准结果与分析

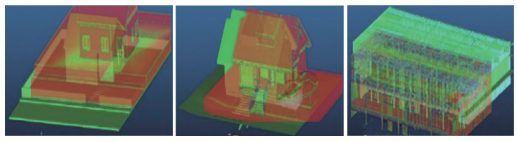
在上述实验准备与相关参数的设置的基础上，当前主流的点云粗配准方法文献[1]（方法1）和文献[2]（方法2）作为本文方法的对比方法。分别采用3种方法对实验激光点云数据进行粗配准。实验结果如图2所示，由图可知本文方法能够实现点云配准。



a 本文方法



b 方法1



c 方法2

图2 三维激光点云粗配准结果

2.4 对比实验与分析

为综合体现本文方法在实际应用中的可行性，在上述实验的基础上，采用相同位置处的云落差这一指标作为评估3种配准方法的性能指标。云落差是指2个点云之间点的高度差的平均值，可以用来度量配准结果的垂直准确性，实验结果如表1所示。

表1 不同方法的点云对应云落差结果对比结果

点云对编号	云落差/mm		
	方法1[1]	方法2[2]	本文方法
1	0.210	0.125	0.012
2	0.222	0.133	0.006
3	0.147	0.026	0.009
4	0.169	0.041	0.010
5	0.187	0.033	0.005
6	0.096	0.029	0.008
7	0.106	0.103	0.011
8	0.083	0.100	0.012
9	0.117	0.065	0.006

根据表1的数据可以看出，应用本文所提方法进行点云粗配准，相同位置处的云落差显著低于方法1和方法2，本文方法的最小点云对应云落差值为0.004，说明本文方法在减少云落差方面比其他2种方法更为有效，配准精度更高，整体配准性能更加优异，在实际应用中具有更高的精度和可靠性。

3 结 语

在基于BIM模型的三维激光点云粗配准算法研究中，通过对BIM模型和三维激光点云中数据的深入分析，成功提出了一种高精度的粗配准算法。该算法的应用不仅能够促进建筑信息模型与3D激光扫描技术的深度融合，还可以推动三维点云配准技术的创新和发展。

参考文献

[1] 张龙,朱学军,马心知,等. 融合特征点提取的三维点云配准方法[J]. 应用激光,2023,43(12):139-149

[2] 侯维广,付生鹏,夏鑫,等. 基于自适应采样和混合注意力的点云配准算法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023,65(12):45-49

[3] 王正家,苏超全,聂磊. 基于WHI及ICP的点云配准算法[J]. 激光与红外,2023,53(12):1935-1943

[4] 王嘉琛,叶周润,欧鑫,等. 基于GPU的并行ICP点云配准算法研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2023,46(11):1501-1505

[5] 范林林,王军义,徐志刚,等. 大型工件部分点云与整体点云的配准方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2023,35(9):1323-1332

[6] Zi X Z, Dan D H, Zhi L. Point Cloud Registration Algorithm Based on 3D Shape Context Features[J].Journal of Applied Optics,2022,44(21):321-324

[7] 吴广钰,吉文来,李熹微,等. 高斯混合模型下的异源建筑物点云配准[J]. 测绘科学,2023,48(11):181-188

[8] 唐佳林,林寿南,周壮,等. 基于特征变换结合KD树改进ICP的快速点云配准方法[J]. 计算机科学,2023,50(增刊):260-264

[9] 胡璇熠,崔更申,匡兵,等. 基于LM优化的NDT点云配准算法[J]. 计算机仿真,2023,40(11):306-310

[10] 张文丽,程兰,任密蜂,等. 基于AGConv局部特征描述符的点云配准[J]. 计算机工程,2023,49(11):231-237

[11] 王婷,李凯,张洁,等. 三维后期重建中基于果蝇优化的点云数据配准研究[J]. 南京理工大学学报,2023,47(5):692-698

[12] 刘秀平,李要鹏,柴亚琴,等. 基于关键点选择和采样一致性的石料点云配准[J]. 应用激光,2023,43(12):150-157

[13] 沈春梅,刘凡,朱佳乐. 基于结构光和CT的背部点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展,2023,60(22):121-130

[14] 唐菲菲,王巨晖,王章朋,等. 一种顾及主方向的点云配准施工检测方法[J]. 地理空间信息, 2023, 21(12):43-46

[15] 黄莉,张厚禄. 基于ICP配准算法的三维激光扫描桥梁变形提取[J]. 地理空间信息,2019,17(10):65-68