引文格式:陈茂霖,王溪雨,马威,等.基于智能手机辅助与极坐标高程特征图匹配的机载-地基点云配准[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(6):1204-1215.DOI:10.13203/j.whugis20240348

Citation:CHEN Maolin,WANG Xiyu,MA Wei,et al.Smartphone-Assisted and Polar Coordinate Elevation Feature Map Matching-Based Airborne-Ground Point Cloud Registration[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(6):1204-1215.DOI:10.13203/j.whugis20240348

基于智能手机辅助与极坐标高程特征图匹配的机载-地基点云配准

陈茂霖[1,2,3] 王溪雨[1,3] 马 威[1,3] 姬翠翠[1,2,3] 潘建平[1,3]

1 重庆交通大学智慧城市学院,重庆,400074

2 自然资源部地理国情监测重点实验室,湖北 武汉,430079

3 重庆交通大学山地城市时空信息重庆市重点实验室,重庆,400074

摘 要:不同传感器的扫描范围差异大、数据重叠区域少,机地点云配准存在地基点云在大范围机载扫描区域的定位问题和重叠区域点云利用率低的问题。为此,提出一种智能手机定位、定向信息辅助,并利用极坐标网格下高程特征匹配的机地点云配准方法。利用手机定位、定向数据实现地基点云在机载坐标系中的初始配准,以地基扫描中心的定位结果为虚拟扫描中心,在机载点云中构建极坐标网格,并筛选最高可视点,建立极坐标高程特征图。根据特征图的环形特征和网格特征构建适应度函数,以此为基础提出一种基于遗传算法的最佳虚拟扫描中心搜索方法,计算配准参数。为验证所提方法的可行性,选取9站设站激光点云和4条手持激光点云,与机载激光点云进行配准。结果表明,与现有算法相比,所提方法的配准时间降低了约60%,平均配准时间为3.48 min,最优精度达到了0.016 8 m,具有良好的精度和效率。

关键词:机地点云配准;智能手机辅助;遗传算法;最高可视点;极坐标高程特征图

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-03-12

DOI:10.13203/j.whugis20240348 **文章编号**:1671-8860(2026)06-1204-12

Smartphone-Assisted and Polar Coordinate Elevation Feature Map Matching-Based Airborne-Ground Point Cloud Registration

CHEN Maolin[1,2,3] *WANG Xiyu*[1,3] *MA Wei*[1,3] *JI Cuicui*[1,2,3] *PAN Jianping*[1,3]

1 School of Smart City, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

2 Key Laboratory of National Geographic Census and Monitoring, Ministry of Natural Resources, Wuhan 430079, China

3 Chongqing Key Laboratory of Spatiotemporal Information for Mountainous Cities, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

Abstract: **Objectives**: Due to significant differences in scanning ranges between different sensors and the limited overlap areas, registration of airborne and ground-based point clouds faces challenges in locating ground-based point clouds within large airborne scanning areas and in feature extraction in overlapping regions. Focusing on this problem, an airborne-ground point cloud registration method is proposed, integrating smartphone positioning and orientation data. **Methods**: The method combines smartphone positioning and orientation information for coarse registration, and utilizes elevation feature matching under a polar coordinate grid for fine registration. Smartphone positioning and orientation data are used to set the virtual scanning center in the airborne coordinate system and then a polar coordinate grid is constructed for feature construction. The highest visible point in each subgrid is selected to establish a polar elevation feature map for the ground-based point cloud. Based on the subgrid and ring characteristics of the polar eleva-

基金项目:国家自然科学基金(42301459,41801394);自然资源部地理国情监测重点实验室开放基金(2025NGCM04);重庆市自然科学基金(CSTB2024NSCQ-MSX0652、CSTB2023NSCQ-MSX0967)。

第一作者:陈茂霖,博士,副教授,研究方向为多源激光点云融合及应用。maolinchen@cqjtu.edu.cn

通信作者:王溪雨,硕士。622220900028@mails.cqjtu.edu.cn

tion feature map, a fitness function is constructed. A genetic algorithm-based method is introduced to search for the optimal virtual scanning center. By performing genetic operations on the airborne map set and identifying the highest fitness value, fine registration of the ground-based point cloud in the airborne coordinate system is achieved. **Results:** To verify the feasibility of the proposed method, 9 station-based point clouds and 4 handheld-based point clouds are registered with airborne laser point clouds. The results demonstrate that, despite differences in point cloud distribution caused by varying acquisition methods, the fitness variation curves for station-based and handheld point clouds show slight differences, but convergence is achieved within 300 iterations of the genetic algorithm. The final coarse registration accuracy difference does not exceed 0.03 m. Compared to existing algorithms, the registration time is reduced by approximately 60%, with an average registration time of 3.48 min and optimal accuracy reaching 0.016 8 m. Additionally, smartphone positioning and orientation accuracy were verified, showing that when positioning accuracy is within 50 m, the registration success rate exceeds 90%, and within 20 m, the success rate reaches over 98%. **Conclusions:** Assistance from smartphone positioning and orientation data enables rapid initial registration of ground-based point clouds within large airborne scanning areas. The polar coordinate elevation feature map provides multiple features for low-overlap areas, facilitating the construction of a fitness function and enhancing algorithm robustness. This method can be applied to cross-dataset transfer in urban scenarios.

Key words: registration of airborne and ground-based point clouds; smartphone-assisted; genetic algorithm; highest visible point; polar coordinate elevation feature map

激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)可准确、快速获取城市空间的三维信息[1-2],为地质灾害调查[3]、建筑物三维重建[4]、城市目标变化检测[5]及城市制图[6]等领域提供精确数据源。但由于城市场景复杂,需要从空中、地面等多个视角对目标进行扫描。机载扫描范围大,点密度低,点云分布上密下疏,可提供准确的地物顶部三维信息;地基扫描范围小,点密度高,分布上疏下密,可以获取丰富的侧视三维信息,将两种数据融合使用可以弥补单一数据源存在的不足,提高数据完整性[7-8]。

配准算法是点云数据融合的关键技术,目前主要分为单阶段、双阶段两类配准方法,单阶段方法通常是将深度神经网络训练出的完全卷积几何特征[9]、旋转相关的两层多层感知机(multilayer layer perceptron, MLP)局部特征[10]等进行特征匹配,根据最优对应关系计算配准参数,所得结果精度较高,但多层网络计算量较大,适用于相似度较高的小范围场景,在大数据量的机地点云配准中效果不佳。

双阶段则分为粗配准和精配准两步。迭代最邻近点(iterative closest point, ICP)算法[11]是最常用的精配准方法,通过迭代不断优化点集间的转换参数,能够综合全局信息,提高配准的精确性、鲁棒性,但对迭代初始值的依赖使其容易陷入局部最优解,需要粗配准提供优质的初始位姿。一种思路是通过手工选取[12]或布设棋盘和平面球标靶[13]、球形标靶[14]和反射片[15]等装置获取显著同名点,利用ICP算法实现点云的自动配准。另一种思路是通过匹配相似特征实现点云的自动粗配准——以角点特征[16]、建筑物轮廓线特征[17-18]和面片特征[19]等局部特征为配准基元构建匹配关系的方法,通常面临同名特征基元少、基元结构重复等问题,导致配准精度受限。全局特征通常更加注重点在整体点云中的相对位置关系及点的语义信息。由于最高地物点在两类点云中的相对位置都具有较好稳定性,文献[20]以此构建天际线描述符,解决了视角不同带来的相似性不足问题,但在高程变化不明显的区域,描述符的误匹配率较高,容易陷入局部最优解。文献[21]利用语义分割结果的边界作为配准基元,并引入共轭图匹配算法,充分利用边界之间的拓扑关系实现空中和街景视角的配准。文献[22]将机地配准看作地基点云在全局区域中的定位问题,采用整体特征实现匹配,利用建筑物、植被构建语义地图,并引入模板匹配实现机地点云配准。这两种方法都引入了语义信息,可以提高特征表达和匹配的稳定性,但对语义信息精度较为敏感。与此类似,在森林场景以单木位置结构[23]、单木位置特征三角形[24]、冠层顶部特征[25]等位置信息或冠层边界语义信息构建全局描述符,可以弱化单木点云的处理,避免了单木提取精

度对配准结果的影响。此外,在配准中引入辅助信息可以简化转换参数计算,提高配准稳定性,例如GNSS定位信息[26-27]、定向信息[28]等。目前,智能手机的指南针通常有定位、定向功能,且手机体积小便于携带,是有效的辅助信息获取工具。

现有的机地点云配准算法存在搜索难度大、融合精度低等问题。为简化配准复杂度,提高配准精度,本文以定位、定向等辅助信息为初始配准参数、即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,SLAM)算法[29]中的极坐标网格划分为思路,提出了一种融合手机定位、定向数据和最高可视点信息的机地点云配准方法。首先,基于智能手机获取地基扫描中心位置和起始扫描方向,实现机地点云初始配准;其次,根据扫描中心位置,在机载点云中设置虚拟扫描中心构建极坐标网格,并筛选最高可视点得到高程特征图;为避免陷入局部最优解,本文提出了一种基于遗传算法的最优虚拟扫描中心搜索方法。然后,利用特征图的环形和网格特征构建适应度函数,搜索得到适应度最大的虚拟扫描中心位置,并反算配准参数。最后,将所提方法与以往方法进行了对比测试,检验了各个方法在机载和地基点云配准方面的效果。

1 方法原理

本文方法主要分为基于手机定位与定向数据的初始配准、点云预处理、极坐标高程特征图构建、基于遗传算法的最佳转换参数搜索等步骤,具体流程如图1所示。

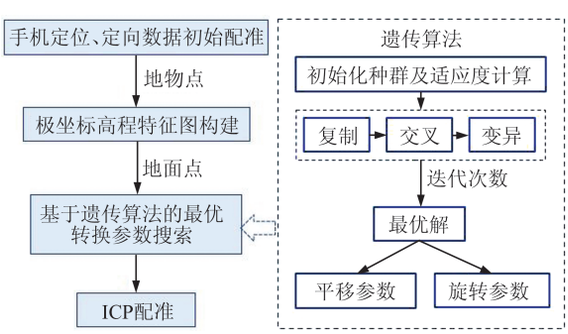


图1 机地点云配准流程

Fig. 1 Workflow for Airborne-Ground Point Cloud Registration

1.1 基于手机定位、定向数据的初始配准

由于机载扫描范围远大于地基扫描范围,机地点云配准的实质是地基点云在机载坐标系中的定位、定向问题。地基点云定位、定向再配准,可以降低相似基元结构数量、数据处理量等,提高配准成功率、精度和效率。本文通过智能手机获取地基扫描起始方向和扫描中心大地坐标,实现地基点云的快速定位、定向,即初始配准。在扫描时,将手机置于扫描仪上并指向起始扫描方向,如图2(a)、2(b)所示。

通过获取扫描中心的大地坐标及起始扫描方向的方位角θ_x,将扫描中心坐标换为投影坐标(x_t, y_t),与手机测得的高程值z_t共同构成投影后的三维坐标(x_t, y_t, z_t)。如图2(c)所示,利用地基激光扫描(terrestrial laser scanning,TLS)局部坐标系与机载激光扫描(airborne laser scanning, ALS)全局坐标系间的关系(其中蓝色为ALS坐标系,黄色为TLS坐标系),可实现初始配准,其计算式为:

$$\begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \end{bmatrix} = \boldsymbol{R}_C \times \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中,(x_m, y_m, z_m)为地基点转换后的坐标;(x_s, y_s, z_s)为地基点原始坐标;(x_t, y_t, z_t)为地基扫描中心投影后的坐标,作为平移参数;$\boldsymbol{R}_C$为旋转矩阵,其计算式为:

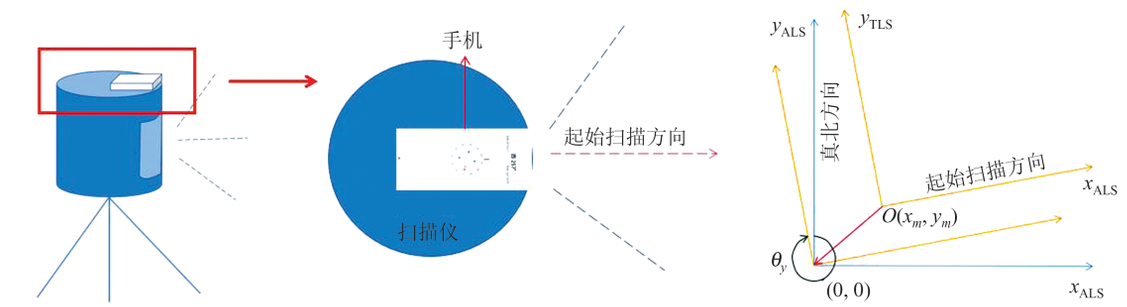
$$\boldsymbol{R}_C = \begin{bmatrix} \cos\theta_y & \sin\theta_y & 0 \\ -\sin\theta_y & \cos\theta_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中,θ_y为TLS局部坐标系y轴方位角。

1.2 基于最高可视点的极坐标高程特征图构建

ALS主要采集地物顶部数据,TLS则以地物侧面数据为主,两种数据重叠率较低,但在地物顶部与侧面交界处存在重叠区域,因此本文利用该区域点云数据构建基于最高可视点的极坐标高程特征图,并将此作为配准基元。利用地基扫描中心的初始配准结果,在机载点云中设置虚拟扫描中心,以筛选地物顶部区域,主要包括地面过滤与高程归一化、极坐标高程特征图构建、可视点筛选等步骤。

1)地面过滤与高程归一化。使用布料滤波(cloth simulation filter,CSF)算法[30]分离地物点和地面点,并利用两者的差值计算相对高程,完成地物点高程归一化。对于机载点云和手持地基点云,由于地面与地物点的水平范围相近,可基于地面点构建地面高程模型,作为高程归一化基准。而对于设站式地基点云,由于前视遮挡影响,地物点的水平分布范围通常远大于地面点,因此仅在地面点范围内进行地物点的高程归一化,并剔除剩余地物点,如图3所示。



(a) 扫描中心定位数据获取　　(b) 定向数据获取　　(c) 地基点云扫描中心及起始扫描方向转换

图 2　基于智能手机定位、定向数据的初始配准

Fig. 2　Coarse Registration Based on Smartphone Positioning and Orientation Data



注：蓝色为地物点，绿色为地面点，红色箭头指向扫描中心，红色方框为地面点范围之外的地物点。

图 3　地基点云的地面与地物分布范围侧视图

Fig. 3　Side View of the Distribution Range of Ground and Object Points in the Foundation Point Cloud

2)极坐标高程特征图构建。将地物点投影至极坐标网格,以网格内的最大归一化高程作为网格特征,构建高程分布网格,网格的径向编号由内至外增大,方位编号从y轴正向起始,沿顺时针方向增加,如图 4 所示。

网格中每个点所属网格索引为(i,j),其计算式为:

$$i=\left\lfloor\frac{r}{L_r}\right\rfloor+1 \tag{3}$$

$$j=\left\lfloor\frac{\alpha}{\alpha_a}\right\rfloor+1 \tag{4}$$

式中,$\lfloor\ \rfloor$为向下取整;(α,r)为地物点(x^{ng},y^{ng})相对于极坐标网格中心点(x_0,y_0)的水平极坐标;α_a为网格划分圆心角;L_r为径向划分间隔。

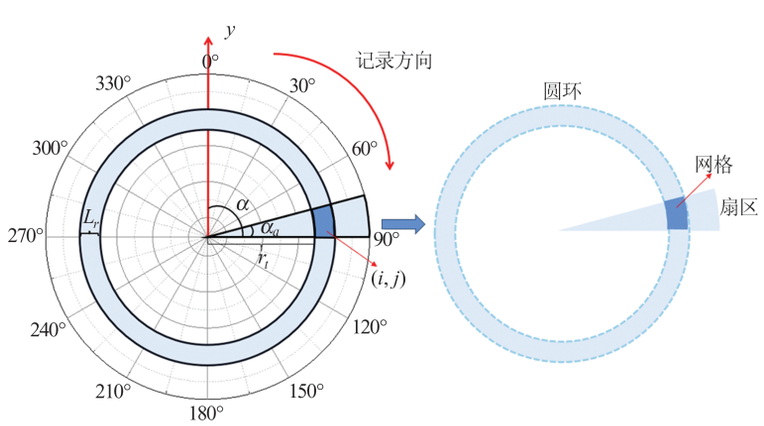


图 4　划分极坐标网格

Fig. 4　Division into Polar Coordinate Grids

3)对于地基点云,若为设站式激光扫描,将局部坐标系原点设为中心点,若为移动式激光扫描,则将起始扫描位置设为中心点,水平坐标通常为(0,0),可构建地基极坐标高程特征图,简称为地基图。对机载点云,将地基扫描中心的初始配准结果(见式(1))设置为中心点,保留邻近区

域($x_m \pm 50, y_m \pm 50$)内的地面点,可以此构建机载极坐标高程特征图集,简称为机载图集。

3)可视点筛选。利用网格最大归一化高程计算与中心点构成的仰角,逐扇区进行最高可视点筛选,保留中心点视角下可视的网格高程。每个网格对应仰角$L_{(i,j)}$的计算式为:

$$L_{(i,j)}=\arctan\left(\frac{z_{(i,j)}-h_s}{i\times L_r}\right) \tag{5}$$

式中,i和j分别为径向索引和方位索引;h_s为中心点高程。在此基础上,对每个网格的高程进行归一化,其计算式为:

$$h_{(i,j)}=\begin{cases} z_{(i,j)}, L_{(i,j)}=\max\bigcup_{a=1}^{i} L_{(i,j)} \\ 0, L_{(i,j)}<\max\bigcup_{a=1}^{i} L_{(i,j)} \end{cases} \tag{6}$$

式中,$h_{(i,j)}$为网格(i,j)的归一化高程值。建立环形特征F_i,其计算式为:

$$F_i=(h_{m_i}, h_{s_i}) \tag{7}$$

式中,h_{m_i}、h_{s_i}分别为索引为i的圆环的最大高程和高程标准差。最大高程h_{m_i}的计算式为:

$$h_{m_i}=\max\bigcup_{j=1}^{N_a} h_{(i,j)} \tag{8}$$

式中,N_a为按照角度α划分的扇形数量。高程标准差h_{s_i}的计算式为:

$$h_{s_i}=\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{N_a}\left(h_{m_i}-\sum_{j=1}^{N_a} h_{m_i}/N_a\right)^2}{N_a}} \tag{9}$$

式中,N_a为按照角度α划分的扇形数量。

1.3 基于遗传算法的最优转换参数搜索

在初始配准结果的基础上,本文提出一种基于遗传算法的特征图匹配策略,利用智能手机初始配准结果构建搜索区间,为遗传算法提供精确有效的初始种群。以机载点云中的中心点为种群个体,其水平坐标(x_0, y_0)为染色体,基因分别为x_0和y_0。给定种群规模N,使用浮点数编码方式[31]构造染色体并初始化,得到$C_k=(x_k, y_k)$,C_k为种群中的第k个染色体。利用网格特征构建个体的适应度评估函数,其计算式为:

$$E(C_k)=f(x_k,y_k)=p_1 f_1(x_k,y_k)+p_2 f_2(x_k,y_k) \tag{10}$$

式中,p_1、p_2为权重值,$p_1+p_2=1$;$f_1(x_k, y_k)$由环形特征获取,其计算式为:

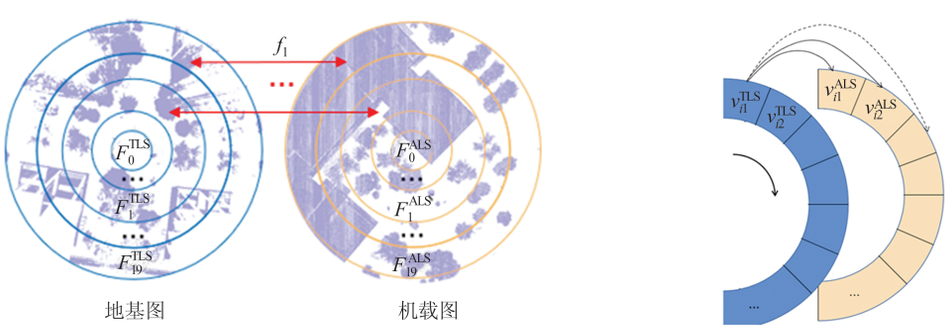
$$f_1(x_k,y_k)=\frac{1}{\sum_{i=1}^{N_r}\left(F_i^{\mathrm{ALS}}-F_i^{\mathrm{TLS}}\right)} \tag{11}$$

式中,F_i^{ALS}和F_i^{TLS}分别为机载和地基点云得到的环形特征,具有旋转不变的特性,用于表达两组特征图中心点的平移相似性;N_r为按照径向间隔r划分得到的圆环数量。$f_2(x_k, y_k)$由网格特征获取,其计算式为:

$$f_2(x_k,y_k)=\frac{\min\bigcup_{m=0}^{N_a-1}\sum_{i=1}^{N_r}\sum_{j=1}^{N_a}\left|v_{ij}^{\mathrm{ALS}}-v_{ij'}^{\mathrm{TLS}}\right|}{N_r\times N_a} \tag{12}$$

$$j'=\begin{cases} j+m, 1\leqslant j\leqslant N_a \\ j+m-N_a, j>N_a \end{cases} \tag{13}$$

式中,N_r为按照径向间隔r划分的圆环数量;v_{ij}^{ALS}、$v_{ij'}^{\mathrm{TLS}}$分别为机载图中索引为(i,j)、(i,j')的网格特征,用于表达两组特征图的旋转相似性(图5)。



(a) 环形特征 (b) 网格特征

图5 适应度函数

Fig. 5 Fitness Function

利用式(11)计算出种群每个染色体的适应值$E(C_k)$,$k\in(1,2,\cdots,N)$,记录此时适应度最大的染色体C_{best},采用选择、交叉和变异3个遗传操作更新C_{best},直至达到迭代次数,详细步骤如下:

1)采用轮盘赌法对种群的染色体进行选择,计算种群中第k个染色体对应的适应度概率p_k,

并计算累计概率q_k,两者计算式分别为:

$$p_k=\frac{E(C_k)}{\sum_{k=1}^{N}E(C_k)} \tag{14}$$

$$q_k=\sum_{k=1}^{N}p_k \tag{15}$$

在$[0,1]$中生成随机数n_s,与累计概率q_k比较,若$q_{k-1}<n_s\leqslant q_k$,选择C_k染色体,共进行N次选择,构建出新的种群。新的种群记为$C_k'=(x_k,y_k)$。

2)对新种群进行交叉处理。设交叉概率为a,对新种群中的每个染色体生成$[0,1]$的随机数n_0,当$n_0<a$时,染色体被标记为进行交叉。相邻被标记的染色体进行交叉时,随机生成0或1作为交叉位,当随机数为0时,x位互换,当随机数为1时,y位互换。交叉后的新种群为$C_k''=(x_k',y_k')$。

3)对新种群C_k''进行变异处理,设变异系数为b,对于每个染色体的基因生成$[0,1]$的随机数n_v,若$n_v<b$,则将该基因的值更换为载图集中未被遍历的随机中心点坐标,否则不改变基因的值,得到新种群为$C_k'''=(x_k'',y_k'')$。

4)重新评价染色体适应值,更新C_{best},当算法达到设定迭代次数时输出找到的最优解$C_{\text{best}}=(x_{\text{best}},y_{\text{best}})$并停止,否则返回步骤1)执行。

基于最大适应度对应的偏移扇区数$m_{\text{best}}=\arg\max(E(C_k)),m\in(1,2,\cdots,N_{a-1})$,可得旋转角为$\varphi=m_{\text{best}}\times\alpha_a$,结合$C_{\text{best}}$对应的染色体最优解可得水平平移参数$\Delta X_P$、$\Delta Y_P$和旋转参数$\boldsymbol{R}_P$,其计算式为:

$$\begin{cases}\Delta X_P=x_{\text{best}}-x_m\\ \Delta Y_P=y_{\text{best}}-y_m\end{cases} \tag{16}$$

$$\boldsymbol{R}_P=\begin{bmatrix}\cos\varphi & \sin\varphi & 0\\ -\sin\varphi & \cos\varphi & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{17}$$

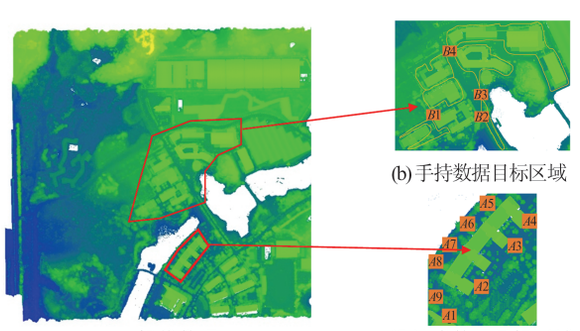
式中,$(x_{\text{best}},y_{\text{best}})$为$C_{\text{best}}$对应的染色体的最优解,即最优虚拟扫描中心的水平坐标;(x_m,y_m)为地基扫描中心经手机定位、定向数据初始转换后的坐标;φ为利用最优解对应的偏移扇区数计算出的旋转角。

利用上述算法将地基点云移动到相应位置完成初始配准,为增大两类点云的相似度,需对地基点根据距离进行重采样,使地基点密度与机载点密度基本一致,地面点和非地面点的采样间隔分别为0.1 m和0.2 m(与机载数据的点密度相近)。重采样后的点云利用ICP算法可以计算出更加精确的配准参数。

2　点云配准实验和分析

2.1　实验环境及数据

为验证本文方法的有效性,将重庆交通大学科学城校区作为实验区域,其中含有建筑物、树木、灌木及草地等地物。机载数据由载有RIEGELLUX-1LR LiDAR的KWT-X6L-15六旋翼无人机获取,图6(a)为机载激光点云整体数据,图6(b)为地基点云目标区域数据。地基数据包括手持和地面设站激光点云。手持激光点云由ZEB-HORIZON扫描获取,以起始扫描位置作为扫描中心(即局部坐标原点),图6(b)中$B1$~$B4$为手持起始扫描位置,橙色线条为扫描轨迹;地面设站激光点云由Leica P50扫描仪获取,共有9个测站,如图6(c)所示,$A1$~$A9$为扫描中心位置。



(a) 机载数据　(b) 手持数据目标区域　(c) 设站式数据目标区域

图6　机载点云、目标区域与手机定位数据

Fig. 6　Airborne Point Cloud, Target Area, and Mobile Positioning Data

2.2　预处理及参数设置

预处理采用CSF滤波器,分辨率设置为2 m,最大迭代次数为500,分类阈值为0.5,对地物点进行归一化处理排除地形起伏的影响,处理后机载点和地面点分别在高程大约350 m和0 m处有明显划分。对非地面点进行配准,详细参数设置见表1。

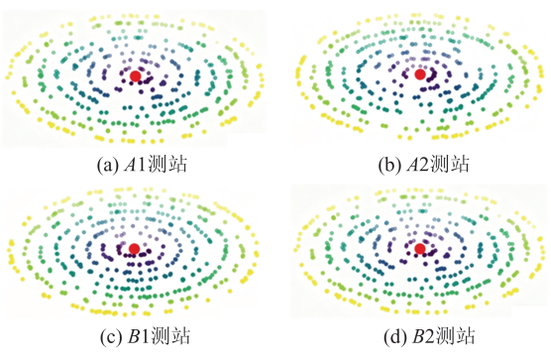
2.3　初始配准效果分析

选取$A1$、$A2$、$B1$、$B2$测站,以扫描中心的真实地理位置为参考,在不同水平距离下随机生成虚拟扫描中心,以模拟不同定位精度下的初始配准结果,如图7所示。图7各分图中心红点为虚拟扫描中心,其他点为随机生成的虚拟扫描中心,采

表1 参数设置

Table 1 Coarse Registration Parameter Settings

参数名称	数值
圆环数/个	20
扇区数/个	120
p_1	0.5
p_2	0.5
群体规模	200
迭代次数/次	300
交叉概率/%	60
变异概率/%	10



(a) *A*1测站 (b) *A*2测站 (c) *B*1测站 (d) *B*2测站

图7 手机定位测试点分布图

Fig. 7 Distribution of Test Points for Mobile Phone Positioning

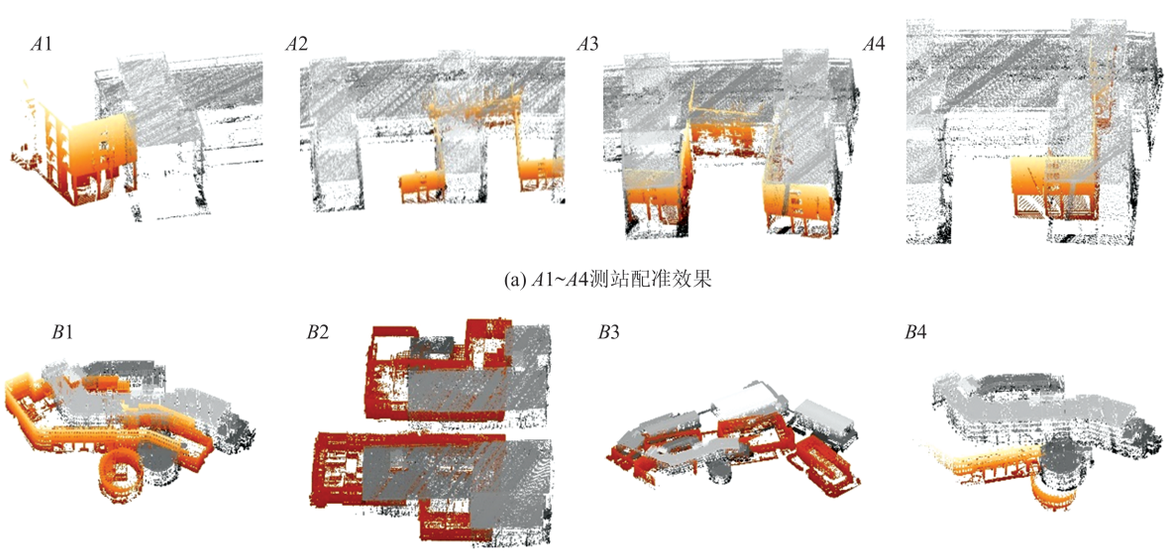
样步长为10 m,根据其与扫描中心的水平距离进行着色,从紫色渐变至黄色,分别对应10~80 m的距离范围。本文规定当最终ICP配准结果达到厘米级精度时,配准成功。统计不同定位精度下的配准成功率,结果如表2所示。可以看出,当定位精度在50 m内时,成功率达90%以上。

表2 手机定位精度成功率测试表

Table 2 Success Rate Test for Mobile Positioning Accuracy

距离/m	总测试点数/个	成功率/%
10	80	98.75
20	120	99.16
30	160	95.62
40	200	92.50
50	240	90.41
60	280	82.50
70	320	74.06
80	360	71.70

利用手机数据进行初始配准后的结果如图8所示,橙色为地基点云,灰色为机载点云,从左到右依次为*A*1~*A*4、*B*1~*B*4测站中点云的建筑物配准效果。可以看出,建筑物的方向基本一致,水平距离相差2~20 m,精度足以达到粗配准的要求,可以实现地面数据目标区域的快速锁定。



(a) *A*1~*A*4测站配准效果

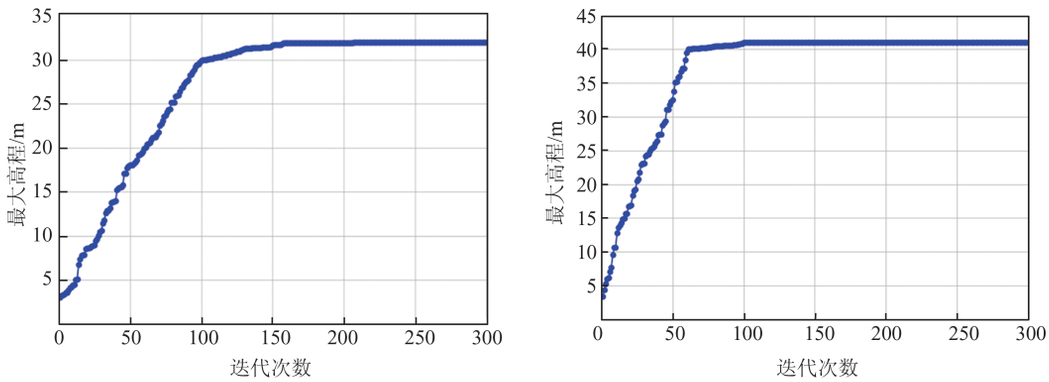
(b) *B*1~*B*4手持点云的配准效果

图8 基于手机定位、定向数据初始配准效果

Fig. 8 Initial Registration Effect Based on Mobile Phone Positioning and Orientation Data

2.4 粗配准效果分析

在初始配准的基础上进行最优参数搜索。遗传算法参数设置见表1,初始化大小为200的种群,获取迭代300次后适应度最大的虚拟扫描中心坐标。最大适应度值随迭代次数的变化如图9所示,设站式和手持式的最大适应度值在100~160后就会趋于稳定,说明已搜索到最佳虚拟扫描中心位置。



(a) 设站式　(b) 手持式

图 9　适应度变化曲线

Fig. 9　Fitness Variation Curve

本文在定量方面对配准结果进行了检验,利用旋转参数和平移参数的均方根误差(root mean square error, RMSE)评定配准精度,其计算式为:

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\left(V_k^{\text{测}}-V_k^{\text{真}}\right)^2} \tag{18}$$

式中,n为待计算的数据点个数;$V_k^{\text{测}}$、$V_k^{\text{真}}$分别为第k个数据点的测量值、真实值,$k\in[0,n]$。

最优转换参数搜索后的效果如表3所示,旋转误差基本小于1.5°,平移误差在0.5 m左右,对于分米级的机载点云,已经达到了较高精度,且较高的正确配准率表明了本文方法的有效性。可以看出,手持式点云的精度比设站式精度略高,这是由于手持式点云获取方式灵活,点云较为完整,生成的极坐标高程特征图空值少,有效网格多。

表 3　最优转换搜索后结果精度及正确率

Table 3　Rough Registration Accuracy and Correctness

方式	旋转误差/(°)				平移误差/m				配准率/%
	最小值	最大值	平均值	RSME	最小值	最大值	平均值	RSME	
设站式	0.6	2.9	1.5	1.37	0.219	0.831	0.612	0.557	100
手持式	0.2	1.7	1.2	1.11	0.191	0.826	0.529	0.501	100

2.5　配准效果对比分析

利用本文方法的实验结果如图10所示,其中图10(a)为机载点,图10(b)为$A1\sim A4$测站的地基点,图10(c)为本文方法最终配准效果,建筑物边缘处基本完全贴合,配准效果较好。每个测站选取5~8个地基和机载点的拐点等显著同名点,用于与配准算法组合、快速点特征直方图(fast point feature histograms, FPFH)+二阶空间兼容性(second order spatial compatibility, SC2)+ICP[32-33](简称FSI算法)进行定量对比,如图11所示,获取其在x、y、z轴方向的差值,利用式(18)计算每个测站的RMSE,对比实验结果如表4所示。结果表明,本文方法的整体配准精度要明显优于FSI算法,RMSE为0.016 8~0.071 1 m,时间上节省了约60%,这是由于本文方法耗时主要取决于群体规模和迭代次数,时间复杂度为O(群体规模 × 迭代次数),而FSI算法的运行时间取决于近邻搜索及特征计算,时间复杂度为$O(p_{\text{all}}\lg(p_{\text{all}}))+O(p_{\text{all}}k)$,其中$p_{\text{all}}$为全部点数,$k$为邻域点数,可见本文方法的时间复杂度相对较低,运行速率较快。

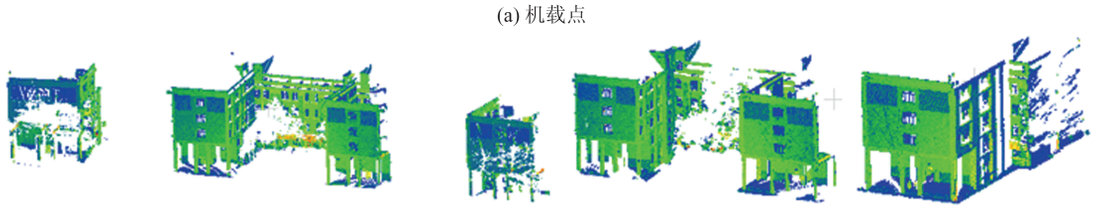
本文方法也存在一些局限性,在树木较多、高程分布相似且建筑物点云为同一平面的$A7$测站,由于水平约束较少,Δx_{TM}和Δz_{TM}的值较大。Δz_{TM}在$A2$和$A8$测站的值较大,主要原因在于这两个测站所在1的位置道路较为狭窄,有效地面点被树木和灌木遮挡较多,用于约束垂直方向的同名点较少,这两个原因导致了配准结果相对较差,但本文方法相比FSI算法精度仍然较高,体现了较好的鲁棒性。

3　结　语

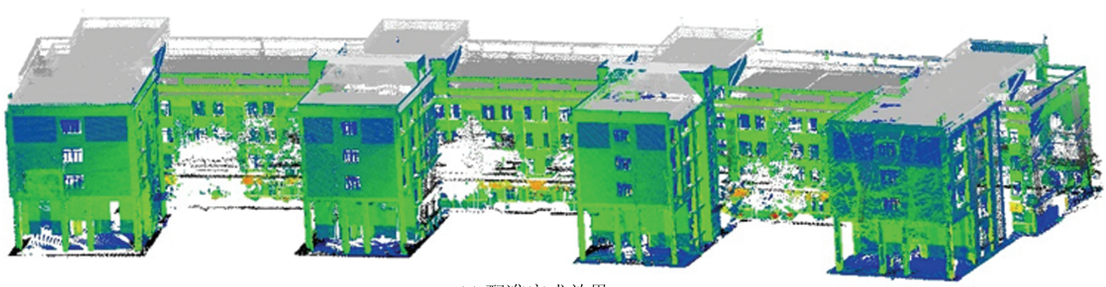
本文在手机定位、定向数据和最高可视点信



(a) 机载点



(b) 地基点(部分测站)



(c) 配准完成效果

图10 配准结果图

Fig. 10 Registration Results

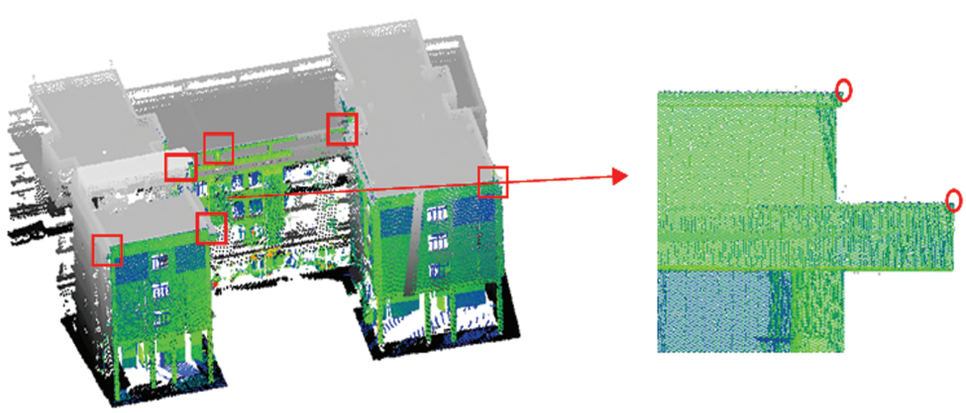


图11 显著同名点

Fig. 11 Prominent Corresponding Points

息的基础上提出了一种基于遗传算法的机地点云配准方法。借助手机定位、定向数据进行初始配准,并划分极坐标网格以构建极坐标高程特征图。在机载特征图集中,利用两个环形特征和一个网格特征进行适应度值最大化迭代,完成机载特征图种群的进化,求得最优解。本文分别利用设站式和手持式地基点云数据与机载点云进行配准,实验结果表明,手机定位、定向数据能够快速获取配准候选区,将后续配准的搜索区域缩小至50 m × 50 m的范围内。模拟地基扫描视角进行可视化筛选,可以充分利用机载与地基数据的重叠区域,使结果保持在厘米级精度,同时降低无效点云占据的计算量,配准时间相对于FSI算法降低了约60%。但本文方法在树木密集等地基扫描仪被遮挡严重的区域,生成的有效网格较少,配准结果也会受到影响,后续将对这些问题

表 4　配准精度比较

Table 4　Comparison of Registration Results

测站	同名点/个	算法	Δx_{TM}	Δy_{TM}	Δz_{TM}	RMSE/m	时间/min
*A*1	6	FSI算法	0.359	0.628	0.504	0.509 0	10.1
		本文方法	0.021	0.018	0.033	0.024 9	3.2
*A*2	5	FSI算法	0.287	0.189	0.442	0.323 2	8.9
		本文方法	0.002	0.022	0.071	0.042 9	3.1
*A*3	10	FSI算法	0.598	0.210	0.479	0.458 7	12.3
		本文方法	0.031	0.017	0.022	0.024 0	3.3
*A*4	6	FSI算法	0.672	0.345	0.593	0.554 5	10.3
		本文方法	0.093	0.026	0.050	0.062 8	3.2
*A*5	9	FSI算法	0.430	0.651	0.516	0.540 0	9.2
		本文方法	0.062	0.041	0.032	0.046 7	4.0
*A*6	7	FSI算法	0.138	0.386	0.587	0.413 4	7.7
		本文方法	0.012	0.051	0.001	0.030 3	3.5
*A*7	5	FSI算法	0.259	0.612	0.374	0.440 3	12.9
		本文方法	0.099	0.066	0.032	0.071 1	4.1
*A*8	6	FSI算法	0.520	0.464	0.183	0.416 0	11.0
		本文方法	0.022	0.021	0.077	0.047 8	3.7
*A*9	8	FSI算法	0.556	0.314	0.470	0.457 8	8.6
		本文方法	0.019	0.006	0.065	0.039 3	3.3
*B*1	5	FSI算法	0.163	0.311	0.413	0.313 0	5.8
		本文方法	0.022	0.019	0.002	0.016 8	4.7
*B*2	8	FSI算法	0.281	0.221	0.318	0.276 2	8.2
		本文方法	0.031	0.027	0.013	0.024 9	3.9
B3	6	FSI算法	0.482	0.206	0.537	0.433 3	7.9
		本文方法	0.052	0.042	0.062	0.052 6	4.5
*B*4	6	FSI算法	0.377	0.169	0.492	0.370 9	10.2
		本文方法	0.033	0.032	0.055	0.041 4	4.5

进行进一步研究。

参　考　文　献

[1] 曹伟, 陈动, 史玉峰, 等. 激光雷达点云树木建模研究进展与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(2): 203-220.
CAO Wei, CHEN Dong, SHI Yufeng, et al. Progress and Prospect of LiDAR Point Clouds to 3D Tree Models [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2): 203-220.

[2] 赵江洪, 董岩, 黄明, 等. 具有孔洞的地下电缆工井模型拓扑重构研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(12): 1849-1858.
ZHAO Jianghong, DONG Yan, HUANG Ming, et al. Topological Reconstruction of Underground Cable well Model with Holes[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(12): 1849-1858.

[3] 陈邦松, 司马劲松, 赵光祖, 等. 植被茂密山区机载激光雷达数据采集最优点密度试验研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(5): 1014-1024.
CHEN Bangsong, SIMA Jingsong, ZHAO Guangzu, et al. Optimal Point Density of Airborne LiDAR Data Collection for Hazards in Mountainous Areas [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(5): 1014-1024.

[4] MUTIARASARI W M, RAHMAN A A. 3D Building Models Development Based on Data Fusion Current Status[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2023, XLVIII-4/W6-2022: 269-272.

[5] STILLA U, XU Y S. Change Detection of Urban Objects Using 3D Point Clouds: A Review[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 197: 228-255.

[6] XU Y S, STILLA U. Toward Building and Civil Infrastructure Reconstruction from Point Clouds: A Review on Data and Key Techniques [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Obser-*

vations and Remote Sensing, 2021, 14: 2857-2885.

[7] KEDZIERSKI M, FRYSKOWSKA A. Terrestrial and Aerial Laser Scanning Data Integration Using Wavelet Analysis for the Purpose of 3D Building Modeling[J]. *Sensors*, 2014, 14(7): 12070-12092.

[8] 余萌, 程军龙, 朱锋, 等. 扫描几何条件对多线激光雷达点云质量的影响分析[J]. 测绘地理信息, 2024, 49(3): 35-40.
YU Meng, CHENG Junlong, ZHU Feng, et al. Analysis of the Influence of Scanning Geometry on the Quality of Multi-beam LiDAR Point Cloud[J]. *Journal of Geomatics*, 2024, 49(3): 35-40.

[9] LEE J, KIM S, CHO M, et al. Deep Hough Voting for Robust Global Registration[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Montreal, Canada, 2022.

[10] HUANG X S, MEI G F, ZHANG J. Feature-Metric Registration: A Fast Semi-Supervised Approach for Robust Point Cloud Registration Without Correspondences[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 2020.

[11] BESL P J, MCKAY N D. A Method for Registration of 3-D Shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.

[12] ROCHA K D, SILVA C A, COSENZA D N, et al. Crown-Level Structure and Fuel Load Characterization from Airborne and Terrestrial Laser Scanning in a Longleaf Pine (Pinus Palustris Mill.) Forest Ecosystem[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(4): 1002.

[13] CHE KU ABDULLAH C K A F, BAHARUDDIN N Z S, ARIFF M F M, et al. Integration of Point Clouds Dataset from Different Sensors[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, XLII-2/W3: 9-15.

[14] DA SILVA RUIZ P R, DE ALMEIDA C M, SCHIMALSKI M B, et al. Multi-approach Integration of ALS and TLS Point Clouds for a 3D Building Modeling at LoD3[J]. *International Journal of Architectural Computing*, 2023, 21(4): 652-678.

[15] 付超, 夏佳毅, 解琨, 等. 复杂场景下多模态点云数据配准技术[J]. 测绘通报, 2024(6): 146-150.
FU Chao, XIA Jiayi, XIE Kun, et al. Multi-modal Point Cloud Data Registration Technology in Complex Scenarios[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2024(6): 146-150.

[16] CHENG L, TONG L H, LI M C, et al. Semi-Automatic Registration of Airborne and Terrestrial Laser Scanning Data Using Building Corner Matching with Boundaries as Reliability Check[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(12): 6260-6283.

[17] BAGHANI A, VALADAN ZOEJ M J, MOKHTARZADE M. Automatic Hierarchical Registration of Aerial and Terrestrial Image-Based Point Clouds[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2018, 51(1): 436-456.

[18] CHENG X L, CHENG X J, LI Q, et al. Automatic Registration of Terrestrial and Airborne Point Clouds Using Building Outline Features[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(2): 628-638.

[19] TEO T A, HUANG S H. Surface-Based Registration of Airborne and Terrestrial Mobile LiDAR Point Clouds[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(12): 12686-12707.

[20] LIANG F X, YANG B S, DONG Z, et al. A Novel Skyline Context Descriptor for Rapid Localization of Terrestrial Laser Scans to Airborne Laser Scanning Point Clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 165: 120-132.

[21] LING X, QIN R J. A Graph-Matching Approach for Cross-View Registration of Over-View and Street-View Based Point Clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 185: 2-15.

[22] GE X M, FAN Y T, ZHU Q, et al. Semantic Maps for Cross-View Relocalization of Terrestrial to UAV Point Clouds[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 114: 103081.

[23] CHEN J H, ZHAO D, ZHENG Z J, et al. A Clustering-Based Automatic Registration of UAV and Terrestrial LiDAR Forest Point Clouds[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 217: 108648.

[24] 金泽会, 陈茂霖, 张昕怡, 等. 基于KD-Tree优化特征三角形匹配的林地点云配准方法[J]. 测绘工程, 2023, 32(5): 1-6.
JIN Zehui, CHEN Maolin, ZHANG Xinyi, et al. A Registration Method for Optimizing Triplets Matching in Forest Based on KD-Tree[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2023, 32(5): 1-6.

[25] DAI W X, KAN H Y, TAN R C, et al. Multi-source Forest Point Cloud Registration with Semantic-Guided Keypoints and Robust RANSAC Mecha-

nisms[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 115: 103105.

[26] 王柳, 楼立志, 杨玲, 等. 地磁暴对GNSS定位性能与数据质量的影响分析[J]. 北京测绘, 2025, 39(8): 1218-1224.
WANG Liu, LOU Lizhi, YANG Ling, et al. Impact of Geomagnetic Storms on GNSS Positioning Performance and Data Quality[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2025, 39(8): 1218-1224.

[27] CHEN M L, XIAO L, JIN Z H, et al. Registration of Terrestrial Laser Scanning Data in Forest Areas Using Smartphone Positioning and Orientation Data [J]. *Remote Sensing Letters*, 2023, 14(4): 381-391.

[28] ZHANG W M, CHEN Y M, WANG H T, et al. Efficient Registration of Terrestrial LiDAR Scans Using a Coarse-to-Fine Strategy for Forestry Applications[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 225: 8-23.

[29] YUAN H, ZHANG Y, FAN S, et al. Object Scan Context: Object-Centric Spatial Descriptor for Place Recognition Within 3D Point Cloud Map[PP/OL]. [2025-06-15]. https://arXiv.org/abs/2206.03062.

[30] ZHANG W M, QI J B, WAN P, et al. An Easy-to-Use Airborne LiDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501.

[31] JACQ J J, ROUX C. Registration of 3D Images by Genetic Optimization[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1995, 16(8): 823-841.

[32] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D Registration [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, 2009.

[33] CHEN Z, SUN K, YANG F, et al. SC2-PCR: A Second Order Spatial Compatibility for Efficient and Robust Point Cloud Registration[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New Orleans, USA, 2022.