

## 结合图论的异源影像点云配准方法

储光涵, 范大昭\*, 董杨, 纪松, 李志新

中国人民解放军战略支援部队信息工程大学地理空间信息学院, 河南 郑州 450000

**摘要** 结合图论思想,提出一种高效的异源影像点云配准方法。该方法首先利用点云几何特征寻找点云中的地平面方向,将点云中建筑物的布局关系构建成图形式,使点云配准问题转化为图匹配问题;然后,提出一种图匹配方法,基于几何约束条件构建核三角形作为配准基元,利用高阶相似度信息寻找图的全局最优匹配,实现点云间的快速、稳健初配准;最后,结合迭代最近点(ICP)算法进行精配准,获得高精度异源点云配准结果。为了验证所提方法的有效性,选取河南省3个不同区域的高分七号卫星影像点云和无人机近景影像点云进行实验。实验结果表明,所提方法不受噪声点和异常值的影响,能够克服不同的点云密度差异、消除约939倍的坐标尺度差异,整体配准速度相较于对比方法提升了51~184倍,全自动地实现了异源影像点云鲁棒、高效配准。

**关键词** 遥感; 影像点云; 点云配准; 图论; 高分七号卫星

**中图分类号** P237 **文献标志码** A

**DOI:** 10.3788/AOS221702

## 1 引言

随着三维重建技术的发展,影像点云成为当前三维数据的重要来源之一<sup>[1]</sup>。卫星摄影测量方法可以快速获取广域的城市密集点云,但由于传感器拍摄距离过远,目标物的表面信息不清晰。近景平台采集的数据具有精细的物体结构和纹理信息,然而在没有准确的定位系统或没有绝对控制点的情况下,其生成的点云处于任意的模型坐标系中。将卫星影像点云和近景影像点云结合,可以构建出带有真实地理坐标的精细化三维模型<sup>[2]</sup>,其面临的挑战主要有以下几点:1)卫星影像和近景影像的分辨率不同,导致两组点云的点密度差距很大;2)由于传感器视线被遮挡,影像点云存在空洞;3)近景影像点云坐标系与卫星点云坐标系之间的尺度差异是任意的;4)由于影像密集匹配算法存在缺陷,影像点云包含大量噪声点和异常值。

国内外已有大量关于点云配准问题的研究,最著名的配准算法是由Besl等<sup>[3]</sup>提出的迭代最近点(ICP)算法,其通过迭代计算两点集间的最小欧氏距离来确定变换矩阵。也有许多研究工作致力于改进ICP方法,可粗略地分为两类:第一类是改进ICP算法本身,如Wu等<sup>[4]</sup>引入最大相关准则(MCC)作为相似性度量,避免异常点和噪声干扰,提高配准精度;第二类方法采用由粗到精的配准策略,将ICP算法作为精配准

处理方法与其他算法结合,以解决ICP算法依赖于良好初值的问题。粗配准算法又可以分为3种:基于概率统计、基于局部特征和基于深度学习的方法。李庆玲等<sup>[5]</sup>在粗配准环节采用基于概率的正态分布变换(NDT)得到位姿初始值,在ICP精配准环节通过Gauss-Newton法迭代求解目标函数输出最优变换矩阵,从而提升了点云配准精度。Jiao等<sup>[6]</sup>采用基于特征的3D-SIFT算法提取与描述点云中的关键点,并将关键点的匹配结果作为ICP算法的初始约束,提高了ICP算法的效率。然而,大范围室外点云的空间结构复杂,导致相同特征描述不稳定,因此基于点云局部特征的方法<sup>[7-9]</sup>很难表现出好的适用性。He等<sup>[10]</sup>将深度学习算法PointNet++与ICP结合,PointNet++能解决测试数据集中缺少初始变换矩阵,以及对噪声和异常值敏感的问题。但基于深度学习的研究<sup>[11-13]</sup>依赖于训练集,泛化能力有限,且目前还没有针对大场景异源影像点云配准的神经网络方法。

针对上述问题,本文受图论思想的启发,将点云配准问题转化为图匹配的问题,提出一种图匹配与ICP相结合的点云配准框架。从点云的整体结构出发,首先结合平面拟合方法将两组点云的地平面大致对齐;然后,将场景内的建筑物作为图节点,根据节点的拓扑结构生成核三角形作为配准基元;最后,设计一种顾及图高阶信息的图匹配方法来获取全局最优的对应节点

收稿日期: 2022-09-13; 修回日期: 2022-10-24; 录用日期: 2022-11-07; 网络首发日期: 2022-11-21

基金项目: 国家自然科学基金(41971427)、嵩山实验室项目(纳入河南省重大科技专项管理体系)(221100211000-4)、高分遥感测绘应用示范系统(二期)(42-30B04-9001-19/21)

通信作者: \*fdzcehui@163.com

作为配准的初始值,并结合 ICP 算法获取精配准结果。结果表明,所提方法能够处理具有尺度差异、空洞数据、密度差异、噪声和异常值问题,可快速、鲁棒地配准异源影像点云。

## 2 基于图匹配的异源点云配准

### 2.1 基于图匹配的异源点云配准策略

鉴于图结构是一种维护拓扑结构属性的强大工具<sup>[14]</sup>,能够不受尺度差异、噪声点和离群值的影响,可对点云的结构关系进行精准描述,本文提出一种基于图匹配的异源点云配准方法,流程如图 1 所示,具体步骤如下:

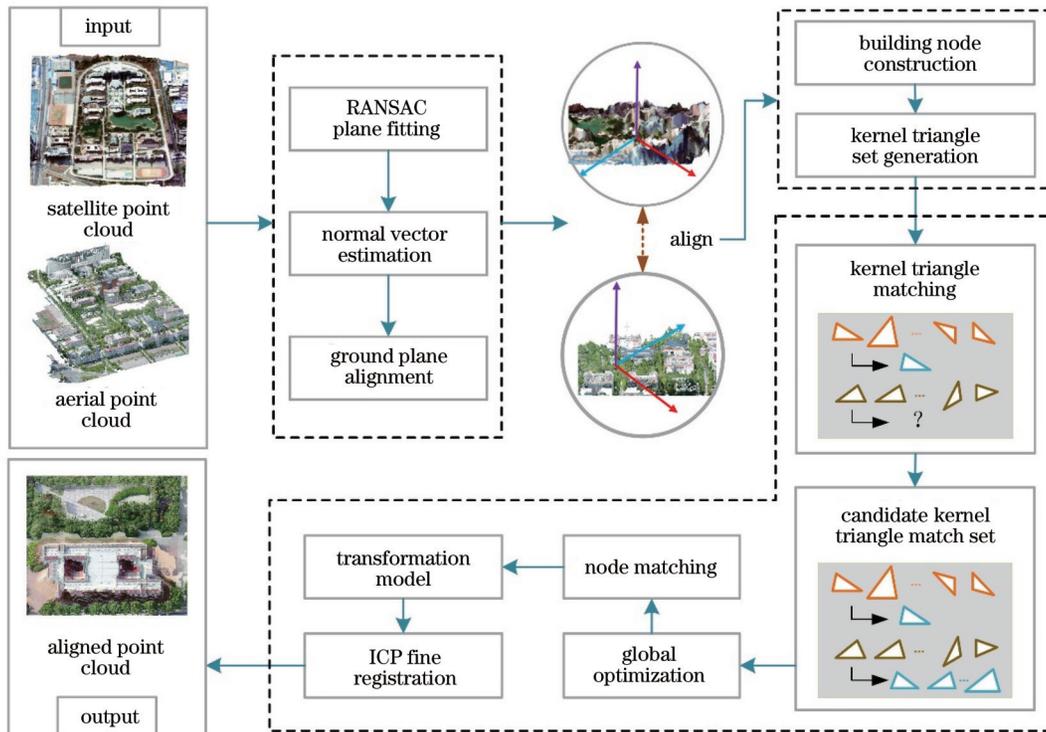


图 1 所提点云配准方法的流程

Fig. 1 Process flow of proposed point cloud registration method

### 2.2 地面水平对齐

卫星和近景点云覆盖范围较广,多为地面和建筑物顶部的信息,此类大场景点云在三维空间中的形状整体可近似为二维平面。卫星点云具有真实的地理坐标,其地平面在三维空间中是大致平行于  $xoy$  面的。鉴于此,在图匹配之前先将近景点云的地平面与  $xoy$  面对齐。

采用基于随机采样一致思想(RANSAC)的平面检测方法拟合出地面点所在平面方程。随机选取 3 个点组成一个平面:  $ax + by + cz + d = 0$ , 其中  $a, b, c, d$  表示平面参数。计算所有其他点到该平面的距离  $d_i = |ax_i + by_i + cz_i + d|$ , 如果  $d_i$  小于设定的阈值  $d_{\text{threshold}}$ , 则判定为内点,并统计该平面的内点数量。重复上述步骤,选择内点数量最多的平面模型参数作为

步骤 1 地面水平对齐。采用 RANSAC 平面拟合算法拟合近景点云的地平面方程;计算该平面的法向量与卫星点云垂直方向的旋转角,将近景点云与卫星点云地面大致对齐。

步骤 2 构建图。取建筑物的中心作为图的节点,根据节点的分布和拓扑结构,建立几何约束条件,生成核三角形作为最小配准基元,从而构建配准基元图。

步骤 3 求解图的最优匹配。利用基元图中核三角形的形状相似性获取局部最优匹配,根据高阶相似性度量寻找全局最优匹配。基于图匹配的结果求解初始的变换矩阵,再利用 ICP 算法进行精配准。

最终的结果。

对于任意一个平面  $ax + by + cz + d = 0$ ,  $x, y, z$  的系数所构成的向量  $V = (a, b, c)$  即为该平面的法向量。计算近景点云地面法向量指向与垂直于卫星点云方向的旋转角,由此计算旋转矩阵并将其应用到近景点云上,即可在二维平面上利用图匹配方法求解近景点云与卫星点云之间的尺度因子和坐标转换关系。

### 2.3 配准基元图的构建

在无地面控制点条件下,常选择场景内的建筑物作为配准基元<sup>[15]</sup>。目前已有许多成熟和先进的建筑物提取方法,例如基于传统的改进 RANSAC 的提取算法<sup>[16]</sup>和基于深度学习的方法<sup>[17]</sup>等,文献<sup>[18]</sup>则发布了中国主要城市建筑物屋顶矢量数据集。因此,本文假设建筑物信息已知,然后取每个建筑物的中心点作为

图的节点( $E$ ),其空间连接线作为图的边( $V$ )。卫星点云和近景点云的配准基元图分别记作  $G_s = \{V_s, E_s\}$  和  $G_c = \{V_c, E_c\}$ ,则卫星点云与近景点云的配准被转化为图匹配问题。

图节点的空间连接描述了图节点之间的空间关系,不同的节点空间连接集则反映了图节点集合的全局空间组合特性。为了利用图边之间的高阶相似度信息求解节点间的对应关系,构建核三角用于相似度计算。在图节点集中任意选取 3 个不同的节点构成核三角形,将核三角形顶点直接连接构成完全图。核三角形记为  $X_{Tri} = \{E_i, E_j, E_k\}$ ,核三角形的边记作  $\{X_{edge}(E_i, E_j), X_{edge}(E_i, E_k), X_{edge}(E_j, E_k)\}$ ,则构成的图集合  $G$  表示为

$$G = \{G_i | G_i = \{E, V[X_{Tri}(E)]\}, i \in N, i < C_n^3\}, \quad (1)$$

式中: $X_{Tri}(E)$ 为三角形顶点集合; $V[X_{Tri}(E)]$ 为  $X_{Tri}(E)$ 核三角顶点构成的边集合; $n$ 为节点集合( $E$ )中节点的个数,这里共构建  $C_n^3$ 个核三角形。卫星点云和近景点云的配准基元图分别有  $n_1$ 和  $n_2$ 个节点,则遍历所有的核三角形需要计算  $C_{n_1}^3 C_{n_2}^3$ 次相似性测度。

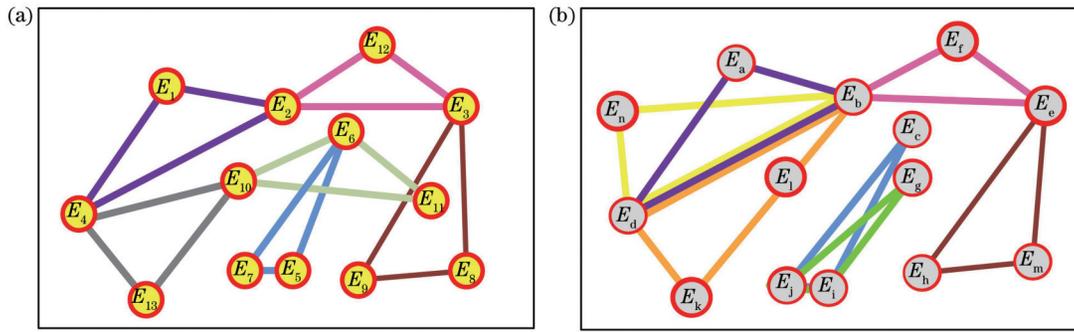


图 2 核三角形的构建。(a)源点云的核三角;(b)目标点云的核三角

Fig. 2 Construction of kernel triangle. (a) Kernel triangles of source point cloud; (b) kernel triangles of target point cloud

## 2.4 配准基元图的匹配

为了稳健地处理异源点云中的空洞、噪声和异常值等问题,除了准确提取它的结构外,在配准阶段还需要设计一种保留结构信息的相似性测度方法。经典的二分图匹配算法<sup>[19-20]</sup>利用匹配点对的匹配代价作为连接边的权重,只需考虑节点的属性,而本文所用的配准基元图的匹配不仅需要考虑节点之间的匹配代价,还需要顾及各个节点之间的空间连接关系,因此不能直接采用传统的二分图匹配算法。本文提出一种基于二阶相似性测度<sup>[21]</sup>的图匹配方法来解决该问题。

一阶相似性测度(局部相似性测度)认为两个匹配的核三角形之间的属性(如内角和边长)差异越小,则两个核三角形对应的节点越相似。二阶相似性测度(全局相似性测度)认为所有匹配点应彼此兼容,由两个匹配的核三角对应的三对同名点计算变换矩阵,利用该矩阵对图进行变换,然后计算同时与这两个匹配

在后续图匹配过程中,近似等腰三角形的两个底角对应的节点容易混淆。如图 2 所示,核三角形  $X_{Tri}(E_{12}, E_2, E_3)$ 和  $X_{Tri}(E_f, E_b, E_e)$ 是正确匹配的近似等腰核三角形,而  $X_{Tri}(E_{12}, E_2, E_3)$ 和  $X_{Tri}(E_f, E_e, E_b)$ 也符合 2.4 节所描述的一阶相似性测度,但节点  $E_2$ 和节点  $E_e$ 明显不是正确匹配节点。另外,由任意 3 个节点构建的核三角形中存在一些内角过小的极端三角形,例如图 2 中核三角形  $X_{Tri}(E_5, E_6, E_7)$ 和  $X_{Tri}(E_i, E_c, E_j)$ 是真实匹配的核三角形对,但在匹配过程中  $X_{Tri}(E_i, E_g, E_j)$ 也满足匹配要求,导致其匹配后的节点计算空间变换模型会产生很大的误差。为了避免等腰核三角形和极端核三角形带来的影响,在构建核三角过程中添加限制条件

$$\begin{cases} \alpha + \beta + \gamma = 180^\circ \\ \alpha < \beta < \gamma \\ \alpha > 30^\circ, \gamma < 150^\circ \\ \min\{(\beta - \alpha), (\gamma - \alpha), (\gamma - \beta)\} > 30^\circ \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $\alpha, \beta, \gamma$ 分别为核三角形的 3 个内角。通过上述条件限制,构建的核三角形数量远小于  $C_n^3$ ,从而减少后续计算的复杂度。

核三角形兼容的内点数量作为二阶相似性测度。

### 1) 核三角形候选匹配

以配准基元图的一阶相似性测度在核三角集合中进行匹配,生成核三角候选匹配集合。卫星点云配准基元图  $G_s$ 和近景点云  $G_c$ 配准基元图表示为

$$\begin{cases} G_s = \{G_i | G_i = \{E_s, V[X_{Tri}(E_s)]\}, i \in N, i < C_{n_s}^3\} \\ G_c = \{G_i | G_i = \{E_c, V[X_{Tri}(E_c)]\}, i \in N, i < C_{n_c}^3\} \end{cases} \quad (3)$$

考虑到卫星点云和近景点云由不同的传感器获取,两者具有不同的尺度,且尺度差异具有随机性,采用三角形相似性作为一阶相似性测度,生成候选匹配核三角形集合。一阶相似性测度函数  $S[X_{Tri}(E_s), X_{Tri}(E_c)]$ 的定义为

$$S[X_{Tri}(E_s), X_{Tri}(E_c)] = (|\alpha_s - \alpha_c| + |\beta_s - \beta_c| + |\gamma_s - \gamma_c|) / 3, \quad (4)$$

式中： $\alpha_s + \beta_s + \gamma_s = 180^\circ$ ， $\alpha_s < \beta_s < \gamma_s$ ； $\alpha_c + \beta_c + \gamma_c = 180^\circ$ ， $\alpha_c < \beta_c < \gamma_c$ 。近景配准基元图的核三角形集合中任意一个核三角形为  $X_{Tri,i}(E_c)$ ，则卫星配准基元图中候选匹配核三角集合可表示为

$$\{X_{Tri,j}(E_s) | S[X_{Tri}(E_s), X_{Tri}(E_c)] < T_{threshold}\}, \quad (5)$$

式中： $T_{threshold}$  为角度相似度阈值（本文取经验值  $T_{threshold} = 15^\circ$ ）。然而在候选匹配核三角集合中，存在较多具有对称结构的匹配核三角形，例如图 2 中  $X_{Tri}(E_1, E_2, E_4)$  同时对  $X_{Tri}(E_a, E_b, E_d)$ 、 $X_{Tri}(E_k, E_d, E_b)$  和  $X_{Tri}(E_n, E_d, E_b)$ 。这样匹配的对称三角形具有较高的局部相似性，虽然满足一阶相似性条件，但是不符合后续全局匹配要求。为了减少计算复杂度，提高算法的配准效率，设计了拓扑约束条件，将它们从候选匹配三角集合中剔除。拓扑约束条件为：对于任意候选匹配核三角对，以核三角形的最小内角  $\alpha$  对应的顶点为起点，以最长边为方向建立一个向量  $V$ ，最大内角  $\gamma$  对应的顶点在向量  $V$  的同侧。顶点和向量的位置关系可通过矢量来判断。假设核三角形的顶点坐标分别为  $P_1(x_1, y_1)$ 、 $P_2(x_2, y_2)$  和  $P_3(x_3, y_3)$ ，定义核三角形的面积为

$$S_{\Delta}(P_1, P_2, P_3) = (x_1 - x_3)(y_2 - y_3) - (y_1 - y_3)(x_2 - x_3). \quad (6)$$

令矢量起点为  $A$ ，终点为  $B$ ，判断点为  $C$ ：若  $S_{\Delta}(P_1, P_2, P_3) > 0$ ，则表明  $C$  在矢量  $\overrightarrow{AB}$  的左侧；若  $S_{\Delta}(P_1, P_2, P_3) < 0$ ，则表明  $C$  在矢量  $\overrightarrow{AB}$  的右侧。例如图 2 中的核三角形面积  $S_{\Delta}(E_4, E_2, E_1) > 0$ ，此时节点  $E_1$  在矢量  $\overrightarrow{E_4E_2}$  的左侧。

### 2) 最优核三角对

核三角形的一阶相似性不能保证配准基元图的正确匹配，这是因为其容易受到局部相似结构的影响，从而导致全局错误匹配。当确定核三角形匹配对后，两个匹配核三角形之间的空间转换关系可表示为  $X_{Tri,i}(E_s) = T \cdot X_{Tri,j}(E_c)$ ，其中  $T$  为匹配核三角形之间的空间转换模型，该转换模型包含尺度比例因子。在二维和三维空间中均可使用空间相似变换模型进行求解。卫星配准基元图  $G_s^{(i)} = \{E_s, V[X_{Tri,i}(E_s)]\}$  与

变换后的近景配准基元图  $T \cdot G_c^{(j)} = T \cdot \{E_c, V[X_{Tri,j}(E_c)]\}$  之间的差异，描述了该匹配核三角形所对应的二阶相似性测度，即全局匹配相似度差异。

为求解全局最优变换，需遍历候选匹配集中的所有核三角形，计算每对匹配核三角形之间的空间转换模型  $T_i$ ，统计经过  $T_i$  变换后  $G_c$  中的每个节点与  $G_s$  中最近邻节点的距离  $\{D_i | D_i = \min \|T_i \cdot V_c - V_s\|_2^2\}$ ，将小于距离阈值  $D_i$  时近景配准基元中的节点标记为内点。统计一个近景配准基元图的核三角形  $X_{Tri,i}(E_c)$  与所有卫星配准基元图中候选匹配三角形  $X_{Tri,j}(E_s)$  对应的内点数，取内点数最多的一组作为  $X_{Tri,i}(E_c)$  的匹配核三角对。

遍历近景配准基元图  $G_c$  与卫星配准基元图  $G_s$  的所有匹配核三角对，取对应内点数最多的前  $K$ （本文取经验值 8）组匹配核三角对作为全局最优匹配核三角对。异源点云配准旨在恢复对齐两点云的六自由度刚体变换，因此利用全局最优匹配核三角对的内点，直接计算坐标系的尺度比例因子和空间变换矩阵，从而实现两点云的初始配准。考虑到在上述的配准过程中，拟合地平面方程和建筑物的提取都是粗略的几何模型，采用 ICP 算法<sup>[3]</sup>对其进行细化。

## 3 分析与讨论

### 3.1 实验数据

为测试本文算法的有效性，选择河南省不同区域的三组数据集进行实验。实验的卫星数据均选用高分七号卫星的前后视影像，影像质量较高，所生成的点云处于 WGS-84 坐标系中。高分七号卫星是我国发射的首颗亚米级光学立体测绘卫星<sup>[22]</sup>，其平面定位精度优于 5 m，测高精度优于 1.5 m。近景数据由 DJI PHANTOM 4 采集，所生成的点云坐标系统是任意的。实验数据详见表 1，其中点密度为 3 m 半径的球体内的点数量。硬件环境处理器为 Intel i9-10885H、主频为 2.4 GHz、平台为 Windows 10 64 位系统，基于 python 和 C++ 实现本文算法。

表 1 实验数据信息

Table 1 Information of experimental data

Experiment	Platform	Image number	Image resolution	Point number	Point cloud resolution /m	Point cloud density	Scale difference	Holes and noise
1	Satellite	2	0.6 m/0.8 m	2951830	0.60	82.6	939	Some
	Close-range	345	2.8 cm	19653882	0.28	1148.5		
2	Satellite	2	0.6 m/0.8 m	2530455	0.60	81.4	260	Many
	Close-range	193	3.0 cm	6568756	0.30	1023.0		
3	Satellite	2	0.6 m/0.8 m	1498842	0.60	53.8	134	Plenty
	Close-range	70	5.0 cm	1850839	0.50	128.8		

### 3.2 点云配准实验结果

3组实验分别匹配到22对、13对和11对图节点,将匹配结果对应的节点可视化。如图3所示,左边为卫星数据构建图,右边为近景数据构建图,紫色连接线是匹配核三角形的边,黄色连接线连接匹配的节点。



图3 3组实验的图节点对应关系。(a)实验1;(b)实验2;(c)实验3

Fig. 3 Node correspondence between two graphs in three experiments. (a) Experiment 1; (b) experiment 2; (c) experiment 3

利用图匹配节点计算空间转换模型,并将其作用于近景点云,实现点云的粗配准,最后利用ICP算法进行精配准,结果如图4所示。为了更加清楚地显示本文配准方法的结果,图4中展示了配准结果的局部放大图。从图4的对比可以看出:配准前的建筑物和树

在3组具有不同程度的空洞和噪声点的情况下,利用图的高阶相似度信息都能够克服密度和尺度差异,准确获取足够数量的匹配节点,说明了所提出图匹配方法的可行性。

木等地物在卫星点云中仅显示为凸包,没有精细的结构和纹理,几何变形严重;配准后近景点云已转换到卫星点云的地理空间坐标系下,使得配准后的点云弥补了不同程度的空洞,既展示了丰富的几何结构和纹理细节,又具有真实的地理坐标。

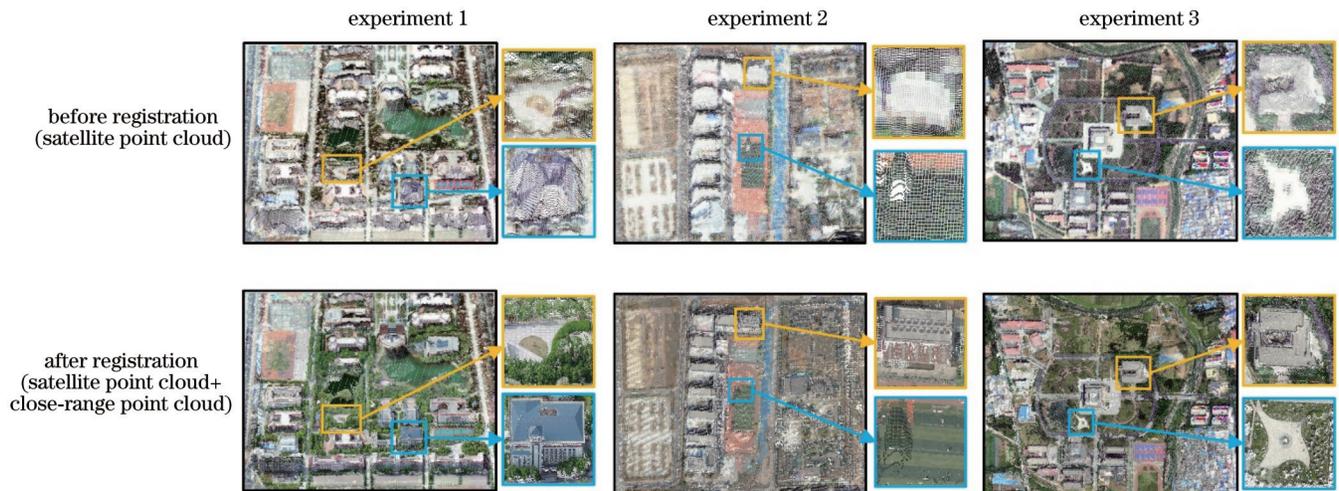


图4 卫星点云与近景点云配准前后对比

Fig. 4 Comparison between satellite and aerial point cloud before and after registration

此外,采用平均误差(ME)和均方根误差(RMSE)两种量化指标来分别衡量图匹配的粗配准精度和ICP精配准精度,从而验证所提配准策略的有效性。分别在3组实验的粗配准和精配准阶段的点云中手动选取20个检查点,将它们的三维坐标与高分七号卫星定位的真实地理坐标进行对比。

如表2所示,在实验1和实验2中,基于图匹配的点云粗配准能够得到良好的配准精度,均方根误差均小于8 m,平均误差都小于7 m。由于实验3中近景点云的质量较差,空洞和噪声点数量多,手动选取检查点时存在偶然误差,粗配准结果的均方根误差达到23.79 m,在卫星影像上约为30 pixel。在ICP算法精

配准处理后,3组实验的平均误差和均方根误差都明显减小,均方根误差仅为5.16、6.39、9.02 m。与粗配准相比,精配准的均方根误差分别降低了31.7%、14.2%和62.1%,说明ICP精配准算法有效提升了配准精度。从图4可以看到,基于图匹配的粗配准算法可使ICP算法避免陷入局部最优解,在3组不同尺度、不同密度和不同空洞的数据上得到了较好的配准结果。

综上所述,本文方法不受噪声点和异常值的影响,能够克服不同点云密度差异、消除约939倍的坐标尺度差异,成功地将近景影像点云与卫星影像点云统一在相同的坐标系下,为后续三维精细化建模提供良好

表 2 粗配准和精配准精度对比

Table 2 Accuracy comparison of coarse and fine registration unit: m

Registration	Experiment 1		Experiment 2		Experiment 3	
	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME
Coarse registration	7.56	6.93	7.45	6.66	23.79	21.61
Fine registration	5.16	5.11	6.39	5.69	9.02	8.66

的基础。

### 3.3 对比实验与分析

为了对比所提配准方法的性能,将 3 组实验数据

表 3 所提算法与其他算法的配准性能对比

Table 3 Comparison of registration performance between proposed algorithm and other algorithms

Algorithm	Experiment 1		Experiment 2		Experiment 3	
	Time /s	Chamfer distance	Time /s	Chamfer distance	Time /s	Chamfer distance
CPD	2910.92	0.238	1153.01	0.235	309.02	0.234
RANSAC	13113.22	0.194	4331.51	0.105	1943.10	0.175
IGSP	343.99	0.187	803.09	0.211	746.09	0.238
ICP	32.84	0.113	28.63	0.094	22.59	0.102
Proposed	71.04	0.106	45.63	0.080	37.82	0.094

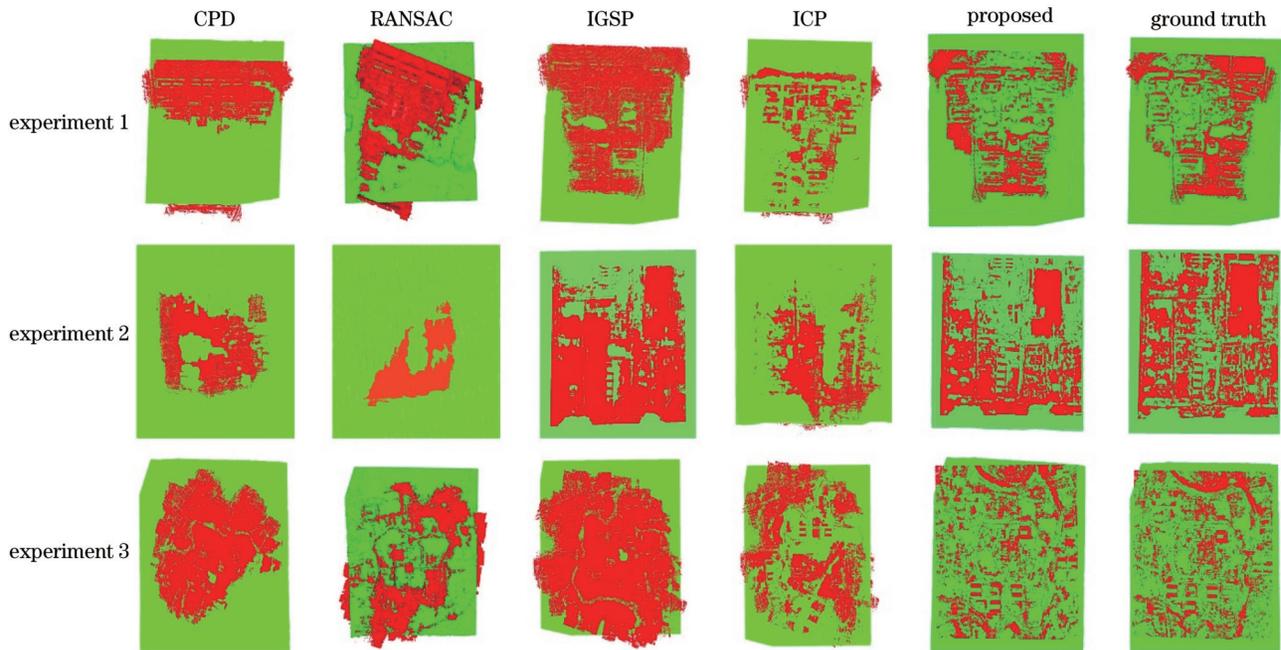


图 5 不同算法的点云配准结果可视化

Fig. 5 Visualization of point cloud registration results of different algorithms

从图 5 可以看到,本文算法在 3 组实验中配准效果最好,在保证精度的前提下,可直接实现无需初值的自动配准。在没有给定初始值的情况下,直接采用原始的 ICP 算法时结果陷入了局部最优,造成了错误配准结果。由于实验的异源影像点云存在较大的密度差异和几何变形,且待配准点云的重叠率较低,故 CPD 算法根据概率密度估计的空间转换结果与真值相差较远。由粗到细的 IGSP 算法通过混合度量空间(BSC 特征和欧几里得几何空间)和全局最优对应匹配,使用

分别用现有的流行方法进行配准。由于两组点云的尺度差异过大,且坐标值原点相差太远,大多算法不能直接进行配准,本小节对待配准点云进行预处理。将两组点云的坐标分别归一化,再用尺度因子直接作用于近景点云,消除两个点云之间的尺度差异,最后把点云的中心点移至坐标原点。统一用预处理后的点云进行对比配准实验,图 5 所示为使用 CPD 算法<sup>[23]</sup>、RANSAC 算法、IGSP 算法<sup>[24]</sup>和原始 ICP 算法进行配准的可视化结果,表 3 统计了对比方法的配准时间和配准后两个点云的倒角距离。

二分图匹配算法获取最优匹配。从图 4 可以看到,卫星点云和近景点云的局部特征差异明显,基于特征的方法无法对其进行准确描述。另外,该方法通过 Kuhn-Munkres 算法<sup>[19-20]</sup>优化能量函数来估计全局最优对应关系,只考虑点的分配问题,没有估计不同点之间的拓扑结构联系,因此该算法的配准效果不佳。本文方法利用建筑物构建全局的图结构,避免了点云配准中空洞和噪声点数量多等问题。所提出的图匹配算法既考虑了节点的属性,又顾及节点的连接关系,且利用

图节点的高阶相似信息进行匹配能获取准确的全局最优匹配节点,因此本文方法展现出良好的性能。

在配准效率方面,在 3 组实验中本文方法的用时分别为 71.04、45.63、37.82 s,相较于 RANSAC 算法,本文算法的速度分别提升了 184 倍、95 倍和 51 倍。这是因为所提出的点云配准策略从全局角度出发,避免了在大数据量的点云中遍历和迭代的过程。在核三角形的构建和匹配时,添加了几何限制条件和筛选步骤,减少了节点图匹配计算的复杂度,有效提升了整体点云配准效率。

## 4 结 论

随着光学摄影测量技术的发展,感知描述相同对象或场景的 3D 点云的手段越来越多。配准这些来自不同类型传感器的点云数据对文化遗产保护、城市发展研究等具有重要价值。主要研究了卫星影像点云与近景影像点云配准中的尺度差异、密度差异、噪声点和异常值问题:首先,提出一种新的点云配准方法,基于图论的思想将点云配准问题转化为图匹配问题,并将建筑物作为图的节点,根据一定的规则构建核三角形作为配准基元;然后,提出一种结合图的高阶相似度信息的图匹配方法,获取对应节点的空间转换模型,再利用 ICP 进行精配准;最后,选取河南省 3 个不同区域的高分七号卫星影像点云和近景影像点云进行实验,成功地将包含结构和纹理细节的近景点云转换到卫星点云的空间坐标系,得到了带有真实地理坐标的精细化三维点云。多组实验数据表明,相较于其他方法,本文方法能够稳健且快速地对异源影像点云进行配准。

### 参 考 文 献

- [1] Stathopoulou E K, Remondino F. Multi view stereo with semantic priors[EB/OL]. (2020-07-05) [2022-05-06]. <https://arxiv.org/abs/2007.02295>.
- [2] Yu J Y, Ma L C, Tian M Y, et al. Registration and fusion of UAV LiDAR system sequence images and laser point clouds[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2021, 65(1): 10501.
- [3] 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.
- [4] Wu Z Z, Chen H C, Du S Y, et al. Correntropy based scale ICP algorithm for robust point set registration[J]. Pattern Recognition, 2019, 93: 14-24.
- [5] 李庆玲,翟凯,郭鸿锐,等.一种基于 NDT 和 ICP 融合的点云配准算法[J/OL]. 实验技术与管理: 1-8[2022-09-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2034.T.20220922.1410.002.html>.  
Li Q L, Zhai K, Guo H R, et al. Point cloud registration algorithm based on fusion of NDT and ICP[J/OL]. Experimental Technology and Management: 1-8[2022-09-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2034.T.20220922.1410.002.html>.
- [6] Jiao Z H, Liu R, Yi P F, et al. A point cloud registration algorithm based on 3D-SIFT[M]//Pan Z G, Cheok A D, Müller W, et al. Transactions on edutainment XV. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2019, 11345: 24-31.
- [7] Ao S, Hu Q Y, Yang B, et al. SpinNet: learning a general surface descriptor for 3D point cloud registration[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. New York: IEEE Press, 2021: 11748-11757.
- [8] Deng H W, Birdal T, Ilic S. PPFNet: global context aware local features for robust 3D point matching[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 195-205.
- [9] Zeng A, Song S R, Nießner M, et al. 3DMatch: learning local geometric descriptors from RGB-D reconstructions[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 199-208.
- [10] He Y W, Lee C H. An improved ICP registration algorithm by combining PointNet and ICP algorithm[C]//2020 6th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR), April 20-23, 2020, Singapore. New York: IEEE Press, 2020: 741-745.
- [11] Li J H, Zhang C H, Xu Z Y, et al. Iterative distance-aware similarity matrix convolution with mutual-supervised point elimination for efficient point cloud registration[M]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer vision-ECCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2020, 12369: 378-394.
- [12] Yew Z J, Lee G H. RPM-net: robust point matching using learned features[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 11821-11830.
- [13] Fu K X, Liu S L, Luo X Y, et al. Robust point cloud registration framework based on deep graph matching[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. New York: IEEE Press, 2021: 8889-8898.
- [14] Huang X S, Zhang J, Fan L X, et al. A systematic approach for cross-source point cloud registration by preserving macro and micro structures[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3261-3276.
- [15] Rönnholm P, Haggrén H. Registration of laser scanning point clouds and aerial images using either artificial or natural Tie features[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, 1-3: 63-68.
- [16] 刘亚坤,李永强,刘会云,等.基于改进 RANSAC 算法的复杂建筑物屋顶点云分割[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(8): 1497-1507.  
Liu Y K, Li Y Q, Liu H Y, et al. An improved RANSAC algorithm for point cloud segmentation of complex building roofs [J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(8): 1497-1507.
- [17] Guo M Q, Liu H, Xu Y Y, et al. Building extraction based on U-net with an attention block and multiple losses[J]. Remote Sensing, 2020, 12(9): 1400.
- [18] Zhang Z X, Qian Z, Zhong T, et al. Vectorized rooftop area data for 90 cities in China[J]. Scientific Data, 2022, 9: 66.
- [19] Kuhn H W. The Hungarian method for the assignment problem [J]. Naval Research Logistics Quarterly, 1955, 2(1/2): 83-97.
- [20] Munkres J. Algorithms for the assignment and transportation problems[J]. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, 1957, 5(1): 32-38.
- [21] Chen Z, Sun K, Yang F, et al. SC2-PCR: a second order spatial compatibility for efficient and robust point cloud registration[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE Press, 2022: 13211-13221.

- [22] 唐新明, 谢俊峰, 莫凡, 等. 高分七号卫星双波束激光测高仪在轨几何检校与试验验证[J]. 测绘学报, 2021, 50(3): 384-395.  
Tang X M, Xie J F, Mo F, et al. GF-7 dual-beam laser altimeter on-orbit geometric calibration and test verification[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(3): 384-395.
- [23] Hirose O. A Bayesian formulation of coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(7): 2269-2286.
- [24] Pan Y, Yang B S, Liang F X, et al. Iterative global similarity points: a robust coarse-to-fine integration solution for pairwise 3D point cloud registration[C]//2018 International Conference on 3D Vision (3DV), September 5-8, 2018, Verona, Italy. New York: IEEE Press, 2018: 180-189.

## A Cross-Source Image Point Cloud Registration Method Combined with Graph Theory

Chu Guanghan, Fan Dazhao\*, Dong Yang, Ji Song, Li Zhixin

*Institute of Geospatial Information, PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450000, Henan, China*

### Abstract

**Objective** With the development of optical photogrammetry technologies, there are more and more means to perceive three-dimensional (3D) point clouds that describe the same object or scene. Through satellite photogrammetry, we can quickly obtain dense urban point clouds in a wide area, but the surface information of the target is not clear because the sensor is too far away, and even the data collected by the close-range platform has fine structure and texture information. However, when there is no precise positioning system or absolute control points, the generated point cloud is in an arbitrary model coordinate system. The rapid and high-precision registration between large-scale point clouds of close-range images and point clouds of satellite images has great potential for applications such as smart city construction, disaster relief, and emergency response. However, there are many problems in this task, which makes it difficult to achieve efficient registration between the two. For example, the resolution of satellite images and close-range images is different, which leads to a large difference in the point density between the two point clouds. As the sensor's line of sight is blocked, there are many holes in point clouds of images. The scale difference in the coordinate system between the close-range point cloud and the satellite point cloud is arbitrary. The image point cloud contains a large number of noise points and outliers because of defects in the dense image-matching algorithm. To this end, an efficient cross-source image point cloud registration method is proposed on the basis of graph theory, which is automatic, fast, and robust. It is believed that the proposed basic registration strategy and graph-matching method can be helpful for the data fusion and reconstruction of large-scale satellite image point clouds and close-range image point clouds.

**Methods** First of all, the ground plane direction in the point cloud is found through the geometric features of the point cloud. The rotation angle of the planar normal vector with respect to the vertical direction of the satellite point cloud is calculated so that the close-range point cloud is roughly aligned with the satellite point cloud on the ground. Then, the centers of the buildings are taken as the nodes, and the layout relationship of buildings in the point cloud is constructed into a graph, which transforms the point cloud registration problem into a graph-matching problem. Afterward, kernel triangles are constructed according to geometric constraints as registration primitives, and higher-order similarity information is used to find the global optimal match of graphs. Finally, the ICP algorithm is adopted for fine registration to obtain high-precision and cross-source point cloud registration results.

**Results and Discussions** The point cloud of the Gaofen-7 satellite images and the point cloud of UAV close-range images in three regions of Henan Province are selected for experiments to verify the effectiveness of the proposed method. There are 22 pairs, 13 pairs, and 11 pairs of nodes that are matched in the three experiments (Fig. 3). In the three experiments with different numbers of holes and noise points, the graph with higher-order similarity information can accurately obtain a sufficient number of matching nodes, overcoming the density and scale differences. Upon the application of the ICP algorithm, the integrated point clouds are obtained, which not only show rich geometric structure and texture details but also have real geographic coordinates (Fig. 4). The coarse registration algorithm based on graph matching enables the ICP algorithm to avoid falling into a local optimal solution, which has good registration accuracy on three datasets of different scales, densities, and noise. The root-mean-square errors of the three experiments are only 5.16 m, 6.39 m, and 9.02 m (Table 2). Finally, the existing four algorithms are used to register three experimental

datasets in this paper (Fig. 5) for the performance comparison with the proposed registration method. The experimental results show that the proposed method is independent of noise points and outliers. It can overcome the density differences of different point clouds and eliminate coordinate scale differences of about 939 times. The overall registration speed is improved by a factor of 51–184 compared to that of the comparison methods, and the proposed method is automatic, robust, and efficient.

**Conclusions** This paper mainly studies the scale differences, density differences, noise points, and outlier problems in the registration of satellite-image point clouds and close-range image point clouds. A novel point cloud registration method is proposed, which transforms the point cloud registration problem into a graph-matching problem according to graph theory. The centers of buildings are taken as the nodes, and the layout relationship of buildings in the point cloud is constructed into a graph. Kernel triangles are constructed pursuant to geometric constraints as registration primitives. Then, a graph-matching method using the higher-order similarity information of the graph is presented to obtain the spatial transformation model, and the ICP algorithm is used for fine registration. Finally, experiments are conducted on high-resolution satellite-image point clouds and close-range image point clouds in three different regions of Henan Province. The close-range point cloud containing structure and texture details is successfully converted to the spatial coordinate system of the satellite point cloud, and a refined 3D point cloud with real geographic coordinates is obtained. Multiple sets of experimental data show that the proposed method can robustly and quickly register cross-source image point clouds in contrast with other methods.

**Key words** remote sensing; image point cloud; point cloud registration; graph theory; Gaofen-7 satellite