

面向城市场景异源多时相点云的自动配准

Yang, Zexin; Ye, Qin; Wang, Xufei; Ravi, Peters

DOI

[10.3788/CJL221360](https://doi.org/10.3788/CJL221360)

Publication date

2023

Document Version

Final published version

Published in

Zhongguo Jiguang/Chinese Journal of Lasers

Citation (APA)

Yang, Z., Ye, Q., Wang, X., & Ravi, P. (2023). 面向城市场景异源多时相点云的自动配准. *Zhongguo Jiguang/Chinese Journal of Lasers*, 50(10), Article 1010004. <https://doi.org/10.3788/CJL221360>

Important note

To cite this publication, please use the final published version (if applicable).
Please check the document version above.

Copyright

Other than for strictly personal use, it is not permitted to download, forward or distribute the text or part of it, without the consent of the author(s) and/or copyright holder(s), unless the work is under an open content license such as Creative Commons.

Takedown policy

Please contact us and provide details if you believe this document breaches copyrights.
We will remove access to the work immediately and investigate your claim.

Green Open Access added to TU Delft Institutional Repository

'You share, we take care!' - Taverne project

<https://www.openaccess.nl/en/you-share-we-take-care>

Otherwise as indicated in the copyright section: the publisher is the copyright holder of this work and the author uses the Dutch legislation to make this work public.

面向城市场景异源多时相点云的自动配准

杨泽鑫^{1,2}, 叶勤^{1*}, 王旭飞³, Ravi Peters²¹同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092;²代尔夫特理工大学三维地理信息研究组, 荷兰 代尔夫特 2628 BL;³同济大学上海自主智能无人系统科学中心, 上海 200092

摘要 异源多时相点云数据是建设数字城市和智慧社会的关键空间数据支撑,其准确配准是开展各类后续应用的前提。针对异源多时相点云配准任务中数据规模大、结构差异大、场景变化大的难点,本文提出了一种自动的无控配准方法。首先将城市场景的整体点云数据过分割为平面区块,交汇相邻的平面生成稳定而特异的对象级虚拟关键点;然后将关键点间的刚体几何空间关系编码为图结构间的距离约束,匹配获取待配点云与目标点云间的同名点对;最后利用同名点对求取刚体转换参数,并应用转换参数将待配点云转换至目标点云的坐标系中。选择荷兰鹿特丹市某一典型城市场景地块的异源多时相点云数据验证了所提方法的有效性。实验结果表明,本文方法能够自动、准确、高效地实现城市场景异源多时相点云的无控配准,具有较高的工程应用价值。

关键词 遥感; 点云配准; 刚体运动学; 异源多时相点云; 激光雷达; 摄影测量点云

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL221360

1 引言

近年来,激光扫描设备与摄影测量技术发展迅猛,极大地降低了三维点云数据的获取难度与采集成本。蕴含丰富信息的多类型点云逐渐成为遥感与计算机视觉应用的主要数据支撑^[1]。异源点云弥补了单一类型采集技术的局限,能够更好地表达采集目标的完整信息,是三维城市建模的必备空间数据^[2-3]。多时相点云反映了采集对象的变化趋势,是城市变化监测的基础数据保障^[4]。

异源多时相点云的准确配准是实现各类后续应用的前提。点云配准的目标是将不同点云统一至同一个坐标系下。有控配准在地面布设控制点(作为同名点)以求解刚体转换参数,具有较高的配准精度。但是,获取精确的地面控制点信息耗时费力,而且成本较高,因此,自动化的无控配准技术一直是学术界的研究热点。

目前的大部分无控配准方案采用“粗配准→精配准”的流程^[5]。对于给定的两站相对空间关系未知的点云,粗配准旨在估计转换参数,以恢复它们的空间关系;精配准^[6-7]以粗配准结果作为初始输入,优化得到更准确的转换参数。粗配准是精配准的必要前序步骤,因此其被认为是点云配准的关键^[8]。面向城市

场景的点云粗配准方法通常遵循如下流程:1) 检测局部特征点^[9-10],或者识别建筑物角点^[11-12]、边缘^[13]、平面^[8,14]等,并将它们作为配准基元;2) 构建局部描述符^[15]或者建立几何约束^[16-17];3) 进行匹配以识别出同名基元;4) 基于同名基元估计转换参数。多数方法(例如随机采样一致性方法^[18]或者其改进方法^[16-17])采用“试错”策略,因此步骤2)和步骤3)常是循环迭代的。上述方法在配准同一采集设备获取的多个点云或不同采集平台获取的同源点云(例如地基、机载和车载激光雷达点云)时具有良好表现。

但是,面向城市场景的异源多时相点云的无控配准仍然是一项挑战。该任务具备三大难点:

1) 数据规模大。异源多时相点云配准大多针对的是已经实现了同源、单时相数据融合的点云。因此,与同源、单时相点云的配准相比,其输入点云的点数更多,覆盖面更广。

2) 异源点云的结构差异大。激光雷达点云的准确度和精度高、点位分布均匀,但其密度低;相反,由影像密集匹配获取的摄影测量点云的密度高,且集中分布于地物的线特征处,但其准确度和精度均较低,且存在大量离群点。

3) 多时相点云的场景变化大。多时相点云的采集时间跨度较长,反映的是同一场景中的地物存在的

收稿日期: 2022-10-24; 修回日期: 2022-11-26; 录用日期: 2022-12-14; 网络首发日期: 2022-12-24

基金项目: 国家自然科学基金(41771480)、上海市自然科学基金(22ZR1465700)、同济大学研究生国际交流基金项目(4360143302)

通信作者: *yeqin@tongji.edu.cn

移动、新增、删减等变化,共性配准基元的占比较低。

以上数据特点极大地干扰了同名配准基元的提取与匹配,降低了无控配准方法的成功率。

针对上述问题,本文提出了一种针对城市大场景异源多时相点云的无须布设地面控制点的自动配准方法。首先在城市场景输入点云中生成满足稳定性、特异性、对象级的虚拟关键点;接着根据刚体几何原理编码关键点间的相对空间关系,在待配点云与目标点云之间建立同名点对关系;最后基于同名点对估计转换

参数,恢复两个点云的正确空间位置,将两者统一到同一坐标系下。

2 原理与方法

本文提出的无控配准方法包括关键点生成、同名点匹配和转换参数估计三个阶段,其完整流程如图 1 所示。该方法是全自动的,无须人工干预:给定一对待配点云,三个阶段自动衔接,最终输出转换矩阵。

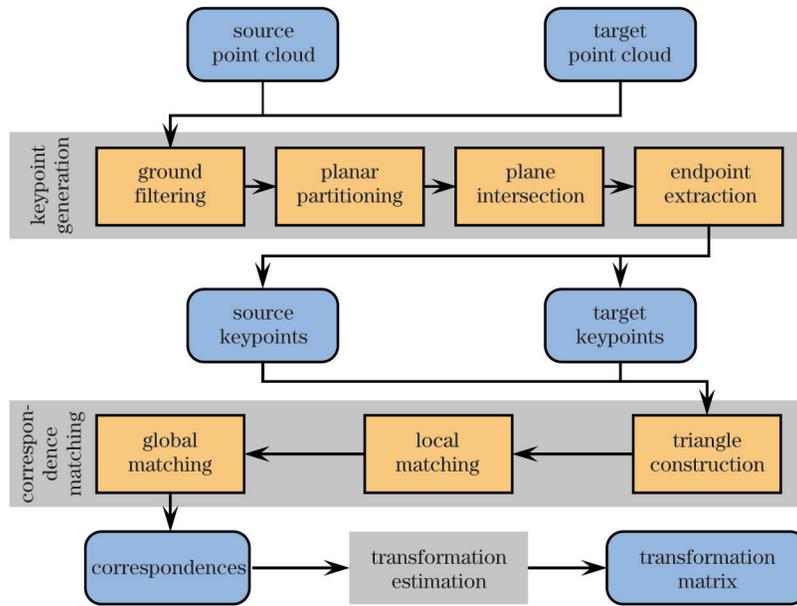


图 1 所提方法的流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed method

2.1 关键点生成

该阶段旨在将输入的城市场景点云转换为关键点。建筑物作为城市场景中最重要的组成部分,是稳固的、不随风摆动的、随时间变化较小的刚体,适合作为点云配准的对象。现有研究通常将提取的建筑物的局部角点^[11-12]或拟合的边界线^[13]作为配准基元,以实现面向城市场景的点云配准。然而,异源点云的数据结构差异大,这些局部特征冗余性较强,并且在匹配时易导致一对多、多对多、空匹配的相似性度量结果^[1],作为配准依据不够可靠。图 2 展示了同一建筑物屋顶区域的激光雷达点云与摄影测量点云。由图 2 可见:激光雷达点云的相对点位精度高,能够保留锐利的直线或平面特征,但是点的密度稀疏;摄影测量点云比较密集,但相对点位的精度较低,且存在大面积的数据缺失和大量离群点。若直接从输入点云中提取建筑物的局部特征,则无法保证它们能在另一点云中找到对应的特征。

为了解决该问题,本文不将直接从点云中提取的原始点线特征作为配准基元,而是生成对象级的虚拟关键点并将其作为配准基元。这些对象级的虚拟关键点是由拟合所得的建筑物平面模型交汇而成的特征线

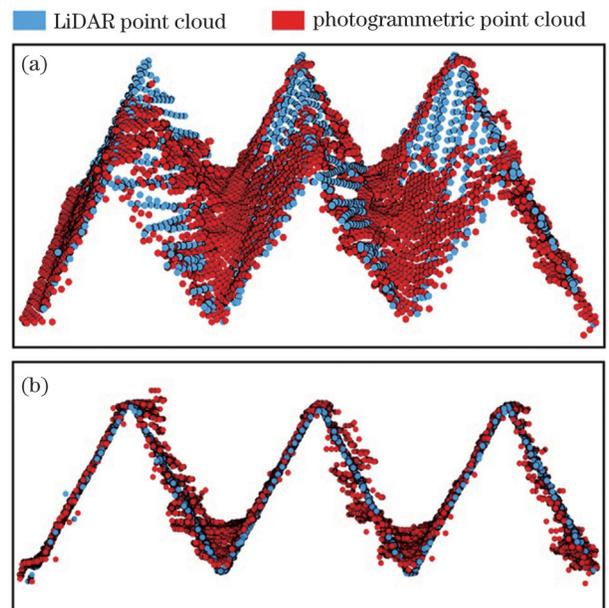


图 2 同一建筑物屋顶区域的异源点云。(a) 三维视角;(b) 剖面视角

Fig. 2 Point clouds covering the same building roof area captured from different sources. (a) Three-dimensional view; (b) cross-sectional view

段的端点,不是输入点云中的原始点。因为每个拟合的平面模型均由充足的原始点参与统计,所以生成的虚拟关键点的准确度高、数量少、特异性强,特别是对数据缺失和离群点的稳健性好,在待配准点云中找到对应基元的概率更高,作为刚体匹配的基元更具优势。

图 3 为虚拟关键点生成的示例。给定一个城市场景的点云数据,首先采用布料模拟滤波算法^[19]移除地

面点,如图 3(b)所示。观察到建筑物由大面积的平面构成,因此将剩余点云过分割为平面,仅保留其中的大平面,这样即可在获取建筑物平面点的同时滤除其余地物点,如图 3(c)所示。具体实现时,本文基于区域增长的思想^[20]从剩余点云中拟合平面。此外,利用停止增长的边界点来记录平面间的邻接关系,后续只须交汇相邻的平面来生成特征线段,即可避免任意平面两两相交的复杂计算,减少错误的交线。

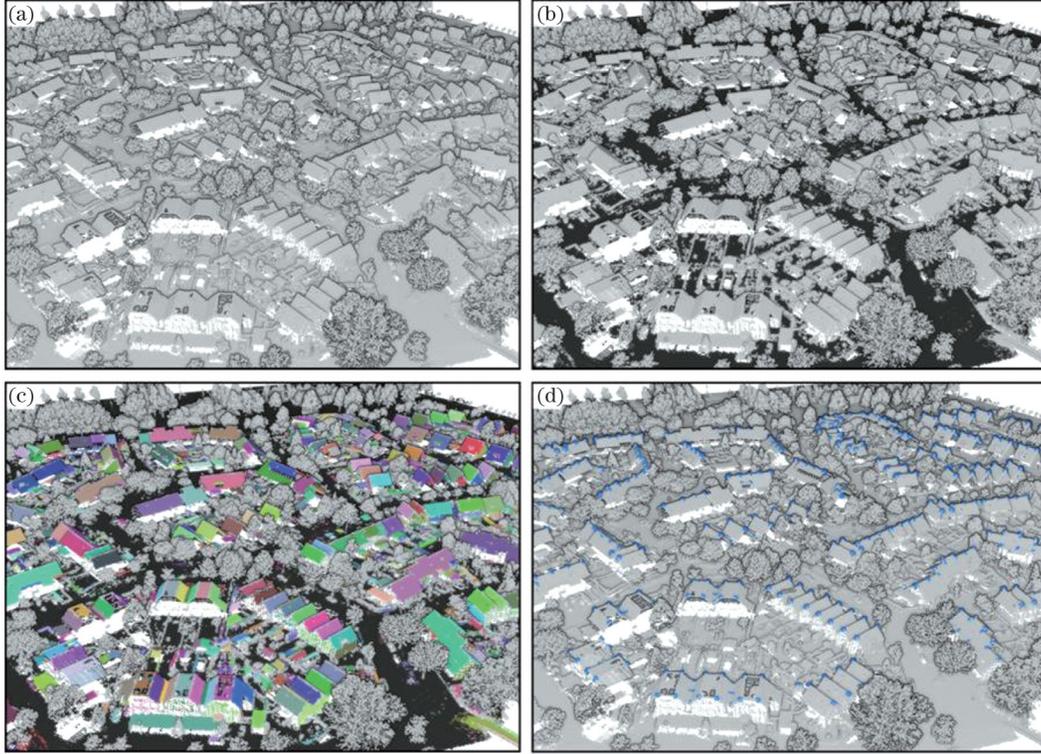


图 3 关键点生成的示例。(a)输入点云;(b)过滤的地面点(黑色);(c)建筑物平面分割(随机赋色);(d)关键点(蓝色)

Fig. 3 An example of keypoint generation. (a) Input point cloud; (b) filtered ground points (colored in black); (c) planar building segments (each segment is assigned a random color); (d) keypoints (colored in blue)

平面过分割算法的具体步骤如下:

1) 基于剩余点云构建 k 维树,为每个点构建一个 k 邻域,即为每个点检索出离其最近的 k 个邻域点。

2) 为了避免生成大量的零碎分割,从平坦的区域开始进行平面增长。为此,逐点计算平整度^[21],然后按照平整度从高到低有序地选取平面增长的初始点。平整度 γ 的计算公式为

$$\gamma = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}, \quad (1)$$

式中: $\gamma \in [0, 1]$; 特征值满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$ 。 γ 越接近于 1,代表该点所在的局部表面越趋近于平面。式(1)中的特征值由主成分分析法根据查询点的 k 邻域求得,即

$$\frac{\sum_{i=1}^k (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})(\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})^T}{k} \cdot \mathbf{v}_j = \lambda_j \cdot \mathbf{v}_j, \quad j \in \{1, 2, 3\}, \quad (2)$$

式中: λ_j 和 \mathbf{v}_j 分别为第 j 个特征值及其对应的特征向

量; \mathbf{p}_i 为 k 邻域点集中第 i 个点的坐标(三维列向量); $\bar{\mathbf{p}}$ 为 k 邻域点集的形心坐标,

$$\bar{\mathbf{p}} = \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^k x_i, \sum_{i=1}^k y_i, \sum_{i=1}^k z_i \right). \quad (3)$$

3) 选取剩余点云中未被分配区域且具有最高平整度的点,并将其添加至种子点列表中。

4) 对于每一个种子点,判断其 k 近邻是否符合平面增长标准:近邻点至当前平面的距离应小于距离阈值 d_p ,其法线与平面的法线形成的夹角应小于夹角阈值 θ 。

5) 将符合标准的近邻点加入种子点集与当前平面区块,更新平面模型;将不符合标准的近邻点标记为边界点,并为其记录当前平面区块的索引,以获取平面区块间的邻接关系。当遍历完一个种子点的 k 近邻后,将其移出种子点列表。当种子点列表为空时,意味着当前平面的增长完成。

6) 循环进行步骤 3)~5),以增长其他的平面区

块,直至遍历完剩余点云中的每个点。为了排除非建筑物的区块,只保留点数超过数量阈值 n_p 的平面区块。

在步骤 4)所述的双重增长标准中, d_r 保证了区块的平面形状, θ 保证了平面在增长时不会跨越边界。在步骤 5)中,将符合平面增长标准的近邻点添加至当前平面区块后,若立即重新估计平面模型,则计算量巨大,而且在提高平面区块的准确度方面十分有限(尤其是当区块已经包含大量点时)。为了避免该低效操作,采用两个队列交替存储种子点,仅当其中的一个队列为空时,才重新拟合平面模型。

在获取建筑物的平面区块后,根据交界点记录的平面区块间的邻接关系,采用平面方程求解出邻接区块交汇而成的交线方程。每条交线方程对应两个邻接平面区块,将每个区块中距离交线 1 m 以内的平面点投影到交线上,将最远的两个投影点作为端点形成线段。在两个平面区块形成的两条线段中,取较短的一条作为特征线段。为了进一步排除不准确的小区块的干扰,设定距离阈值 d_L ,剔除过短的线段。

虽然生成了特征线段,但本文只将它们的端点作为后续匹配算法的输入,如图 3(d)所示。相比完整的特征线段,以端点为匹配基元可以更好地应对数据缺失导致的共性特征不足的问题。假设待配点云中的某条特征线段 AB 在目标点云中仅有一部分 AC ,若采用端点(关键点)作为基元,则 A 点可被识别为同名点并参与转换参数的估计;相反,若以线段为基元,则整条特征线段将被作为非同名特征而被滤除,浪费了有效信息。

2.2 同名点匹配

该阶段的目标是在两个关键点集之间建立对应关系,即恢复同名点对。本文针对的城市大场景异源点云通常是采用激光雷达或摄影测量方法经过处理获取的,数据的 Z 轴竖直朝上。在该情况下,配准问题仅有 4 个自由度,转换参数被简化为绕 Z 轴的旋转角与三维平移向量;同名点匹配可被拆分为两个子问题进行求解:二维水平配准(3 个自由度)和一维竖直平移(1 个自由度)。基于此,本文提出了一种高效的基于空间刚体几何的同名点匹配算法。该算法采用非迭代的配准框架^[22],包括三角形编码、局部匹配、全局匹配和竖直匹配 4 个步骤。其中:前 3 个步骤只采用关键点的横纵坐标 (x, y) ,以生成水平同名点对;最后一步使用竖坐标 (z) ,以筛选出竖直同名点对。

1) 三角形编码。该步骤以关键点为基元,将它们当作顶点构造三角形,以编码关键点集中关键点间的相对空间关系。本步骤只构造局部三角形:先基于关键点集构建 k 维树结构,再针对每一个关键点检索其 k 近邻,连接其与邻域内的任意两点形成三角形。

2) 局部匹配。该步骤以三角形为基元,通过为待配点云中的每个三角形寻找与目标点云中最接近的三角形,形成局部匹配三角形对,以便在两个点云间建立三角形级别的对应关系。最直观的实现方式是穷举检索法,即:对于待配点云中的每个三角形,遍历目标点云中的每一个三角形,找到最接近的那个。然而,该穷举检索具有 $O(m \cdot n)$ 的平方阶复杂度,其中 m 和 n 分别为待配点云和目标点云中三角形的数量。

为了提高效率,本文将两个点云的三角形集合映射至特征空间,在该特征空间中实现三角形匹配。步骤如下:

a. 将三角形映射至以其边长为坐标的三维特征空间。在该空间中,三角形以一个坐标值为 (s_1, s_2, s_3) 的特征点表示,其中 s_1 为最长边的边长值, s_2 和 s_3 对应的三个边按逆时针排序。

b. 选取三角形数量较少的点云,基于三角形特征点构建 k 维树。

c. 对于该点云中的每个特征点,在另一点云中检索其最近点。若两个特征点在每一个维度上的坐标值差异均小于给定的距离阈值 d_M ,则它们代表的三角形配对成功;否则,表明该三角形无法找到匹配,可以删除。

该算法仅有 $O[m \cdot (\lg m + \lg n)]$ 的线性对数阶复杂度,其中 m 和 n 分别为两个点云中三角形的数量,且 $m \leq n$ 。相比穷举检索法,该算法具有更高的运算效率。由于本步骤只考虑了局部约束,即配对成功的两个三角形各自的三个顶点(关键点)间的相对空间关系相近,因此无法保证剔除所有离群点。

3) 全局匹配。该步骤以三角形对为基元,从局部匹配三角形对中筛选出编码了同名点对的三角形对,并将其称为“全局匹配三角形对”。因为同名点在待配点云和目标点云中各自形成的相对空间关系是相同的,因此采用基于无向图的全局约束来筛选局部匹配三角形对。给定两个局部匹配三角形对 $t_1 = \langle \triangle ABC, \triangle A'B'C' \rangle$ 和 $t_2 = \langle \triangle DEF, \triangle D'E'F' \rangle$,在待配点云和目标点云中分别基于三角形的顶点构造无向全连接图 G_S 和 G_T ,若两个全连接图对应边长度差的最大值 $d(t_1, t_2)$ 小于距离阈值 d_M ,则认为这两个局部匹配三角形对符合全局约束(见图 4)。

文献[22]采用双重循环遍历的方式从局部匹配三角形对中筛选出全部的全局匹配三角形对,进而提取出所有的同名点对。然而,受限于其 $O[n_U \cdot (n_U - 1)]$ 的平方阶复杂度,该方法在面向城市尺度的大场景匹配时可能存在效率瓶颈。 n_U 为局部匹配三角形对的数量。在实际应用中,仅需部分同名点对即可保证正确的配准结果^[23]。因此,本文提出了一种改进的具备线性复杂度的全局匹配方法,以实

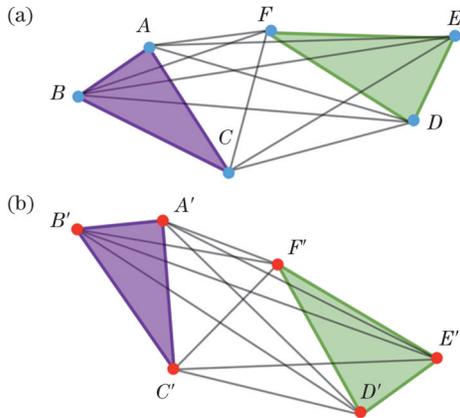


图 4 全局约束。(a)待配点云中构造的无向全连接图 G_S ;

(b)目标点云中构造的无向全连接图 G_T

Fig. 4 Global constraint. (a) Fully-connected undirected graph G_S constructed in source point cloud; (b) fully-connected undirected graph G_T constructed in target point cloud

现大规模城市场景的高效匹配。首先,从 n_U 个局部匹配三角形对中随机选取 n_G 个三角形对, n_G 为预先设置的量阈值;接着,以每个选中的局部匹配三角形对作为初始分组,遍历其余局部匹配三角形对,将其符合全局约束的三角形对添加至分组中(如此操作可构建 n_G 个分组,输出其中包含最多三角形对的分组);最后,拆解该分组的三角形,即可建立两个点云间的水平同名点对。图 5 展示了全局匹配步骤的具体流程。

4) 竖直匹配。前 3 个步骤忽略了关键点的竖坐标,由全局匹配步骤获取的同名点对只在 XOY 平面中有效。本步骤从前述获取的 n_C 对水平同名点对中筛

选出竖直同名点对。具体步骤为

a. 以水平同名点对的竖坐标构建候选同名高度值的集合 $\mathcal{H} = \{h_i | h_i = \langle z_{s,i}, z_{t,i} \rangle, 1 \leq i \leq n_C\}$;

b. 对于第 i 对候选同名高度值 $h_i = \langle z_{s,i}, z_{t,i} \rangle$, 计算高度偏移 $d_i = z_{t,i} - z_{s,i}$;

c. 为待配点云中的其他高度值 $z_{s,j} (1 \leq j \neq i \leq n_C)$ 加上 d_i , 以对齐到目标点云中的对应高度值 $z_{t,j}$, 计算每对对应高度值的残差 $\Delta z_j = |z_{s,j} + d_i - z_{t,j}|$;

d. 保留满足 $\Delta z_j \leq d_M$ 的同名高度值, 以构建内点集 $\hat{\mathcal{H}}_i \subseteq \mathcal{H}$;

e. 为 \mathcal{H} 中的每一对候选同名高度值重复前 4 个步骤, 获取 n_C 个内点集, 选取最大内点集作为竖直同名点集 $\hat{\mathcal{H}}$ 。

2.3 转换参数估计

先基于水平同名点集计算二维水平转换, 即估计一个二维刚体转换, 以最小化目标同名点集和转换后的原始同名点集之间的平方距离,

$$\arg \min_{R^* \in SE(2), t^* \in \mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^{n_C} \|(R^* p_{s,i}^* + t^*) - p_{t,i}^*\|^2, \quad (4)$$

式中: R^* 为绕 Z 轴的二维旋转矩阵; t^* 为水平方向上的二维平移向量; $p_{s,i}^*$ 和 $p_{t,i}^*$ 为第 i 对同名点在待配点云和目标点云中的水平坐标。本文采用奇异值分解法求解该最小二乘问题^[24]。首先计算两个同名点集的心形 \bar{p}_S^* 和 \bar{p}_T^* ,

$$\bar{p}_S^* = \frac{1}{n_C} \sum_{i=1}^{n_C} p_{s,i}^*, \quad \bar{p}_T^* = \frac{1}{n_C} \sum_{i=1}^{n_C} p_{t,i}^*; \quad (5)$$

接着构建协方差矩阵, 并对其执行奇异值分解, 即

Input: a set of locally matched triangle pairs \mathcal{T} and a quantity threshold n_G

Output: a set of horizontal correspondences \mathcal{C}

1: **Initialization:** $\mathcal{C} \leftarrow \emptyset$; each consensus group $\mathcal{G}_i \leftarrow \emptyset$

2: $\mathcal{T}_{\text{Rand}} \leftarrow \text{randomSelect}(\mathcal{T}, n_G)$ \triangleright Randomly select n_G pairs of locally matched triangles from \mathcal{T}

3: **for** each pair of locally matched triangles $t_i \in \mathcal{T}_{\text{Rand}}$ **do**

4: insert t_i into \mathcal{G}_i

5: **for** each $t_j \in \mathcal{T}, i \neq j$ **do**

6: **if** $d(t_i, t_j) < d_M$ **then**

7: insert t_j into \mathcal{G}_i

8: **end if**

9: **end for**

10: **end for**

11: $\mathcal{G}_{\text{max}} \leftarrow \max(\{\mathcal{G}_i\})$

12: **for** each pair of corresponding vertices $c_i \in \mathcal{G}_{\text{max}}$ **do**

13: insert c_i into \mathcal{C}

14: **end for**

图 5 全局匹配步骤

Fig.5 Global matching step

$$\sum_{i=1}^{n_c} (\mathbf{p}_{s,i}^* - \overline{\mathbf{p}}_s^*) (\mathbf{p}_{t,i}^* - \overline{\mathbf{p}}_t^*)^T = \mathbf{USV}^T, \quad (6)$$

其中 \mathbf{U} 与 \mathbf{V} 为正交矩阵, \mathbf{S} 为对角矩阵; 最后解得二维水平旋转矩阵为

$$\mathbf{R}^* = \mathbf{VU}^T, \quad (7)$$

二维水平平移向量为

$$\mathbf{t}^* = \overline{\mathbf{p}}_t^* - \mathbf{R}^* \overline{\mathbf{p}}_s^*. \quad (8)$$

接下来基于竖直同名点集 \mathcal{H} 求解竖直方向上的平移分量, 求解公式为

$$t_z = \frac{1}{n_H} \sum_{i=1}^{n_H} (z_{T,i} - z_{S,i}), \quad (9)$$

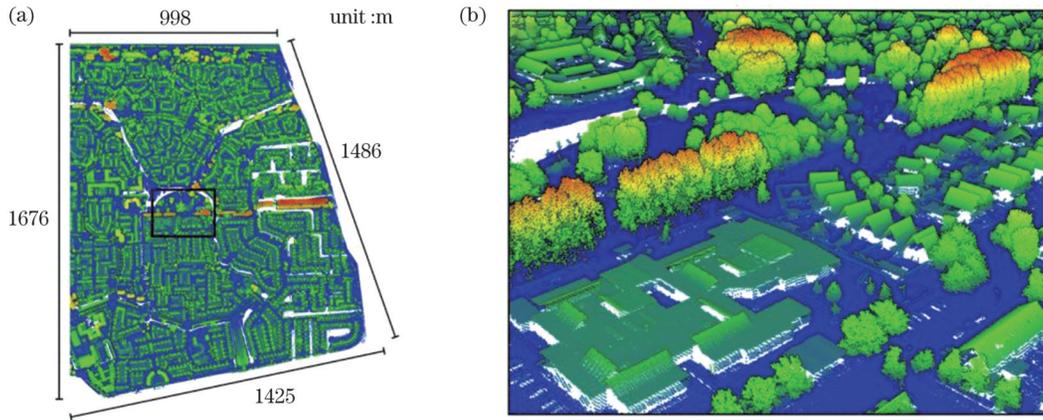


图 6 实验区域(以采用高程赋色的 AHN 3 机载激光点云为例)。(a)完整实验区域的俯视图;(b)中心区域的特写视图

Fig. 6 Experimental area (illustrated by the AHN 3 airborne LiDAR point cloud color-coded with height). (a) Top view of the entire experimental area; (b) close-up view of the central region

实验数据共包含 6 个异源多时相点云, 分别为 3 个机载激光雷达点云^[25] AHN 2、AHN 3 和 AHN 4 以及 3 个摄影测量点云 DM 18、DM 19 和 DM 20。这 6 个点云采集自不同的年份, 具有不同的点数, 数据的具体信息统计于表 1。在数据生产时, 采用地面控制点信息实现这 6 个点云的空间对位, 即: 将它们转换至统一的地理参考坐标系下, 完成点云的绝对配准。本文以 AHN 3 点云为目标点云, 转换其余点云(即施加绕 Z 轴的随机旋转和随机三维平移), 生成 5 个待配点云, 并将每个随机转换的逆矩阵记录为配准的真值, 方便对本文算法的自动配准结果进行定量评估。

表 1 实验数据的统计信息
Table 1 Statistics on experimental data

Data	Sensor	Year	Number of points	Rendering color
AHN 2		2007–2012	29965392	Red
AHN 3	Airborne LiDAR	2014–2019	23344097	Yellow
AHN 4		2021	61319099	Green
DM 18		2018	50969462	Blue
DM 19	Photogrammetry	2019	51529187	Purple
DM 20		2020	51282336	Pink

式中: n_H 为竖直同名点对的数量; $z_{S,i}$ 和 $z_{T,i}$ 为第 i 对竖直同名点在待配点云和目标点云中的竖坐标。

3 实验与分析

3.1 实验数据

为了验证本文所提自动配准方法的有效性, 选取荷兰鹿特丹市一个约 1.8 平方公里的城市场景地块的异源多时相点云作为实验数据。图 6(a) 展示了完整实验区域的俯视图, 并且标记了具体尺寸。图 6(b) 为图 6(a) 框选的中心区域的特写视图。由图 6(b) 可见, 该区域包含了地面、建筑物、植被、车辆、街道设施等常见城市地物, 具有代表性。

总的来说, 实验区域反映了典型的城市场景, 覆盖面积广, 点云数据规模大、采集时间跨度长、地物变化多, 对无控配准算法的性能提出了很高要求。

3.2 参数设置

表 2 展示了本文方法涉及的参数及其取值。其中, 最近邻检索的邻居点数量 k 、平面区块的最小点数 n_P 和全局匹配的分组数量 n_G 是通过多次实验对比求得的最优经验值, 其余关于距离 (d_P 、 d_L 和 d_M) 或者角度 (θ) 的参数可根据实验数据的点位精度进行估算选取。对于由 6 个实验数据形成的 5 个点云对的配准, 均

表 2 实验参数

Table 2 Experimental parameters

Parameter	Stage	Threshold
k	Keypoint generation and correspondence matching	15
d_P / m	Keypoint generation	0.2
θ / (°)		20
n_P		50
d_L / m	Correspondence matching	4
d_M / m		0.2
n_G		10000

采用同一套阈值运行实验。

3.3 实验结果

使用 C++ 编程语言基于 PCL^[26] 与 CGAL^[27] 开源库实现所提配准方法,并在配置为 2.9 GHz Intel Core i7 八核 CPU、32 GB 内存的计算机上运行实验。本文方法正确地配准了所有(5个)点云对。放大了实验数据中的某区域,如图 7 所示,以便可视化配准结果。图 7(a)叠加了 AHN 2、AHN 3 和 AHN 4 激光雷达点云,可以看出:配准后,AHN 2、AHN 3 和 AHN 4 的建筑物点云非常贴合;AHN 2、AHN 3 和 AHN 4 点云的采集时间跨度较长,除建筑物外的其余地物均有显

著差异,尤其是河道旁边的植被变化尤为明显,如图 7(b)~(d)框选区域所示。由于本文生成的是建筑物对象级别的虚拟关键点,因此不受这些地物的影响,正确地实现了 AHN 2、AHN 3 和 AHN 4 点云的自动配准。另外,在整个实验区域分散地选取了 3 类具有不同特点的建筑物,并将它们配准后的点云展示于图 8。其中,每类建筑物均叠加了 6 个异源多时相点云。由图 8(a)、(c)、(e)所示三维视图中贴合的平面点以及图 8(b)、(d)、(f)所示侧视图中对齐的线特征可以看出,每类建筑物的 6 个点云均实现了正确配准,不存在明显偏差。

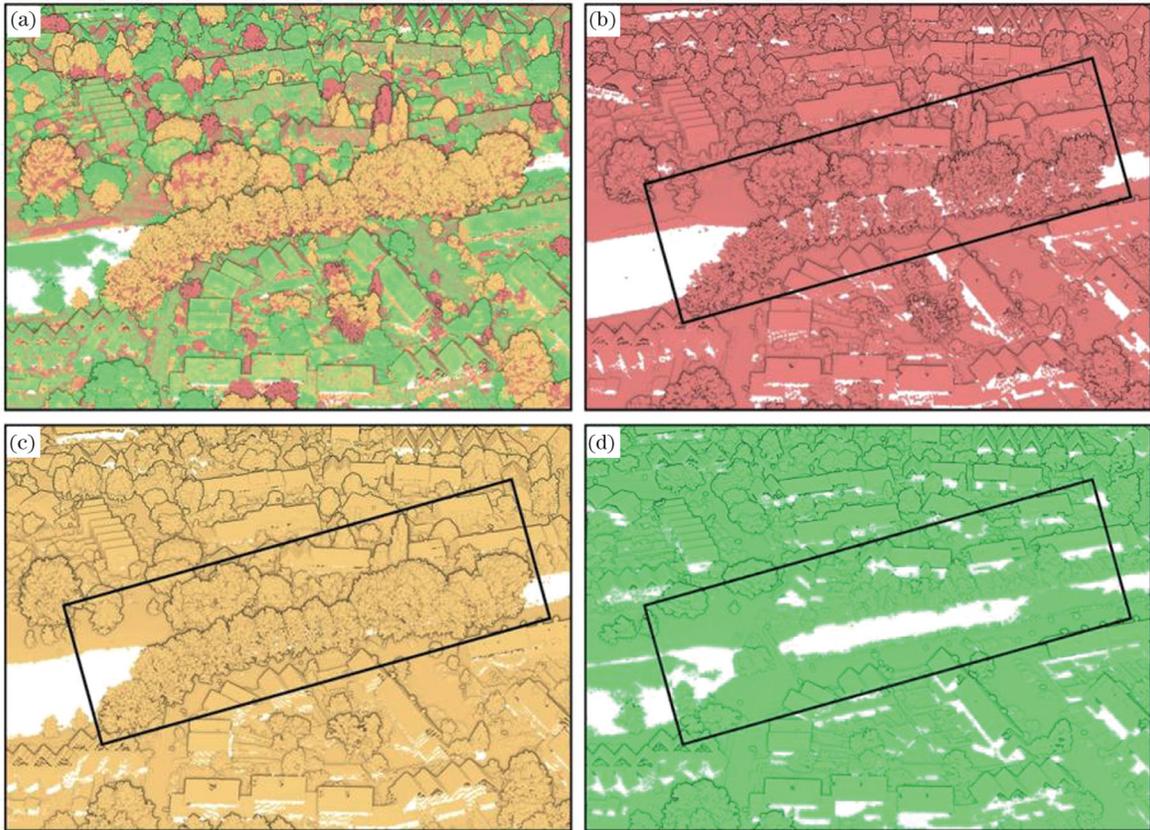


图 7 配准结果的特写视图。(a)AHN 2、AHN 3 和 AHN 4 点云叠加;(b)AHN 2 点云;(c)AHN 3 点云;(d)AHN 4 点云
Fig. 7 Close-up view of registration results. (a) Overlay of AHN 2, AHN 3, and AHN 4 point clouds; (b) AHN 2 point cloud; (c) AHN 3 point cloud; (d) AHN 4 point cloud

3.4 定量分析

首先,统计生成的虚拟关键点的数量与运行时间,结果如表 3 所示。6 个实验点云的虚拟关键点平均数量为 9838,关键点生成的平均时间仅为 58.2 s。

为了定量评估无控配准结果的准确性,分别计算每对点云自动配准结果的矩阵误差^[9,11,13,21]与逐点误差^[7,21]。矩阵误差度量的是算法估计的转换矩阵与对应的真值矩阵之间的差异,包括旋转误差 Δ_R 和平移误差 Δ_t 。这两个误差的表达式分别为

$$\Delta_R = \arccos \left[\frac{\text{tr}(\tilde{R}\hat{R}^T) - 1}{2} \right] \frac{180}{\pi}, \quad (10)$$

$$\Delta_t = \|\hat{t} - \tilde{t}\|, \quad (11)$$

其中旋转误差 Δ_R 定义了算法估计的旋转矩阵 \hat{R} 与对应的真值旋转矩阵 \tilde{R} 的角度差异,平移误差 Δ_t 定义了算法估计的平移向量 \hat{t} 与对应的真值平移向量 \tilde{t} 间的距离差异。逐点误差度量的是算法估计的转换参数与对应的真值作用于原始点云上的差异,其表达式为

$$\Delta_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\hat{R}p_i + \hat{t} - (\tilde{R}p_i + \tilde{t})\|, \quad (12)$$

式中: n 为待配点云的点数; p_i 为待配点云中第*i*点的坐标。为了展示本文匹配方法的高效性,将本文匹配算法替换为文献[22]的匹配算法(基线方法)进行配准,对比两种匹配方法所得的配准结果。

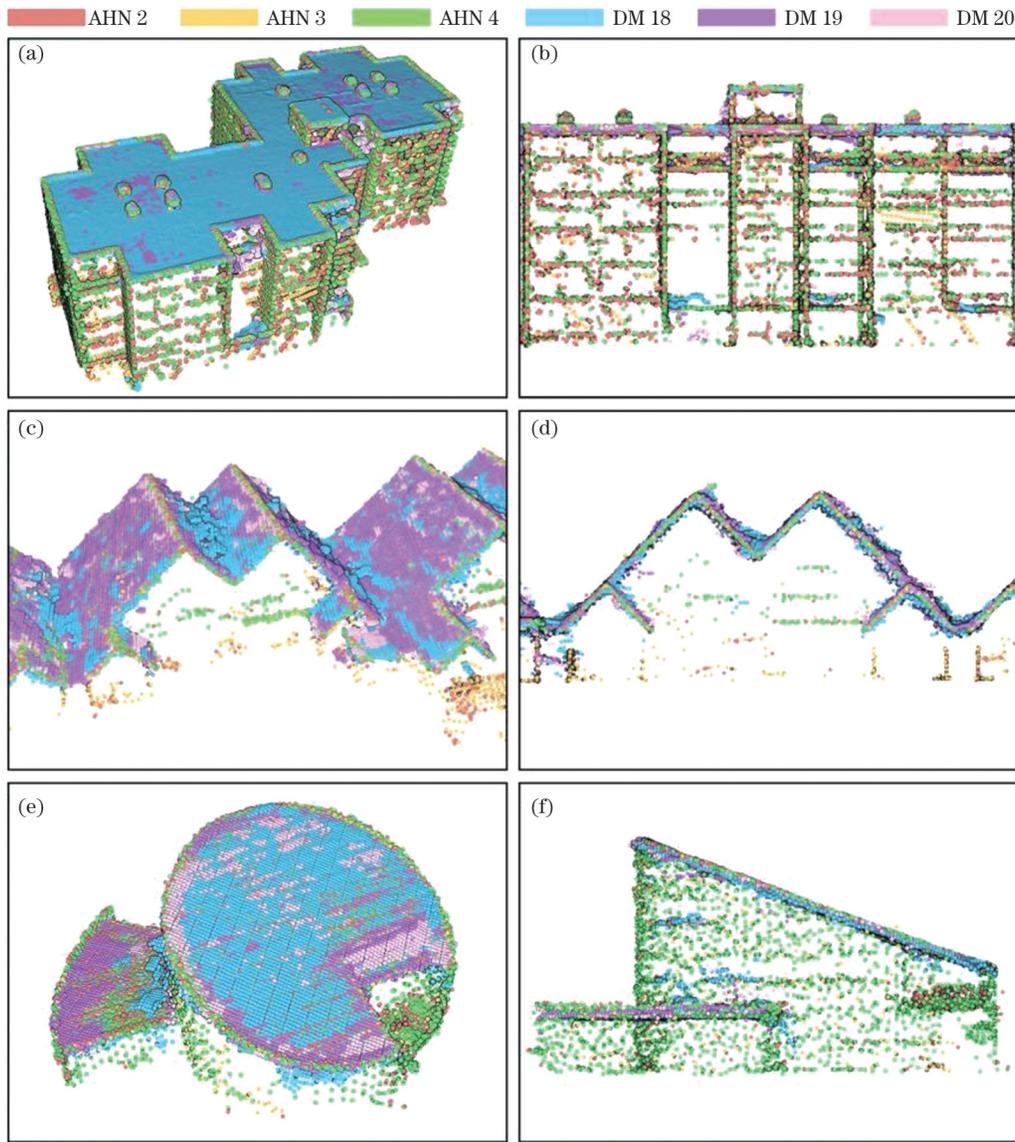


图 8 配准的建筑物点云,其中,(a)(c)(e)为三维视角,(b)(d)(f)为对应的侧面视角。(a)(b)平顶建筑物;(c)(d)人字顶建筑物;(e)(f)圆形坡顶建筑物

Fig. 8 Registered building point clouds, where figures (a), (c), and (e) provide three-dimensional view, and figures (b), (d), and (f) give side view. (a)(b) Building with flat roof; (c)(d) building with gable roofs; (e)(f) building with circular pitched roof

表 3 虚拟关键点统计

Table 3 Statistics on generated virtual keypoints

Point cloud ID	Quantity of keypoints	Runtime /s
AHN 2	9098	43.3
AHN 3	9967	39.1
AHN 4	10048	82.4
DM 18	9600	61.5
DM 19	10324	65.7
DM 20	9992	57.4
Average	9838	58.2

表 4 列出了基线方法与本文方法在 5 个点云对上的定量配准结果。由于误差值较小,以分为单位表示旋转误差的角度值,以厘米为单位表示平移误差与逐

点误差的距离值。由表 4 可知:多时相点云(AHN 2→AHN 3,AHN 4→AHN 3)的自动配准结果十分准确,3 个精度指标的数值均较小;异源点云(DM 18→AHN 3,DM 19→AHN 3,DM 20→AHN 3)自动配准结果中的旋转误差很小,平移误差相对较大(这在很大程度上是由异源点云中识别出的同名特征点间的差异造成的)。

整体而言,本文方法的自动配准结果较为准确,平均旋转误差为 0.2',平均平移误差为 7.4 cm,平均逐点误差为 6.4 cm。与基线方法对比,本文方法所得配准结果具有相似水平的准确度,但却大幅提高了同名点匹配的运行速度,平均匹配时间仅为 4.6 s。针对千万级别点数的实验点云,本文方法的平均整体运行时间仅为 105.7 s,效率较高。上述结果表明,本文方法能

表 4 配准结果的精度
Table 4 Accuracy of registration results

Method	Pair ID	Quantity of correspondences	Runtime /s	$\Delta_R / (')$	Δ_t / cm	Δ_p / cm
Baseline ^[22]	AHN 2→AHN 3	4079	324.5	0.1	1.1	1.9
	AHN 4→AHN 3	4396	324.7	0	2.0	1.8
	DM 18→AHN 3	1297	298.0	0	10.0	12.6
	DM 19→AHN 3	2114	306.8	0.2	4.2	5.5
	DM 20→AHN 3	2028	296.7	0.4	12.1	7.3
	Average	2783	310.1	0.2	5.9	5.8
Ours	AHN 2→AHN 3	1276	2.1	0	0.8	1.4
	AHN 4→AHN 3	1964	3.0	0	1.1	1.1
	DM 18→AHN 3	577	4.1	0.5	15.8	16.0
	DM 19→AHN 3	1626	6.2	0.2	5.2	5.4
	DM 20→AHN 3	1301	7.4	0.5	13.9	8.0
	Average	1349	4.6	0.2	7.4	6.4

够自动、准确、高效地实现城市场景异源多时相点云的无控配准,具有较高的实用价值。

4 结 论

本文提出了一种面向城市场景的异源多时相点云数据的全自动无控配准方法。该方法从城市场景点云数据中生成满足稳定性和特异性的对象级别的虚拟关键点,克服了异源多时相点云配准时难以识别有效同名特征的困境;通过编码虚拟关键点间的刚体几何空间关系,在待配点云与目标点云之间建立同名点对关系,实现了面向城市大尺度场景的异源多时相点云的高效匹配。使用采集自不同时间历元、反映真实城市场景、点数规模大的激光雷达点云与摄影测量点云进行算法验证。结果表明,本文方法能够自动、准确、高效地实现大规模城市场景异源多时相点云的无控配准,具有广阔的工程应用前景。未来拟采集更多场景、更大规模、更多平台的异源多时相点云来测试所提方法的稳健性。此外,未来将进一步挖掘本文匹配算法在更通用的异源数据融合任务上的潜力,例如将其应用于建筑物三维点云与建筑物外轮廓二维线划图的配准任务。

参 考 文 献

- [1] 朱庆,李世明,胡翰,等.面向三维城市建模的多点云数据融合方法综述[J].武汉大学学报·信息科学版,2018,43(12):1962-1971.
- [2] Zhu Q, Li S M, Hu H, et al. Multiple point clouds data fusion method for 3D city modeling[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12): 1962-1971.
- [3] 闫利,任大伟,谢洪,等.激光点云与密集匹配点云融合方法[J].中国激光,2022,49(9):0910003.
- [4] Yan L, Ren D W, Xie H, et al. Fusion method of LiDAR point cloud and dense matching point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(9): 0910003.
- [5] 杨宜林,李积英,王燕,等.基于 NDT 和特征点检测的点云配准算法研究[J].激光与光电子学进展,2022,59(8):0810016.
- [6] Yang Y L, Li J Y, Wang Y, et al. Point cloud registration algorithm based on NDT and feature point detection[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(8): 0810016.
- [7] 汪承义,孔赞珑,陈静波.一种多时相激光雷达数据建筑物变化检测方法[C]//第十三届中国体视学与图像分析学术会议论文集.北京:中国体视学学会,2013:327-332.
- [8] Wang C Y, Kong Y L, Chen J B. A method of building change detection based on multi-temporal LiDAR data[C]//Proceedings of the 13th Chinese Congress for Stereology and Image Analysis. Beijing: Chinese Society for Stereology, 2013: 327-332.
- [9] 胡春梅,费华杰,夏国芳,等.激光扫描与摄影测量异源点云高精度配准方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(24):2415007.
- [10] Hu C M, Fei H J, Xia G F, et al. High-precision registration of non-homologous point clouds in laser scanning and photogrammetry [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(24): 2415007.
- [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] Biber P, Strasser W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No. 03CH37453), October 27-31, 2003, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2003: 2743-2748.
- [13] Chen S L, Nan L L, Xia R B, et al. PLADE: a plane-based descriptor for point cloud registration with small overlap[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(4): 2530-2540.
- [14] Weinmann M, Weinmann M, Hinz S, et al. Fast and automatic image-based registration of TLS data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(6): S62-S70.
- [15] Theiler P W, Wegner J D, Schindler K. Keypoint-based 4-points congruent sets-automated marker-less registration of laser scans[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 96: 149-163.
- [16] Zhang K, Yan J, Chen S C. Automatic construction of building footprints from airborne LIDAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9): 2523-2533.
- [17] Yang B S, Dong Z, Liang F, et al. Automatic registration of large-scale urban scene point clouds based on semantic feature points[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 113: 43-58.
- [18] Sampath A, Shan J. Building boundary tracing and regularization from airborne lidar point clouds[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2007, 73(7): 805-812.

- [14] Xu Y S, Boerner R, Yao W, et al. Pairwise coarse registration of point clouds in urban scenes using voxel-based 4-planes congruent sets[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 151: 106-123.
- [15] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C] // 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 22-26, 2008, Nice, France. New York: IEEE Press, 2008: 3384-3391.
- [16] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 85.
- [17] Mellado N, Aiger D, Mitra N J. Super 4PCS fast global point cloud registration via smart indexing[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(5): 205-215.
- [18] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [19] Zhang W M, Qi J B, Peng W, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.
- [20] Lafarge F, Mallet C. Creating large-scale city models from 3D-point clouds: a robust approach with hybrid representation[J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 99(1): 69-85.
- [21] Weinmann M, Jutzi B, Mallet C. Feature relevance assessment for the semantic interpretation of 3D point cloud data[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2013, II-5/W2: 313-318.
- [22] Wang X F, Yang Z X, Cheng X J, et al. Efficient registration of forest point clouds by global matching of relative stem positions[EB/OL]. (2021-12-21)[2022-05-06]. <https://arxiv.org/abs/2112.11121>.
- [23] Cai Z P, Chin T J, Bustos A P, et al. Practical optimal registration of terrestrial LiDAR scan pairs[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 147: 118-131.
- [24] Sorkine-Hornung O, Rabinovich M. Least-squares rigid motion using SVD[EB/OL]. [2022-10-08]. https://igl.ethz.ch/projects/ARAP/svd_rot.pdf.
- [25] AHN. Actueel Hoogtebestand Nederland (AHN)[EB/OL]. (2022-05-01)[2022-10-13]. <https://www.ahn.nl>.
- [26] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: point cloud library (PCL)[C] // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011.
- [27] CGAL. Computational Geometry Algorithms Library (CGAL) [EB/OL]. (2022-10-13)[2022-10-13]. <https://www.cgal.org>.

Automated Registration of Cross-Source and Multi-Temporal Point Clouds in Urban Areas

Yang Zexin^{1,2}, Ye Qin^{*}, Wang Xufei³, Ravi Peters²

¹College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China;

²3D Geoinformation Research Group, Delft University of Technology, Delft 2628 BL, the Netherlands;

³Shanghai Research Institute for Intelligent Autonomous Systems, Tongji University, Shanghai 200092, China

Abstract

Objective Recent advancements in laser scanners and photogrammetry technology have significantly reduced the cost of acquiring 3D point clouds. Consequently, various types of point clouds have gradually become popular data sources for urban applications. The accurate registration of cross-source and multi-temporal point clouds must be ensured before developing applications based on 3D point clouds. However, this is a challenging task owing to (1) the large amount of data to be considered, (2) the wide discrepancy in characteristics between cross-source point clouds, and (3) the significant changes in a scene represented by multi-temporal point clouds. These data characteristics can harm the extraction and matching of registration primitives, resulting in the poor performance of marker-free registration techniques. In this paper, we propose an automated, efficient, and marker-free method for registering cross-source and multi-temporal point clouds in urban areas.

Methods The proposed registration method comprises three stages: keypoint generation, correspondence matching, and transformation estimation. (1) Keypoint generation. We generate object-level virtual keypoints as registration primitives rather than directly extracting local features from point clouds, which are redundant and sensitive to outliers and missing data. Specifically, the ground points are first filtered out via the cloth simulation filtering algorithm. The remaining points are decomposed into planar segments by fitting planes in a region-growing manner. Finally, virtual keypoints are determined as the endpoints of intersecting line segments of two adjacent planes. (2) Correspondence matching. First, local triangles are constructed using the generated virtual keypoints as vertices to encode the relative spatial relationships among keypoints within a point cloud. Second, the triangle sets of both point clouds are mapped to a feature space where the triangles become 3D feature points. For each feature point in the source point cloud, we determine its closest point in the target point cloud, forming triangle pairs between the two point clouds. Finally, we propose an improved global matching approach with linear time complexity to extract correspondences encoded in the triangle pairs. (3) Transformation estimation. As cross-source and multi-temporal point clouds are typically well-leveled, registration can be achieved by aligning the two point clouds horizontally and translating them vertically. We use the horizontal coordinates of the correspondences to estimate the 2D horizontal transformation and their vertical coordinates to calculate the vertical translation.

Results and Discussions We evaluated the effectiveness of the proposed method using large-scale real-world urban point clouds. The experimental data consist of six cross-source and multi-temporal point clouds, including three airborne light detection and ranging

(LiDAR) point clouds and three photogrammetric point clouds, which cover an urban area of 1.8 km² in Rotterdam, the Netherlands. Each point cloud comprises a large number of points (approximately 20–60 million points per point cloud; refer to Table 1 for details). Additionally, as the point clouds were collected over a long period of time, many of the objects in the scene have changed considerably. These two characteristics make them suitable for performing comprehensive evaluations of automatic marker-free registration methods. To evaluate the registration results qualitatively, we visualized a randomly selected region (Fig. 7) and three manually selected buildings with varying architectural styles (Fig. 8). Despite the different characteristics of cross-source point clouds and the significant changes in scenes, the proposed method could accurately align all five registration pairs formed by the six experimental point clouds. To evaluate the registration results quantitatively, we calculated both matrix-based errors (i. e., rotation and translation errors) as well as pointwise errors. The evaluation is summarized in Table 4. Our automatic registration results have an average pointwise error of 6.4 cm, whereas the average matrix-based errors are 0.2° for rotation and 7.4 cm for translation. Furthermore, despite the massive size of the experimental point clouds, the proposed approach required only 105.7 s to achieve pairwise registration on average. Both qualitative and quantitative results demonstrate the effectiveness of the proposed method for registering cross-source and multi-temporal urban point clouds.

Conclusions A fully automated marker-free registration approach is presented for cross-source and multi-temporal point clouds in urban environments. Object-level virtual keypoints are generated from urban point clouds as registration primitives, thereby overcoming the challenge of identifying valid corresponding features. By encoding rigid body spatial relations among the generated virtual keypoints, we establish correspondences between the source and target point clouds, resulting in efficient matching for large-scale urban scenes. Experiments on real-world data demonstrate that the proposed method can automatically, accurately, and efficiently register cross-source and multi-temporal point clouds in urban areas, indicating its practical utility. In the future, we would like to collect more data to test the robustness of the proposed method. Moreover, we intend to study the potential of the proposed matching algorithm in the fusion of general multi-source data, *e. g.*, aligning 3D building point clouds with 2D building footprints.

Key words remote sensing; point cloud registration; kinematics of rigid bodies; cross-source and multi-temporal point clouds; light detection and ranging; photogrammetric point clouds