

一种利用地理实体目标特征的道路场景激光点云配准方法

刘如飞^{1,2}, 王飞^{1*}, 任红伟², 王旻焯¹, 杨继奔¹

¹ 山东科技大学测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590;

² 交通运输部公路科学研究所, 北京 100088

摘要 针对车载移动测量系统不同时期获取的道路场景点云位置一致性差、车载激光点云与固定站激光点云坐标基准不统一的问题,本团队提出了一种利用地理实体目标特征的道路场景激光点云配准方法。首先分析道路场景激光点云的数据特点,结合高程误差趋势和道路场景地物的分布特征对车载点云进行分段,分割条带分布的车载道路点云为连续分布的小范围分段点云;然后提取固定地理实体目标作为配准基元,以降低场景的复杂度;接着结合特征值与形状指数构建特征约束,提取配准基元的多尺度关键点;最后在关键点约束下应用 4PCS 和双向 KD 树改进的 ICP 算法,完成多期道路车载激光点云的配准以及固定站与车载点云的配准。实验结果表明:多期车载点云配准精度在 5 cm 范围内,固定站与车载点云的配准精度最高可达到 4.2 cm。所提方法为道路场景激光点云的高精度融合提供了实现途径。

关键词 遥感;道路场景;多期车载点云;固定站点云;配准基元;关键点约束;点云配准

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL202249.1810002

1 引言

道路是城市发展的命脉,准确、实时的道路三维信息对城市的管理具有十分重要的作用。车载激光扫描(MLS)作为一种先进的测量手段,能够快速动态采集高精度、高密度的大场景三维激光点云数据,在获取道路三维信息方面具有独特优势^[1]。固定站激光扫描(TLS)具有机动灵活、便于携带等优点,通过多测站、多角度扫描能完整覆盖地物局部细节特征^[2]。目前,以 MLS 与 TLS 相结合的数据获取方式已在智能交通、数字城市等科学和工程研究中发挥重要作用^[3]。但是在实际工程中,多期、多平台数据的融合处理还存在一些难题,如:1)受全球导航卫星系统(GNSS)定位误差、惯性测量单元(IMU)定姿误差、扫描仪测角和测距误差等的综合影响,MLS 系统对同一区域多次采集的点云之间存在厘米甚至米级偏差^[4],并且不同路段 MLS 点云之间的偏差为非刚性变化,在后续高精度配准纠正处理时难度较大;2)车载平台扫描仪自身存在视场限制,并且道路场景地物之间存在相互遮挡,需要采用 TLS 系统对重点区域和数据空洞进行补测;

3)MLS 点云为地理坐标系,TLS 点云为测站局部坐标系,需要通过配准完成坐标基准统一^[5],但 MLS 系统与 TLS 系统的观测视角、点云数据质量等存在较大差异,配准难度较大。

点云配准主要采用 Besl 等^[6]提出的迭代最近点(ICP)算法,该算法具有良好的配准精度,但是当点云的初始位置偏差较大时容易陷入局部最优,使配准失败。因此,需要通过粗配准来提供良好的初始位置。粗配准算法一般包括两类:1)基于 RANSAC 框架的配准,如采样一致性(SAC-IA)算法^[7]、4PCS 算法^[8]、K4PCS 算法^[9]等;2)基于概率模型的配准,如正态分布变换(NDT)算法^[10]。在海量离散点云数据的配准中,为了提高配准的效率和精度,通常采用局部关键点和区域特征描述来确定表面之间的对应关系。常用的关键点检测算法^[11]有 ISS、LSP、3D-SIFT、3D-HARRIS、NARF、KPQ、HSK 等。

针对道路同向或往返不同时期 MLS 点云的配准,现有方法可分为数据驱动和传感器驱动两类^[12]。数据驱动方法:假设点云数据在一定范围内满足刚性变换,利用同名特征之间的一致性关系,基于 ICP 及

收稿日期: 2021-12-10; **修回日期:** 2021-12-28; **录用日期:** 2022-01-17

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1600302)、国家自然科学基金(42001414)、山东省自然科学基金(ZR2019BD033)、山东省重点研发计划(重大科技创新工程)(2019JZZY010429)、山东省高等学校青创科技支持计划(2019KJH007)、高端外国专家引进计划(G2021025006L)

通信作者: *WangFei202123@163.com

其改进算法直接进行配准。传感器驱动方法:假设短时间内组合导航的位姿误差很小,通过改正车辆轨迹的位置、姿态,重新解算点云数据。

文献[13-15]利用数据驱动方法对点云进行配准。文献[13]首先对点云进行分块,然后在每个分块内采用点到面的 ICP 完成分块内点云的配准,最后将分块合并实现全部点云的配准;但该方法会造成相邻分块之间出现缝隙。文献[14]首先根据强度信息从点云数据中提取高反射强度的交通标志,然后基于 ICP 对交通标志进行配准,最后使用变换矩阵完成全部点云的配准;该方法配准的精度取决于交通标志的提取质量,对采集数据的强度特征要求较高。文献[15]首先以时间间隔对点云进行分段,然后提取分段内的固定地物,并结合法向量夹角与 LSP 关键点检测法提取地物的特征点,最后结合 4PCS 和 ICP 算法完成点云配准;该方法的道路分段策略及特征点分布存在不足,容易导致配准误差增大和效率降低。

文献[16-18]利用传感器驱动方法对点云进行配准。文献[16]提出了误差时变模型,首先假设位姿误差在短时间内是连续变化的,然后按时间间隔对点云进行分段,通过改进的 ICP 算法得到准确对应点对,建立轨迹误差随时间变化的模型,进而改正车辆轨迹的位姿;文献[17]根据车辆行驶的加速度和角速度获取对点云进行分段的关键点,之后利用点到面与点到点相结合的 ICP 算法进行分段点云的配准,再利用配准结果计算轨迹关键点的位姿,最后通过线性内插方法获得每个轨迹点改正后的位姿;文献[18]首先根据测量车的轨迹检测点云中的闭合环,然后用 Generalized-ICP 配准闭合环内的点云,最后基于闭合环的结果将全局配准转化为具有封闭形式解的最小二乘优化。

由以上分析可知,当前同向或往返不同时期 MLS 点云的配准存在以下问题:1)数据驱动的方法难以解决偏差较大的非刚性形变,满足刚性变换的范围难以确定,同名特征的选取要求较高,数据质量对配准精度和效率影响较大;2)传感器驱动的方法需要使用轨迹信息,且需要基于一定的先验条件,存在控制点依赖等;3)数据驱动和传感器驱动的方法均使用基于 ICP 的精配准算法,未考虑点云初始位置对配准的影响。

目前主要采用数据驱动的方法对 TLS 与 MLS 不同平台的点云进行配准,但总体研究较少,尚未形成成熟的方法体系^[19]。文献[20]和文献[21]首先根据 TLS 系统内置 GPS 获取 TLS 点云与 MLS 点云的对应区域,然后通过法线空间采样获取用于配准的点云,最后采用改进的遗传算法和 ICP 算法实现 TLS 点云与 MLS 点云的配准;该方法未考虑 MLS 点云数据中非刚性变化对配准结果的影响,并且效率不高。

针对目前方法中同名特征不易选取、配准精度

低和速度慢的问题,本文提出了一种利用地理实体目标特征的道路场景激光点云配准方法。首先从道路场景点云数据的特点着手,设计了一种综合特征值和主曲率的多尺度关键点提取方法,以降低同名特征的选取难度;然后基于提取的关键点,利用 4PCS 算法进行粗配准,使得待配准数据具有良好的初始位置;接着采用双向 KD 树改进的 ICP 算法进行精配准,在提高配准效率的同时克服了数据质量对配准精度的影响。

2 道路场景点云配准方法

本文提出了一种利用地理实体目标特征的道路场景激光点云配准方法,该方法主要包括车载点云分段、配准基元选取、多尺度关键点提取和渐进式配准等步骤。具体算法步骤如图 1 所示。

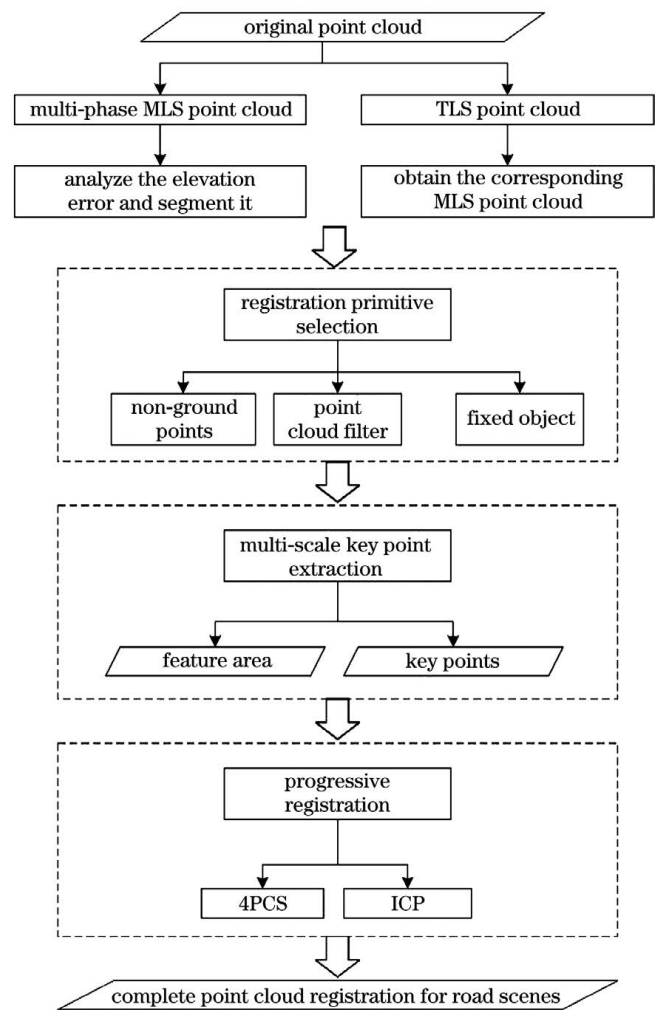


图 1 道路场景点云配准算法流程

Fig. 1 Flow of road scene point cloud registration algorithm

2.1 车载点云分段

MLS 系统在行驶过程中通过组合导航进行直接地理定位,GNSS 信号易被遮挡,导致 GNSS 定位误差、IMU 定姿误差随测量时间不断变化,在点云数据中表现为非刚性变化规律,是点云位置精度误差的主

要来源^[22]。

MLS 点云数据量大,为便于数据处理和减弱非刚性误差对配准的影响,需要对点云进行分段。多次采集的点云之间存在相对平移误差,通过实际数据分析发现误差在高程方向上的变化最为明显。因此,本文采用每一分段内高程方向误差的最大偏差 $\Delta\delta$ 来反映该分段内点云的非刚性变化程度,通过分析两期采集点云之间的 $\Delta\delta$ 与道路长度的关系,结合道路场景的特点,以合适的阈值进行分段,使分段内的非刚性变化达到一定范围。 $\Delta\delta$ 的计算公式为

$$\Delta\delta = \Delta H_{\max} - \Delta H_{\min}, \quad (1)$$

式中: ΔH_{\max} 和 ΔH_{\min} 分别为分段内误差的最大值和最小值。

2.2 配准基元的选取

在道路场景中,路面点云特征不明显且所占比例较大,会影响配准的效率;动态变化的地理实体对象,如车辆、行人、植被等,无准确的对应关系,会影响配准的精度。道路的路口分布着信号灯、交通标示牌,此类地理实体不受行道树和低矮植被的影响,完整性较好;路缘石高出路面 10~20 cm,有足够的埋置深度,除少量行人与车辆的遮挡外,路缘石数据基本完整;道路护栏和隔离带连续分布于道路中央及两侧,该类地理实体的完整性较好;照明灯等间距分布于道路两侧,受近地面低矮植被的影响,照明灯灯杆底部的完整性较差。

通过分析,选取路缘石、道路护栏、隔离带、照明灯的顶部、杆状物的远地面部分作为配准基元。保证在植被茂密、遮挡严重的情况下,仍然有路缘石或护栏使待配准的点云数据有足够的重叠区域。配准基元的选取方法如下:

对待配准点云中的低矮植被和护栏进行高程统计,当道路两侧不存在低矮植被或植被的高程小于护栏时,以护栏的高程为阈值,否则以低矮植的高程为阈值,采用直通滤波算法分割近地面点云和非近地面点云。对于近地面点云,采用文献[23]中的移动窗口判别法提取路缘石,交互提取道路护栏、隔离带;对于非近地面点云,采用基于杆圆弧特征^[24]的方法提取杆状物。

2.3 多尺度关键点的提取

在配准基元中,路缘石呈条带状分布于道路两侧,除相邻路缘石之间存在缝隙、角点之外,其他区域均为平面或立面,平面或立面的点特征单一且数量大,会影响配准的效率;不同扫描视角下杆状物点云的边缘点不同,边缘点会影响配准的精度。因此,能否准确提取分布均匀、特征明显而又具有代表性的关键点,对配准的效果有很大影响。

点云数据中任一点的特征值能够反映该点局部邻域的维度特性^[25],特征值越大表示特征越明显。形状指数 $S(p)$ 能够反映该点的局部形状,曲面上任一局部表面形状指数的极大值代表凸点,极小值代表凹点。任一点 p_i 所在表面的形状指数 $S_{(p_i)}$ 定义为

$$S_{(p_i)} = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan \frac{k_1(p_i) + k_2(p_i)}{k_1(p_i) - k_2(p_i)}, \quad (2)$$

式中: k_1 、 k_2 分别是主曲率的最大值和最小值; $S_{(p_i)}$ 的取值范围为 $[0,1]$ 。

不同地理实体目标的结构不同,关键点的位置分布也不同。八叉树是一种管理三维点云的数据结构,通过递归的方式能够将离散分布的点划分入多个相同大小的立方体体素内,并且每个体素内至少会有一个点;以八叉树的最小体素作为一个计算单元进行特征点提取,能够确保特征点分布的均匀性。为此,本文提出了一种综合特征值和形状指数的多尺度关键点提取方法。首先根据点云的特征值属性提取配准基元中的局部曲面,并将其作为特征区域,以降低场景的复杂度;然后对特征区域构建八叉树体素索引,并在体素内根据点云的形状指数提取关键点。详细过程如下:

1) 对于配准基元中的每一个点 p_i (其向量表示为 \mathbf{p}_i),以 p_i 为中心、 r_1 为搜索半径构建加权协方差矩阵,以提高边缘点和尖锐点计算的稳定性。

权值函数 w_{ij} 的表达式为

$$w_{ij} = \frac{1}{|\{p_i : \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|_2 < r_1\}|}, \quad (3)$$

p_i 点的加权协方差矩阵为

$$\text{cov}(\mathbf{p}_i) = \frac{\sum_{|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j| < r_1} w_{ij} (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j) (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j)^T}{\sum_{|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j| < r_1} w_{ij}}$$

$$\text{cov}(\mathbf{p}_i) \cdot \mathbf{e}_i^\alpha = \lambda_i^\alpha \cdot \mathbf{e}_i^\alpha, \alpha \in \{1, 2, 3\}, \quad (4)$$

式中: p_j 为 p_i 局部邻域内所有的点,其向量表示为 \mathbf{p}_j ; λ_i^α 为协方差矩阵中的第 α 个特征值; \mathbf{e}_i^α 为 λ_i^α 对应的特征向量。特征值从大到小排列为 λ_i^1 、 λ_i^2 、 λ_i^3 ,则 \mathbf{e}_i^3 为 p_i 点的法向量。当 $\lambda_i^1 \approx \lambda_i^2 \approx \lambda_i^3$ 时,可判断局部邻域为三维曲面。

2) 设置阈值 ϵ_1 和 ϵ_2 ,遍历配准基元中的每一个点,将满足式(5)的点归类为局部曲面。对于局部曲面内的每一个点 p_{ii} ,以 p_{ii} 为中心,建立半径为 r_2 ($r_2 > r_1$) 的球邻域;如果 p_{ii} 点是该球邻域内最小特征值为最大值的点,则将 p_{ii} 点记为特征区域。

$$\frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^1} \leq \epsilon_1, \frac{\lambda_i^3}{\lambda_i^1} \leq \epsilon_2. \quad (5)$$

3) 对于特征区域内的每一个点 X_{ii} ,以 X_{ii} 为中心点、 r_3 ($r_3 > r_2$) 为半径,在配准基元中查找 X_{ii} 的邻近点,根据邻近点的法向量计算 X_{ii} 的主曲率^[26]。配准基元为原始点云数据中的点,能准确表示 X_{ii} 点的局部特征,提高主曲率的计算精度。计算配准基元、局部曲面、特征区域内点的属性及其对应搜索半径的影响区域,如图 2 所示。

4) 根据道路的实际长度,对配准基元构建体素分辨率为 r_0 ($r_0 \gg r_3$) 的八叉树体素索引,以确保关键点

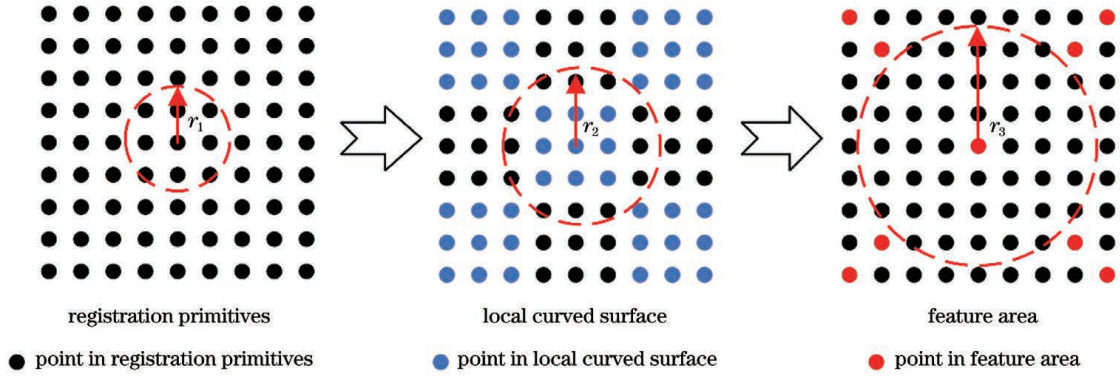


图 2 影响区域示意图

Fig. 2 Schematics of affected area

分布均匀。根据式(2)计算 X_{ii} 点的形状指数,统计每个个体素邻域内 X_{ii} 点的个数 $n_{X_{ii}}$ 。如果 $n_{X_{ii}} > 2$,取形状指数为极值的点作为关键点;如果 $n_{X_{ii}} = 1$,则取该点为关键点。

基于此,提取的关键点分布均匀且均是沿法向量方向特征明显的点或局部邻域内的凹凸点。

2.4 渐进式配准

本文提出了一种关键点约束下 4PCS 与 ICP 算法结合的渐进式配准机制(Key4PCS-KeyICP 算法)。具体实施策略如下:首先应用多尺度关键点提取算法对源点云 P 和目标点云 Q 的配准基元进行关键点提取;然后基于关键点集合 (P_{key}, Q_{key}) 进行 4PCS 粗配准,当 4PCS 算法趋近于全局收敛时,用双向 KD 树改进的 ICP 算法完成 (P_{key}, Q_{key}) 的配准;最后将变换矩阵作用于原始点云,完成原始点云数据的配准。

1) 关键点约束的 4PCS 配准

关键点约束的 4PCS 算法:在一次迭代中,首先从源点云的关键点 P_{key} 中随机选取 3 个不共线的点,再选取第 4 个点作为一组四点基(四点基称作 B),这 4 个点在选取时要求距离足够远且位于待配准点云的重叠区域;然后根据仿射不变比构建一致性约束条件^[8],在目标点云关键点 Q_{key} 中找到所有与 B 近似全等的四点基集合 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$;最后对 U 中的每一个四点基 U_i ,根据对应四点基 $\{B, U_i\}$ 计算刚性变换矩阵 T_i ,通过最大公共点集(LCP)选取配准后 P_{key} 和 Q_{key} 在距离 δ 范围内对应点对最多的一个变换作为此轮迭代的最佳变换矩阵 T_{i_best} ;迭代计算 L 次,在 LCP 约束下找到 T_{i_best} 中的最优结果,并将其作为全局最优变换参数 T_{4pcs} 。

迭代次数 L 需满足

$$L > \frac{\lg(1 - P_s)}{\lg(1 - P_g^N)}, \quad (6)$$

式中: P_s 为算法成功的期望概率,取值为 0.99; N 为每一个对应四点基中匹配对的个数,对于刚性变换, $N=3$ 即可; P_g 为四点基位于重叠区域的概率,即待配准点云的重叠度,根据实际点云数据进行预估。

δ 是根据输入目标点云的平均距离计算得到

的^[9]。因此,当待配准点云存在空洞或密度分布不均,特别是直接使用 TLS 点云对 MLS 点云进行场景补充时,4PCS 算法容易配准失败。如图 3 所示,图中黑色虚线框表示点云数据的范围,符号表示点云数据中的点,红色符号表示四点基。当对应四点基出现图 3(a)所示的情况时,点云能够配准成功,但是配准之后的点云并不满足 LCP 的要求,算法会继续迭代寻找全局最优解;当对应四点基出现图 3(b)所示的情况时,满足 LCP 要求,但配准结果是不正确的。本文基于 (P_{key}, Q_{key}) 进行 4PCS 粗配准,如图 3(c)所示,关键点位于特征明显的区域,对应四点基出现图 3(a)所示情况的概率较大,能够提高 4PCS 算法对应四点基的识别度和配准成功的概率,减少迭代次数;在进行 LCP 验证时只有关键点参与计算,关键点均匀分布能够避免原始点云数据空洞和密度不均对 LCP 的影响,从而保证既能正确配准又满足 LCP 约束。

2) 关键点约束的改进 ICP 配准

ICP 算法容易陷入局部最优,对点云的初始位置要求较高,最近邻点存在多对一的问题,因此,算法的精度和效率不高。本文采用关键点约束的 4PCS 进行粗配准,能够为 ICP 算法提供较好的初始位置。考虑到道路场景中存在的遮挡因素、扫描仪自身的限制以及点云数据的特点,粗配准后关键点集合 $(P_{key} T_{4pcs}, Q_{key})$ 的最近邻点对仍然存在多对一的问题。

为此,本文在关键点集合 $(P_{key} T_{4pcs}, Q_{key})$ 中构建 KD 树索引,采用双向 K 近邻搜索的方式剔除因地物扫描缺失而造成的错误最近邻匹配点对,然后再迭代计算,直到 $(P_{key} T_{4pcs}, Q_{key})$ 的距离达到最小。将距离最小时对应的变换矩阵 T_{icp} 和粗配准的变换矩阵 T_{4pcs} 作用于源点云 P 完成原始点云的配准。转换公式为

$$P_{transform} = P T_{4pcs} T_{icp}, \quad (7)$$

式中: P 为源点云; $P_{transform}$ 为配准后的源点云。

双向 K 近邻的搜索时间虽然是 K 近邻搜索的两倍,但正确的匹配点对能够减少 ICP 算法中不必要的迭代计算,从而提高配准精度和效率。

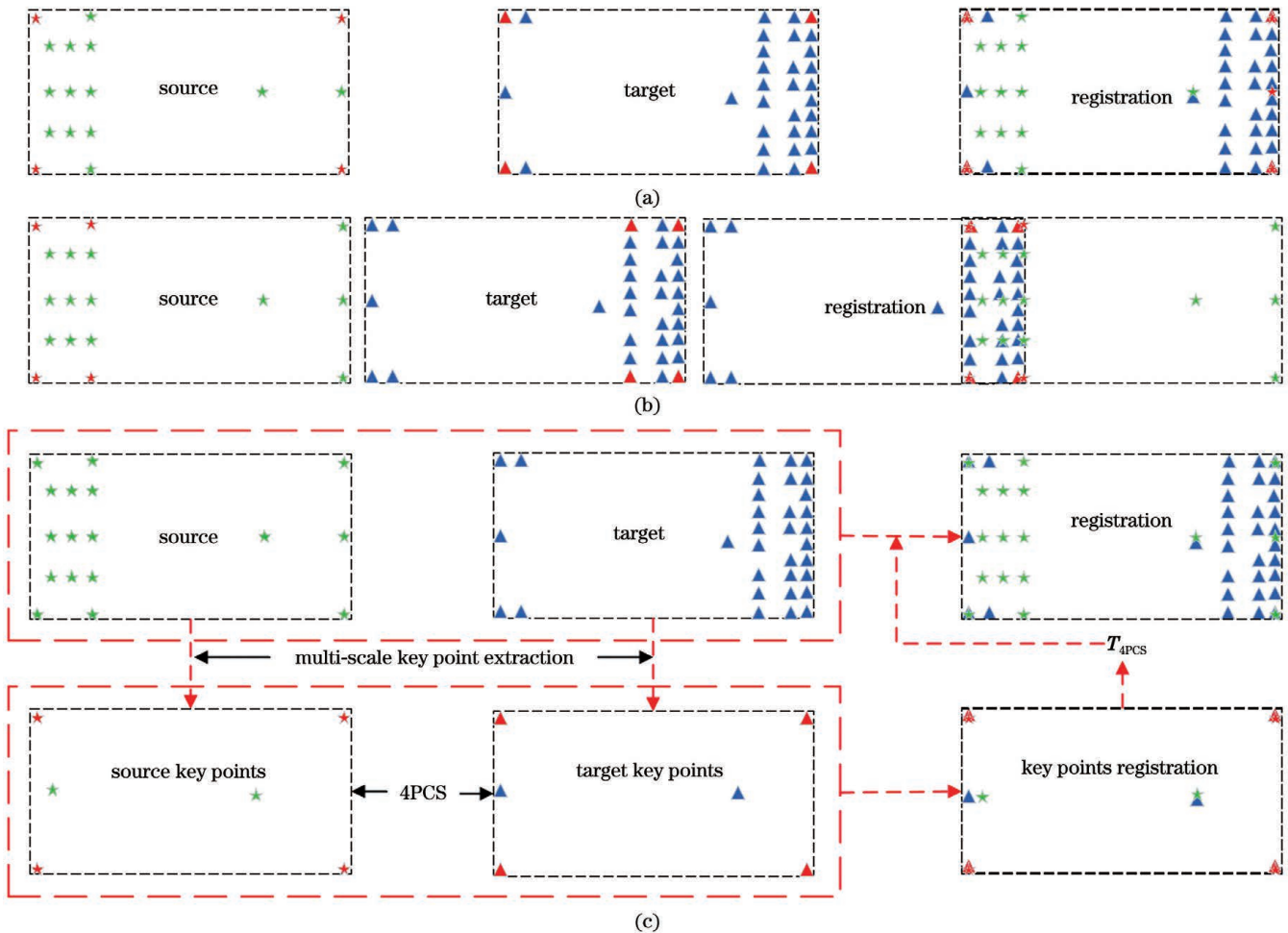


图 3 4PCS 算法配准示意图。(a) 正确配准; (b) 满足 LCP 约束; (c) 关键点约束的 4PCS

Fig. 3 Schematics of 4PCS registration. (a) Correct registration; (b) meet LCP constraint; (c) 4PCS of key points constraint

3 实验与分析

3.1 实验数据

为验证本文方法的正确性和可靠性,采用某型号 MLS 系统和 FARO 三维激光扫描仪采集的一段城市道路点云数据进行实验。图 4(a)为仪器设备,图 4(b)为测区概况(A 区和 B 区),图 4(c)为 MLS 系统采集

的数据,图 4(d)为 FARO 沿辅道分三个测站采集的数据,图 4(e)为不同数据之间的相对位置。图 4(e)左图是 MLS 系统在不同时期采集的数据,点云数据的点位精度优于 5 cm,两期数据的位置参考基准不同,最大位置偏差约为 6 m;图 4(e)右图是经内置 GPS 粗略校准后的 TLS 点云与待匹配的 MLS 点云,最大位置偏差约为 43 m。实验数据的基本信息见表 1。

表 1 实验数据的基本信息

Table 1 Basic information of experimental data

Experimental area	Acquisition system	Road environment	Length of road /km	Positional deviation /m	Quantity of scanning points /10 ⁶
A	MLS	Residential area	1.6	6	160
B	FARO	Major area	0.15	43	18

3.2 MLS 点云分段

以 MLS 系统不同时期采集的同一段 600 m 道路点云数据为例,进行车载点云分段阈值的估计。该路段有一个红绿灯路口,测量车的行驶状态均为匀速、减速、加速再到匀速的过程。首先沿着车道轮迹带方向创建轮迹矢量线,然后沿矢量线每隔 1 m 提取 1 个路面点,高程方向误差与道路长度之间的关系如图 5 所

示,图中蓝色曲线为均匀采点的真实高程方向误差,红色曲线为经过均值平滑后的拟合曲线。

由图 5 可以看出:不同路段高程方向误差的最大偏差不同,600 m 路段整体的非刚性变化在 0.05 m 范围内。由图 5 还可以看出 200~300 m 路段和 400~500 m 路段的非刚性变化较大,这主要是因为车辆行驶状态的急剧变化对惯导定姿有一定影响。

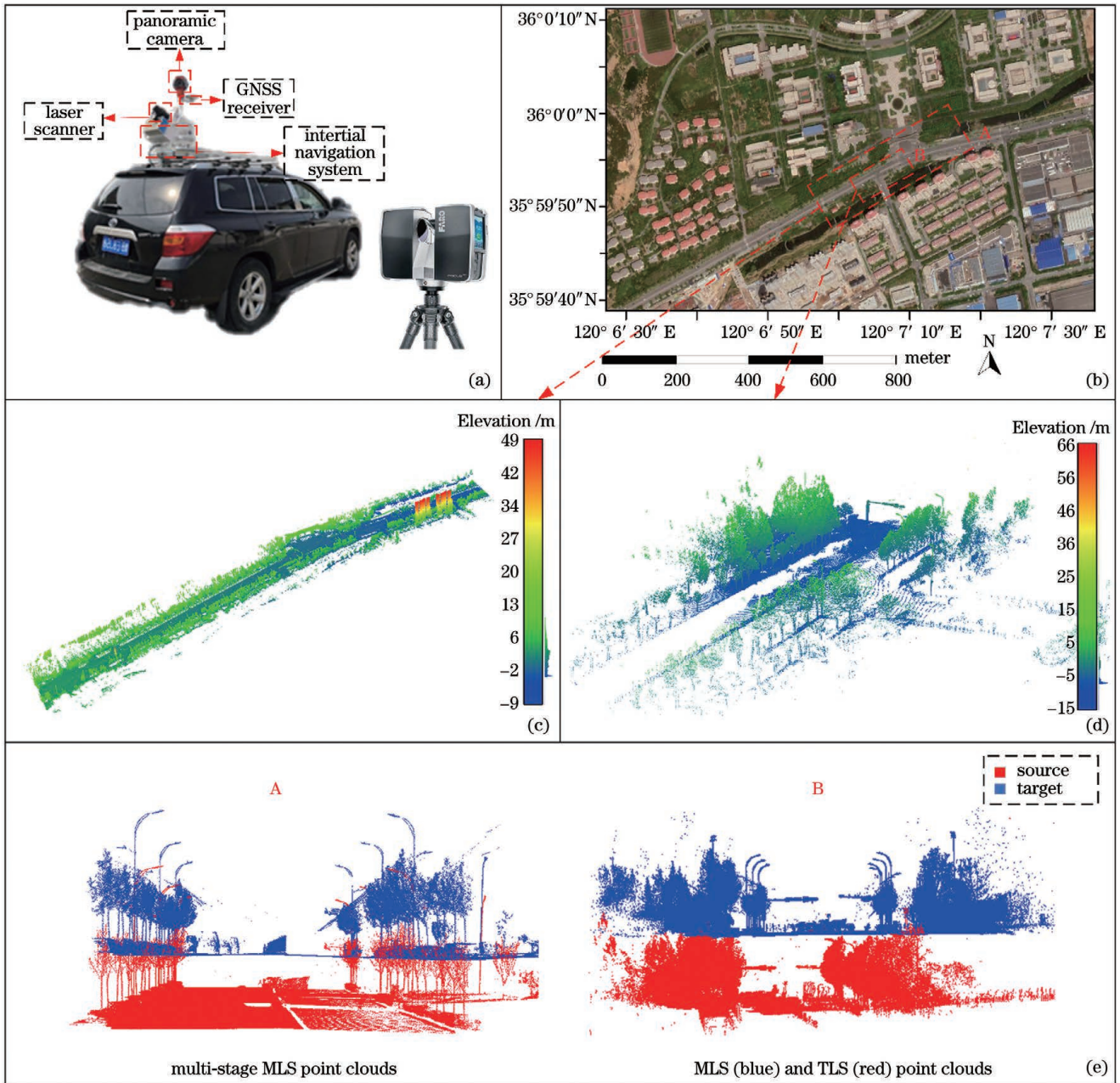


图 4 实验数据。(a) 仪器设备；(b) 测区概况(A 区和 B 区)；(c) MLS 点云；(d) TLS 点云；(e) 不同数据之间的相对位置
 Fig. 4 Experimental data. (a) Instrument and equipment; (b) profile measurement area (A and B areas); (c) MLS point cloud; (d) TLS point cloud; (e) relative position of different data

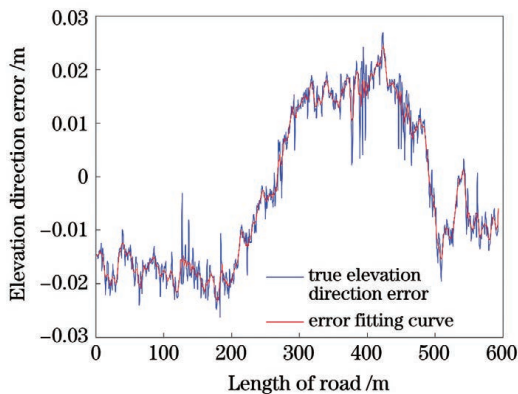


图 5 600 m 道路的高程方向误差分布
 Fig. 5 Distribution of elevation direction error of 600 m road

由于相邻照明灯柱之间的距离不小于 30 m,因此,根据波形图整体趋势和道路场景地物的分布特征,在路口处选取 30~50 m 作为分段阈值,在匀速行驶的长直路段选取 50~100 m 作为分段阈值,以保证每个分段内的高程偏差小于 0.03 m。

按照上述分段原则,区域 A 的有效分段数为 18 段。图 6 给出了配准基元的选取结果。

3.3 关键点提取分析

分别在关键点分布情况、算法效率、关键点数量三方面,将本文算法与 3D-SIFT 算法、ISS 算法、法向量夹角与 LSP 结合的关键点检测算法^[15]进行对比。关键点分布情况及 3 个不同区域的局部放大结果如图 7 所示,图 7(a)~(d)分别为 3D-SIFT 算法、法向量夹角

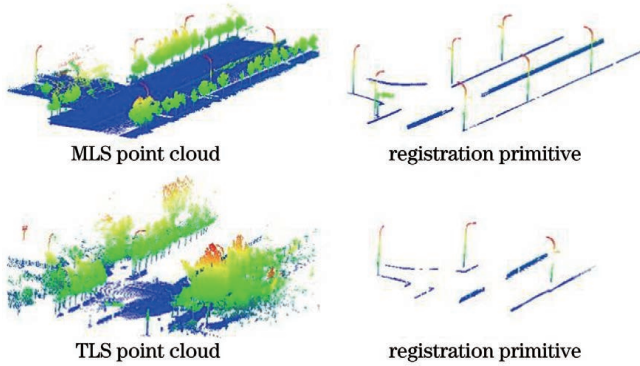


图 6 配准基元的选取结果
Fig. 6 Selection results of registration primitives

与 LSP 结合的关键点检测算法、ISS 算法、本文算法的提取结果。算法效率和关键点数量见表 2。

由图 7(a)可以看出,3D-SIFT 算法无法提取到路灯的拐点和顶点位置,而且几乎提取不到路缘石上的关键点。由图 7(b)可以看出,法向量夹角与 LSP 结合算法提取的关键点比较密集,路缘石上的关键点分布杂乱,准确度不高。由图 7(c)可以看出,ISS 算法能提取到路灯的拐点和顶点,路缘石上的关键点分布于边界上,但准确度仍然不高,护栏和路缘石上存在大量冗余关键点。由图 7(d)可以看出,本文算法能够提取到路灯的拐点、角点、顶点,而且护栏上的关键点多位于交点处,比另外 3 种算法的准确度高。

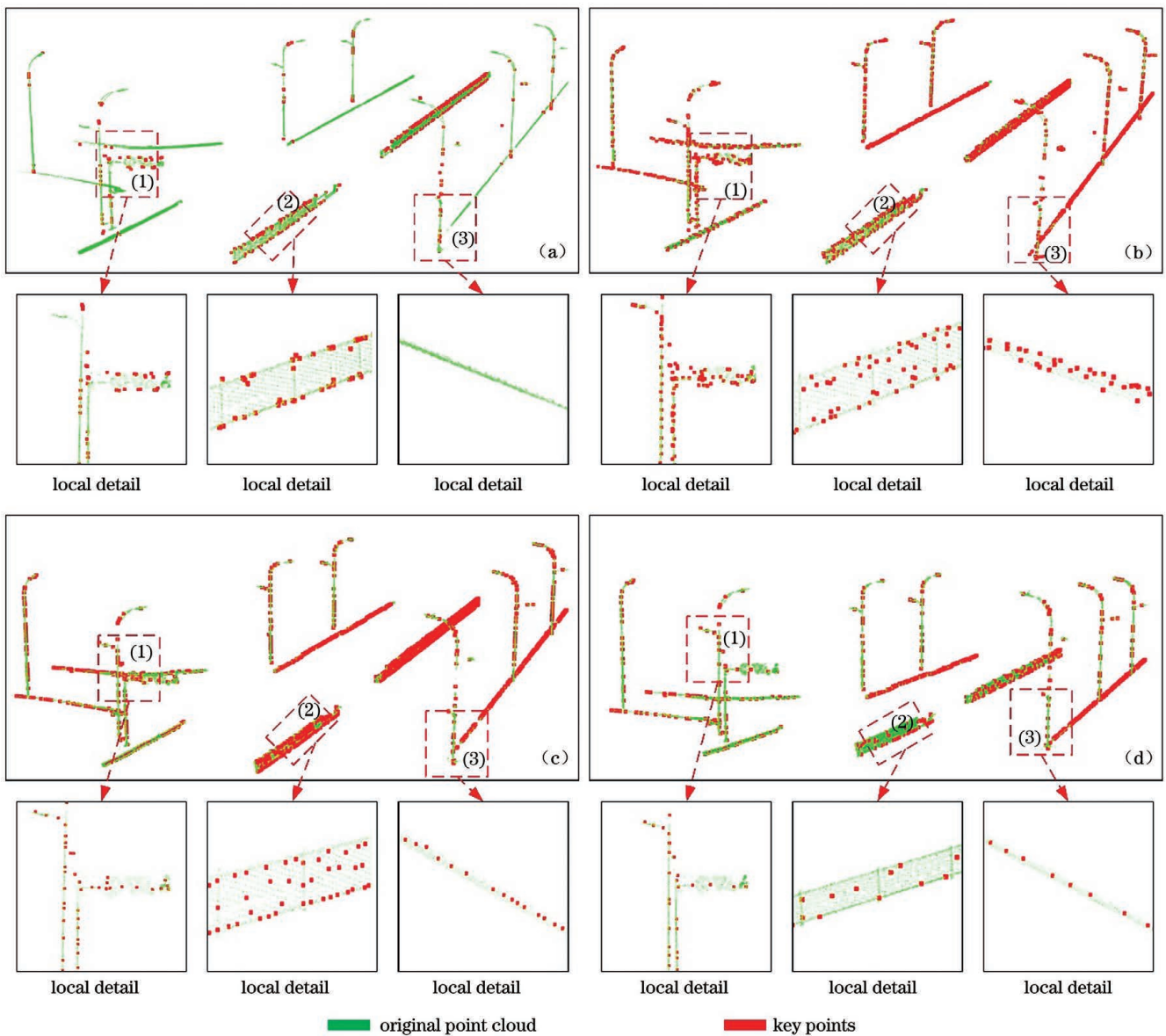


图 7 关键点分布。(a)3D-SIFT 算法提取的关键点分布;(b)法向量夹角与 LSP 结合算法提取的关键点分布;(c)ISS 算法提取的关键点分布;(d)本文算法提取的关键点分布

Fig. 7 Key points distribution. (a) Key points distribution extracted with 3D-SIFT algorithm; (b) key points distribution extracted with normal vector angle algorithm combining with LSP; (c) key points distribution extracted with ISS algorithm; (d) key points distribution extracted with our algorithm

表 2 各算法提取的关键点数量与算法效率

Table 2 Quantity of key points extracted with each algorithm and algorithm efficiency

Key point extraction algorithm	Time /s	Quantity of key points
3D-SIFT	12.87	850
Normal vector angle algorithm combining with LSP	10.18	1164
ISS	3.11	1018
Ours	6.22	708

由表 2 可以发现,本文算法提取的关键点数量最少,算法效率仅次于 ISS 算法。结合图 7 可以发现,相

较于其他 3 种方法,本文算法提取的关键点分布均匀、稀疏但又不失代表性。

3.4 配准结果分析

为定量评价道路场景点云的配准精度,人工选取待配准区域内同名杆状物的重叠区域,采用双向 K 近邻搜索的方式获取对应点对,计算对应点距离的均方根误差(RMSE)^[27],并将其作为该区域精度的评定标准。

3.4.1 多期 MLS 点云配准

对所有分段的 MLS 点云执行 Key4PCS-KeyICP 算法,区域 A 的配准效果如图 8 所示,配准耗时 5.4 min,配准后两期数据的均方根误差为 0.04 m。

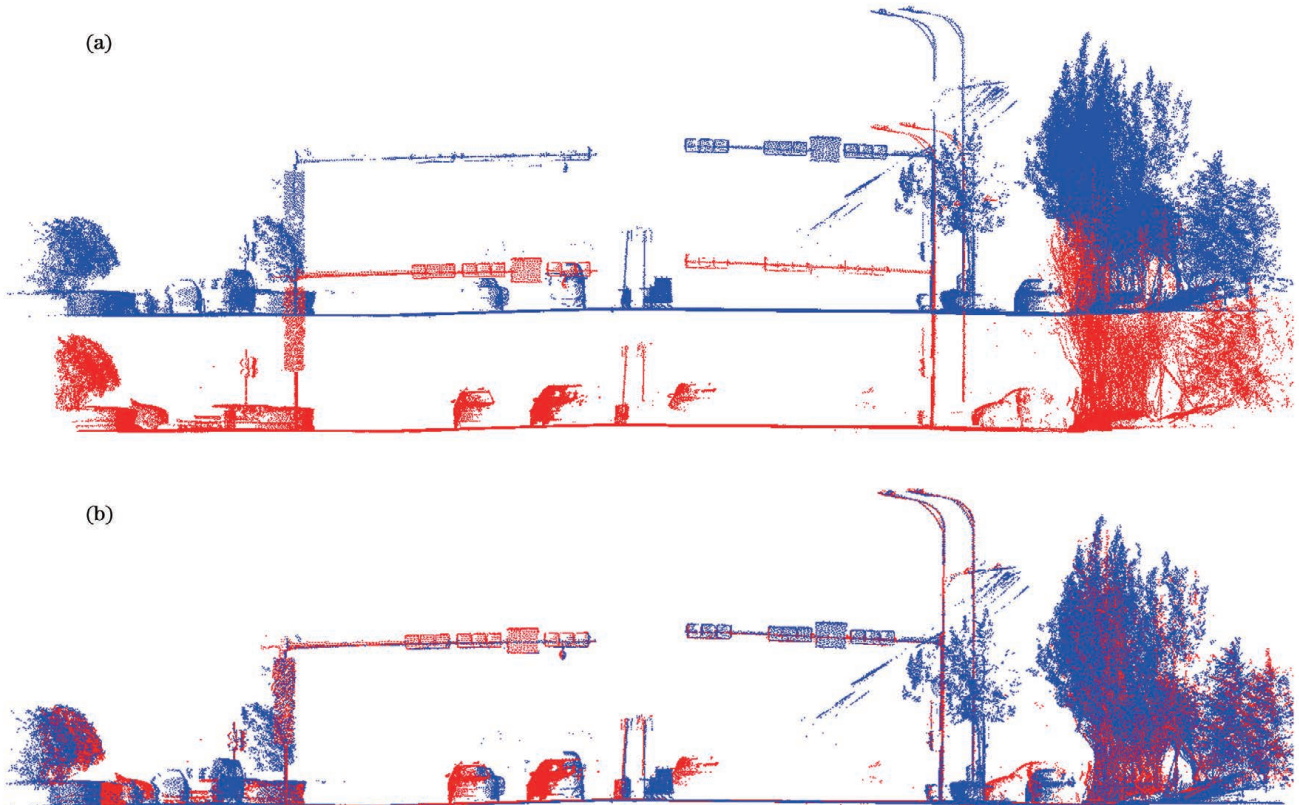


图 8 区域 A MLS 点云的配准结果。(a)原始点云;(b)配准结果

Fig. 8 MLS point cloud registration results for region A. (a) Original point clouds; (b) registration results

为充分展示本文算法的可行性,表 3 给出 6 个不同路段分段点云的实验结果

表 3 不同路段分段点云的实验结果

Table 3 Experimental results of segmented point cloud with different sections

Fractional length /m	Time of key points extraction /s	Time of registration /s	RMSE /m
30	10.62	2.42	0.022
40	8.47	3.20	0.026
50	10.30	5.04	0.038
60	12.40	2.62	0.036
80	12.69	3.97	0.042
100	28.37	3.85	0.043

同路段分段点云的实验结果。其中,30、40、50 m 的分段点云位于红绿灯路口附近,60 m 和 80 m 的分段点云是匀速行驶的长直路段,100 m 的分段点云是拥挤路段。此外,50 m 和 100 m 的分段点云数据中路缘石连续性较差,如图 9 所示。

由表 3 可以看出,在红绿灯路口附近和拥挤路段,随着测量车行驶速度的降低,获取的点云的密度逐渐增大,导致关键点的提取效率较低;正常行驶路段的点云密度变化不大,特征地物分布规则,关键点提取效率相差不大。关键点分布的均匀性会影响 4PCS 算法的效率,因此 50 m 分段点云的配准效率较低。随着道路长度增加,MLS 点云配准的精度虽然会降低,但仍保持在 5 cm 之内,证明了本文分段方法的合理性和配

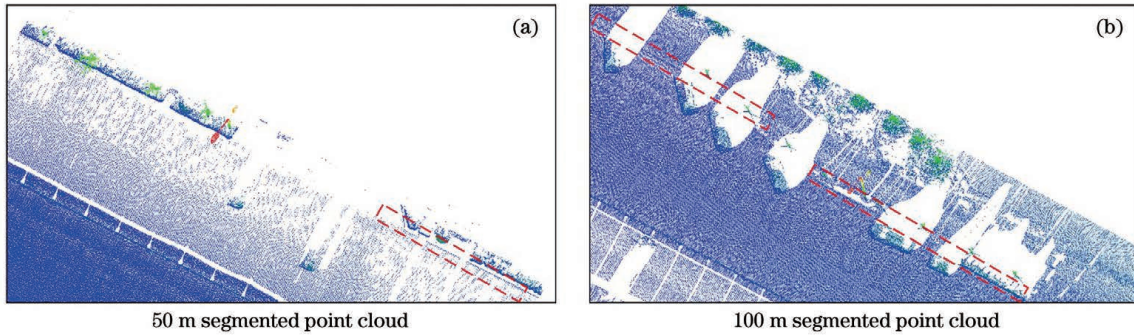


图 9 分段点云中的路缘石分布。(a)50 m 分段点云;(b)100 m 分段点云

Fig. 9 Curbstone distribution in segmented point cloud. (a) 50 m segmented point cloud; (b) 100 m segmented point cloud

准方法的有效性。

3.4.2 TLS 点云与 MLS 点云配准

令 TLS 点云为源点云(红色),MLS 点云为目标点云(蓝色),选取 TLS 点云和 MLS 点云中重叠比例

大于 50% 的人造地理实体作为配准基元,进行 Key4PCS-KeyICP 配准。TLS 点云与 MLS 点云的配准效果及局部放大图如图 10 所示,定量分析结果如表 4 所示。

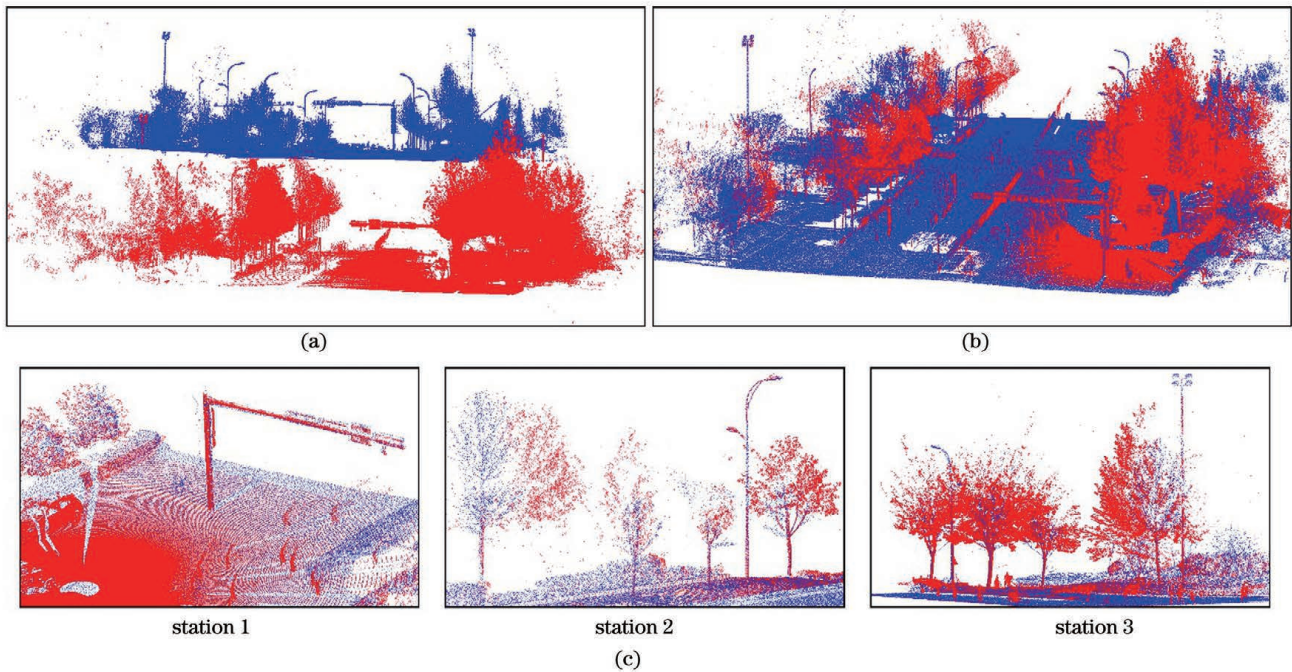


图 10 TLS 与 MLS 点云的配准结果。(a)原始点云;(b)配准点云;(c)配准点云的局部放大图

Fig. 10 TLS and MLS point cloud registration results. (a) Original point cloud; (b) point cloud after registration; (c) local amplification of registration point cloud

表 4 TLS 与 MLS 点云配准的结果评定

Table 4 Evaluation of TLS and MLS point cloud registration results

Station	Time of key point extraction /s	Time of registration /s	RMSE /m
1	3.73	2.99	0.046
2	4.44	17.84	0.042
3	4.80	5.04	0.042
Overall	12.97	25.87	0.044

在局部放大图中,测站 1 和测站 2 位于道路的不同侧,测站 1 的位置距离扫描仪中心 5.4 m,测站 2 的位置距离扫描仪中心为 17.3 m,测站 3 的位置是道路

中央的护栏,距离扫描仪中心 26.8 m。可以看出,整个道路场景中具有稳定对应关系的地物均匹配到一起。

由表 4 可以看出,Key4PCS-KeyICP 配准算法适用于 TLS 与 MLS 点云数据的融合,融合精度最高可达到 0.042 m。

3.4.3 配准效率和精度分析

本节以一个分段的 MLS 点云为例(该分段道路长 50 m,点云数据质量较好,仅杆状物底部存在遮挡),将本文配准算法(Key4PCS-KeyICP 算法)与经典配准算法进行对比,分析渐进式配准的效率和精度。

将本文配准算法(Key4PCS-KeyICP 算法)与 4PCS 配准算法、关键点约束下的 4PCS 配准算法

(Key-4PCS 算法)、ICP 配准算法、关键点约束的改进 ICP 配准算法 (Key-KD-ICP 算法) 进行对比。将第 1 期点云视为目标点云 (蓝色), 配准基元有 36368 个点, 提取关键点 718 个; 第 2 期点云为源点云 (红色), 配准

基元有 68845 个点, 提取关键点 717 个。5 种算法的配准效果如图 11 所示, 由于 ICP、Key-KD-ICP、Key4PCS-KeyICP 算法的整体配准效果在视觉上差距不大, 因此仅展示局部放大效果图。对比实验结果见表 5。

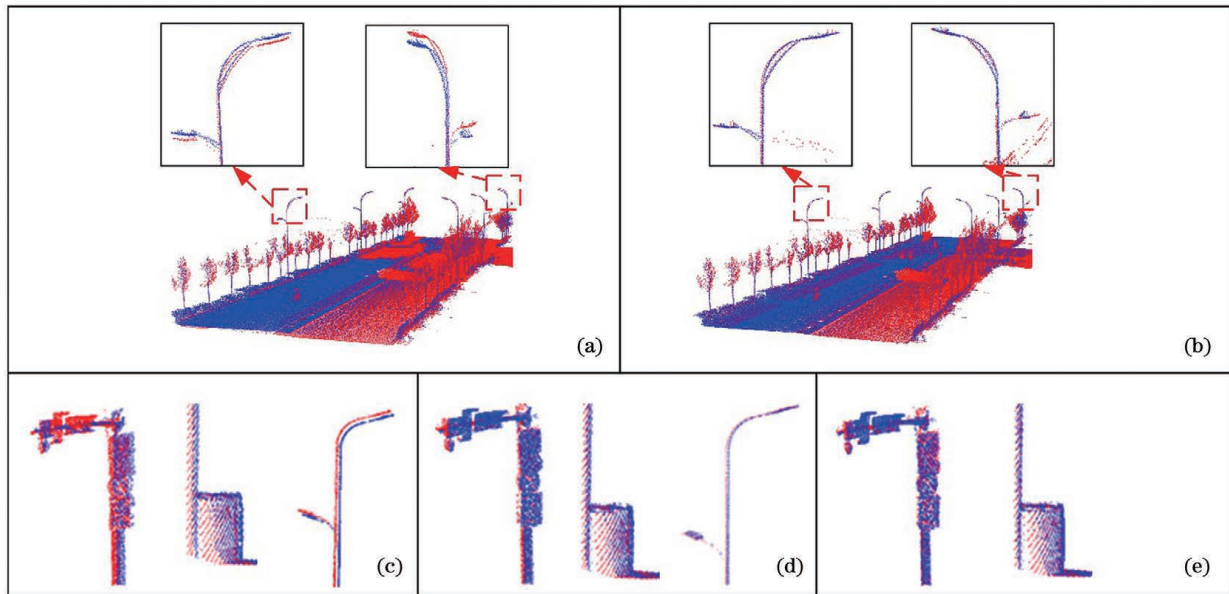


图 11 不同算法的配准效果。(a)4PCS 算法;(b)Key-4PCS 算法;(c)ICP 算法;(d)Key-KD-ICP 算法;(e)Key4PCS-KeyICP 算法

Fig. 11 Registration results of different algorithms. (a) 4PCS algorithm; (b) Key-4PCS algorithm; (c) ICP algorithm; (d) Key-KD-ICP algorithm; (e) Key4PCS-KeyICP algorithm

表 5 不同算法的耗时和精度对比

Table 5 Comparison on time consuming and precision of different algorithms

Algorithm	Time /s	RMSE /m
4PCS	12.59	0.380
Key-4PCS	2.06	0.172
ICP	7.81	0.230
Key-KD-ICP	0.82	0.049
Key4PCS-KeyICP	2.30	0.038

从图 11 可以看出:4PCS 算法的配准结果中出现了明显的未匹配和错层现象,道路两侧的配准精度不一致;Key-4PCS 算法使两期数据基本重合,道路两侧的精度相差不大;ICP 算法配准的两期数据不能完全重合;Key-KD-ICP 算法使用关键点表示配准基元并剔除了错误对应的点对,配准效果比 ICP 算法好;本文的 Key4PCS-KeyICP 算法可使两期数据完全重合。

Key-4PCS 算法的效率和精度均优于 4PCS 算法,其效率较 4PCS 算法提高了 5 倍,精度提高了 1 倍。ICP 算法和 Key-KD-ICP 算法能够完成点云的配准,Key-KD-ICP 在关键点和双向 K 近邻约束下配准效率明显提高,但是配准精度都比较低。5 种配准方法中,Key4PCS-KeyICP 算法的精度最高。这是因为 Key-

4PCS 算法查找共面四点基的效率和准确度更高,该算法趋近于全局收敛时为 Key-KD-ICP 算法提供了良好的初始位置,从而减少了 Key-KD-ICP 算法查找匹配点对的搜索时间,同时提高了配准的精度。

4 结 论

本文以多期、多平台城市道路激光点云数据为研究对象,通过分析道路场景激光点云的特点,提出了利用道路地理实体目标特征的点云配准方法。根据道路场景激光点云的特点,选取固定地理实体作为配准基元,消除动态变化因素对配准的影响;使用特征值和形状指数构建约束条件并结合八叉树均匀划分离散分布点的优势,提取配准基元中分布均匀而又不失代表性的关键点;针对点云空洞或密度不均对 4PCS 算法影响较大的问题,利用关键点分布均匀的特性,提高 4PCS 算法对应四点基的识别度和配准成功的概率;为避免点云缺失对 ICP 配准精度产生影响,采用双向 K 近邻搜索的方式剔除错误的匹配点对。最后,完成了道路场景多期车载激光点云以及车载与固定站激光点云的配准。可视化分析和定量评价结果表明,本文方法能较好地解决实际工程应用中城市道路场景多次采集的 MLS 点云位置不一致以及 TLS 与 MLS 点云数据配准难度大的问题。虽然本文方法能够有效完成城市道路场景点云的配准,但是在提高 TLS 与 MLS 点云数据的配准精度上还有待进一步改进。

参 考 文 献

- [1] 李晓丽, 刘如飞, 汤玉兵, 等. 高精度矢量数据的路面三维自动建模方法[J]. 测绘通报, 2021(7): 70-73.
Li X L, Liu R F, Tang Y B, et al. Three-dimensional automated road modeling method for high-precision vector data [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(7): 70-73.
- [2] 谭炯, 花向红, 陶武勇, 等. 基于激光跟踪仪的多测站地面激光扫描点云配准方法[J]. 中国激光, 2021, 48(17): 1710002.
Tan G, Hua X H, Tao W Y, et al. Multiview terrestrial laser scanning point cloud registration method based on laser tracker [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 1710002.
- [3] 杨必胜, 梁福逊, 黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1509-1516.
Yang B S, Liang F X, Huang R G. Progress, challenges and perspectives of 3DLiDAR point cloud processing [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1509-1516.
- [4] Stamos I, Leordeanu M. Automated feature-based range registration of urban scenes of large scale [C] // 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings, June 18-20, 2003, Madison, WI, USA. New York: IEEE Press, 2003: 555-561.
- [5] 李绕波, 袁希平, 甘淑, 等. 一种基于对偶四元素描述的线面特征约束的点云配准方法[J]. 光学学报, 2022, 42(2): 0214003.
Li R B, Yuan X P, Gan S, et al. Point cloud registration method based on dual quaternion description of line-planar feature constraints [J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(2): 0214003.
- [6] 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.
- [7] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.
- [8] 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): 1-10.
- [9] Theiler P W, Wegner J D, Schindler K. Markerless point cloud registration with keypoint-based 4-points congruent sets [J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2013, II-5/W2: 283-288.
- [10] 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.
- [11] Tombari F, Salti S, Di Stefano L. Performance evaluation of 3D keypoint detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 102(1/2/3): 198-220.
- [12] 邹响红, 杨必胜, 李健平, 等. 城市场景重访车载点云位置一致性改正[J]. 测绘科学技术学报, 2019, 7(2): 101-111.
Zou X H, Yang B S, Li J P, et al. Position consistency correction of revisit mobile laser scanning point cloud in urban scene [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2019, 7(2): 101-111.
- [13] Gressin A, Cannelle B, Mallet C, et al. Trajectory-based registration of 3D lidar point clouds acquired with a mobile mapping system [J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, I-3: 117-122.
- [14] González-Jorge H, Martínez Sánchez J, Díaz-Vilariño L, et al. Automatic registration of mobile LiDAR data using high-reflectivity traffic signs [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2016, 142(8): 04016022.
- [15] 王飞, 刘如飞, 任红伟, 等. 利用道路目标特征的多期车载激光点云配准[J]. 测绘科学技术学报, 2020, 37(5): 496-502.
Wang F, Liu R F, Ren H W, et al. Multi-stage vehicle-mounted laser point cloud registration using road target features [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2020, 37(5): 496-502.
- [16] Yan L, Tan J X, Liu H, et al. Automatic non-rigid registration of multi-strip point clouds from mobile laser scanning systems [J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(6): 1713-1728.
- [17] Takai S, Date H, Kanai S, et al. Accurate registration of MMS point clouds of urban areas using trajectory [J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2013, II-5/W2: 277-282.
- [18] Shiratori T, Berclaz J, Harville M, et al. Efficient large-scale point cloud registration using loop closures [C] // 2015 International Conference on 3D Vision, October 19-22, 2015, Lyon, France. New York: IEEE Press, 2015: 232-240.
- [19] 杨必胜, 董震. 点云智能处理 [M]. 北京: 科学出版社, 2020: 24-28.
Yang B S, Dong Z. Intelligent processing of point cloud [M]. Beijing: Science Press, 2020: 24-28.
- [20] Yan L, Tan J X, Liu H, et al. Automatic registration of TLS-TLS and TLS-MLS point clouds using a genetic algorithm [J]. Sensors, 2017, 17(9): 1979-1997.
- [21] 闫利, 谭骏祥, 刘华, 等. 融合遗传算法和 ICP 的地面与车载激光点云配准[J]. 测绘学报, 2018, 47(4): 528-536.
Yan L, Tan J X, Liu H, et al. Registration of TLS and MLS point cloud combining genetic algorithm with ICP [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(4): 528-536.
- [22] 许梦兵, 韩友美, 王留召, 等. 基于激光点云的高精度井盖提取和沉降病害检测方法研究[J]. 中国激光, 2021, 48(16): 1604001.
Xu M B, Han Y M, Wang L Z, et al. Research on high-precision manhole cover extraction and settlement disease detection method based on laser point cloud [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(16): 1604001.
- [23] 马新江, 刘如飞, 蔡永宁, 等. 一种基于路缘特征点云道路边界提取方法[J]. 遥感信息, 2019, 34(2): 80-85.
Ma X J, Liu R F, Cai Y N, et al. A road boundary extraction method from point clouds based on curb features [J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(2): 80-85.
- [24] Liu R F, Wang P, Yan Z J, et al. Hierarchical classification of pole-like objects in mobile laser scanning point clouds [J]. The Photogrammetric Record, 2020, 35(169): 81-107.
- [25] 靳宇婷, 张益华, 崔海华, 等. 一种基于轮廓特征约束的飞机蒙皮配准方法[J]. 光学学报, 2021, 41(3): 1604001.
Jin Y T, Zhang Y H, Cui H H, et al. An aircraft skin registration method based on contour feature constraint [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3): 1604001.
- [26] Zhang X P, Li H J, Cheng Z L. Curvature estimation of 3D point cloud surfaces through the fitting of normal section curvatures [EB/OL]. [2021-02-03]. <http://www.nlpr.ia.ac.cn/2008papers/gjhy/gh129.pdf>.
- [27] 刘菲菲, 毕德仓, 刘恒, 等. 临近空间激光测风雷达原理样机和实验进展[J]. 中国激光, 2020, 47(8): 0810003.
Liu F F, Bi D C, Liu H, et al. Principle prototype and experimental progress of wind lidar in near space [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(8): 0810003.

Road Scene Laser Point Cloud Registration Method Based on Geographical Object Features

Liu Rufe^{1,2}, Wang Fei^{1*}, Ren Hongwei², Wang Minye¹, Yang Jiben¹

¹ College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, Shandong, China;

² Research Institute of Highway Ministry of Transport, Beijing 100088, China

Abstract

Objective Three-dimensional point clouds of urban areas are easily acquired using a mobile laser scanning (MLS) system. Due to the comprehensive influence of Global Navigation Satellite System (GNSS) positioning error, an inertial measurement unit (IMU) attitude fixing the error, scanner angle measurement and ranging error, and the location accuracy of the MLS point cloud varies greatly in the same direction and in different periods, which need to be registered to complete the correction of data position deviation. However, the difference between MLS point clouds from various sections is a nonrigid change, thereby making follow-up high-precision registration correction processing challenges. The field of view of the vehicle-borne platform scanner is limited, and there is mutual occlusion between ground objects and motion elements involving cars and pedestrians. This will result in the incompleteness of scene data. A terrestrial laser scanning (TLS) system is needed to make up for the deficiency of MLS system data coverage and scene expression by resurveying key areas and data holes. The MLS point cloud is the global coordinate system, and the TLS point cloud is the station's local coordinate system, both of which must be registered to complete the unification of the coordinate datum. To address those issues, a registration method of road scene laser point cloud based on geographical object features was proposed.

Methods Firstly, the data characteristics of the laser point cloud in the road scene were analyzed, and the MLS point cloud was segmented by combining the elevation error trend and the distribution characteristics of ground objects in the road scene. A continuous small-range segmented point cloud was created from the MLS point cloud with a continuous distribution in the strip. Secondly, in the registration data, the height of low-lying vegetation was determined. The elevation of low-lying plants was used as the threshold value, and pass-through filtering was used to separate the near-surface point cloud from the non-near-surface point cloud. For the near-surface point cloud, curbstone was extracted using the moving window discriminant method, and the road guardrail and isolation belt were extracted interactively. The rod-shaped objects were extracted from non-near-ground point clouds based on the rod-arc feature. To minimize scene complexity, the registration primitives were derived from the artificial geographic entity target characteristics. Then, the multi-scale key points of the registration primitives were retrieved using a combination of eigenvalues and Local Surface Patches (LSP). Finally, under the constraint of key points, 4-points congruent sets (4PCS) and the improved iterative closest point (ICP) algorithm were employed to finish the registration of multi-stage MLS point clouds and the registration of TLS and MLS point clouds.

Results and Discussions For multi-stage MLS point cloud, we first created wheel track vector lines along the direction of the lane wheel track and then extracted one road point every one meter along the vector lines to analyze the relationship between the maximum deviation of elevation direction error and road length (Fig. 5). Based on the analysis findings and the features of the road scene, segmentation was performed using suitable thresholds (Table 3) to keep the nonrigid variation degree within a particular range, thereby facilitating data processing and reducing the influence of nonrigid error on registration. For road scene geographic entity objectives with different structures, a multi-scale keypoint detection method combining eigenvalue and LSP was proposed. Multi-scale key point descriptors were constructed via the analysis of octree voxel index, weighted covariance, curvature, and other attributes of different neighborhoods (Fig. 2) and compared with ISS, 3D-SIFT, and other feature point extraction methods. The findings suggest that the strategy used to extract key elements in this study is appropriate for road scenes (Fig. 7, Table 2). To complete the registration of multi-stage road vehicle-mounted laser point cloud and the registration of fixed stations and vehicle-mounted point cloud, a progressive registration mechanism integrating 4PCS and ICP algorithm was examined (Fig. 3). The registration accuracy of the multi-stage vehicle point cloud is within the range of 5 cm, and the maximum registration accuracy of fixed stations and the vehicle-mounted point cloud can reach 4.2 cm.

Conclusions This paper takes multi-stage and multi-platform urban road point clouds as the research object, analyzes the characteristics of road scene laser point cloud, and proposes a road scene laser point cloud registration method based on the characteristics of geographical entities. The vehicle point cloud was divided on the basis of association between the

difference in elevation deviation of multi-stage vehicle point cloud data and road length. To increase the accuracy and efficiency of the registration method, the geographical entity of the road was used as the registration primitive, and key locations with uniform distribution without losing a representative were extracted by integrating the eigenvalue and shape index. The registration of laser point cloud data of road scenes was completed. The multi-stage vehicle point cloud registration accuracy was within 5 cm, and the highest registration accuracy of fixed stations and vehicle-mounted point cloud was up to 4.2 cm.

Key words remote sensing; road scene; multi-stage vehicle-mounted point cloud; fixed stations point cloud; registration primitives; key point constraint; point cloud registration