文章编号:1672-3961(2024)05-0155-08 DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2023.224

基于坐标转换和 ICP 算法的水利点云配准方法

张子毅[1],孙焘[2],王琦[1*],张宏博[1],程之恒[1]
(1.山东大学齐鲁交通学院, 山东 济南 250002; 2.中国水利水电第十四工程局有限公司, 云南 昆明 650041)

摘要:提出一种基于激光雷达的水利点云建图方法。通过采集河段和闸口地形点云数据,选取适当的源点云和目标点云,利用坐标转换的粗配准和优化的迭代最近点的精配准算法,基于最小二乘法求解最优变换矩阵,实现数据转换和点云配准。经试验验证,本研究的配准方法能够完善点云信息,实现点云信息的互补,配准后的点云数量相对目标点云集增加 39 807 个,探测距离相对目标点云集扩大 20.87 m;在精配准方面,对比传统的迭代最近点和正态分布变换 2 种算法,配准时间分别降低 31.63%和 3.21%,配准精度误差较迭代最近点算法增加 4.30%,较正态分布变换算法减小 21.08%。

关键词:智慧水利;激光雷达;坐标转换;最小二乘法;迭代最近点
中图分类号:TN958.98 **文献标志码**:A
引用格式:张子毅,孙焘,王琦,等. 基于坐标转换和 ICP 算法的水利点云配准方法[J].山东大学学报(工学版),2024,54(5):155-162.
ZHANG Ziyi, SUN Tao, WANG Qi, et al. Point cloud registration method of water conservancy based on coordinate transformation and ICP algorithm[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2024, 54(5):155-162.

Point cloud registration method of water conservancy based on coordinate transformation and ICP algorithm

ZHANG Ziyi[1], SUN Tao[2], WANG Qi[1*], ZHANG Hongbo[1], CHENG Zhiheng[1]
(1. School of Qilu Transportation, Shandong University, Jinan 250002, Shandong, China; 2. Sinohydro Bureau 14 Co., Ltd., Kunming 650041, Yunnan, China)

Abstract: This study proposed a LiDAR-based approach for mapping water-related structures through point cloud registration. Point cloud data was collected from river sections and sluices. Appropriate source and target point clouds were selected, and coarse registration was performed based on coordinate transformation. Precise registration was carried out using an optimized iterative closest point algorithm. The optimal transformation matrix was solved using the least squares method. These steps enabled the achievement of data transformation and point cloud registration. The experimental results showed that the registration method in this paper could improve the point cloud information and realize the complementarity of point cloud information. In the number of point clouds, the registered data increased by 39 807 relatives to the target point cloud; in the detection distance and the relative target point cloud was expanded by 20.87 m. Compared with the traditional iterative closest point and normal distributions transform algorithms, the registration time was reduced by 31.63% and 3.21%, respectively. In terms of registration accuracy, the error was 4.30% higher than the iterative closest point algorithm and 21.08% lower than the normal distributions transform algorithm.

Keywords: intelligent water conservancy; LiDAR; coordinate transformation; least-square method; iterative closest point

0 引言

在 5G 通信、数字孪生、云计算以及人工智能等新技术的引领下,智慧型社会建设迅速发展,智慧水利应运而生,对灌区、闸口也提供了更为先进的信息化建设方案[1-2]。智慧水利体系以数字化、智慧化、自动化为主要特点,目标之一是实现全天候

收稿日期:2023-09-08
基金项目:山东省重点研发计划资助项目(2020CXG010118)
第一作者简介:张子毅(2000—),男,山东滨州人,硕士研究生,主要研究方向为高精度定位与建图。E-mail:202215422@mail.sdu.edu.cn
*通信作者简介:王琦(1996—),女,山东济南人,助理研究员,硕士,主要研究方向为激光雷达数据融合。E-mail:wq960215@163.com

实时、精准地监测及预警。近年来,对水利方向的研究主要集中在水资源利用[3]、环境保护[4]、信息监测[5]等方面,我国水利行业的智慧化进程加快,水资源的管理与调度能力大大提升。但现有安全生产监管仍以人工巡检为主,因监测方式单一导致的监测不精准、监测面积不全面等问题依然存在[6]。由于灌区存在线长、点多、风险源复杂、监管困难等问题,管理人员需24 h巡堤,人员严重不足,风险识别及智能预警技术滞后,人力、物力、精力耗费极大[7]。因此,智能化、精准全面地实现流域的定位与高精度地图绘制成为急需解决的关键技术。

水利数字孪生体是当前智慧水利的建设重点,也是实现全流域感知、监测、管理的重要手段。完善全覆盖的智能感知网络是数字孪生工程的前提,构建高精度、高频率的数字地图对于提高感知的精度及更新速度至关重要。激光雷达具有不受光照影响、分辨率高、探测性能好等优点,相比遥感技术能实现更高的测量精度,逐渐成为一种新型的传感和测量工具。同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术是激光雷达的重要运用,其目标是在未知环境中实时定位雷达的位置并创建地图。相比GPS地图,激光雷达构建的点云地图以三维形式呈现地理空间信息,能够准确捕捉建筑物、地形、植被等物体的立体结构。此外,它还具有信息实时全面、便于精细监控管理等优势,大量应用于自动驾驶、智慧城市等领域,但在水利方面普及较少[8-9]。点云配准能通过点云坐标变换,起到拼接不同位置的点云地图的作用,是激光雷达高精度建图的重要步骤。基于此,研究点云配准在智慧水利领域的应用可以为流域、灌口的高精度地图绘制提供新的思路,在一定程度上提高定位精度,增加监测面积。

常用的点云配准方法有随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)[10]、正态分布变换(normal distributions transform, NDT)[11]、迭代最近点(iterative closest point, ICP)。目前最普遍的配准方法是ICP算法,它是基于最小二乘法的数学思想,以对应点间总距离最小为目标函数的经典刚性配准方法[12],国内外众多学者对ICP算法进行了研究:文献[13]采用基于Welsch函数的鲁棒度量,应用到点对点、点到面ICP算法,提升了点云配准的运算速度和精度;文献[14]提出一种基于曲率特征相似度的改进ICP算法,采用离散索引映射和模板进行采样,简化点云数据,提高了配准效率。但是,ICP算法存在计算量大、易陷入局部最优等问题,这些问题对点云初始位姿提出了更高的要求,大量学者对ICP算法进行了改进;文献[15]提出快速四点一致性算法,使用边界特征替代随机采样,提升了运算的时间和配准鲁棒性;文献[16]提出一种基于线特征的点云配准算法,避免了现有关键点检测算法误匹配率高的问题,在点云低重叠条件下配准效率大大提升;文献[17]采用最小二乘思想,采用坐标转换的方法实现多个激光雷达的数据融合,将点云数据转换到大地坐标系,提高了转换精度,减少了搜索对应点过程的计算量;文献[18]提出一种用于路侧激光雷达点配准的半自动点配准方法,称为基于点聚合的部分迭代最近点算法,通过2个不同传感器的两帧之间的最小偏移量建立相应的帧,寻找共同检测范围内的临界点。此外,诸如点到面的ICP[19]、点到线的ICP[20]、考虑点云局部特征的ICP[21]等改进算法也得到越来越多的应用。

随着计算机视觉和移动机器人的迅速发展,采用无人车辆实现导航与定位成为新的研究热点。基于此,本研究利用低速无人车辆搭载激光雷达设备,采集水坝闸口的点云地图。为提升不同帧点云的配准效率,降低运算量,本研究提出一种基于坐标转换和ICP迭代的点云配准算法,基于不同帧点云的映射关系,实现源点云坐标系到目标点云坐标系的转换,再通过ICP算法,以总误差最小为目标函数,完成对应点对的匹配。该算法转换效率高、鲁棒性强,能适用不同场景下的点云配准,为水利灌口区域的定位与高精度地图绘制提供了新的思路。

1 设备介绍

1.1 激光雷达

激光雷达(light detection and ranging, LiDAR),又称激光扫描仪,最常用于创建高分辨率的3D点云,绘制周围环境以创建一个完整的360°地图[22]。本研究采用镭神智能生产的16线机械式雷达传感器,可以旋转扫描,通过发射和接收激光束,收集到物体的点云三维坐标、角度、回波强度等关键信息,其参数如表1所示。

表 1　LS-C16 雷达的物理参数
Table 1　Physical parameters of LS-C16 LiDAR

测程/m		测距精度/cm	反射频率/Hz	视场角/(°)		角度分辨率/(°)	
最小	最大			垂直	水平	垂直	水平
0.5	150.0	±3	5/10/20	±15	360	2.00	0.09/0.18/0.36

1.2　智能无人车

本研究采用安徽云乐新能源汽车有限公司研发的线控底盘的智能移动小车,可以通过线控实现高精度前轮线控转向控制、后轮双边轮毂电机驱动、线控制动刹车。为搭载激光雷达以及显示屏、工控机等设备,本研究在线控底盘的基础上搭载了定制支架。经过小车与激光雷达、工控机的组合,搭建 Ubantu 操作系统,通过上位机软件,可以在显示屏上实时显示点云信息。小车在运行过程中,产生的提示及报警信息会实时在信息页面显示,用户可实时观察小车任务状态。此外,小车支持多模式操控,既可以通过遥控移动车辆或者通过工控机实现远程驾驶,又能设置路径导航,规划车辆运行路线实现小车自动驾驶。

在实际数据采集中,首先对小车进行底层数据测试,完成测试后,打开上位机软件,进行上位机建图,将地图导入并加载,定位小车位置。在数据采集过程中,为了使车辆的行驶轨迹尽量为直线,启用车辆的自动驾驶功能,在设置好路线后,使车辆沿直线匀速行驶,速度为 10 km/h,通过激光雷达采集激光点云数据并保存。试验步骤如图 1 所示。

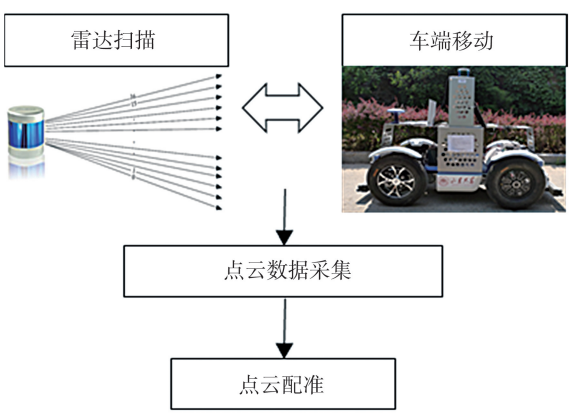


图 1　试验步骤
Fig.1　Experimental procedures

2　理论方法

点云配准包括粗配准和精配准 2 个阶段。本研究先通过坐标转换的方式将不同坐标系的点云数据进行空间对齐,再利用优化的 ICP 算法提高点云数据的匹配精度。

2.1　基于坐标转换的点云粗配准

在无人小车移动过程中,激光雷达会采集不同帧的点云数据,由于每一帧的位置和方向的变化,激光雷达的坐标系也时刻变换。坐标转换的目的就是通过组合变换,将不同帧的点云地图转换到统一的坐标系,补充完善各自帧包含的点云信息,完成点云粗配准阶段。坐标转换分为计算转换矩阵、最小二乘法优化、点云坐标转换 3 个步骤,其中最关键的是计算坐标转换矩阵。

2.1.1　转换矩阵计算

取其中两帧点云集,分别作为源点云的点云集 s 和目标点云的点云集 t,坐标变换是将源点云集所在的坐标系,通过缩放、倾斜、旋转、投影和平移等变换,转换到目标点云集所在的坐标系,如图 2 所示。

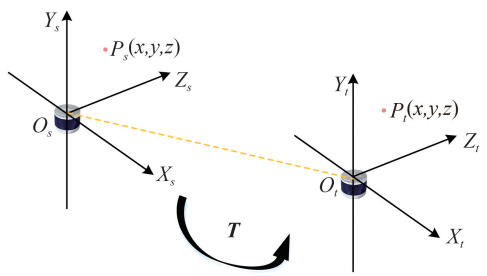


图 2　坐标转换示意图
Fig.2　Diagram of coordinate transformation

图 2 中,O_s 为源点云集对应的坐标系原点,O_t 为目标点云对应的坐标系原点,$\boldsymbol{T}$ 为组合变换矩阵。

构成组合变换矩阵 $\boldsymbol{T}$ 的变换步骤主要有 4 个,即缩放、旋转、剪切映射和平移。$\boldsymbol{T}$ 是一个四阶方阵,即:

$$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix},$$

在变换矩阵中,$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$ 为缩放、旋转、剪切映射等基本变换,$[\,a_{41} \quad a_{42} \quad a_{43}\,]$ 为沿 X、Y、Z 方向的平移,a_{44} 为整体缩放变换,$\begin{bmatrix} a_{14} \\ a_{24} \\ a_{34} \end{bmatrix}$ 为投影变换。

（1）缩放变换

缩放变换是在不改变原点和方向的情况下，对三维物体进行放大或缩小的变换。在变换矩阵 $\boldsymbol{T}$ 中，元素 a_{11}、a_{22}、a_{33} 为局部变换比例，元素 a_{44} 为整体变换比例。缩放变换矩阵

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{S}}=\begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

式中，s_x、s_y、s_z 分别为 X、Y、Z 轴方向的缩放。

（2）旋转变换

旋转变换是将平面上任意一点绕原点旋转角度 θ。其中逆时针方向为正，顺时针方向为负。旋转变换可分为绕 X、Y、Z 轴旋转 3 种形式。旋转变换矩阵

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{R},X}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{R},Y}=\begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{R},Z}=\begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

式中，θ 为旋转角度，$\boldsymbol{T}_{\mathrm{R},X}$、$\boldsymbol{T}_{\mathrm{R},Y}$、$\boldsymbol{T}_{\mathrm{R},Z}$ 分别为绕 X、Y、Z 轴的旋转变换矩阵。

（3）剪切映射变换

剪切映射变换将水平和垂直方向单元内的每个点扭曲一定的角度，点的坐标根据指定的角度以及点到原点的距离，按照一定的比例调整。用剪切映射值描述一个向量在某个方向上拉伸或压缩的比例，剪切映射变换矩阵

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{SH}}=\begin{bmatrix} 1 & m_{y1} & m_{z1} & 0 \\ m_{x1} & 1 & m_{z2} & 0 \\ m_{x2} & m_{y2} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

式中，m_{x1} 和 m_{x2} 为沿 X 方向的剪切映射值，m_{y1} 和 m_{y2} 为沿 Y 方向的剪切映射值，m_{z1} 和 m_{z2} 为沿 Z 方向的剪切映射值。

（4）平移变换

平移变换是指在不改变大小和方向的情况下，将坐标沿 X、Y 和 Z 轴进行变换。变换矩阵

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{T}}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ t_x & t_y & t_z & 1 \end{bmatrix},$$

式中，t_x、t_y、t_z 分别为 X、Y、Z 轴方向平移的距离。

由于 $\boldsymbol{T}$ 的阶数，该方程至少需要 4 个参考点。根据矩阵的计算规则，转换矩阵 $\boldsymbol{T}$ 的解，即

$$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & z_3 & 1 \\ x_4 & y_4 & z_4 & 1 \end{bmatrix}^{-1}\times\begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 & 1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 & 1 \\ X_3 & Y_3 & Z_3 & 1 \\ X_4 & Y_4 & Z_4 & 1 \end{bmatrix},$$

式中：列向量 1 表示常数偏置项，使矩阵可逆；$(x_i \quad y_i \quad z_i)$ 为源点云集对应的参考点；$(X_i \quad Y_i \quad Z_i)$ 为目标点云对应的参考点。下标相同的数字表示同一个参考点。

2.1.2 最小二乘法优化

理论上，在选取闸口参考点时，采集 4 个对应点即可完成坐标转换，但由于激光雷达在数据采集中可能存在目标遮挡、环境影响等问题，往往出现测量误差、仪器误差。尽管误差无法消除，但可通过选择更多参考点来减少。当选择的参考点大于 4 个时，该问题可以视为一个超定系统，一般采用最小二乘法求解超定系统问题[23]。最小二乘法是一种数学优化技术，在点云三维重建[24]、点云配准[25]等领域，可以通过优化变换参数，最小化多个点云之间的误差或残差。

假设参考点的数量为 m，矩阵 $\boldsymbol{A}$ 表示由 LiDAR 收集的 (x,y,z) 信息，矩阵 $\boldsymbol{B}$ 表示变换后的 (x,y,z) 信息。超定系统可以表示为：

$$\boldsymbol{AT}=\boldsymbol{B}, \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & y_m & z_m & 1 \end{bmatrix}$，$\boldsymbol{T}$ 表示转换矩阵，$\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 & 1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_m & Y_m & Z_m & 1 \end{bmatrix}$，$m>4$。

超定系统一般无法求得精确解，为得到最近似的结果，引入残差平方函数

$$S(\boldsymbol{T})=\|\boldsymbol{AT}-\boldsymbol{B}\|,$$

当 $\boldsymbol{T}=\hat{\boldsymbol{T}}$，$S$ 取最小值，记为

$$\hat{\boldsymbol{T}}=\arg\min(S(\boldsymbol{T})),$$

当 $S(\boldsymbol{T})$ 的值被微分到最小值时，则

$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\times\widehat{\boldsymbol{T}}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}。$$

如果矩阵 $\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}$ 是非奇异矩阵,则 $\widehat{\boldsymbol{T}}$ 有唯一值,求得转换矩阵

$$\widehat{\boldsymbol{T}}=(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}。$$

2.1.3　点云坐标转换

在求得转换矩阵后,即可完成源点云集和目标点云集的坐标转换。假设参考点的数量为 m,矩阵 $\boldsymbol{P}_s$ 表示源点云对应的点云坐标(x, y, z),矩阵 $\boldsymbol{P}_r$ 表示由源点云坐标转换后的点云坐标(X, Y, Z),则可按照式(1)的转换公式,将源点云坐标矩阵转换到目标矩阵,即:

$$\boldsymbol{P}_r=\boldsymbol{P}_s\widehat{\boldsymbol{T}}。$$

2.2　基于优化 ICP 的点云精配准

经过坐标转换后,源点云的坐标信息会在目标点云所在的坐标系下表达,但由于三维激光点云数量和密度大,在选点时测量误差无法避免,导致数据匹配不精准,配准误差较大。因此,在完成点云粗配准后,还需要进行点云精配准。通过对应点对间的距离关系,搜寻对应点附近的点云信息,进一步减小配准误差。

ICP 算法是最常用的点云配准方法,该方法的原理是基于最小二乘方法,以对应点间的最小距离为目标函数,将目标点云中的参考点固定,将源点云集中的另一个参考点通过转换与之匹配。由于每帧的点云数量为 6 万个,迭代时间长,且在坐标转换中,两个点云集已经转换到同一坐标系。为了优化算法,本研究取消了迭代步骤,优先用源点云和目标点云数据集的特殊点进行配准。配准过程主要分为以下 4 个步骤。

(1)关键点选择

与坐标转换中参考点选择相同,关键点主要选取特殊的角点位置,如闸口的角落、护坡弯道角落、建筑物的顶端等。确定相同对象的关键点后,将其存储到 2 个不同的数据集,即目标点云数据集 $\boldsymbol{P}_t$ 和原点云数据集 $\boldsymbol{P}_r$ 中。

(2)最近点搜索

根据两点之间的距离公式,在 $\boldsymbol{P}_r$ 数据集中找到 $\boldsymbol{P}_t$ 中每个点的对应点。$\boldsymbol{P}_r$ 中的对应点应与 $\boldsymbol{P}_t$ 中的点具有最短距离。两个对应点 i 和 j 的最短距离

$$d_j=\min\left\{d_i\,\middle|\,d_i=\sqrt{(x_j-x_i)^2+(y_j-y_i)^2+(z_j-z_i)^2}\right\},$$

式中 d_i 为 $\boldsymbol{P}_r$ 数据集中点 i 与 $\boldsymbol{P}_t$ 数据集中对应点 j 的距离。

(3)转换参数计算

对于 2 个对应点数据集,需要 2 个转换参数,即旋转矩阵 $\boldsymbol{R}^*$ 和平移向量 $\boldsymbol{t}^*$。2 个参数计算公式为:

$$\boldsymbol{R}^*,\boldsymbol{t}^*=\arg\min_{R,t}\ \frac{1}{|\boldsymbol{P}_r|}\sum_{i=1}^{|\boldsymbol{P}_s|}\|\boldsymbol{P}_t^j-(\boldsymbol{R}\times\boldsymbol{P}_r^i+\boldsymbol{t})\|^2,$$

式中,$\boldsymbol{P}_t^j$ 和 $\boldsymbol{P}_r^i$ 分别为目标点云集的数据点 j 和转换后的点云集中的数据点 i 的矩阵化形式。

(4)数据转换

基于转换参数和步骤(3)中的计算,将坐标转换后的源点云集 $\boldsymbol{P}_r$ 中的数据转换为 $\boldsymbol{P}_m$,数据转换后的点云集计算公式为:

$$\boldsymbol{P}_m=\boldsymbol{R}^*\boldsymbol{P}_r+\boldsymbol{t}^*,$$

式中 $\boldsymbol{P}_m$ 表示经本文算法优化后的点云数据集。

3　试验分析

试验利用智能无人车搭载激光雷达,通过车辆的移动,再利用工控机配置的机器人操作系统(robot operating system, ROS),同步录制点云文件,具体步骤如下。

(1)启动工控机和激光雷达驱动,启动 ROS 系统,进入可视化界面;

(2)检查可视化区域的点云数据显示无误后,通过录制操作录制点云文件;

(3)利用遥控装置操纵智能无人车,以一定速度,按照特定的行驶路线采集沿线灌口区域数据;

(4)待行驶至终点时,完成录制,关闭雷达驱动、工控机和小车,试验完成。

本次数据采集地点为山东省济南市董家闸附近,采集其闸口以及附近流域。为避免水流波动对建图精度的影响,采集时段为冬季水流干涸情况时,现场的环境如图 3 所示。在试验中每隔 10 m 采集一次数据,共采集长度 60 m 的流域。

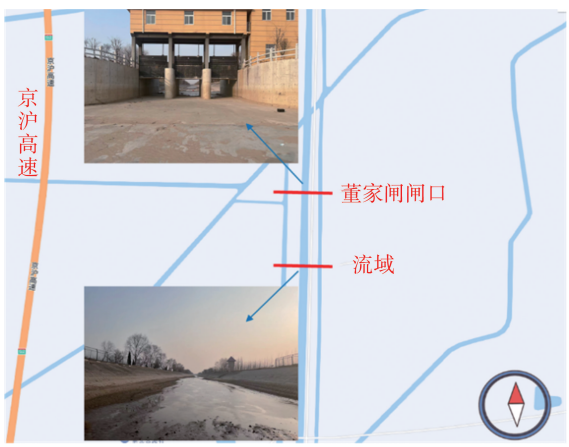


图 3　试验位置及环境

Fig.3　Location and environmental conditions of the experiment

由于小车的移动距离和移动方向不同，扫描的激光点云地图会存在差异，本研究中的点云配准通过选取关键点，将不同位置的点云地图拼接，进行点云信息的互补和完善，实现水利的高精度点云数字建图。选取距离间隔 10 m 的两帧激光点云地图，未经过配准的效果如图 4 所示。

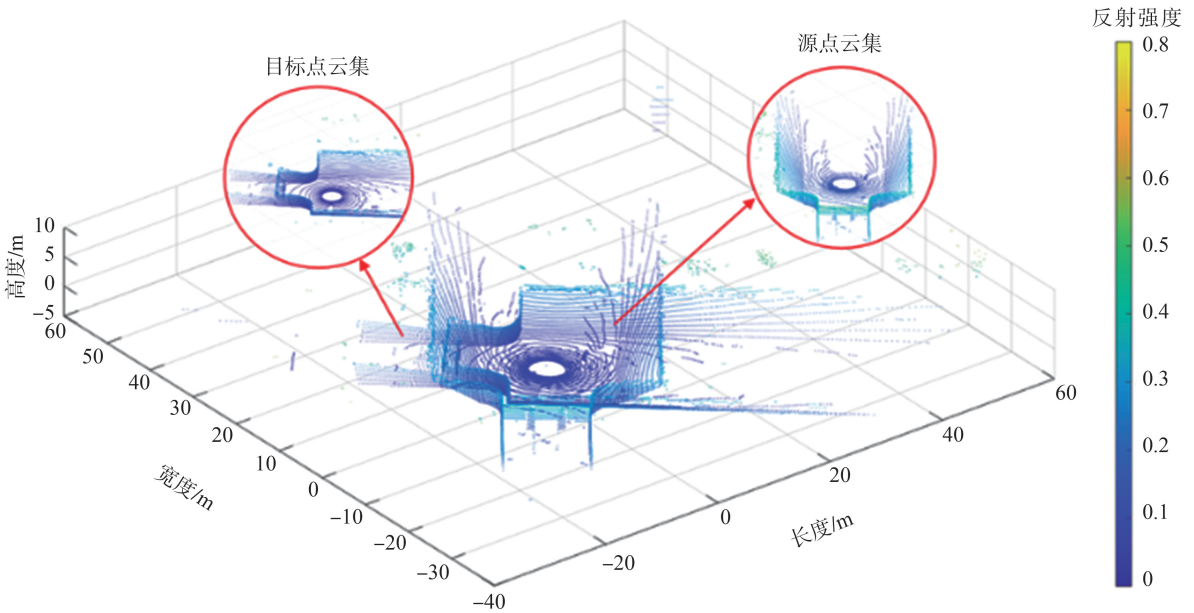


图 4 未配准的点云对比

Fig.4 Comparison of unregistration point cloud

由图 4 可知，源点云和目标点云集的方向和信息均存在较大差异，在点云信息上，角点往往代表点云表面上起伏剧烈的区域，具有更丰富的点云特征，通常视为关键点。本试验关键点选择闸口和流域内的拐点和顶点，包括坡道转角、闸口角落、河道端点共 8 个对应点。当数量大于 8 时，由于流域两侧线路平直，容易引起误差，对配准精度造成影响，因此选择此 8 个对应点对进行点云配准，各个特征点的分布及配准效果如图 5 所示。

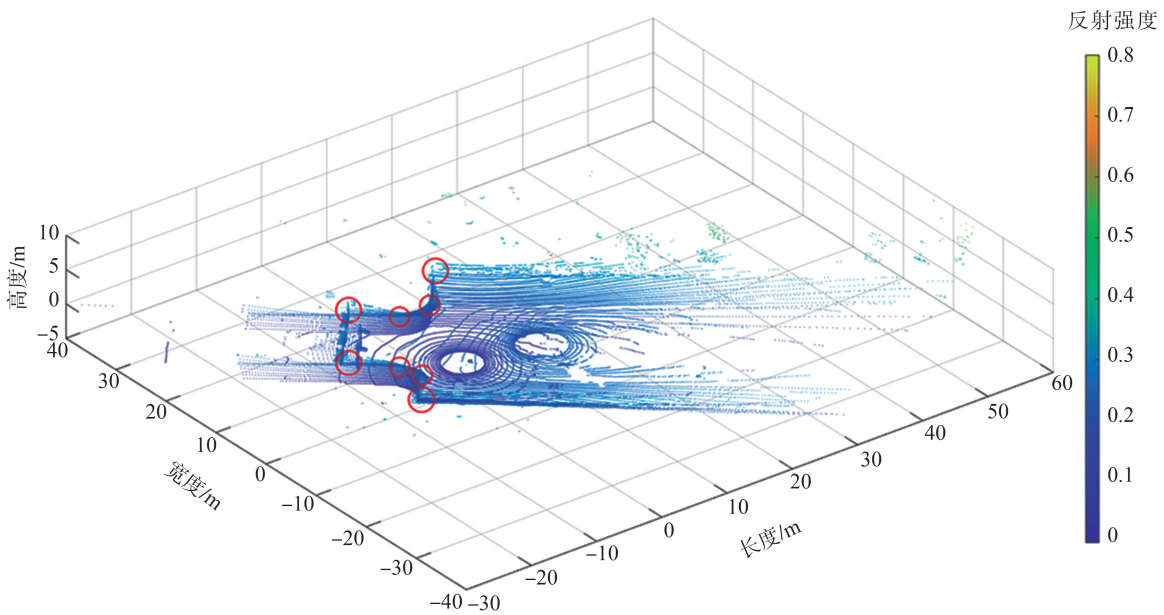


图 5 点云配准效果图

Fig.5 Point cloud registrationresults

经坐标转换以及 ICP 配准后，两帧点云集在图像上基本重合，点云信息更加完善，配准前后的点云数量以及探测的最大点云距离如表 2 所示。

表 2　点云集数据对比
Table 2　Comparison of point cloud data

点云集	点云数量/个	探测距离/m
源点云	59 905	78.03
目标点云	60 321	67.86
配准后	**99 928**	**88.73**

进一步定量分析配准的精度误差,引入均方根误差 E_{RMSE}(root mean square error, RMSE)表征点云匹配点对的距离误差,它是指对应点之间距离平方和的均值的平方根,其公式为:

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(q_r^i-q_t^j)^2},$$

式中,n 为对应点对的数量,q_r^i 为数据转换后源点云集中的索引 i 对应的点坐标,q_t^j 为目标点云集与之对应的索引 j 处的点坐标。当误差值越小时,2 个点云集配准效果越好。

搜索两帧点云集的所有点,计算在对应点距离分别为 1、3、5、10、15 以及 20 cm 以内的匹配点及均方根误差,其变化趋势如图 6 所示。

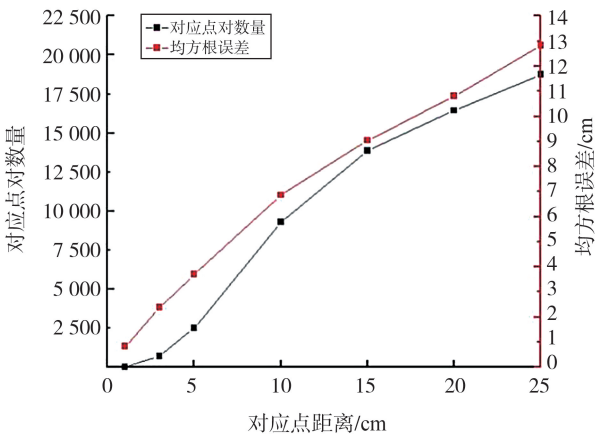


图 6　对应点数量及误差图
Fig.6　The number of corresponding points and error diagram

由图 6 可知:当对应点距离小于 10 cm 时,匹配点数量小于 10 000,且误差随着对应点增加而迅速增加;当距离大于 10 cm 时,对应点数量与均方根误差呈正比增长,但增长幅度较小。

为进一步验证精配准算法的运行效率,将本研究提出的关键点优化 ICP 算法和传统的 ICP 算法、NDT 算法[26]进行比较,其运行时间和对应点距离的均方根误差如表 3 所示。

表 3　点云精配准对比
Table 3　Comparison of point cloud fine registration

算法	运行时间/s	均方根误差/cm
ICP	33.525	**6.857**
NDT	26.287	8.675
本研究	**25.470**	7.165

经不同精配准算法比较,相较于传统 ICP 算法、NDT 算法,本研究的改进 ICP 算法的运行时间分别缩短 31.63%和 3.21%;本研究算法较传统的 ICP 算法的均方根误差增加 4.30%,较 NDT 算法减小 21.08%。综合运行时间和均方根误差 2 种指标,本研究算法具有较好的运行效率和精确性,优于其余 2 种算法。

4　结束语

本研究以智慧水利领域的高精度建图为应用场景,提出一种基于坐标转换和优化 ICP 的水利点云配准方法。通过选取关键特征点,利用坐标转换公式和最小二乘法求解最优变换矩阵,完成数据粗配准转换。再以 ICP 算法对点云迭代优化,实现水利点云配准。试验以济南市黄河灌区董家闸附近采集的点云数据为例,验证本研究的配准方法。经验证,配准后的数据在数量和探测距离上都有较大提升,精配准的时间和配准精度较传统的 ICP 和 NDT 算法也有不同程度的改进。但是,本研究并未对不同特征点的选取进行分析,下一步将尝试对比不同特征点的数量及分布,优化坐标转换的效率和精度。

参考文献:

[1] 张建云, 刘九夫, 金君良. 关于智慧水利的认识与思考[J]. 水利水运工程学报, 2019(6): 1-7.
ZHANG Jianyun, LIU Jiufu, JIN Junliang. Understanding and thinking of smart water conservancy[J]. Hydro-Science and Engineering, 2019(6): 1-7.

[2] 张茹, 楼晨笛, 张泽天, 等. 碳中和背景下的水资源利用与保护[J]. 工程科学与技术, 2022, 54(1): 69-82.
ZHANG Ru, LOU Chendi, ZHANG Zetian, et al. Utilization andprotection of water resources under the background of carbon neutralization[J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(1): 69-82.

[3] 曹升乐, 于翠松. 水资源绝对资产负债计算方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2018, 48(5): 1-8.
CAO Shengle, YU Cuisong. The calculation method of absolute assets and liabilities of water resource[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2018, 48(5): 1-8.

[4] 刘璐. 新形势下水利工程建设对生态环境的影响综述[J]. 人民黄河, 2022, 44(增刊 2): 129-130.
LIU Lu. Review of influence of water conservancy project construction on ecological environment under new situation[J]. Yellow River, 2022, 44(Suppl. 2): 129-130.

[5] 郑店坤，许同乐，尹召杰，等. 改进PSO-BP神经网络对尾矿坝地下水位的预测方法[J]. 山东大学学报(工学版)，2019，49(3)：108-113.
ZHENG Diankun，XU Tongle，YIN Zhaojie，et al. Prediction method of tailing dam groundwater levels based on improved PSO-BP neural network[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science)，2019，49(3)：108-113.

[6] 陈军飞，邓梦华，王慧敏. 水利大数据研究综述[J]. 水科学进展，2017，28(4)：622-631.
CHEN Junfei，DENG Menghua，WANG Huimin. A review of water resources big data[J]. Advances in Water Science，2017，28(4)：622-631.

[7] 刘婷，张社荣，李志竑，等. 基于字符级CNN的调水工程巡检文本智能分类方法[J]. 水力发电学报，2021，40(6)：89-98.
LIU Ting，ZHANG Sherong，LI Zhihong，et al. Intelligent text classification method for water diversion project inspection based on character level CNN[J]. Journal of Hydroelectric Engineering，2021，40(6)：89-98.

[8] WU Jianqing，LÜ Chen，YUE Hongya. Grid-based lane identification with roadside LiDAR data[J]. International Journal of Sensor Networks，2022，38(2)：85-96.

[9] 吴建清，宋修广. 同步定位与建图技术发展综述[J]. 山东大学学报(工学版)，2021，51(5)：16-31.
WU Jianqing，SONG Xiuguang. Review on development of simultaneous localization and mapping technology[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science)，2021，51(5)：16-31.

[10] WANG Fei，WEN Guoguang，PENG Zhaoxia，et al. Event-triggered consensus of general linear multiagent systems with data sampling and random packet losses[J]. IEEE Transactions on Systems，Man，and Cybernetics：Systems，2019，51(2)：1313-1321.

[11] LIU Tian，ZHENG Jiongzhi，WANG Zhenting，et al. Composite clustering normal distribution transform algorithm[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems，2020，17(3)：1-12.

[12] YANG Heng，SHI Jingnan，CARLONE Luca. Teaser：fast and certifiable point cloud registration[J]. IEEE Transactions on Robotics，2020，37(2)：314-333.

[13] ZHANG Juyong，YAO Yuxin，DENG Bailin. Fast and robust iterative closest point[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2022，44(7)：3450-3466.

[14] YAO Zongwei，ZHAO Quanxiao，LI Xuefei，et al. Point cloud registration algorithm based on curvature feature similarity[J]. Measurement，2021，177：109274-109286.

[15] 刘世光，王海荣，刘锦. 快速四点一致性点云粗配准算法[J]. 山东大学学报(工学版)，2019，49(2)：1-7.
LIU Shiguang，WANG Hairong，LIU Jin. Fast 4-points congruent sets for coarse registration of 3D point cloud[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science)，2019，49(2)：1-7.

[16] PROKOP Miloš，SHAIKH Salman，KIM Kyoung-Sook. Low overlapping point cloud registration using line features detection[J]. Remote Sensing，2019，12(1)：61.

[17] 周勇，吕琛，侯福金，等. 基于坐标转换的多路侧激光雷达数据配准方法[J]. 山东大学学报(工学版)，2022，52(6)：41-49.
ZHOU Yong，LÜ Chen，HOU Fujin，et al. Data fusion method of multi roadside LiDAR based on coordinate transformation[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science)，2022，52(6)：41-49.

[18] WU Jianqing，XU Hao，LIU Wei. Points registration for roadside LiDAR sensors[J]. Transportation Research Record，2019，2673(9)：627-639.

[19] CHEN Yang，MEDIONI Gérard. Object modelling by registration of multiple range images[J]. Image and Vision Computing，1992，10(3)：145-155.

[20] WANG Qingshan，ZHANG Jun，LIU Yuansheng，et al. High-precision andfast LiDAR odometry and mapping algorithm[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics，2022，26(2)：206-216.

[21] ZHANG Mengfan，HONG Yuxiang，ZHU Bangzhu. Does national innovative city pilot policy promote green technology progress? evidence from China[J]. Journal of Cleaner Production，2022，363：132461-132473.

[22] WU Jianqing，XU Hao，SUN Renjuan，et al. Road boundary-enhanced automatic background filtering for roadside lidar sensors[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine，2022，14(4)：60-72.

[23] LI Kai，YUAN Feng，HU Yinghui，et al. Least-square-method-based optimal laser spots acquisition and position in cooperative target measurement[J]. Sensors，2022，22(14)：5110-5127.

[24] LIU Wanli，LI Zhixiong，SUN Shuaishuai，et al. Georeferencing kinematic modeling and error correction of terrestrial laser scanner for 3D scene reconstruction[J]. Automation in Construction，2021，126：103673-103686.

[25] LÜ Bin，XU Hao，WU Jianqing，et al. Revolution and rotation-based method for roadside LiDAR data integration[J]. Optics & Laser Technology，2019，119：105571-105578.

[26] 李建微，占家旺. 三维点云配准方法研究进展[J]. 中国图象图形学报，2022，27(2)：349-367.
LI Jianwei，ZHAN Jiawang. Review on 3D point cloud registration method[J]. Journal of Image and Graphics，2022，27(2)：349-367.

(编辑：郭少华)