

基于路径似然模型与HMM序列匹配定位的地铁隧道三维重建

胡钊政^{*①④} 王书恒^{①②} 孟杰^① 冯锋^① 朱紫威^③ 李维刚^④

^①(武汉理工大学智能交通系统研究中心 武汉 430070)

^②(武汉理工大学信息工程学院 武汉 430063)

^③(中建三局信息科技有限公司 武汉 430074)

^④(武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心 武汉 430081)

摘要: 在地铁隧道等退化场景下, 主流的激光或视觉SLAM算法实用性低, 无法有效完成三维重建工作。该文提出一种基于路径似然模型(PLM)与隐马尔可夫(HMM)序列匹配的大规模地铁隧道三维重建方法, 将三维重建问题分解为里程计定位与基于图优化的高精度三维重建两个过程。针对里程计定位, 该文提出一种融合路径似然模型的里程计方法。在粒子滤波框架下, 将轨道约束转化为观测, 并与IMU和轮速计数据融合, 实现轨机器人定位。此外, 还提出一种基于HMM序列匹配的回环检测方法, 将回环检测问题转化为序列匹配问题, 提升回环检测的性能。针对重建问题, 提出一种基于大规模因子图优化的三维重建方法, 通过多约束条件完成位姿图优化, 从而实现大规模地铁隧道的高精度三维重建。在成都韦家碾-双水碾和沙河源-洞子口两段地铁站之间进行了实地测试。实验结果表明, 该文提出的PLM和HMM序列匹配可以有效提升里程计定位精度和回环检测性能, 从而实现大规模地铁隧道场景的高精度三维重建。

关键词: 地铁隧道; 退化场景; 路径似然; 序列匹配; 因子图优化

中图分类号: TN249; TP242

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)07-2273-12

DOI: 10.11999/JEIT241122

CSTR: 32379.14.JEIT241122

1 引言

截至2024年, 中国地铁运营总里程已超过1万公里, 地铁隧道的巡检与维护显得越来越重要^[1]。地铁隧道的高精度三维重建是隧道建造、巡检与维护等工作的重要基础^[2]。然而, 在隧道场景下, 环境光照不足、场景重复、纹理稀疏等问题导致传统的基于激光或相机的三维重建方法效果不佳。如何快速且准确地进行三维重建, 已成为研究的热点问题^[3]。

根据使用的传感器类型, 可将现有的三维重建技术分为基于视觉的三维重建和基于激光的三维重建。基于视觉的三维重建主要是根据多视觉几何原理, 从无时序的图像信息中还原出三维场景信息。

根据使用摄像头的数量, 基于视觉的三维重建可以分为单目视觉、双目视觉和多视角视觉等方法^[4]。在室内环境中, 使用相机就能够快速地完成三维重建任务。但在室外环境中, 基于视觉的三维重建受感光程度不均和深度测量不准等因素影响, 三维重建结果误差较大, 无法满足重建结果对精度的要求^[5,6]。相较而言, 激光雷达不受光照变化的影响, 适合在光照受限场景下使用。基于激光的三维重建使用到的数据采集设备主要有激光扫描仪和LIDAR。激光扫描仪通常价格较为昂贵, 虽然测量精度较高, 在古建筑、道路测绘领域有着广泛应用, 但其体积较大不便在隧道等场景下随意移动。与激光扫描仪相比, LIDAR成本较低、体积较小, 可以安装在载体上在隧道内自由移动, 适合在隧道等场景下使用。目前基于LIDAR的三维重建主要是以SLAM技术为基础。近年来激光SLAM技术也得到了极大的发展。例如, Zhang等人^[7]提出了LOAM框架, 该框架利用LIDAR特征进行匹配定位, 有效提高了匹配精度。但该方法没有回环模块, 长期定位误差较大。Shan等人^[8]在LOAM算法的基础上提出了LEGO-LOAM框架, 在定位过程中加入回环检测模块, 对累计误差进行修正。但该模块在高程上的误差较大, 存在一定缺陷。随后, Shan等人^[9]提出了一种基于LIDAR与惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)紧耦合框架LIO-SAM, 该框

收稿日期: 2024-12-23; 改回日期: 2025-04-01; 网络出版: 2025-04-21

*通信作者: 胡钊政 zzh@whut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(52332010), 中建三局横向课题(20233h0392), 武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心开放基金

Foundation Items: The State Key Program of National Natural Science Foundation of China (52332010), China Construction Third Bureau Horizontal Projects (20233h0392), The Open Project of Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology of MOE, Wuhan University of Science and Technology

架在许多场景下都有着良好的鲁棒性,但在一些退化场景下,该框架通常无法正常工作。

在隧道环境下进行鲁棒的三维重建是一个难点问题,许多学者在这方面进行了研究。Heirich等人^[10]利用轨道的几何信息与低成本的IMU进行三维重建与定位,该方法能够不受环境因素影响,在隧道等退化场景下也可以正常运行。但其三维重建精度较低,误差在10 m以上,不适合在精度要求高的环境下使用。李帅鑫等人^[11]针对隧道内点云特征退化的问题,对特征提取方法进行改进,在点云特征提取过程中对点云强度信息也进行提取,对车辆的位姿进行了一定程度的修正。但其仅在小规模的隧道中适用,在大规模隧道中仍会失效。Dai等人^[12]利用IMU与LIDAR构成前端里程计,利用杆状特征来提高三维重建精度,但其针对的是高铁隧道,在地铁隧道中杆状物缺乏,该算法无法适用。Junior等人^[13]使用扩展卡尔曼滤波器将车轮里程计和IMU数据融合到LeGO-LOAM算法中,有效地提高了算法在狭窄和非结构化环境中的鲁棒性,但该算法长时间在退化严重的环境下(如地铁隧道)工作仍然会失效。

针对上述文献的不足,本文提出一种基于路径似然模型与隐马尔可夫(Hidden Markov Model, HMM)序列匹配定位的地铁隧道高精度三维重建方法,其新颖之处在于:(1)提出一种融合路径约束的里程计算法。利用核密度函数对路径采样点进行似然建模,构建路径似然模型(Path Likelihood Model, PLM)。然后将PLM转化为路径约束与IMU和轮速计数据在粒子滤波框架下融合,得到初

始位姿;(2)提出一种基于HMM序列匹配的回环检测方法。在HMM框架中,将在轨机器人去程位姿和点云序列设置为隐藏状态,返程位姿和点云序列设置为观测。根据观测找到对应的最佳隐藏状态,从而提高回环匹配的准确率。然后将初始位姿作为节点里程计约束,序列匹配结果作为节点回环约束加入到因子图中进行增量式优化,并得到定位结果。最后基于定位结果对隧道进行三维重建。

2 本文算法

本文算法流程如图1所示,主要由融合路径似然约束的里程计定位、基于HMM序列匹配的回环检测和基于大规模因子图优化的三维重建组成。

2.1 融合路径似然约束的里程计定位

在地下隧道场景中,由于隧道重复度较高且几何结构特征不明显,常见的里程计方法通常都无法适用。而航位推算(Dead Reckoning, DR)^[14],由于使用IMU、轮数计等不受环境变化影响的传感器进行定位推算,因此可以有效地在地下隧道场景下进行定位。但DR定位的精度一般较差且非常依赖于传感器的精度。为了提高DR定位的精度,本文提出一种路径约束模型,在仅使用消费级水平的传感器情况下,达到较高的定位精度。

2.1.1 基于KDE的路径似然模型(PLM)

隧道巡检场景中,在轨机器人沿着轨道行驶。因此,通过施工图纸上的轨道信息(如图2所示),可为在轨机器人提供重要的位置约束。考虑到现场施工与图纸的不一致性,直接使用图纸中的轨道位置信息会引入较大误差,本文提出基于核密度估计

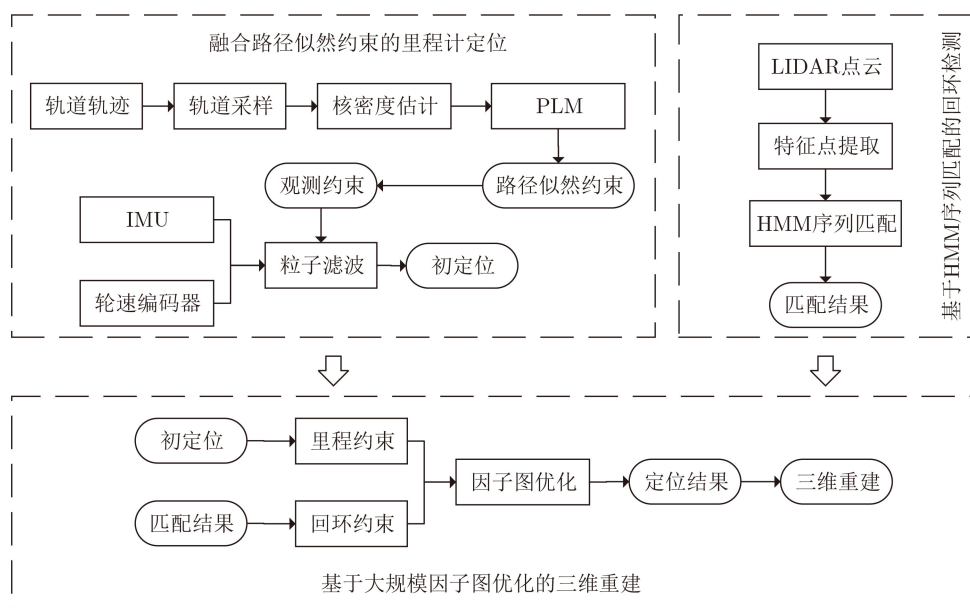


图1 本文算法流程图

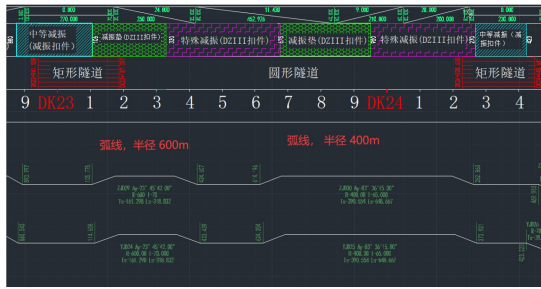


图2 轨道施工路径

的路径似然概率模型(PLM), 即通过概率的形式对机器人的位置进行建模, 并充分考虑到不一致性引入的误差信息。

PLM首先对轨道路径进行采样。在图纸上等间距进行采样, 采样点为 $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, \theta_i)^T$, 采样点数为 n 。其中, (x_i, y_i) 为位置坐标, θ_i 为航向角。航向角信息可以利用一阶导数计算获得。需要说明的是, 所有采样点坐标都通过事先标定转换到了地图坐标系下。然后, 通过获取的 n 个采样点, 利用KDE完成概率模型构建

$$L_H(\mathbf{p}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(\mathbf{p} - \mathbf{p}_i) \quad (1)$$

本文引入高斯核函数模型, 即针对每个采样点 \mathbf{p}_i 对应的高斯核函数为 $K_H(\mathbf{p})$ 。 $K_H(\mathbf{p})$ 如式(2)所示

$$K_H(\mathbf{p}) = G_H(\mathbf{p}) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\mathbf{H}|}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{p}^T\mathbf{H}^{-1}\mathbf{p}\right) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{H} = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_\theta^2)$ 为核函数带宽, σ_x , σ_y 和 σ_θ 是高斯模型在 x , y 和 θ 三个维度上的带宽参数, 其大小反映了位置信息的不确定性, 具体由图纸的施工误差决定。

2.1.2 融合路径似然的粒子滤波定位

在构建的PLM基础上, 本文提出一种融合IMU和轮速计的在轨机器人粒子滤波定位方法。在轨机器人运动状态关系可以通过状态方程和观测方程进行描述

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, \boldsymbol{\omega}_{t-1}) \quad (3)$$

$$\mathbf{z}_t = h(\mathbf{x}_t, \mathbf{v}_t) \quad (4)$$

其中, 式(3)为状态转移方程, \mathbf{x}_t 为机器人状态, $\boldsymbol{\omega}_{t-1}$ 为过程噪声; 式(4)为观测方程, \mathbf{z}_t 为观测数据, \mathbf{v}_t 为观测噪声。考虑到地下隧道中的轨道高度变化较小, 本文将车辆的位姿进行简化处理, 即将6自由度3维空间位姿简化成3自由度的平面位姿, 从而将机器人的状态表示为

$$\mathbf{x} = (x, y, \theta)^T \quad (5)$$

其中 (x, y) 为位置坐标, θ 为航向角。对在轨机器人的位姿估计, 即在已知历史状态 $\mathbf{x}_{1:t-1}$ 和观测数据 $\mathbf{z}_{1:t}$ 的情况下, 计算当前在轨机器人状态 \mathbf{x}_t 的条件概率分布 $P(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t-1})$ 。因此本文中可以将轨机器人的定位问题转化为后验概率最大化(MAP)问题。

$$\mathbf{x}_t^* = \arg \max P(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t-1}) \quad (6)$$

本文采用粒子滤波方法对式(6)进行求解^[15]。粒子滤波是一种非线性滤波, 通过有限个带权重的状态粒子来近似后验。具体流程如下:

(1)粒子初始化: 通常情况下, 可以直接获得在轨机器人的初始位置。以此位置为初值, 对粒子进行初始化。具体而言, 在初始位置附件进行高斯采样, 得到初始粒子集 $\{m_1, m_2, \dots, m_M\}$ 。其中 M 为采样粒子数目, 粒子初始权重为 $1/M$;

(2)状态转移: 本文使用匀速运动模型来预测当前时刻在轨机器人位姿 \mathbf{x}_t , 根据前两时刻的位置 \mathbf{x}_{t-1} , \mathbf{x}_{t-2} 与时间差 Δt 可以计算在轨机器人运动速度 v_x , v_y 和角速度 w_θ , 然后根据当前时刻与上一时刻的时间差 Δt 预测当前位姿 \mathbf{x}_t :

$$\begin{bmatrix} v_x & v_y & w_\theta \end{bmatrix}^T = \frac{\mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{x}_{t-2}}{\Delta t} \quad (7)$$

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} + \begin{bmatrix} v_x \Delta t \\ v_y \Delta t \\ w_\theta \Delta t \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_t = 2 \cdot \mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{x}_{t-2} \quad (9)$$

直接使用后验分布得到粒子的抽样分布较为困难。本文通过使用重要密度函数来采集带有权重的样本集。选择的重要密度函数如下:

$$\begin{aligned} \pi(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t-1}) &= P(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_t, \mathbf{x}_{t-1}) \\ &= \frac{P(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)P(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})}{\int P(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)P(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})d\mathbf{x}_t} \end{aligned} \quad (10)$$

(3)粒子权重更新。该部分通过将IMU、轮速计和粒子在PLM中的概率作为观测对预测粒子权重进行更新。权重更新公式如式(11)

$$w_t^i = w_{t-1}^i \cdot \frac{P(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t^i)P(\mathbf{x}_t^i|\mathbf{x}_{t-1}^i)}{\pi(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t-1})} = w_{t-1}^i \cdot P(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t^i) \quad (11)$$

w_{t-1}^i 与 w_t^i 分别为预测前与更新后粒子权重。 \mathbf{x}_t^i 和 \mathbf{x}_{t-1}^i 分别为第 i 个粒子在 t 和 $t-1$ 时刻的位姿。 $P(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t^i)$ 为观测概率, 主要由IMU和轮速计组成的观测和粒子在PLM下的概率构成。可由式(12)表示

$$P(z_t|x_t^i) = P(z_t^l, z_t^p|x_t^i) \quad (12)$$

其中 z_t^l 为IMU和轮速计构成的观测。 z_t^p 为包含路径似然约束的观测。考虑到 z_t^l 与 z_t^p 之间相互独立, 式(12)能够分解成

$$P(z_t|x_t^i) = P(z_t^l|x_t^i) \cdot P(z_t^p|x_t^i) \quad (13)$$

$P(z_t^l|x_t^i)$ 为里程计观测概率, $P(z_t^p|x_t^i)$ 为基于路径似然约束的观测概率。若使用高斯分布来描述里程计观测 $P(z_t^l|x_t^i)$, 则其可以表示成

$$P(z_t^l|x_t^i) = G_{\Sigma}(x_t^i - x_t^l) \quad (14)$$

Σ 为 x_t^i 与 x_t^l 之间的协方差矩阵。 x_t^l 为IMU和轮速计构成的里程计位姿, 由式(15)–式(16)计算得到

$$x_t^l = x_{t-1}^l + [\Delta x_t \ \Delta y_t \ \Delta \theta_t]^T \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta x_t \\ \Delta y_t \\ \Delta \theta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2\pi(c_t^l r^l + c_t^r r^r) \cos(\Delta \theta_t) \\ 2\pi(c_t^l r^l + c_t^r r^r) \sin(\Delta \theta_t) \\ \pi(c_t^l r^l - c_t^r r^r)/l \end{bmatrix} \quad (16)$$

x_{t-1}^l 为上一时刻里程计位姿。 Δx_t , Δy_t 和 $\Delta \theta_t$ 为从 $t-1$ 到 t 时刻, 车辆 x , y 方向和偏航角 θ 的变化值。 c_t^l 表示为从 $t-1$ 到 t 时间内, 左车轮轮速计编码脉冲数。 c_t^r 为右车轮轮速计编码脉冲数。 r^l 与 r^r 分别为左轮半径与右轮半径, 一般情况左右轮半径相等。 l 为左右轮之间的间距。若利用高斯分布来模拟观测概率 $P(z_t^l|x_t^i)$, 则 $P(z_t^l|x_t^i)$ 可以由式(17)表达:

$$P(z_t^l|x_t^i) = L_H(x_t^i) \quad (17)$$

根据式(11)–式(17)对每个预测粒子进行权重更新, 并进行权重归一化操作, 得到粒子权重 \hat{w}_t^i 。 \hat{w}_t^i 代表在轨机器人在该处的可能性。由式(6)可知权重最大的粒子代表当前时刻在轨机器人的位姿 \hat{x}_t 。

2.2 基于HMM序列匹配的回环检测

在轨机器人在地铁隧道中通常是往返行驶。当

在轨机器人在隧道间往返次数较多时, 将会产生定位累计误差, 最后导致三维重建结果发生漂移。本文提出一种基于HMM序列匹配的回环检测方法, 通过提高在隧道中进行回环匹配的准确率, 从而对定位的累计误差进行有效纠正, 从而提高三维重建地图的精度。如图3所示, 本文将去程的激光点云 Q_i 和在轨机器人位姿 x_i 构成隐藏状态 $\{s_i = (Q_i, x_i), i \in [1, h]\}$, 返程的激光点云序列与在轨机器人位姿序列作为观测 $\{z_i = (Q_i, x_i), i \in [1, g]\}$ 。利用运动约束构建状态转移关系, 点云特征匹配构建发射概率。将回环匹配问题转化为HMM序列匹配问题, 即根据观测序列 $Z_{1:t} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_t\}$ 找到对应的最佳隐藏状态序列 $X_{1:t}^* = \{X_1^*, X_2^*, \dots, X_t^*\}$ 。其中 $Z_t \in \{z_i, i \in [1, g]\}$, $X_t^* \in \{s_i, i \in [1, h]\}$ 。

$$X_{1:t}^* = \arg \max_{X_{1:t}} P(X_{1:t}|Z_{1:t}) \quad (18)$$

本文采用维特比算法^[16]对式(18)进行求解。若初始状态概率为 π_k , $a_{ik} = P(X_t = s_k|X_{t-1} = s_i)$ 为状态 s_i 到状态 s_k 的状态转移概率, $b_k(Z_t)$ 为发射概率。则当观测序列为 $Z_{1:t}$ 时, t 时刻以 x_k 状态结尾的最佳匹配序列概率 $\varphi_{t,k}$ 可由递推关系式(19)推导得出

$$\left. \begin{aligned} \varphi_{1,k} &= b_k(Z_1) \pi_k \\ \varphi_{t,k} &= \max_{1 \leq i \leq h} (b_k(Z_t) \cdot a_{ik} \cdot \varphi_{t-1,i}) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

本文初始时刻在轨机器人状态 x_j 已知, 则 π_k 为

$$\pi_k = \begin{cases} 1, & k = j \\ 0, & k \neq j \end{cases} \quad (20)$$

若使用高斯分布来近似状态转移过程, 则 a_{ik} 为

$$a_{ik} = P(X_t = s_k|X_{t-1} = s_i) = G_{\Omega}(x_k - \hat{x}_k) \quad (21)$$

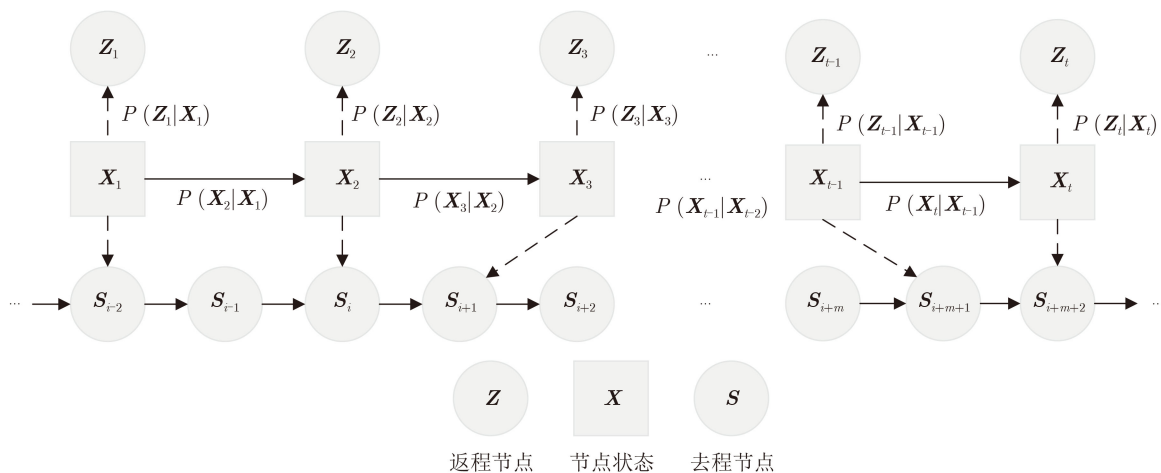


图3 基于HMM特征序列匹配的回环检测示意图

其中 Ω 为协方差矩阵。 \mathbf{x}_k 为隐藏状态 s_k 所对应的在轨机器人位姿。 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为预测位姿，可以根据匀速模型推导求得，求解公式见式(7)–式(9)。

发射概率 $b_k(Z_t)$ 由点云匹配结果确定。若当前观测为 $Z_t = (Q_t, \mathbf{x}_t)$ ，则根据在轨机器人位姿 \mathbf{x}_t 在隐藏状态序列中找到最邻近的隐藏状态，并以此状态为 midpoint，在隐藏状态序列中将相邻 N_c 个隐藏状态的点云 Q 取出，构成待匹配点云序列 $\{Q_i, i \in [0, N_c]\}$ 。令 $\text{dist}(Z_t, Q_i)$ 表示观测点云与匹配点云之间的距离，见文献[17]。 σ 为标准差。则 $b_k(Z_t)$ 可以表示成

$$b_k(Z_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d_k^2}{2\sigma^2}\right) \quad (22)$$

$$d_k = \begin{cases} \text{dist}(Z_t, Q_i), & i \in [0, N_c] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

从上式可知，求解本文最佳回环匹配结果 X_t^* ，就是求匹配序列概率 $\varphi_{t,k}$ 最大时的结尾状态 X_t^*

$$X_t^* = \arg \max_{s_k, k \in [1, h]} \varphi_{t,k} \quad (24)$$

联立式(19)–式(24)即可求解出 t 时刻最优隐藏状态 X_t^* 。但由于匹配的只是两幅点云，因此本文参考文献[18]方法进行后续的点云配准以得到 t 时刻的状态 \mathbf{x}_t^* 。

2.3 基于大规模因子图优化的三维重建

因子图是图模型的一种，其将优化问题转化为边与节点之间的关系问题，如式(25)所示

$$\mathbf{x}^* = \arg \max_{\mathbf{X}} \prod_i P_i(Z_i | X_i) = \arg \max_{\mathbf{X}} \prod_i \phi_i \quad (25)$$

本文使用因子图对在轨机器人位姿估计进行优化。如图4所示，将在轨机器人的估计位姿设为图的状态变量，粒子滤波得到的初始位姿作为里程计因子，构成节点之间的边，对相邻节点进行约束。将序列匹配的结果作为回环因子，对长时间运行产生的累计误差进行修正。故式(25)可以写为

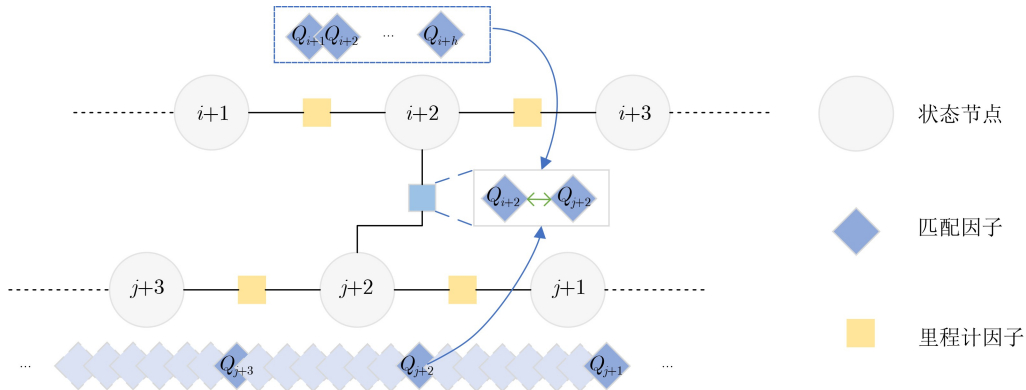


图4 因子图示意图

$$\mathbf{x}^* = \arg \max_{\mathbf{X}} \prod_i \phi_i = \arg \max_{\mathbf{X}} \phi_{ij}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) \phi_p(\mathbf{X}_p) \quad (26)$$

其中， $\phi_{ij}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ 为里程计因子， $\phi_p(\mathbf{X}_p)$ 为回环因子。 $\phi_{ij}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ 对应的误差函数为

$$\begin{aligned} E_{ij}^2(\mathbf{X}_i = \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{X}_j = \mathbf{x}_t) \\ &= (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1} - \Delta \mathbf{x}_{ij})^\top (\boldsymbol{\Sigma}^{ij})^{-1} (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1} - \Delta \mathbf{x}_{ij}) \\ &= \|\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1} - \Delta \mathbf{x}_{ij}\|_{(\boldsymbol{\Sigma}^{ij})^{-1}}^2 \end{aligned} \quad (27)$$

其中， \mathbf{x}_t 和 \mathbf{x}_{t-1} 为对应时刻的状态变量。 $\Delta \mathbf{x}_{ij}$ 为相邻的2个粒子滤波定位结果之差。 $\boldsymbol{\Sigma}^{ij}$ 为观测的协方差矩阵，可表示为 $\text{diag}(\tau_x^2, \tau_y^2, \tau_\theta^2)$ ，其中 $(\tau_x, \tau_y, \tau_\theta)$ 表征各个维度在误差函数中的权重比例。 $\phi_p(\mathbf{X}_p)$ 对应的误差函数为

$$E_p^2(\mathbf{X}_p = \mathbf{x}_t) = \|\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^*\|_{(\boldsymbol{\Sigma}^p)^{-1}}^2 \quad (28)$$

其中， \mathbf{x}_t 为对应的状态变量。 \mathbf{x}_t^* 为上文序列匹配后求得的位置。 $\boldsymbol{\Sigma}^p$ 为观测的协方差。联合式(26)–式(28)，可以将因子图问题转化为最小二乘问题

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^* &= \arg \max_{\mathbf{X}} \phi_{ij}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) \phi_p(\mathbf{X}_p) \\ &= \arg \min_{\mathbf{X}} (E_{ij}^2(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) + E_p^2(\mathbf{X}_p)) \end{aligned} \quad (29)$$

本文使用ISAM2^[19]算法对图模型进行增量式平滑优化得到在轨机器人的位姿估计 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 。根据位姿将点云 P_i 投影到地图坐标系下，然后将地图坐标系下的点云进行叠加，并进行滤波处理，得到三维重建结果 $D_{1:t}$ 。

$$D_{1:t} = \sum_{i=1}^t \hat{\mathbf{x}}_i \otimes P_i \quad (30)$$

3 实验结果与分析

实验中选取成都的两段典型的隧道路段对本文算法与模型进行测试验证。实验路段分别为韦家碾-双水碾隧道路段和洞子口-沙河源隧道路段。两

段均为地下隧道,其中前一段隧道正在施工中,另一段隧道基本施工完毕。两段隧道光照较低、场景重复、特征稀少,是典型的退化场景。研发的在轨巡检机器人如图5所示。该机器人为滑轨式底盘机器人,运动速度为1~2 m/s。搭载的传感器包括16线Velodyne激光雷达(水平分辨率为 $0.1^{\circ}\sim 0.4^{\circ}$,垂直分辨率为 2° ,测距范围为0.2~100 m,输出频率为10Hz)、消费级IMU(输出频率为200Hz)、增量式轮速编码器(输出频率为20Hz)。搭载的车载主机为Intel Core i7-13700H, 3.7GHz CPU,可以完成实时数据采集与三维重建。

考虑到单程建图可能因人员遮挡导致建图缺失,且根据施工规范,每次作业过程中,在轨机器人需从站台起点出发,沿轨道路径行进至下一个站台,随后原路返回起始位置。因此,本文基于该作业模式完成所有机器人的定位与三维重建工作。由于在隧道环境中无法直接获得位置真值,本文选择使用以下4个误差作为评价标准,对定位与三维重建结果进行定量分析,这4个误差分别定义如下:

(1)折返回零误差(Home Error, H_e):在轨机器人折返回到出发点,则其始末的位置应该重合。因此,利用机器人始末位置的差值定义该误差,该误差越小,表示定位越精准;

(2)去返轨迹误差(Trajectory Error, T_e):在轨机器人去程和返程轨迹应当重合,可引入豪斯多夫(Hausdorff)距离^[20]来描述轨迹误差;

(3)参照物误差(Reference Error, R_e):对于一些可以获得真值的位置,如隧道侧壁联络通道、隧道进出口等位置。可以利用本文三维重建的结果来计算这些数值,进而与参照物对比。本文选择隧道侧壁联络通道作为参照,进行参照误差比较;

(4)去返里程误差(Length Error, L_e):在轨机器人往返之间的里程数可以作为重建结果的重要参考。本文可以获得两个站台间里程的真值,通过比较往返定位里程和真值来反映重建精度。



图5 在轨巡检机器人及其传感器布置图

3.1 韦家碾-双水碾地铁站实验

第一个实验在韦家碾-双水碾地铁站隧道内进行。实验场景如图6所示,两站隧道全长约1537 m,由2个站台区和一段隧道区组成,其中2个站台区总长约100 m,隧道区长约1437 m。该段隧道在实验过程中还在施工,隧道壁较为光秃,辅助支架设备较少,场景退化严重。

本文按照上文所述施工规范进行测试路线规划,即从韦家碾站台出发,向双水碾站台行驶,当到达双水碾站台后沿途返回至韦家碾站台,其中在轨机器人起始位置和终止位置为同一位置。实验首先利用施工图纸进行似然建模,构建路径似然模型(PLM)。为了计算方便,本文将PLM中的 H 设置为3阶对角阵。如图7为PLM中某段的效果图,其中每个点的亮度表征在轨机器人在该位置的可能性,红色点表示图纸上轨道的采样点。

然后融合路径约束进行里程计定位,同时将HMM回环匹配结果和定位结果作为约束在因子图图中进行优化,最后基于优化结果利用式(30)进行三维重建。图8为本文方法对韦家碾-双水碾地铁站进

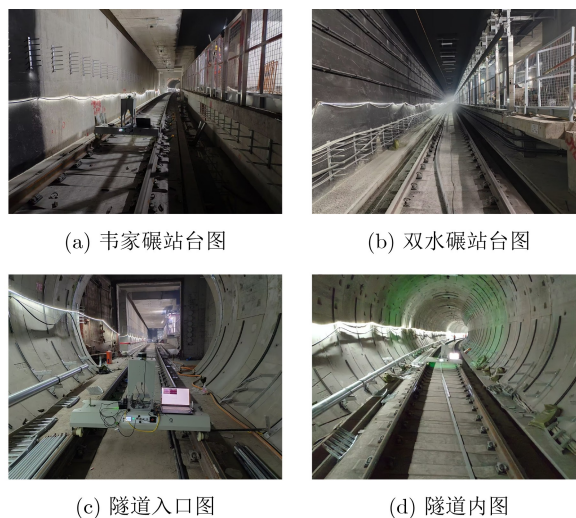


图6 韦家碾-双水碾实验场景图

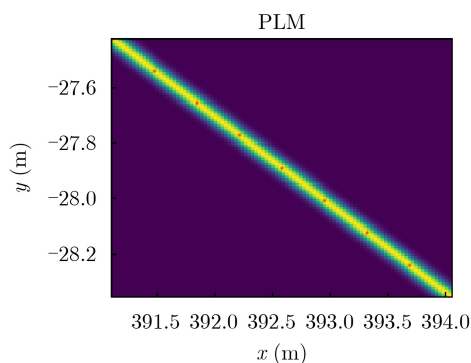


图7 路径似然模型(PLM)图

行三维重建的效果图。图上选择了韦家碾站台、隧道内转弯处和双水碾站台这3处进行局部放大，从图上可以看出这3处地方构建的三维地图整体连续，没有明显的漂移，可以清晰地反映隧道内的实际情况，这验证本文方法的有效性。

本文还通过设置消融实验进一步验证本文方法的有效性。消融实验设置如下：(1)使用DR方法，即使用IMU和轮速计进行航位推算，进行三维重建。其中滤波方法使用的是粒子滤波。该方法三维重建结果如图9(a)所示，DR方法往返三维重建地图之间存在明显的偏移，这是因为隧道内的施工噪声对IMU等传感器产生了干扰，且IMU等传感器本身存在累计误差，故长时间的航位推导误差较大；

(2)使用DR+PATH，即在航位推导的基础上加入本文的路径似然模型，进行三维重建。本文提出的路径似然模型能够对在轨机器人位置进行有效表征，从而对在轨机器人的位姿估计进行约束。从图9(b)可以看出，加入本文的路径似然模型后，往返之间重建地图基本重合，但由于定位误差的累积，重建地图存在一定的漂移，在图上表现为重建结果首尾之间不闭合；

(3)使用本文方法(DR+PATH+HMM)对洞子口-沙河源地铁站进行三维重建，结果如图9(c)。相较于图9(b)中重建结果的漂移，本文提出的基于HMM序列匹配的回环检测方法在隧道内表现出较好的性能，往返重建结果之间的偏移较小。

表1为3种方法在韦家碾-双水碾地铁站间重建精度对比。DR方法重建结果的折返归零误差(He)为59.35 m，其首尾重建结果错位较大。去返轨迹误差(Te)为35.82 m，说明往返轨迹之间偏离

较大。参照物误差(Re)为37.93 m，且去返里程误差(Le)在70 m以上，无法满足实际重建精度的需求；DR+PATH方法的折返归零误差为1.72 m、去返轨迹误差为0.15 m、参照物误差为2.81 m、去返里程误差为4.29 m，无法为精细化作业机器人提供高精度的地图标准；本文方法He为0.21 m，Te为0.09 m，Re为0.37 m，且里程误差仅为0.54 m，重建精度较高，符合地铁作业机器人的精度需求。上述实验结果表明，本文提出的路径似然模型与HMM序列回环检测方法能够有效降低在轨机器人的轨迹误差，提升隧道三维重建精度。

为了验证本文方法的性能，本文选择两种开源的优秀LIDAR算法LIO-SAM^[9]和Faster-LIO^[21]作为对比算法。通过比较本文方法与LIO-SAM和Faster-LIO在成都韦家碾-双水碾地铁站的三维重建结果来评价本文方法的性能。由于隧道壁辅助设备较少、隧道壁较为光秃，该场景退化十分严重。点云特征较为稀疏，LIO-SAM基于特征点线和点面的匹配鲁棒性大幅下降，算法陷入局部退化情况。Faster-LIO算法也因隧道内重复度高，基于点云匹配的方法失效，无法对后续场景进行三维重建。而本文方法，利用不受环境影响的IMU和轮速计信息，在粒子滤波下，融合IMU信息、轮速计信息和路径信息对在轨机器人位姿进行预测。同时进行准确的回环匹配，修正累计误差，使得本文方法在退化严重的环境下也有较高的鲁棒性。重建结果如图10(a)和图10(b)所示，在进入隧道后，两种方法都在原地停滞不前，只重建出了从韦家碾站台到停滞点处的隧道环境。图10(c)中，重建地图往返之间基本闭合，与参考位置之间的偏移较小，重建结果较好。

表2为3种方法的误差对比表。由于LIO-SAM和Faster-LIO算法在该场景下陷入退化，其He，Te和Re均为N/A值。Le误差均在100 m以上。而本文方法在该场景下4类误差均较低，重建精度较好。以上结果表明，本文方法即使在退化严重的场景下，仍然能鲁棒地对环境进行三维重建，且重建精度较高。

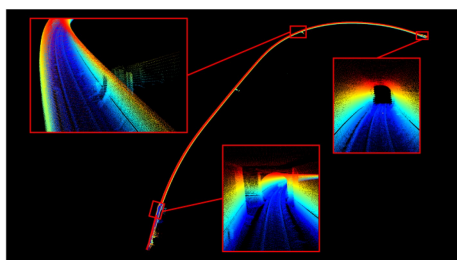
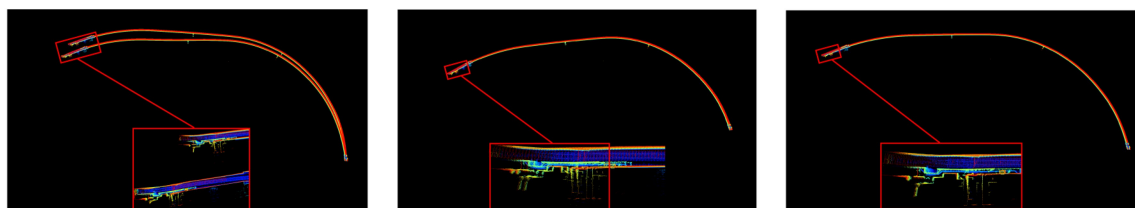


图8 本文方法三维重建效果图



(a) DR方法三维重建图

(b) DR+PATH方法三维重建图

(c) 本文方法三维重建图

图9 韦家碾-双水碾消融实验对比图

表1 韦家碾-双水碾消融实验误差评估表 (m)

方法	He	Te	Re	Le
DR	59.35	35.82	37.93	77.85
DR+PATH	1.72	0.15	2.81	4.29
DR+PATH+HMM	0.21	0.09	0.37	0.54

表2 韦家碾-双水碾对比实验误差评估表 (m)

方法	He	Te	Re	Le
LIO-SAM	N/A	N/A	N/A	>100
Faster-LIO	N/A	N/A	N/A	>100
本文方法	0.21	0.09	0.37	0.54

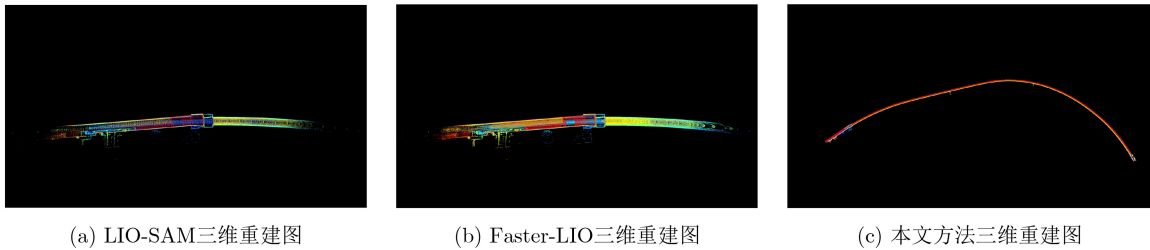


图10 韦家碾-双水碾对比实验图

3.2 洞子口-沙河源地地铁站实验

为了验证本文方法的鲁棒性，本文在另外一个场景下也进行测试。图11为成都洞子口-沙河源地地铁站，两站隧道全长约1033 m。隧道由2个站台区和一段隧道区组成，其中2个站台区长约320 m，隧道区长约713 m。测试时，该处隧道基本施工完毕，隧道壁内各种辅助支架都已安装。该场景下，实验平台和参数与韦家碾站台处中一致。

图12为本文方法重建的洞子口-沙河源地地铁站

三维点云地图。从放大图中可以看出，本文方法重建结果完整，隧道中的铁轨和隧道侧壁重建结果清晰，重建效果较好。图13(a)和图13(b)分别为两组对比方法在洞子口站台某处的局部放大图。从图中可以发现DR重建结果在该区域出现了明显错位，而DR+PATH重建结果在该处无明显错位；同时对图13(b)和图13(c)可以发现，DR+PATH由于缺乏回环约束，重建结果存在横向的偏移；相比之下，本文提出的HMM序列匹配的回环检测方法可以准确地隧道内进行回环匹配，从而本文往返重建横向误差较小。

表3为消融实验误差评估表。DR方法重建结果由于纵向上发生了较大偏移，故其He较大为48.09 m。Te为33.97 m，往返轨迹错位严重。Re为25.26 m。去返Le为67.81 m，误差较大，重建效果是对比方

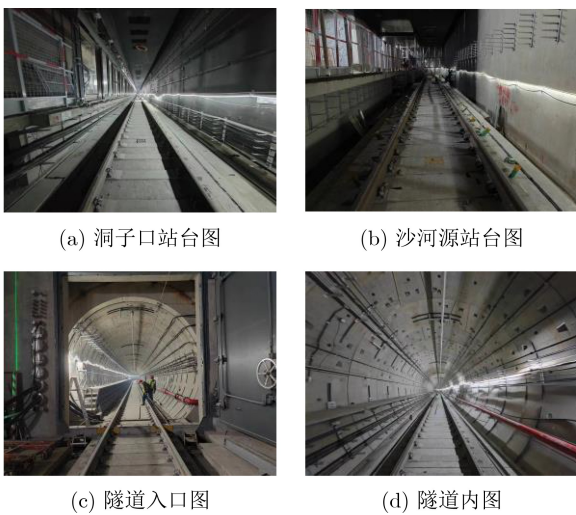


图11 洞子口-沙河源地实验场景图

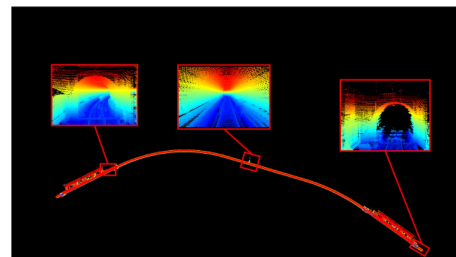


图12 本文方法三维重建效果图

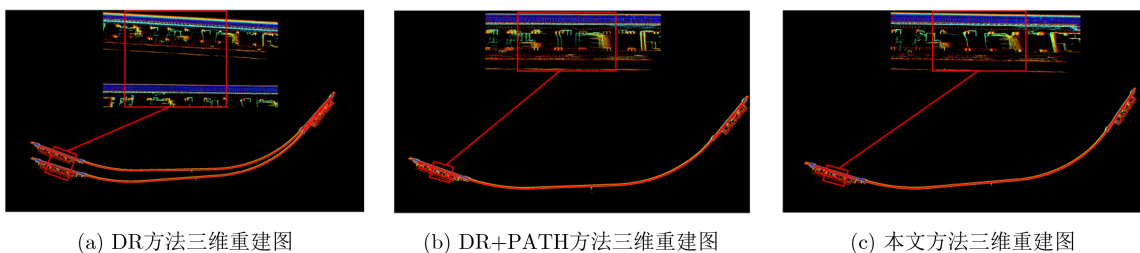


图13 洞子口-沙河源地消融实验对比图

表3 洞子口-沙河源消融实验误差评估表(m)

方法	He	Te	Re	Le
DR	48.09	33.97	25.26	67.81
DR+PATH	1.33	0.12	2.51	3.25
DR+PATH+HMM	0.16	0.09	0.33	0.48

法中最差的一个；DR+PATH方法从表中结果来看，加入路径似然约束后在轨机器人的重建误差大幅度降低。与DR方法相比，该方法重建结果相对较好；本文方法(DR+PATH+HMM)的重建精度相比于DR+PATH进一步提高，He为0.16 m、Te为0.09 m、Re为0.33 m、Le为0.48 m，符合实际作业精度要求。

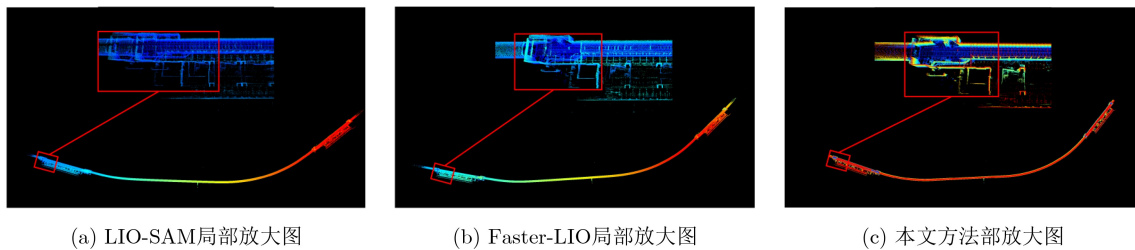


图14 洞子口-沙河源对比实验图

为了定量地分析3种方法的性能，表4列出了LIO-SAM、Faster-LIO和本文方法的精度对比。从表中可以发现，LIO-SAM方法4种指标都较大，在隧道内重建的性能较差；Faster-LIO方法Te值较小为0.07 m，但其He、Re和Le值都较大，其中Le值与真值相差20 m以上，Faster-LIO方法虽然可以在该场景下运行，但其重建精度较低，且误差会随着运行里程的增加而不断增加，无法在实际作业过程中使用；相比于其他两种算法，本文算法在4种指标下，都表现出较高的性能，可以为地铁作业机器人提供地图基础。

4 结论

针对地铁隧道三维重建困难的问题，本文提出了一种基于路径似然模型与HMM序列匹配的地铁隧道三维重建算法。算法利用图纸信息构建路径似然模型，并与粒子滤波相结合得到里程计位姿；同时将回环匹配问题转化为HMM序列匹配问题，而

表4 洞子口-沙河源对比实验误差评估表(m)

方法	He	Te	Re	Le
LIO-SAM	7.67	2.10	23.09	49.41
Faster-LIO	0.45	0.07	8.79	25.07
本文方法	0.16	0.09	0.33	0.48

如图14(a)、图14(b)和图14(c)为LIO-SAM、Faster-LIO和该文方法在站台某处的局部放大图。由于实验时，洞子口-沙河源地铁站基本施工完毕，隧道壁上已经安装上了各种辅助支架。这为LIO-SAM提供了特征匹配基础，故LIO-SAM在该场景下也可以运行，但需要说明的是LIO-SAM算法在该场景下的鲁棒性较低。经过测试，在该场景下LIO-SAM算法只有不足20%的概率可以运行完全程。图14(a)中，LIO-SAM算法重建的地图在往返之间有明显的偏移，重建地图首尾之间误差较大；图14(b)中，Faster-LIO算法虽然可以稳定建图，但建图地图与实际隧道位置之间存在整体的偏移；本位方法重建结果如图14(c)所示，本文方法首尾重建误差和实际偏移误差均较小，表现出较高的性能。

从构建回环约束；最后将里程计位姿与回环约束加入到大规模因子图优化模型中进行优化，最终得到地铁隧道的高精度三维重建结果。在成都韦家碾-双水碾和沙河源-洞子口两段地铁站实地测试并与其他算法对比结果表明，提出的路径似然模型与HMM序列匹配算法可以在退化严重的隧道场景下实现高精度的三维重建。

参考文献

- [1] 程国柱, 吕岩峰, 冯天军. 地铁站周边常规公交换乘站点布局多目标优化模型[J]. 吉林大学学报(工学版), 2025. doi: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240908. CHENG Guozhu, LYU Yanfeng, and FENG Tianjun. Multi-objective optimization model for bus transfer station layouts around metro stations[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2025. doi: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240908.
- [2] 费伦林, 杨晓秋, 桑运龙, 等. 基于多传感器融合技术的隧道运营安全智能巡检机器人[J]. 中国交通信息化, 2023(3): 146-148. doi: 10.13439/j.cnki.itsc.2023.03.023. FEI Lunlin, YANG Xiaoqiu, SANG Yunlong, et al. Intelligent inspection robot for tunnel operation safety based on multi-sensor fusion technology[J]. *China ITS Journal*, 2023(3): 146-148. doi: 10.13439/j.cnki.itsc.2023.03.023.

- [3] 张宗华, 刘巍, 刘国栋, 等. 三维视觉测量技术及应用进展[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(6): 1483–1502. doi: [10.11834/jig.200841](https://doi.org/10.11834/jig.200841).
ZHANG Zonghua, LIU Wei, LIU Guodong, *et al.* Overview of the development and application of 3D vision measurement technology[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(6): 1483–1502. doi: [10.11834/jig.200841](https://doi.org/10.11834/jig.200841).
- [4] ZHOU Zhizhuo and TULSIANI S. SparseFusion: Distilling view-conditioned diffusion for 3D reconstruction[C]. 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver, Canada, 2023: 12588–12597. doi: [10.1109/CVPR52729.2023.01211](https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.01211).
- [5] 梅天灿, 秦宇晟, 杨宏, 等. 动态场景下基于视觉同时定位与地图构建技术的多层次语义地图构建方法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(5): 1737–1746. doi: [10.11999/JEIT220153](https://doi.org/10.11999/JEIT220153).
MEI Tiancan, QIN Yusheng, YANG Hong, *et al.* Multilevel semantic maps based on visual simultaneous localization and mapping in dynamic scenarios[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(5): 1737–1746. doi: [10.11999/JEIT220153](https://doi.org/10.11999/JEIT220153).
- [6] 周非, 周志远, 张宇瞳, 等. 融合神经辐射场和视觉同时定位与地图构建的混合场景表示方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(11): 4178–4187. doi: [10.11999/JEIT240316](https://doi.org/10.11999/JEIT240316).
ZHOU Fei, ZHOU Zhiyuan, ZHANG Yutong, *et al.* Hybrid scene representation method integrating neural radiation fields and visual simultaneous localization and mapping[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(11): 4178–4187. doi: [10.11999/JEIT240316](https://doi.org/10.11999/JEIT240316).
- [7] ZHANG Ji and SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[J]. *Robotics: Science and Systems*, 2014, 2(9): 1–9.
- [8] SHAN Tixiao and ENGLLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Madrid, Spain, 2018: 4758–4765. doi: [10.1109/IROS.2018.8594299](https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594299).
- [9] SHAN Tixiao, ENGLLOT B, MEYERS D, *et al.* LIO-SAM: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas, USA, 2020: 5135–5142. doi: [10.1109/IROS45743.2020.9341176](https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9341176).
- [10] HEIRICH O, ROBERTSON P, and STRANG T. RailSLAM-localization of rail vehicles and mapping of geometric railway tracks[C]. 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Karlsruhe, Germany, 2013: 5212–5219. doi: [10.1109/ICRA.2013.6631322](https://doi.org/10.1109/ICRA.2013.6631322).
- [11] 李帅鑫, 李九人, 田滨, 等. 面向点云退化的隧道环境的无人车激光SLAM方法[J]. 测绘学报, 2021, 50(11): 1487–1499. doi: [10.11947/j.AGCS.2021.20210248](https://doi.org/10.11947/j.AGCS.2021.20210248).
LI Shuaixin, LI Jiuren, TIAN Bin, *et al.* A laser SLAM method for unmanned vehicles in point cloud degenerated tunnel environments[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(11): 1487–1499. doi: [10.11947/j.AGCS.2021.20210248](https://doi.org/10.11947/j.AGCS.2021.20210248).
- [12] DAI Xinye, SONG Weiwei, WANG Yusheng, *et al.* LiDAR-inertial integration for rail vehicle localization and mapping in tunnels[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(15): 17426–17438. doi: [10.1109/JSEN.2023.3286437](https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3286437).
- [13] JÚNIOR G P C, REZENDE A M C, MIRANDA V F, *et al.* EKF-LOAM: An adaptive fusion of LiDAR SLAM with wheel odometry and inertial data for confined spaces with few geometric features[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(3): 1458–1471. doi: [10.1109/TASE.2022.3169442](https://doi.org/10.1109/TASE.2022.3169442).
- [14] BROSSARD M, BARRAU A, and BONNABEL S. AI-IMU dead-reckoning[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2020, 5(4): 585–595. doi: [10.1109/TIV.2020.2980758](https://doi.org/10.1109/TIV.2020.2980758).
- [15] TAO Qianwen, HU Zhaozheng, LIU Yulin, *et al.* LiDAR-based localization in tunnel from HD map matching with pavement marking likelihood[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 8504814. doi: [10.1109/TIM.2024.3411138](https://doi.org/10.1109/TIM.2024.3411138).
- [16] HANSEN P and BROWNING B. Visual place recognition using HMM sequence matching[C]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, IL, USA, 2014: 4549–4555. doi: [10.1109/IROS.2014.6943207](https://doi.org/10.1109/IROS.2014.6943207).
- [17] KIM G and KIM A. Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Madrid, Spain, 2018: 4802–4809. doi: [10.1109/IROS.2018.8593953](https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8593953).
- [18] 胡钊政, 刘佳蕙, 黄刚, 等. 融合WiFi、激光雷达与地图的机器人室内定位[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(8): 2308–2316. doi: [10.11999/JEIT200671](https://doi.org/10.11999/JEIT200671).
HU Zhaozheng, LIU Jiahui, HUANG Gang, *et al.* Integration of WiFi, laser, and map for robot indoor localization[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(8): 2308–2316. doi: [10.11999/JEIT200671](https://doi.org/10.11999/JEIT200671).
- [19] KAESS M, JOHANNSSON H, ROBERTS R, *et al.* iSAM2: Incremental smoothing and mapping with fluid relinearization and incremental variable reordering[C]. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, China, 2011: 3281–3288. doi: [10.1109/ICRA.2011.5979641](https://doi.org/10.1109/ICRA.2011.5979641).
- [20] JONES M. Sublevel set approximation in the hausdorff and

- volume metric with application to path planning and obstacle avoidance[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2024, 69(11): 8112–8119. doi: [10.1109/TAC.2024.3412594](https://doi.org/10.1109/TAC.2024.3412594).
- [21] BAI Chungeng, XIAO Tao, CHEN Yajie, *et al.* Faster-LIO: Lightweight tightly coupled lidar-inertial odometry using parallel sparse incremental voxels[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 4861–4868. doi: [10.1109/LRA.2022.3152830](https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3152830).
- 胡钊政：男，博士，教授，研究方向为3D计算机视觉、智能网联汽车、机器人定位与导航、智能车路协同。
- 王书恒：男，硕士生，研究方向为激光SLAM定位、机器人定位、多传感器融合定位等。
- 孟杰：男，博士，副研究员，研究方向为移动机器人、自动驾驶、自主导航定位、智能交通运维等。
- 冯锋：男，博士生，研究方向为基于视觉的机器人定位、多传感器融合定位等。
- 朱紫薇：男，硕士生，研究方向为工业应用研究、智能建筑、人工智能等其他相关技术等。
- 李维刚：男，博士，教授，研究方向为工业过程控制、人工智能与机器学习算法。
- 责任编辑：陈倩

3D Reconstruction of Metro Tunnel Based on Path Likelihood Model and HMM Sequence Matching Localization

HU Zhaozheng^{①④} WANG Shuheng^{①②} MENG Jie^① FENG Feng^①
 ZHU Ziwei^③ LI Weigang^④

^①(*Intelligent Transport System Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China*)

^②(*School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China*)

^③(*China Construction third Bureau Information Technology Co., LTD., Wuhan 430074, China*)

^④(*Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology of Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China*)

Abstract:

Objective As the operational mileage of metro systems in China continues to increase, the inspection and maintenance of metro tunnels have become more critical. Accurate 3D reconstruction of metro tunnels is essential for construction, inspection, and maintenance. However, in severely degraded tunnel environments, existing SLAM algorithms based on laser or vision often struggle to construct maps and face limitations in complex scenarios. To address this challenge, this paper proposes a method for large-scale 3D reconstruction of metro tunnels by utilizing the matching of the Path Likelihood Model (PLM) and the Hidden Markov Model (HMM). The 3D reconstruction task is divided into two key processes: odometer positioning and high-precision 3D reconstruction via graph optimization. High-precision 3D reconstruction is achieved by effectively addressing both components.

Methods For odometer-based localization, this paper presents a method that incorporates the PLM. The PLM is developed using kernel density estimation to analyze the vehicle's track path, effectively representing the vehicle's positional information as a probability distribution. Within the framework of a particle filter, this method converts the constructed PLM into position observations of the vehicle. Additionally, data from the onboard Inertial Measurement Unit (IMU) and the wheel speed sensor are integrated to enhance localization accuracy. To minimize cumulative errors in odometer-based localization, this paper reformulates the problem of loop closure detection as a sequence matching problem using the Viterbi algorithm within the framework of the HMM. This method effectively addresses the instability associated with single-frame matching in loop closure detection and significantly improves the overall performance. To resolve the reconstruction problem, this paper presents a method for 3D reconstruction using large-scale factor graph optimization. By optimizing the pose graph with multiple constraints, it enables high-precision 3D reconstruction of extensive metro tunnels.

Results and Discussions The proposed method and model are tested and validated at the WeiJianian-ShuangShuianian and ShaHeyuan-DongZikou metro stations in Chengdu. The experimental results are as follows: the effectiveness of the proposed method is confirmed through two sets of ablation experiments, DR

and DR+PATH. Furthermore, by comparing the results with those of two notable open-source LIDAR algorithms, LIO-SAM and Faster-LIO, the superiority of this method is demonstrated. The reconstruction accuracy achieved is high, and the reconstruction error remains consistent even as the running distance increases. Therefore, the method is suitable for application in real operational processes.

Conclusions This paper addresses the challenges of 3D reconstruction in metro tunnels by proposing a novel algorithm that combines the PLM with HMM sequence matching. The PLM is developed using drawing information, which serves as the foundation for the reconstruction process. Within the framework of particle filtering, the likelihood model is used to correct errors from the IMU and wheel speed sensor. This results in accurate odometer readings for the onboard robot. Furthermore, the issue of loop matching is reformulated as an HMM sequence matching problem. By constructing loop constraints, accumulated positioning errors are effectively eliminated. Finally, the pose and loop constraints derived from the odometer data are integrated into the optimization model for a large-scale factor map, enabling high-precision 3D reconstruction of the metro tunnel. Field tests conducted at the WeiJianian-ShuangShuianian and ShaHeyuan-DongZikou metro stations in Chengdu, with comparisons with other algorithms, demonstrate that the proposed PLM and HMM sequence matching algorithm significantly improve 3D reconstruction accuracy in metro tunnels, particularly in severely degraded environments.

Key words: Metro tunnels; Degenerate scenarios; Path likelihood; Sequence matching; Factor graph optimization