DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2024.06.026

# 轨道车辆检测系统点云数据仿真方法研究

## 张建豪,梁晨锐

#### (西南交通大学 牵引动力学国家重点实验室,四川 成都 610031)

**摘 要:**激光雷达可以通过激光脉冲对目标区域进行密集采样来快速生成三维点云,三维点云数据能够有效地用于环境三维重建、障碍物检测等算法,但轨道车辆在地铁环境下,采集到符合算法要求的激光雷达数据是一项非常具有挑战性的任务,需要消耗大量人力、物力。针对以上情况,提出一种轨道车辆检测系统点云数据仿真方法,通过对地铁隧道和激光雷达传感器建模,利用激光雷达工作原理生成有向激光束,并将有向激光束通过雷达模型和隧道模型的位置关系转换到相同坐标系中,通过光线投射原理来获得仿真数据。基于该方法,对不同半径线路以及含有障碍物的工况进行数据仿真。试验结果表明:该数据仿真方法有助于轨道车辆检测系统应用激光雷达的算法开发。

关键词:激光雷达;三维点云;隧道模型;激光雷达模型;数据仿真

中图分类号:TP391.9 文献标志码:B 文章编号:1671-5276(2024)06-0133-05

## Research on Point Cloud Data Simulation Method of Rail Vehicle Detection System

ZHANG Jianhao, LIANG Chenrui

(State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Although LIDAR can quickly generate 3D point clouds by densely sampling the target area with laser pulses, and 3D point cloud data can be effectively used for environmental reconstruction, obstacle detection and other algorithms, LIDAR data collecting in line with the algorithm requirements for rail vehicles in subway environments is a huge challenge requiring enormous human and material resources. To address the issue, this thesis proposes a point cloud data simulation method for rail vehicle detection systems. By modeling the subway tunnel and LIDAR sensor, directed laser beams are generated using the working principle of LIDAR, and the directed laser beams are transformed into the same coordinate system through the position relationship between the LIDAR model and the tunnel model. Simulation data is obtained through the principle of ray projection. Based on this method, data simulation for different radius lines and working conditions with obstacles are conducted, and the experimental results show that the proposed data simulation method will help the algorithm development of rail vehicle detection systems using LIDAR.

Keywords: LIDAR; 3D point cloud; tunnel model; LIDAR model; data simulation

## 0 引言

点云是指将相关传感器静止或耦合在自主移 动车辆上对目标物体或区域采集数据,并在计算 机上生成精确测量数据得到处于同一坐标系下的 点集。在众多 3D 成像系统中,激光雷达 (LIDAR)<sup>[1]</sup>因其对检测环境的准确感知以及在三 维空间检测的优势,不仅在地表勘测得到了大量 应用,也在自动驾驶等领域引起广泛关注。但是 受限于无法知道每次采集时传感器的确切位置及 姿态,因此在对三维重建、点云配准、障碍物检测 等算法进行验证时,并不能准确有效地分析算法 的误差。同时对大环境进行实地采集数据所需要 的人力、物力过高,特别是在特殊环境如轨道车辆 检测系统在地铁隧道环境下的时间成本和人力成 本更高,难以满足科研任务的需求。而对点云数 据进行仿真研究,则可以直接获得指定参数的点 云数据。此外,即使是现有传感器参数指标达不 到要求,也可以对传感器的数据进行模拟。

为了得到激光雷达的仿真数据,相关学者对 如何获得激光雷达仿真数据<sup>[2-5]</sup>进行了研究。王 盈等<sup>[6]</sup>为了提高空间目标激光雷达成像仿真的真 实性,提出了一种适用于复杂空间目标的在轨激 光雷达成像仿真方法,对开展基于激光雷达非合 作目标相对导航技术算法研究提供重要基础。 YUE 等<sup>[7]</sup>提出了一种基于计算机游戏的点云模 拟框架,该框架通过设置自动驾驶场景和用户配 置参数来收集点云数据,同时该数据还可以修复

**第一作者简介:**张建豪(1995—),男,河南开封人,硕士研究生,研究方向为机车车辆测控技术及故障诊断, 1414989394@qq.com。

神经网络的盲点。微软公司也开发了一款用于自 动驾驶汽车的高保真视觉和物理模拟引擎 AirSim<sup>[8]</sup>,可以方便地生成大量数据;并且该模拟 器还允许开发算法,可以无需对算法进行修改就 可移植到真实车辆上。FANG等<sup>[9]</sup>通过将障碍物 和感兴趣街道点云数据进行合成,从而获得带有 障碍物信息的点云数据,使仿真数据更加真实。 ZHAO等<sup>[10]</sup>提出了一种几何模型和物理模型相 结合的激光雷达建模方法,并对不同天气条件下 激光雷达信号衰减的特征进行建模,供激光雷达 用户和设计者使用。

地铁环境相对于公路环境较简单,隧道内的 物体通常在短时间内不会改变,这也使得轨道车 辆检测系统的点云数据仿真更加合理化。因此, 本文将模拟激光雷达的采集过程。首先对传感器 和地铁隧道进行建模,然后利用光线投射原理求 得激光束与物体表面的交点,从而得到激光雷达 的仿真数据。生成的仿真数据可用于相关算法的 验证及评估,不仅为算法研究提供数据依据,而且 还能提高算法验证的效率。

### 1 坐标系建立

激光雷达在实际采集数据过程中,坐标系通 常有雷达坐标系  $O_r - x_r y_r z_r$ 、车辆坐标系  $O_v - x_v y_v z_v$ 以及隧道坐标系  $O_t - x_t y_t z_t$ ,如图 1 所示。



图1 雷达、车辆和隧道坐标系

为使激光点云的仿真过程与实际采集数据一 致,在数据仿真过程中也使用雷达坐标系、车辆坐 标系和隧道坐标系;但由于传感器是与车辆耦合 在一起的,传感器坐标系与车辆坐标系的转换只 需要在算法开始时对相关参数进行初始化即可, 在后续计算中雷达坐标系和车辆坐标系的位置关 系是相对不变的。将激光传感器和车辆看作刚 体,那么3个坐标系之间的转换就可以看作刚体 之间的坐标系转换。 本文坐标系的转换用欧拉角来描述,设定隧 道坐标系为整个仿真模型的基础坐标系,同时设 定传感器绕z轴旋转的角度为偏航角 $y_{aw}(\psi)$ 、绕y 轴旋转的角度为俯仰角 $p_{itch}(\theta)$ 以及绕x轴旋转 的角度为滚转角 $r_{oll}(\phi)$ ,其中每个欧拉角对应的 旋转矩阵分别为 $R_{\psi}$ 、 $R_{\phi}$ 。那么在后续数据仿 真过程中求得有向激光束与隧道的交点时,就可 以将有向激光束与地铁隧道模型转换到同一坐标 系下,如通过旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 可将激光 坐标系下的点 P,转换到隧道坐标系下的点 P.;

$$\boldsymbol{P}_{\mathrm{r}} = \boldsymbol{R} \boldsymbol{P}_{\mathrm{r}} + \boldsymbol{T} \tag{1}$$

式中

$$\boldsymbol{R} = \boldsymbol{R}_{\psi} \boldsymbol{R}_{\theta} \boldsymbol{R}_{\phi} \tag{2}$$

## 2 仿真模型

#### 2.1 地铁隧道模型

地铁隧道模型采用面向对象的方法进行表示,地铁隧道模型将不同的地铁隧道构件对象进行集成,每一个构件都是一个独立的对象,如隧道 断面、钢轨等。同时将障碍物也作为隧道构件之 一,使每个构件都能作为一个独立的部分在三维 空间内表达。地铁隧道构件的参数可以根据需求 选取不同的地铁隧道图纸来提取,也可以根据自 身需求来添加相应的构件或障碍物。在同一环境 中所有地铁隧道构件处于同一坐标系下,通过给 构件添加位置约束来确定构件的空间位置,同时 也根据空间中3个角度的向量来控制构件的方 向。需要注意的是,构件在空间的位置是处于绝 对位置。

将隧道模型看作一个对象,那么隧道模型中 的构件都属于隧道的一部分,隧道断面、钢轨信 息、救生平台、电源箱、障碍物等信息构成了空间 中的三维隧道模型,则隧道可以表示为

 $T_{\text{tunnel}} = \{ C_1 \ C_2 \ \cdots \ C_n \}$ (3) 式中  $C_i(i=1,2,\cdots,n)$ 为地铁隧道中的构件,其中 每个构件都包含 4 种基本元素  $E^a \ E^b \ E^c \ E^d$ ,即

 $C_i = \{E_i^a \ E_i^b \ E_i^c \ E_i^d\}$  i=1,2,...,n (4) 式中: $E_i^a$  为构件标识; $E_i^b$  为构件结构几何信息; $E_i^c$ 为空间位置约束信息; $E_i^d$  为相邻构件及连接形 式。其中, $E_i^a$  可以给仿真方法提供构件信息,选 择合适的算法或者有其他需求时提高构件的辨识 度; $E_i^b$  能够为算法提供构件的几何尺寸信息,其 内容可以为一条也可以为多条; $E_i^c$  提供了构件的 空间位置约束,包含构件的 6 个自由度信息; $E_i^d$  提供了与构件相连接的其他构件以及它们之间的 连接形式。隧道模型的实例如图2所示,从图中 可以看出对隧道的各个构件进行了描述,各个构 件相互连接,相互作用形成了地铁隧道模型。



图 2 隧道模型

#### 2.2 虚拟激光雷达模型

激光雷达是一种复杂的高精度仪器,其内部 有许多精密仪器组成,并且各零件之间的协作关 系复杂,因此要对激光雷达内部进行建模是很困 难的。同时为了使激光雷达建模方式适用于各种 激光雷达,因此从应用的角度将整个激光雷达看 成一个整体,通过控制激光雷达的主要参数及扫 描方式来获取激光点云数据。

本文所使用的激光雷达主要参数有水平视场 角、垂直视场角、扫描频率、最大探测距离、水平角 分辨率、垂直角分辨率、测量精度等。根据激光雷 达原理生成有向激光束,采用光线投射的方法模 拟激光雷达发射有向激光束到通过物体反射回激 光雷达的整个过程。光线投射是指以某点为原点 向某一方向发射射线,该射线在三维空间中碰到 的第一个点即为激光束所得到的三维点,定义有 向激光束为

$$R_{\rm av} = l_{(\alpha,\beta)} \tag{5}$$

式中 α 和 β 分别为相对于激光雷达扫描线的水平 角度和垂直角度。那么将激光束 R<sub>ay</sub>按照雷达的 角分辨率、扫描频率及扫描方式进行相应的计算 即可完成对激光雷达的模拟。

根据激光雷达的工作原理<sup>[11]</sup>可知激光雷达 采集的数据是以传感器自身扫描中心为原点的, 因此激光坐标系 *O*<sub>r</sub> 与隧道坐标系 *O*<sub>1</sub> 并不重合。 将隧道坐标系作为绝对坐标系,激光雷达坐标系 是相对于隧道坐标系运动的,任何情况下有向激 光束都是从激光雷达坐标系原点出发,有向激光 束与地铁隧道坐标系相交示意图如图 3 所示。

在仿真数据过程中,激光雷达的自身位置姿态即激光雷达的6个自由度是确定的,结合水平

角度为 α 和垂直角度为  $\beta$  即可确定有向射线在雷达坐标系下的空间单位向量 n(m',n',p'),如图 4 所示。



图 3 有向激光束与地铁隧道坐标系相交示意图



图 4 有向射线示意图

$$\begin{cases} m' = \cos\alpha \cos\beta \\ n' = \sin\alpha \cos\beta \\ p' = \sin\beta \end{cases}$$
(6)

通过坐标系转换即可将雷达坐标系下的有向 射线的单位向量转换到隧道坐标系下:

$$\boldsymbol{n} = \boldsymbol{R} \begin{bmatrix} \boldsymbol{m}' \\ \boldsymbol{n}' \\ \boldsymbol{p}' \end{bmatrix}$$
(7)

式中**R**为雷达坐标系转换到隧道坐标系的旋转 矩阵。

设 *O<sub>r</sub>*(*X<sub>r</sub>*,*Y<sub>r</sub>,<i>Z<sub>r</sub>*)为激光雷达坐标系原点在隧 道坐标系下的坐标,那么射出的激光束空间直线 方程为

$$\frac{x - X_{\rm r}}{m'} = \frac{y - Y_{\rm r}}{n'} = \frac{z - Z_{\rm r}}{p'}$$
(8)

联合式(3)与式(8)进行求解交点,将一帧激 光雷达数据按角分辨率、扫描方式及时间顺序求 解获得,同时根据激光雷达扫描精度给予一定的 数据偏差以及根据入射角度和设定物体反射率使 得仿真数据存在误差及损耗即可完成对地铁运行 环境下的点云数据进行仿真。

## 3 仿真试验

为了对本文的方法进行验证,使用所提出的 方法通过设置激光传感器参数、隧道模型参数来 生成地铁隧道环境下的激光点云数据。考虑到地 铁隧道的使用环境,对激光雷达的参数提出需求。 激光传感器仿真参数如表1所示。

参数名称	数值
最大探测距离/m	300
水平视场角/(°)	15
垂直视场角/(°)	15
水平角分辨率/(°)	0.05
垂直角分辨率/(°)	0.05
激光扫描线/条	300
帧频/(帧・s <sup>-1</sup> )	10
扫描精度/cm	±2

表1 激光传感器仿真参数

本次试验隧道模型的隧道断面采用矩形断 面。为使得仿真数据更贴近于真实环境,隧道模 型中的部分构件通过施工图纸获得。隧道模型的 部分构件如图 5 所示,其中包含隧道断面、钢轨、 信标、救生平台等。



根据所提出的激光雷达数据仿真方法对直线 及不同半径的点云数据进行仿真,仿真结果如 图 6所示。从图中可以看出:随着线路曲线半径不 断减小,激光雷达在曲线路况下的探测距离是不断 减小的,符合激光雷达在真实环境中的探测规律。



为了便于数据应用于障碍物检测等算法,在 隧道模型中添加障碍物构件。图7展示了在直线 和曲线工况下添加检测人员(障碍物)的仿真 结果。



图 7 直线和曲线含有障碍物仿真图

#### 4 结语

本文针对激光雷达在轨道车辆检测系统中的 应用,提出了一种轨道车辆检测系统点云数据仿 真方法。通过坐标系转换及对隧道和激光雷达建 模,同时输入相关的系统参数,成功生成了不同半 径下及含有障碍物的激光雷达仿真数据。由于开 发应用于轨道车辆检测系统相关算法需要各种数 据来评估算法性能,本文所提出的点云数据仿真 方法能够有效地帮助开发各种激光雷达数据类型 的处理算法,满足算法开发的各种需求。此外,点 云数据仿真能够在传感器实际装车之前更经济、 更快地获取点云数据,同时获取的点云数据质量 更高,因此能够有效提高验证检测系统相关数据 处理算法的效率。

### 参考文献:

- [1] FUJII T, FUKUCHI T. Laser Remote Sensing[M]. Boca Raton: Marcel Dekker Inc, 2005.
- [2] LOHANI B, MISHRA R K. Generating LiDAR data in laboratory: LiDAR simulator [J]. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens, 2007, 52(1): 264-269.
- [3] 陈少扬. 多线激光雷达点云数据的模拟仿真研 究[D]. 厦门:厦门大学,2020.
- [4] DESCHAUD J E, PRASSER D, DIAS M F, et al. Automatic data driven vegetation modeling for lidar simulation [C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, MN, USA: IEEE, 2012:5030-5036.
- [5] SHAN T X, WANG J K, CHEN F F, et al. Simulation-

based lidar super - resolution for ground vehicles [ J ]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 134:103647.

- [6] 王盈, 黄建明, 刘玉等. 空间目标激光雷达成像仿真 技术[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(9): 109-114.
- [7] YUE X Y, WU B C, SESHIA S A, et al. A LiDAR point cloud generator: from a virtual world to autonomous driving [C]//Proceedings of the 2018 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval. Yokohama, Japan: ACM, 2018:458-464.
- [8] SHAH S, DEY D, LOVETT C, et al. AirSim: high fidelity visual and physical simulation for autonomous vehicles [C]//Hutter M, Siegwart R. Field and Service Robotics. Cham: Springer, 2018:621-635.

- [9] FANG J,ZHOU D F,YAN F L, et al. Augmented LiDAR simulator for autonomous driving[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2):1931-1938.
- [10] ZHAO J, LI Y X, ZHU B, et al. Method and applications of lidar modeling for virtual testing of intelligent vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(5):2990-3000.
- [11] 李现坤,李泷杲,李栋,等. 激光雷达测量精度实验分析[J]. 机械制造与自动化,2018,47(3):190-193.

收稿日期:2023-04-20

## (上接第132页)

## 参考文献:

- [1] 中国建筑节能协会. 中国建筑能耗研究报告 2020[J]. 建 筑节能(中英文), 2021, 49(2):1-6.
- [2] JIA F, LEI Y G, GUO L, et al. A neural network constructed by deep learning technique and its application to intelligent fault diagnosis of machines[J]. Neurocomputing, 2018, 272(C):619-628.
- [3] WANG Z M, TIAN J Y, FANG H, et al. LightLog: a lightweight temporal convolutional network for log anomaly detection on the edge[J]. Computer Networks, 2022,203:108616.
- [4] KORVEL G, TREIGYS P, TAMULEVICUS G, et al. Analysis of 2D feature spaces for deep learning-based speech recognition[J]. Journal of the Audio Engineering Society, 2018, 66(12):1072-1081.
- [5] BOU NASSIF A, SHAHIN I, ATTILI I, et al. Speech recognition using deep neural networks: a systematic review[J]. IEEE Access, 2885, 7:19143-19165.
- [6] 柴天佑,刘强,丁进良,等.工业互联网驱动的流程工 业智能优化制造新模式研究展望[J].中国科学:技 术科学,2022,52(1):14-25.
- [7] DUAN A, GUO L, GAO H L, et al. Deep focus parallel convolutional neural network for imbalanced classification of machinery fault diagnostics [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69 (11):

8680-8689.

- [8] HU Z X, JIANG P. An imbalance modified deep neural network with dynamical incremental learning for chemical fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019,66(1):540-550.
- [9] YANG G, ZHONG Y, YANG L, et al. Fault diagnosis of harmonic drive with imbalanced data using generative adversarial network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:3519911.
- [10] 丁胜夺,赵刚,阎红巧,等. 基于遗传理论的改进数据 过采样方法[J]. 计算机系统应用,2022,31(2): 185-190.
- [11] 申存骁. 基于数据的冷水机组故障检测与诊断[D]. 济南:山东建筑大学,2022.
- [12] 程晓倩. 面向类别不平衡数据的工业过程多故障诊 断方法研究[D]. 北京:北京化工大学,2022.
- [13] COMSTOCK M C, BRAUN J E, GROLL E A. A survey of common faults for chillers/discussion [J]. Ashrae Transactions, 2002, 108: 819.
- [14] COMSTOCK M C, BRAUN J E, BERNHARD R. Development of analysis tools for the evaluation of fault detection and diagnostics in chillers [M]. [S.I]: Purdue University, 1999.

收稿日期:2023-04-14