

# 基于激光雷达的运动补偿方法

庞正雅<sup>1</sup>, 周志峰<sup>1\*</sup>, 王立端<sup>2</sup>, 叶珏磊<sup>1</sup>

<sup>1</sup>上海工程技术大学机械与汽车工程学院, 上海 201620;

<sup>2</sup>上海司南卫星导航技术股份有限公司, 上海 201801

**摘要** 激光雷达运动补偿是智能车动态背景目标检测中不可避免的过程。提出了一种基于激光雷达的运动补偿算法。首先通过四元数法求解车体在上一个扫描周期与当前扫描周期的位姿变化矩阵。其次, 根据静态场景的特点及历史激光雷达数据帧生成的数据包, 利用高斯混合模型对时间坐标系下的背景进行建模。考虑到高斯混合模型在动态场景下容易失效, 通过运动补偿将动态背景转换为静态背景, 再用高斯混合模型对时间列表中所有历史帧进行处理, 得到  $T$  时刻运动目标的原点特征点, 将特征点与当前帧中符合的点相匹配进一步细化点在当前帧中的新位置。经过实验验证, 该方法成功地对背景运动进行了估计和补偿, 适合应用于三维环境下实时运动目标的检测。

**关键词** 成像系统; 四元数法; 高斯混合模型; 运动补偿; 目标检测

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.021106

## Motion Compensation Method Based on Lidar

Pang Zhengya<sup>1</sup>, Zhou Zhifeng<sup>1\*</sup>, Wang Liduan<sup>2</sup>, Ye Juelei<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

<sup>2</sup>Shanghai Compass Satellite Navigation Technology Co. Ltd., Shanghai 201801, China

**Abstract** Lidar motion compensation is a crucial step in detection of dynamic background targets in smart cars. Herein, a motion compensation algorithm is proposed based on lidar. Firstly, the pose change matrix of the vehicle body between the previous and the current scan periods is solved using quaternion method. Secondly, according to the characteristics of the static scene and the data packets generated by the historical lidar data frame, the Gaussian mixture model is used to model the background over time coordinate system. The Gaussian mixture model is prone to failure in dynamic scenes, therefore, in this study, the dynamic background is first converted into a static background by motion compensation. Then, the Gaussian mixture model is used to deal with all historical frames in the time list, and feature points of the original point of the moving target are found at  $T$  moment. The alignment of feature points with the points in the current frame is used to further refine the new position of matching points in the current frame. Experimental results show that the proposed method can successfully estimate and compensate for the background motion and is suitable for real-time detection of moving targets in 3D environments.

**Key words** imaging systems; quaternion method; Gaussian mixture model; motion compensation; target detection

**OCIS codes** 110.3010; 110.6880; 150.6910

## 1 引言

随着各种环境感知传感器的不断发展, 智能车辆感知环境信息的效率得到了有效提升。对于无人驾驶汽车来说, 运用激光雷达检测环境的感知和动

态背景下的运动目标已成为该领域的研究热点。在计算机视觉和模式识别领域中, 基于视觉的静态背景下的运动目标检测研究已较为成熟, 而主要处理传感器姿态变化的动态背景下的目标检测仍然是研究的重点和难点。相比传统传感器, 激光雷达受天

收稿日期: 2019-06-22; 修回日期: 2019-07-05; 录用日期: 2019-07-09

基金项目: 上海市科学技术委员会科研基金(17511106700)

\* E-mail: zhousjtu@126.com

气影响小且可精确测得参考点点云坐标信息,将激光雷达应用到智能车动态背景目标检测中时必须要考虑其运动补偿的问题。

运动补偿主要是通过处理前一帧数据来预测、补偿当前的信息。传感器的各自数据类型不一致,导致解决运动目标检测问题的方法不一样。文献[1-2]基于差分的方法利用静止的相机获取图像序列中的运动目标,相机运动时无法检测到运动目标;针对移动相机运动目标的检测,文献[3]提出直接估计相机运动参数的方法,直接测量相机运动参数是消除视觉背景运动的最佳方法,但有的时候无法直接测量这些参数;文献[4]提出一种几何变换的方法,这种方法计算量较小,适合实时计算;文献[5-7]主要基于视觉的方法,利用颜色特征进行背景运动估计,解决了相机运动引起的动态背景问题;文献[6]基于仿射变换对相机运动进行建模,利用背景运动补偿帧检测运动目标,而对于激光雷达是通过计算当前帧与前一帧的差值来进行运动补偿,该方法计算量太大,不适合在三维距离数据中完成;文献[8-10]针对三维点云数据进行运动目标检测,根据目标识别及跟踪的结果对目标的动态特性进行研究,但算法的主要功能是对目标进行识别;文献[11]基于八叉树的占用网格来模拟车辆周围的动态环境,通过比较扫描前后帧数据的不一致来检测移动物体,但是该方法需要较高计算成本且不适用前后帧彼此改变的情况;文献[12]提出一种生成对象检测算法,可提取不同大小和形状的对象,但无法在动态背景下工作。

基于以上问题,本文提出一种基于激光雷达的运动补偿算法。根据静态背景场景的特点以及历史激光雷达数据帧生成的数据包,利用高斯混合模型对时间  $T$  坐标系下的背景进行建模。高斯混合模型在静态背景场景下具有良好的性能,但在动态场景下容易失效。因此,通过运动补偿将动态背景转换为静态背景,再用高斯混合模型对时间  $T$  列表中

所有历史帧进行处理,得到  $T$  时刻运动目标的原点特征点,将特征点与当前帧中符合的点相匹配,进一步细化点在当前帧中的新位置。实验结果表明,该方法在大多数情况下是可靠的,可以成功地对背景运动进行估计和补偿,适合应用于三维环境下运动目标的检测。

## 2 激光雷达运动补偿问题

激光雷达作为一种通过自身发出激光束感知周围环境且受外界环境影响较小的主动传感器,主要应用于无人驾驶汽车环境感知、机器人环境感知、无人机测绘等领域。激光雷达较相机等其他可见光的传感器而言,具有两点优势。其一,激光雷达获得的激光束回波数据中包含准确的三维场景中参考点的距离及点云坐标信息,并且受恶劣天气的影响较小,该优势随着工业水平的快速发展而应用更加广泛;其二,激光雷达获取的是连续的数据,主要通过水平方向  $360^\circ$  旋转获取回波数据,不同于相机,相机获取的图像帧是瞬时的。

将 RS-LiDAR-16 激光雷达安装在车顶上,机械式的激光雷达绕轴扫描,转速为  $10 \text{ Hz} \cdot \text{s}^{-1}$ ,扫一圈需要  $0.1 \text{ s}$ 。RS-LiDAR-16 采用混合固态激光雷达,快速旋转 16 个激光发射组件,同时发射高频率激光束,对外界环境进行持续性扫描,测量距离高达  $150 \text{ m}$ ,测量精度在  $\pm 2 \text{ cm}$  以内,出点数高达  $320000 \text{ spot} \cdot \text{s}^{-1}$ ,水平测角为  $360^\circ$ 、垂直测角为  $-15^\circ \sim 15^\circ$ ,根据测距算法提供三维空间点云数据及物体反射率。在绝大多数自主车感知的场景下,道路可行驶区域中的车辆、行人及道路两旁的树木、路沿、电线杆等都是呈垂直方向的结构特性,因此在相对平坦的地面上可以近似忽略车体垂直方向的运动,主要考虑激光雷达水平方向的运动补偿。假设车行驶速度为  $36 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ ,即  $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ,则在  $0.1 \text{ s}$  时车子已行驶  $1 \text{ m}$  的路程。因为激光雷达是

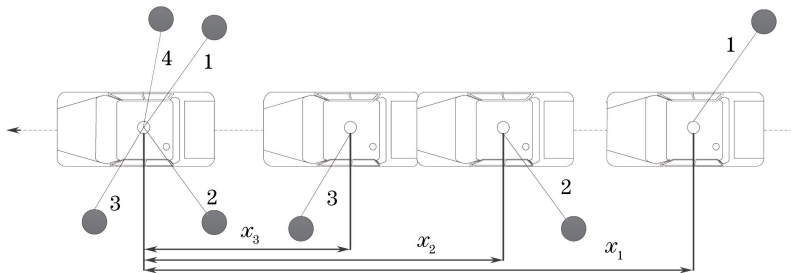


图 1 激光雷达扫描一圈示意图

Fig. 1 Schematic of laser radar scanning a circle

通过不停的 360° 旋转扫描获取回波数据,即在雷达扫完一圈时将这一圈所扫描到的点云数据发送出来,所以此时车在行驶过程中会不可避免地存在一定的数据偏差,故需要补偿消除自我运动的影响。

假设图 1 最右侧为激光雷达起始点扫描到物体 1,经过行驶不同距离分别扫描到另外 3 个物体。最后激光雷达发出的为最左侧融合在同一个坐标系下的信息,即为物体 4 所在的坐标系,车一直在行驶过程中导致这些扫描的信息是不准确的,因此需要运动

补偿。同一坐标系下的物体 1 的状态反向加上实际运动的距离  $x_1$  得到的才是正确的数据,物体 2、3 同理加上各自的运行距离  $x_2$ 、 $x_3$ 。由于激光雷达获取一帧雷达数据周期较短,可近似认为车体位姿的变化在平移与旋转方面都是匀速变化的。如图 2 所示,利用车体坐标系之间的变化表示出在一帧数据内自主车车体位姿的变化。其中图 2(a)描述了一帧时间  $t$  内车体在行进过程中的平移运动,图 2(b)描述了在一帧时间  $t$  内车体行驶过程中旋转位姿的变化。

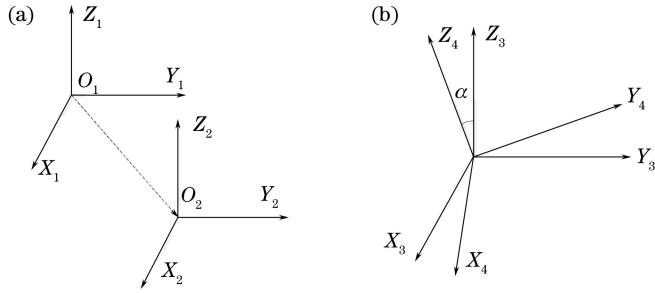


图 2 车体坐标变换示意图。(a)车体平移运动;(b)车体旋转运动

Fig. 2 Schematics of vehicle body coordinate transformation. (a) Translational motion of vehicle body; (b) rotation motion of vehicle body

### 3 激光雷达运动补偿算法

激光雷达运动补偿问题涉及到车体位姿在平移与旋转方面的变化,在求解方程时需要将旋转矩阵参数化。常用的方法有以下三种,如表 1 所示。其中欧拉角法只需 3 个独立参数但是会产生奇异值且

运算复杂,方向余弦法需要 9 个参数但 6 个参数独立,不适合实时解算。四元数法与另外两种相比具有三点优势:1)数量上仅需要求解 4 个方程;2)四元数法可以避免在使用欧拉角时出现的奇异值问题;3)四元数解算相对容易执行。

表 1 转换矩阵参数化方法优缺点比较

Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of transformation matrix parameterization methods

Method	Advantage	Disadvantage
Euler angles method	Only three differential equations (three independent parameters) are required; it is directly initialized by pitch, yaw, and roll angle	Nonlinear differential equation; there is no singular value at $\pm 90^\circ$ ; the order of rotation is important
Direction cosine method	Linear equation; no singular value; the direction of the transformation matrix is solved	Six independent differential equations; complex computation; Euler angles can not be obtained directly
The quaternion method	There are only four differential equations; no singular values and easy solutions; the way only need three differential equations (three independent parameters); it is directly initialized by pitch, yaw and roll angle	Euler angle and transformation matrix can not be obtained directly; the initial conditions for Euler angles must be used

#### 3.1 四元数法

欧拉定理指出,刚体即载体坐标系相对于参考坐标系 XYZ 的旋转可以由绕固定轴旋转的方向角

$\theta$  表示,并且用旋转角的方向余弦定义了旋转方向。图 3 为四元数的空间描述,其中  $\theta$  为旋转角, $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  定义了沿旋转轴的单位矢量  $n$  的方向。

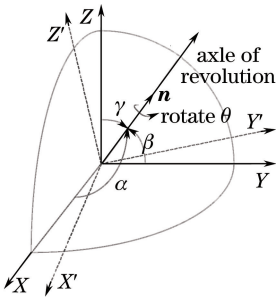


图3 相对于参考坐标系的四元数的空间描述

Fig. 3 Spatial description of quaternion relative to reference coordinate system

四元数法是用4个参数表示旋转矩阵的<sup>[13]</sup>,定义为

$$q = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} = \left[ \frac{\theta_x}{\theta} \sin \frac{\theta}{2} \quad \frac{\theta_y}{\theta} \sin \frac{\theta}{2} \quad \frac{\theta_z}{\theta} \sin \frac{\theta}{2} \quad \cos \frac{\theta}{2} \right]^T, \quad (1)$$

式中: $\theta = \sqrt{\theta_x^2 + \theta_y^2 + \theta_z^2}$ 为旋转角; $\frac{\theta_x}{\theta}$ 、 $\frac{\theta_y}{\theta}$ 、 $\frac{\theta_z}{\theta}$ 为旋转轴相对于参考坐标系的方向余弦。四元数的分量满足: $q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 + q_4^2 = 1$ ,这表明3个独立的四元数分量就足够描述一个刚体的旋转。四元数的参数是时间的函数,相关微分方程为

$$\dot{q} = \frac{1}{2} \overline{\Omega}(\omega) q, \quad (2)$$

式中: $\overline{\Omega}(\omega)$ 可以写为反对称矩阵,即

$$\overline{\Omega}(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & \omega_z & -\omega_y & \omega_x \\ -\omega_z & 0 & \omega_x & \omega_y \\ \omega_y & -\omega_x & 0 & \omega_z \\ -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\Omega_{3 \times 3} & \omega_{3 \times 1} \\ -\omega_{1 \times 3}^T & 0 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: $\omega = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$ 为载体旋转的角速率; $\Omega$ 为 $\omega$ 的反对称矩阵。

如果某时刻的四元数已知,旋转矩阵 $R$ 就可以由以下的关系式直接得到:

$$R = \begin{bmatrix} R_{1,1} & R_{1,2} & R_{1,3} \\ R_{2,1} & R_{2,2} & R_{2,3} \\ R_{3,1} & R_{3,2} & R_{3,3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 & 2(q_1 q_2 - q_3 q_4) & 2(q_1 q_3 + q_2 q_4) \\ 2(q_1 q_2 + q_3 q_4) & -q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 & 2(q_2 q_3 - q_1 q_4) \\ 2(q_1 q_3 - q_2 q_4) & 2(q_2 q_3 + q_1 q_4) & -q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 + q_4^2 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

在由一系列过程得到的姿态角确定初始矩阵之后,四元数的初始值的计算式可表示为

$$\begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.25(R_{3,2} - R_{2,2})/q_4 \\ 0.25(R_{1,3} - R_{3,1})/q_4 \\ 0.25(R_{2,1} - R_{1,2})/q_4 \\ 0.5\sqrt{1 + R_{1,1} + R_{2,2} + R_{3,3}} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

### 3.2 基于高斯混合模型改进的运动补偿算法

自主车运动时激光雷达采集的数据参考坐标系不一致,时间与运动距离的不同使得不接近的数据集间的空间关联性较小。高斯混合模型在动态场景下工作性能差但在静态场景下建模性能良好,所以首先通过运动补偿将动态背景转换为静态背景,再用高斯混合模型对时间列表中所有历史帧进行处理。

运动补偿重点是利用历史帧点云数据预测下一帧数据,实现对下一帧点云数据的补偿。改进的运动补偿算法流程图如图4所示。首先采用四元数法将激光雷达扫描到的一帧数据统一转换到最终输出点云的坐标系下;其次初始化高斯混合分布的三个

参数:混合系数、均值向量、协方差矩阵,计算帧内每个点云的混合成分的后验概率,依次更新模型参数;然后插入高斯排序函数对点云的混合系数进行排序,依次对特征点进行分类,若特征点所属高斯模型为背景,则将特征点分类为背景,反之则将特征点分类为动态特征点;最后根据特征点预测出下一帧点云的状态实现运动补偿。算法对应的代码如图5所示,其中, $\pi_{EPos}$ 、 $\pi_{NPos}$ 、 $\pi_{Azimuth}$ 分别表示东方位角、北方位角和地理坐标系中的方位角, $Z_{dyn}$ 和 $X_i$ 表示特征点云集和 $t$ 时刻点云集, $i$ 为点的编号, $N$ 表示点的总数, $(x_t)_i$ 表示 $t$ 时刻点云集中第 $i$ 个点, $(X_t)_i$ 表示 $t$ 时刻第 $i$ 个点的高斯混合模型, $\omega_k$ 表示用于背景估计的第 $k$ 个单一高斯模型的权重, $K$ 表示每个点的单一高斯模型的总数, $n$ 表示匹配的点云数, $(\omega_s)_k$ 表示属于第 $k$ 个单一高斯模型背景的似然性, $K_s$ 表示 $k$ 个似然性求和最小值时 $k$ 的值, $\cup z_i$ 表示符合特征点的点集合。

## 4 实验结果及分析

为了证明所提方法的有效性,对户外数据集进

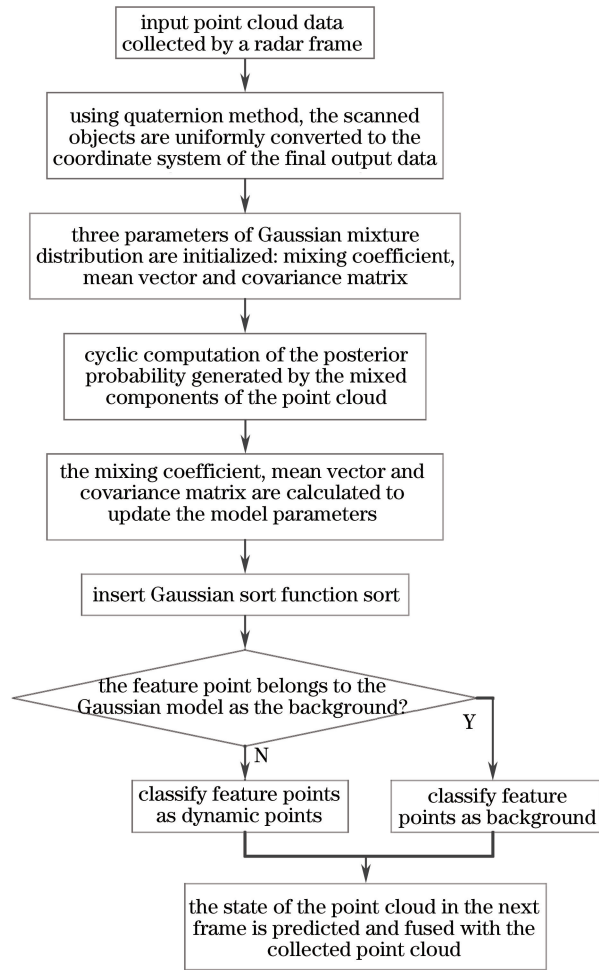


图4 改进的运动补偿算法流程图

Fig. 4 Flow chart of improved motion compensation algorithm

行了实验验证。激光雷达及 GPS 安装在特定的支架上,如图 6 所示。数据集由 RS-LiDAR-16 激光雷达采集,其旋转频率约为 10 Hz,采用司南导航 GPS/IMU 导航单元。实验运行在一台配备 1.7 GHz Core i7 和 8 GB 随机存取存储器的 PC 上,基于 Linux Ubuntu 14.04 系统,并在此系统上安装机器人操作系统(ROS),所有的算法通过 C++ 在 ROS 系统上实现。

汽车以  $10\sim 15\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$  的速度行驶在上海司南卫星导航技术股份有限公司附近的道路上,基于此,进行实验数据采集,选取车流量较少的时间满足城市交通道路的环境。图 7 为激光雷达运动时原始点云数据即未运动补偿时的数据。图 8 中白色数据为运动补偿后的数据,可以看到原始数据与其存在明显的差距,该差距在自主车行驶较快时表现得更为明显。

图 9 激光雷达的位置位于圆的中心位置,选取四帧汽车在交通路口转弯时激光雷达在这段时间内

的运动补偿情况来展示算法的性能,可以看到道路旁的树木,在这段时间内未扫描到移动物体。图 10 为汽车以  $10\sim 15\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$  的速度正常行驶时一辆汽车从进入采集数据的界面到离开的一个连续数据显示,这四幅图展示了所提算法在遇到动态物体时运动补偿未受到影响,可以看出汽车的轮廓在运动补偿后发生的变化。

## 5 结 论

本文基于激光雷达提出一种基于高斯混合模型改进的运动补偿算法,由于高斯混合模型容易在动态场景下失效,因此首先通过四元数法将激光雷达扫描到的一帧数据统一转换到最终输出点云的那个坐标系下,再利用高斯混合模型对时间  $T$  列表中所有历史帧进行处理,将特征点与当前帧中符合的点相匹配进一步细化点在当前帧中的新位置,根据特征点预测出下一帧点云的状态实现运动补偿。实验结果表明,该方法具有良好的运动补偿性能,可以应

---

Improved lidar motion compensation pseudo-code based on Gaussian mixture model

---

Input time  $t-1$  dot cluster  $X_{t-1} = \{(x_{t-1})_i | i \in [0, N]\}$ . The three parameters for initializing the Gaussian mixture distribution  $(X_t)_i = \{\mu_k, \sigma_k, \omega_k | k \in [1, K], \sum \omega_k = 1\}$  are represented by the mean  $\mu_k$  and variance  $\sigma_k$  of the  $i$ th point.

For each  $(x_t)_i$ , the weight of the  $k$ -th Gaussian mixture model is represented by  $\omega_k$ ,  $Z_t \{z_i(r_i, \theta_i), \pi_{EPoS}, \pi_{NPoS}, \pi_{Azimuth} | i \in [0, N]\}$  is the set of characteristic points at time  $t$ ,  $z_i$  is the  $i$ th feature point,  $r_i$  is the measuring range, and  $\theta_i$  is the pitch angle of the laser beam.

Output  $Z_{dyn}, X_t$

for  $z_i \in Z_{t,N}$  do

$(g_t)_k, n \leftarrow \text{MatchingTest}(z_i, (x_{t-1})_i)$ ,  $(g_t)_k$  is the single Gaussian model of feature points

$(X_t)_i \leftarrow \text{UpdateModel}[(X_{t-1})_i, z_i, (g_t)_k]$  ,  $(\omega_k)_k \leftarrow \omega_k / \sigma_k$  ,

$(\omega_s)_k \leftarrow \text{getsort}[(x_t)_i]$

Insert Gaussian sort function  $[(\omega_s)_k, (x_t)_i]$

for  $\omega_k \in \omega_{s,K}$  do

$K_s \leftarrow \arg \min \left\{ \sum_{k=1}^K (\omega_s)_k > \rho \right\}$

end

if  $(n < K_s)$  then

$Z_{dyn} \leftarrow \cup z_i$

end

end

---

图 5 基于高斯混合模型改进的激光雷达运动补偿伪代码

Fig. 5 Improved lidar motion compensation pseudo-code based on Gaussian mixture model



图 6 激光雷达安装及实验设备

Fig. 6 Lidar installation and experimental equipment

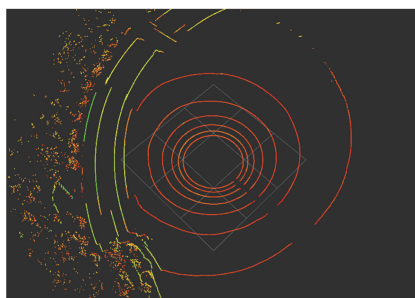


图 7 原始点云数据

Fig. 7 Original point cloud data

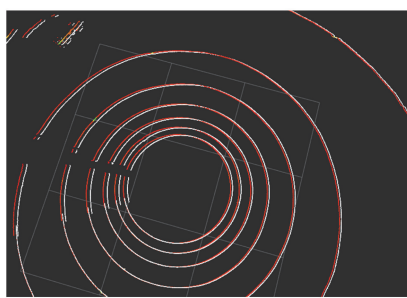


图 8 运动补偿后的点云数据

Fig. 8 Point cloud data after motion compensation

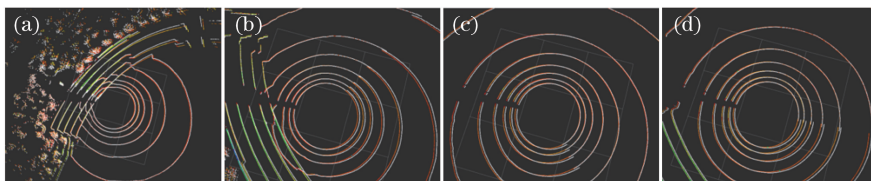


图 9 汽车交通路口转弯时的运动补偿结果

Fig. 9 Motion compensation results when vehicle turns at traffic intersection

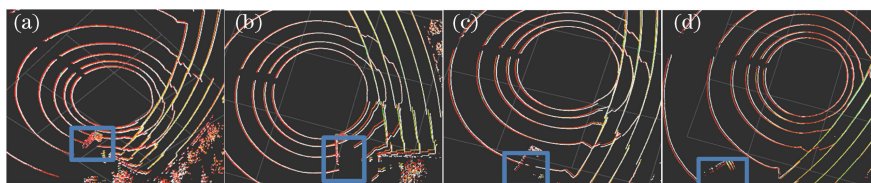


图 10 有汽车进入运动补偿区域时的运动补偿结果

Fig. 10 Motion compensation results when vehicle enters the motion compensation area

用在运动目标的实时检测中。但是行驶速度过快时,检测到的物体的轮廓容易模糊,因此仍需要进一步优化。

### 参 考 文 献

- [1] Lipton A J, Fujiyoshi H, Patil R S. Moving target classification and tracking from real-time video[C] // Proceedings of the 4th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV '98), October 19-21, 1998, Princeton, NJ, USA. New York: IEEE, 1998: 8-14.
- [2] Hwang J, Ooi Y, Ozawa S. A visual feedback control system for tracking and zooming a target[C] // Proceedings of the 1992 International Conference on Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation, November 13-13, 1992, San Diego, CA, USA. New York: IEEE, 1992: 740-745.
- [3] Murray D, Basu A. Motion tracking with an active camera[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(5): 449-459.
- [4] Odobez J M, Bouthemy P. Detection of multiple moving objects using multiscale MRF with camera motion compensation [C] // Proceedings of 1st International Conference on Image Processing, November 13-16, 1994, Austin, TX, USA. New York: IEEE, 1994: 257-261.
- [5] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1337-1342.
- [6] Behrad A, Shahrokni A, Motamedi S A, et al. A robust vision-based moving target detection and tracking system[C] // The Proceeding of Image and Vision Computing Conference, July 7-14, 2001, Vancouver, British Columbia, Canada. New York: IEEE, 2001.
- [7] Elhabian S Y, El-Sayed K M, Ahmed S H. Moving object detection in spatial domain using background removal techniques-state-of-art[J]. Recent Patents on Computer Science, 2008, 1(1): 32-34.
- [8] Ilas C. Electronic sensing technologies for autonomous ground vehicles: a review[C] // 2013 8th International Symposium on Advanced Topics in

- Electrical Engineering (ATEE), May 23-25, 2013, Bucharest, Romania. New York: IEEE, 2013: 13778638.
- [9] Teichman A, Levinson J, Thrun S. Towards 3D object recognition via classification of arbitrary object tracks[C] // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE, 2011: 4034-4041.
- [10] Held D, Levinson J, Thrun S. A probabilistic framework for car detection in images using context and scale[C] // 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 14-18, 2012, Saint Paul, MN, USA. New York: IEEE, 2012: 1628-1634.
- [11] Azim A, Aycard O. Detection, classification and tracking of moving objects in a 3D environment[C] // 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 3-7, 2012, Alcalá de Henares, Spain. New York: IEEE, 2012: 802-807.
- [12] Kaestner R, Maye J, Pilat Y, et al. Generative object detection and tracking in 3D range data[C] // 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 14-18, 2012, Saint Paul, MN, USA. New York: IEEE, 2012: 3075-3081.
- [13] Noureldin A, Karamat T B, Georgy J. Fundamentals of inertial navigation, satellite-based positioning and their integration[M]. Huang W Q, Zhao L, Transl. Beijing: National Defense Industry Press, 2017. 埃博尔梅德·纽若丁, 塔什芬·卡拉麦特, 雅克·乔治. 惯性导航、卫星定位及其组合的基本原理[M]. 黄卫权, 赵琳, 译. 北京: 国防工业出版社, 2017.