# 周报

**汇报人：　金宇强**
**汇报时间：2020.02.05**

<table>
<tr><td rowspan="2">本周工作</td><td>文献阅读情况</td><td>[1] J. Zhang and S. Singh, "LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-time," in Robotics: Science and Systems, 2014, vol. 2, no. 9.<br>[2] P. Geneva, K. Eckenhoff, W. Lee, et al, "Openvins: A research platform for visual-inertial estimation," in 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2020: IEEE, pp. 4666-4672.<br>[3] S.-S. Huang, Z.-Y. Ma, T.-J. Mu, et al, "Lidar-Monocular Visual Odometry using Point and Line Features," in 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2020: IEEE, pp. 1091-1097.<br>[4] X. Zuo, P. Geneva, W. Lee, Y. Liu, and G. Huang, "LIC-Fusion: LiDAR-Inertial-Camera Odometry," in 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2019: IEEE, pp. 5848-5854.<br>[5] K. Li, M. Li, and U. D. Hanebeck, "Towards high-performance solid-state-lidar-inertial odometry and mapping," arXiv preprint arXiv:2010.13150, 2020.</td></tr>
<tr><td>工作进展</td><td>1. 基于文[1]学习 LOAM 框架，并在秦通开源的 A-LOAM 框架上进行改进，先是推导线面特征的雅克比，然后使用解析求导代替自动求导，在保证精度的前提下，提升了算法的运行效率，平均每帧的运算时间缩短了 16%。<br>2. 部分文献的整理与阅读，并学习了部分 Li Mingyang 博士的毕业论文（导师：Anastasios Mourikis），有关 MSCKF 的改进框架（VIO）。</td></tr>
<tr><td>下一周工作计划</td><td colspan="2">1. 继续学习 Li Mingyang 的博士论文，重点关注在线标定与 MSCKF 中存在的问题，写文献总结。<br>2. 构建 KITTI 点云地图，学习基于回环的误差修正原理、基于先验观测的误差修正原理、建图流程及代码实现。<br>3. 阅读领域内前沿文献。</td></tr>
</table>

# 激光里程计的点云特征匹配算法实现

金宇强

**摘要** 点云匹配是利用激光里程计 LO 进行导航、定位与地图构建的基础。本文首先介绍了基本的点与向量的运算，然后定义了点云中的特征——曲率，并说明了基于该特征描述进行位姿估计的方法与步骤。其次介绍了目前的相关开源 LO 算法：LOAM 和 A-LOAM。最后，基于本文中定义的点线特征残差函数与推导的雅克比，使用解析求导代替 A-LOAM 中的自动求导，实现了线面特征匹配算法，并对结果进行了分析，验证了有效性。

**关键词** 激光里程计；点线特征匹配；A-LOAM

## 1 点云线面特征提取

本节首先对点和向量的基础运算（内外积）进行了说明，推导了点线、点面距离的计算公式，并给出了内外积的微分性质，供下文参考。其次，基于 LOAM 提出曲率特征，简要说明了线面特征提取与使用的方法。

### 1.1 线面特征几何基础

内积又称为数量积，是向量的点乘。设有向量$\boldsymbol{a}=(x_1,y_1,z_1)$，$\boldsymbol{b}=(x_2,y_2,z_2)$，则$\boldsymbol{a}$和$\boldsymbol{b}$的内积可表示为：

$$\boldsymbol{a}\cdot\boldsymbol{b}=x_1x_2+y_1y_2+z_1z_2 \tag{1}$$

内积的几何表示为：

$$\boldsymbol{a}\cdot\boldsymbol{b}=|\boldsymbol{a}||\boldsymbol{b}|cos\theta \tag{2}$$

其中$\theta$为向量$\boldsymbol{a}$和$\boldsymbol{b}$之间的夹角，若$\boldsymbol{b}$为单位向量是，内积就是$\boldsymbol{a}$在$\boldsymbol{b}$上的投影分量，可图 1（$a$）。根据内积的微分性质，有：

$$\frac{\partial\boldsymbol{a}\cdot\boldsymbol{b}}{\partial\boldsymbol{a}}=\boldsymbol{b} \tag{3}$$

这可以由内积的定义出发，分别对$x_1,y_1,z_1$分量（3 维情况，可扩展到 n 维）求微分得到。

外积又称叉积、向量积，是向量的叉乘，结果是一个向量，$\boldsymbol{a}$和$\boldsymbol{b}$的叉乘可表示为：

$$\boldsymbol{a}\times\boldsymbol{b}=\begin{bmatrix} i & j & k \\ x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \end{bmatrix}=(y_1z_2-y_2z_1)i-(x_1z_2-x_2z_1)j+(x_1y_2-y_1x_2)k \tag{4}$$

其中$i$，$j$，$k$分别是$xyz$轴上的单位向量，上式可以表示为$\boldsymbol{a}\times\boldsymbol{b}=(y_1z_2-y_2z_1,x_2z_1-x_1z_2,x_1y_2-x_2y_1)$，外积的几何意义可见图 1（$b$），外积的模长等于

$\boldsymbol{a}$和$\boldsymbol{b}$组成的平行四边形的面积，表示为：

$$\boldsymbol{a}\times\boldsymbol{b}=|\boldsymbol{a}||\boldsymbol{b}|sin\theta \tag{5}$$

外积的方向满足右手定则，$\boldsymbol{a}$和$\boldsymbol{b}$张成平面的单位法向量$\boldsymbol{n}$为：

$$\boldsymbol{n}=\frac{\boldsymbol{a}\times\boldsymbol{b}}{|\boldsymbol{a}\times\boldsymbol{b}|} \tag{6}$$

根据外积的定义，有：

$$\begin{gathered}\boldsymbol{a}\times\boldsymbol{b}=[\boldsymbol{a}]^{\wedge}\boldsymbol{b}\\ [\boldsymbol{a}]^{\wedge}=\begin{bmatrix}0 & -z_1 & y_1\\ z_1 & 0 & -x_1\\ -y_1 & x_1 & 0\end{bmatrix}\end{gathered} \tag{7}$$

其中$[\boldsymbol{a}]^{\wedge}$为$\boldsymbol{a}$的反对称矩阵。容易有：

$$\begin{gathered}[\boldsymbol{a}]^{\wedge}\boldsymbol{b}=-[\boldsymbol{b}]^{\wedge}\boldsymbol{a}\\ \frac{\partial[\boldsymbol{a}]^{\wedge}\boldsymbol{b}}{\partial\boldsymbol{a}}=-\frac{[\boldsymbol{b}]^{\wedge}\partial\boldsymbol{a}}{\partial\boldsymbol{a}}=-[\boldsymbol{b}]^{\wedge}\end{gathered} \tag{8}$$

基于内积和外积的定义，可以进一步引出线面特征的运算，如图 1（$c$）（$d$）所示，基于式（5），点$A$到直线$CB$的距离$|\overrightarrow{AD}|$可以表示为

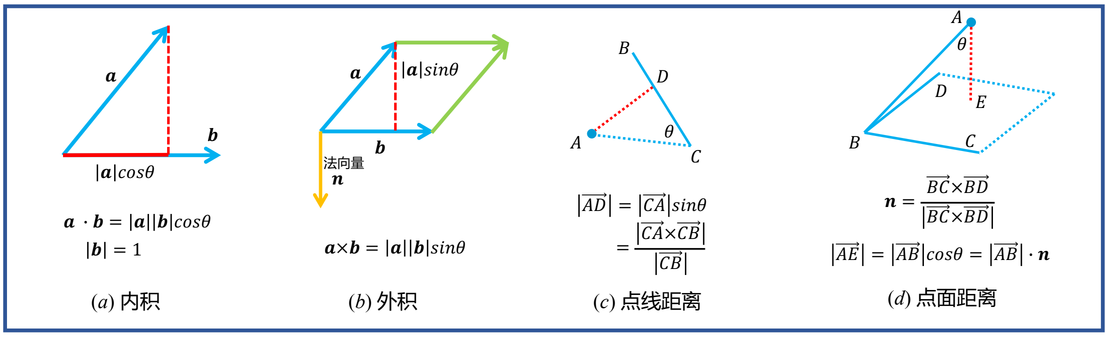
$$|\overrightarrow{AD}|=\frac{|\overrightarrow{CA}\times\overrightarrow{CB}|}{|\overrightarrow{CB}|} \tag{9}$$

这样避免了求夹角$\theta$。要求点$A$到平面$BCD$的距离，也就是求$|\overrightarrow{AE}|$，可以先使用式（6）计算平面$BCD$的单位法向量$\boldsymbol{n}$：

$$\boldsymbol{n}=\frac{\overrightarrow{BC}\times\overrightarrow{BD}}{|\overrightarrow{BC}\times\overrightarrow{BD}|} \tag{10}$$

然后再根据内积的定义式（2）求：

$$|\overrightarrow{AE}|=|\overrightarrow{AB}|\cdot\boldsymbol{n} \tag{11}$$



($a$) 内积 ($b$) 外积 ($c$) 点线距离 ($d$) 点面距离

图 1 线面特征的基本运算

## 1.2 线面特征的提取

本文涉及的线面特征方法基于 LOAM[1]提出的曲率特征。LOAM 作为激光 SLAM 的经典方法，至今仍在 KITTI 状态估计和建图排行榜上位列榜首，其也衍生出许多优秀的开源升级版如秦通设计的简化版本 A-LOAM[3]和南洋理工王晗设计的 F-LOAM[4]，具体可见第三节。本小结分三步，基于源码注释从实现上说

明了 LOAM 提取线面特征的步骤。

**Step1：点云数据的预处理**（按线数分割）

本步针对的是点云中的点排列是杂乱无章的情况，即点云数据中不包含线数的信息，如 KITTI 原始数据。为了后续有效地提取特征，需要将点云按线数分割并排列。具体做法是，根据激光点的坐标$(x,y,z)$，计算该束激光相对于雷达水平面的倾角$\omega = arctan\frac{z}{\sqrt{x^2+y^2}}$，然后基于$\omega$和雷达内参（各扫描线的设计倾角），将各激光束的点进行分类和排序。

**Step2：计算特征值**

LOAM 特征的计算方式为：

$$c = \frac{1}{\|X\|}\left\|\sum_i (X - X_i)\right\| \tag{12}$$

其中$X$是点云中任意点的坐标，$c$是它对应的特征值，$X_i$是$X$所处激光束上相邻的点。即$c$表示的是单线上的点与相邻点之间的关系，直观上可以将其理解为$X$点的曲率，如图 2，其中黑点表示点云中的点，红线表示该点上计算曲率的大小。可见，点的排列越平直则$c$越小，反之越弯曲则值就$c$越大，直线上的点$c$为 0。

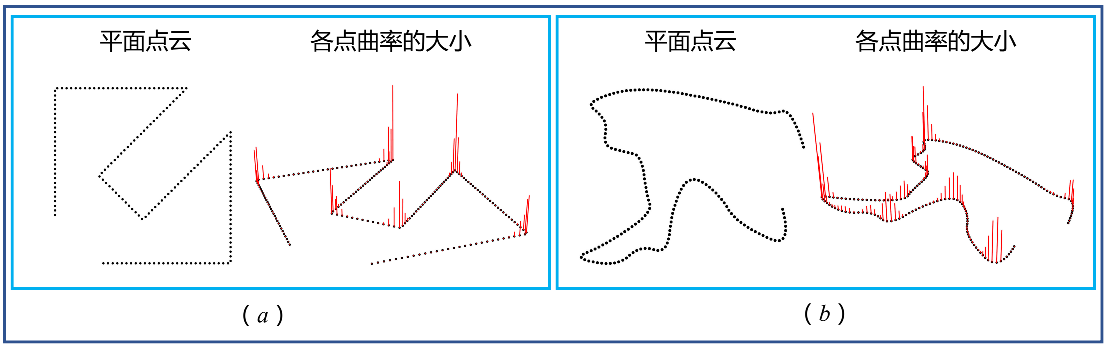



图 2 曲率特征示意图

**Step3：按特征值大小筛选特征点**

基于每个点的特征值（曲率）大小，可以划分线特征和面特征，LOAM 中将点分为角点（最大曲率），即线特征点，和平面点（最小曲率），即面特征点。在 LOAM 源码中，设定了阈值，将其分为四类：(a) 曲率特别大的点(sharp)；(b)曲率交大的点(less_sharp)；(c)曲率特别小的点(flat)；(d)曲率小的点(less_flat)，映射到线面特征可以看做：(a)sharp 为“点到直线”中的“点”； (b)sharp 和 less_sharp 为“点到直线”中的直线；(c)flat 为“点到平面”中的点；(d)flat 和 less_flat 为“点到平面”中的“平面”。

## 2 基于线面特征的位姿优化

在从点云中得到线面特征后，与视觉的特征匹配一样，基于帧间之间对应的线面特征变化，进行雷达位姿估计。假设 LO 的运动模型是已知，那么基于运动

模型可以获得一个相对准确的初始位姿估计，若第$k+1$帧与第$k$帧的相对位姿为：

$$\mathrm{T}=\begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

然后可以将第$k+1$帧中的点$p_i$转换到第$k$帧坐标系中，完成点云的位姿转换，可表示为：

$$\tilde{p}_i = Rp_i + t$$

当$p_i$为角点（线特征点）时，在上一帧中搜索距离$\tilde{p}_i$最近的角点，并在相邻线上再找一个角点，组成直线。如果估计的位姿是准确的，可以知道$\tilde{p}_i$也在这条直线上，即和这条直线的距离为 0。这个过程称为线特征关联，可见图 3（a）。当$p_i$为平面点（面特征点）时，在上一帧中搜索距离$\tilde{p}_i$最近的面特征点，并在相邻线上找两个面特征点，组成平面。同样地，若位姿准确，$\tilde{p}_i$也在这个平面上。这个过程称为面特征关联，可见图 3（b）。

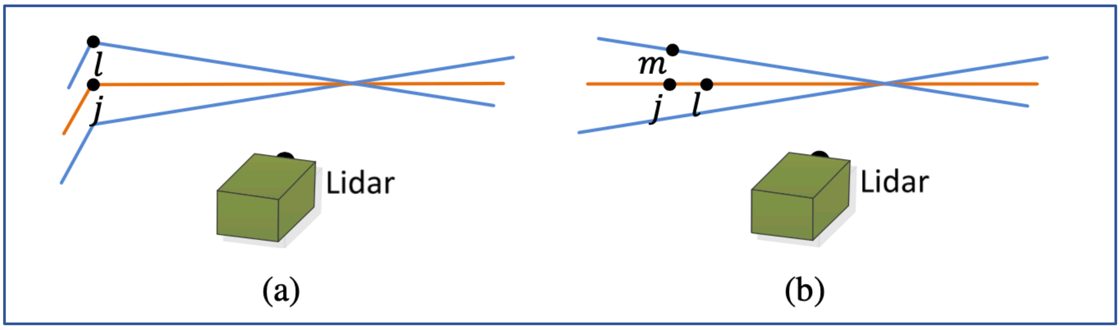



图 3 线面特征关联示意图[1]

以图 3 为例，基于第一节中介绍的点线距离（式（9）），线面距离（式（10）（11）），可以定义残差函数。对于线特征，有线残差函数$d_\varepsilon$：

$$d_\varepsilon = \frac{\left|(\tilde{p}_i - p_j) \times (\tilde{p}_i - p_l)\right|}{\left|p_l - p_j\right|} \tag{13}$$

也可以表示成矢量形式（在源码中为矢量形式，在最后计算时用$d_\varepsilon^T d_\varepsilon$获得残差，可能是为了方便计算雅克比？）：

$$d_\varepsilon = \frac{(\tilde{p}_i - p_j) \times (\tilde{p}_i - p_l)}{\left|p_l - p_j\right|} \tag{14}$$

对于面特征，有面残差函数$d_\mathcal{H}$：

$$d_\mathcal{H} = \left|(\tilde{p}_i - p_j) \cdot \frac{(p_l - p_j) \times (p_m - p_j)}{\left|(p_l - p_j) \times (p_m - p_j)\right|}\right| \tag{15}$$

然后，使用高斯牛顿等优化算法，就可以对残差函数进行优化，其中，关键步骤是计算残差函数的雅克比。对于线残差函数$d_\varepsilon$，基于链式法则有：

$$J_\varepsilon = \frac{\partial d_\varepsilon}{\partial T} = \frac{\partial d_\varepsilon}{\partial \tilde{p}_i}\frac{\partial \tilde{p}_i}{\partial T} \tag{16}$$

对于等式中的第一项，将式（14）代入，可得：

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial d_\varepsilon}{\partial \tilde{p}_i} &= \frac{1}{|p_l - p_j|} \frac{\partial \left( (\tilde{p}_i - p_j) \times (\tilde{p}_i - p_l) \right)}{\partial \tilde{p}_i} \\
&= \frac{1}{|p_l - p_j|} \frac{\partial \left( [\tilde{p}_i - p_j]^\wedge (\tilde{p}_i - p_l) \right)}{\partial \tilde{p}_i} \\
&= \frac{1}{|p_l - p_j|} \left( \frac{\partial [\tilde{p}_i - p_j]^\wedge (\tilde{p}_i - p_l)}{\partial \tilde{p}_i} + \frac{[\tilde{p}_i - p_j]^\wedge \partial (\tilde{p}_i - p_l)}{\partial \tilde{p}_i} \right) \\
&= \frac{1}{|p_l - p_j|} \left( -[\tilde{p}_i - p_l]^\wedge + [\tilde{p}_i - p_j]^\wedge \right) \\
&= \frac{[p_l - p_j]^\wedge}{|p_l - p_j|}
\end{aligned} \tag{17}
$$

其中第二个等号基于外积的定义式（7），第三个等号基于顺序求导法则，第三个等号中的第一项基于反对称矩阵的性质式（8），第二项是直接求导的结果。

对于式（16）中的第二项，是常用的雅克比结果，基于[2]中给出的结果，有：

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial \tilde{p}_i}{\partial t} &= I \\
\frac{\partial \tilde{p}_i}{\partial R} &= -[R\tilde{p}_i + t]^\wedge \\
\frac{\partial \tilde{p}_i}{\partial T} &= [I \quad -[R\tilde{p}_i + t]^\wedge]
\end{aligned} \tag{18}
$$

其中上式是对平移的雅克比，下式是对旋转的雅克比。

同样地，对于面残差函数$d_{\mathcal{H}}$，有链式法则：

$$
J_{\mathcal{H}} = \frac{\partial d_{\mathcal{H}}}{\partial T} = \frac{\partial d_{\mathcal{H}}}{\partial \tilde{p}_i} \frac{\partial \tilde{p}_i}{\partial T} \tag{19}
$$

其中等式第二项与式（18）一致。对等式第一项，有：

$$
\begin{aligned}
\frac{\partial d_{\mathcal{H}}}{\partial \tilde{p}_i} &= \frac{\partial |X|}{\partial \tilde{p}_i} = \frac{\partial |X|}{\partial X} \frac{\partial X}{\partial \tilde{p}_i} = \frac{X}{|X|} \frac{\partial X}{\partial \tilde{p}_i} \\
&= \frac{X}{|X|} \frac{(p_l - p_j) \times (p_m - p_j)}{|(p_l - p_j) \times (p_m - p_j)|} = \frac{X}{|X|} \cdot \boldsymbol{n}
\end{aligned} \tag{20}
$$

其中$X = (\tilde{p}_i - p_j) \cdot \frac{(p_l - p_j) \times (p_m - p_j)}{|(p_l - p_j) \times (p_m - p_j)|}$，$\frac{\partial X}{\partial \tilde{p}_i}$在物理意义上即代表平面的单位法向量$\boldsymbol{n}$。

# 3 相关开源里程计

## 3.1 LOAM

LOAM[1]是 Zhang 于 2014 年提出的使用激光雷达完成定位与三维建图的算法，即 Lidar Odometry and Mapping，此后许多有诸多激光定位算法都借鉴了 LOAM 中的一些思想。在 LOAM 中主要包含两个模块，一个是 Lidar Odometry，即使用激光雷达做里程计计算两次扫描之间的位姿变换；另一个是 Lidar Mapping，利用多次扫描的结果构建地图，细化位姿轨迹。由于 Mapping 部分计算量较大

（涉及到多帧点云），所以计算频率较低（1Hz），由 Mapping 校准细化 Odometry 过程中计算出来的轨迹，具体流程图可见图 4。

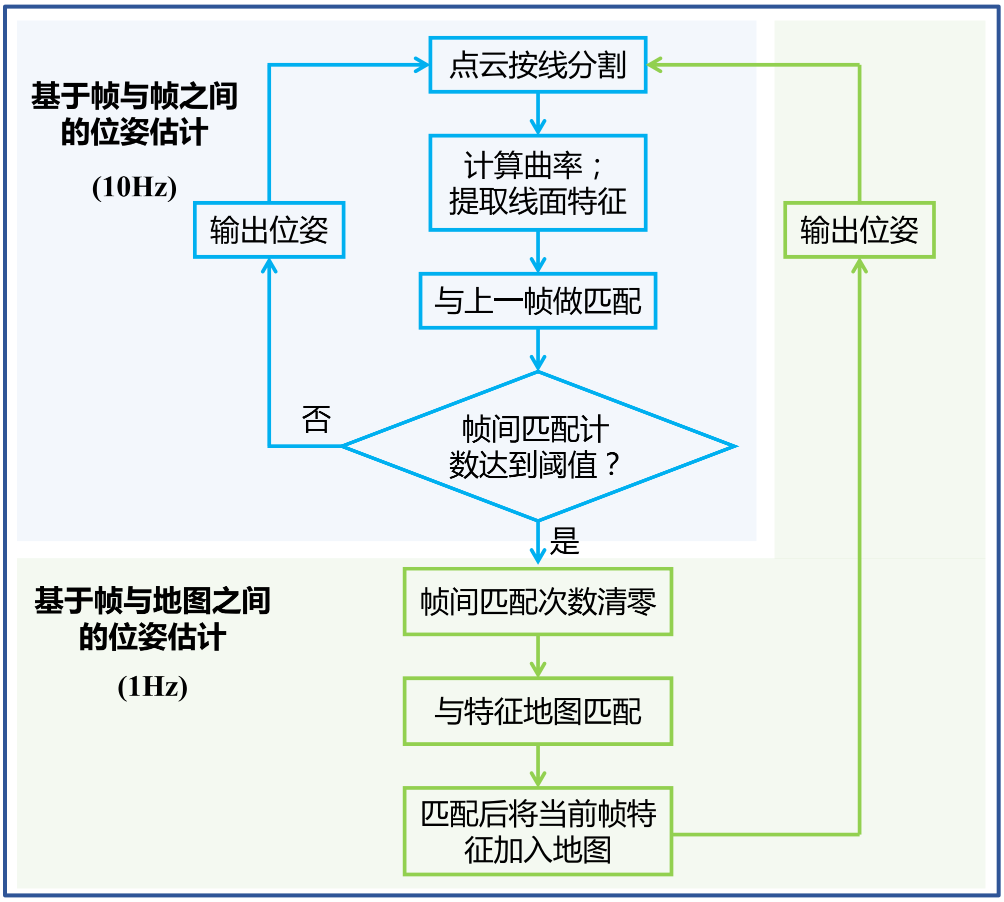



图 4 LOAM 流程图

## 3.2 A-LOAM

LOAM 作为 2014 年提出的激光 SLAM 框架，目前仍具有较强的竞争力，很有学习价值，但是 LOAM 源码的可读性和扩展性较差，因此，秦通在 LOAM 的基础上做了简化并开源了 Advanced-LOAM（A-LOAM）[3]。具体地，A-LOAM 去掉了和 IMU 相关的部分，使用 Eigen（四元数）而非旋转矩阵来做位姿转换，重构了 LOAM 代码，并且基于谷歌的开源优化库 ceres 做迭代优化，进一步加强了代码的可读性，升级了框架。A-LOAM 运行时的节点图如下。

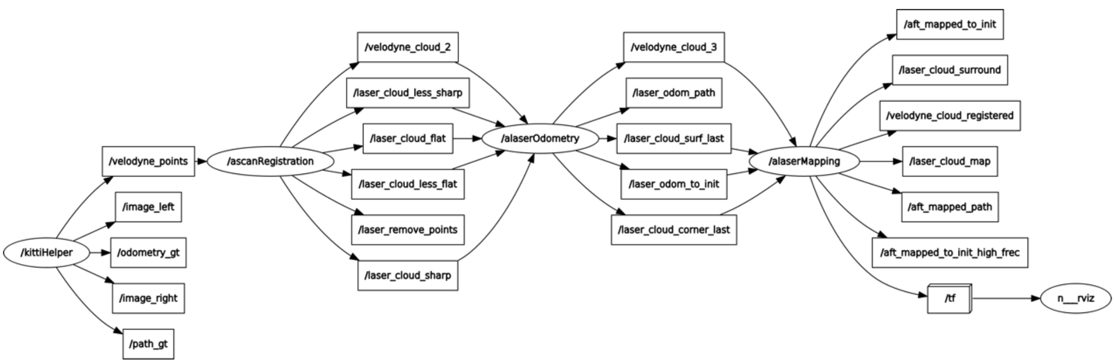



图 5 A-LOAM 运行节点图（rqt_graph）

# 4　基于 KITTI 的具体代码实现

A-LOAM 在一定程度上改进了 LOAM，但是其优化求梯度的方式基于 ceres 的自动求导方法，这一定程度上降低了运行效率，而在本文第二节中，已经推导了线面特征残差函数的雅克比，完全可以用解析求导来代替 ceres 自动求导获得更好的结果。基于该思路，本节中对 A-LOAM 源码进行了修改，称为 A-LOAM v2，并在 KITTI 数据集上进行了验证。

在 KITTI_2011_10_03_drive_0027_synced 上同时运行 PCL 库的 NDT 直接匹配算法、A-LOAM 线面特征匹配算法与基于雅克比解析式的 A-LOAM（称为 A-LOAM v2），最终的运行结果如图 6 所示

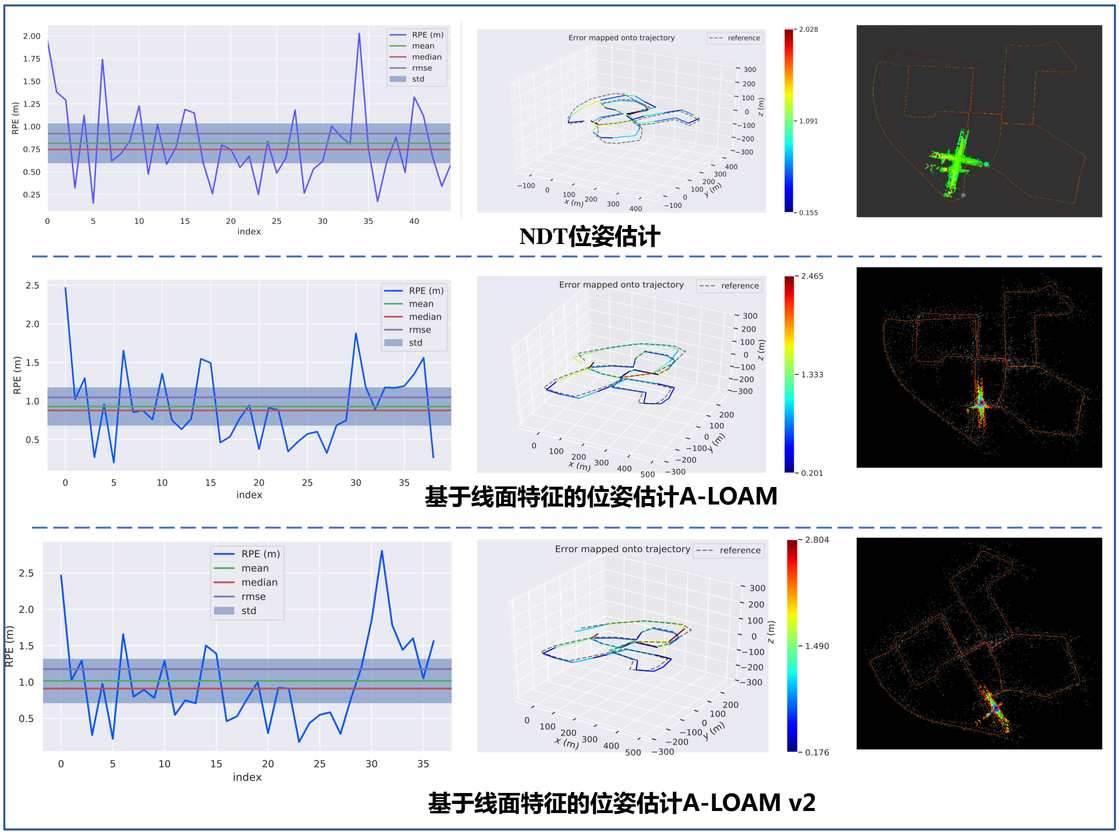



图 6　直接法（NDT）与特征法（A-LOAM /v2）的结果对比

可见三者在相对位姿误差 $RPE$ 和整体均方根误差$RMSE$上的结果均相近（$1.0 \pm 0.25$），但是在对每帧点云的处理时间上，基于特征的方法具有非常大的优势，如图 7 所示，基于 A-LOAM 匹配方法的平均运算时间较 NDT 直接匹配方法缩短了 57%，而本文指出的基于解析式求导的匹配方法在此基础上再次减少了 16%，平均每帧的运算时间为 25ms。注意，图中 NDT 每帧运算的最小值为 0，具体原因暂时未知。

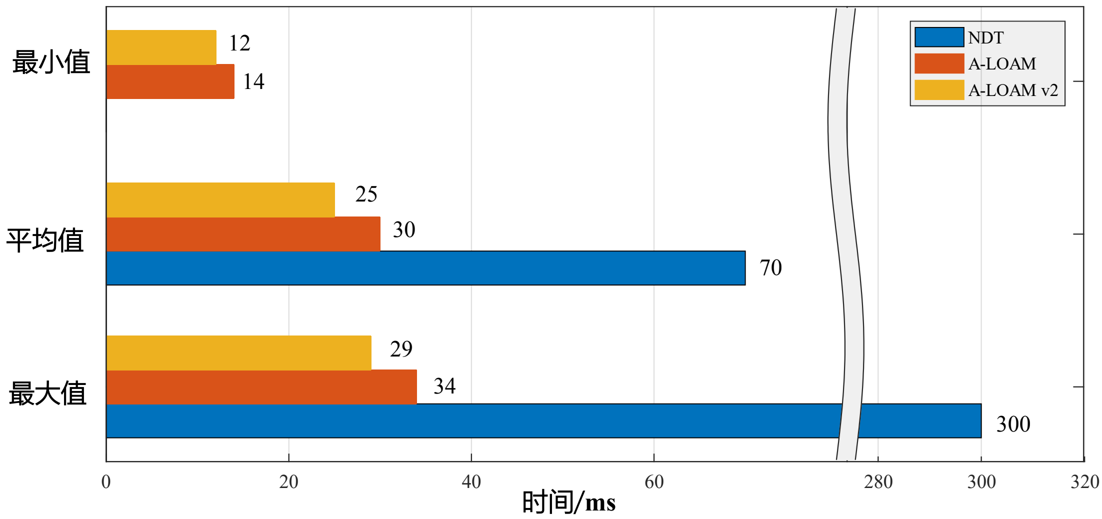



图 7 直接法（NDT）与特征法（A-LOAM /v2）的运算耗时结果

## 参考文献

[1] J. Zhang and S. Singh, "LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-time," in Robotics: Science and Systems, 2014, vol. 2, no. 9.
[2] 高翔，张涛，刘毅，颜沁睿. 视觉 SLAM 十四讲:从理论到实践. 北京：电子工业出版社，2019. 第六章
[3] https://github.com/HKUST-Aerial-Robotics/A-LOAM
[4] https://github.com/wh200720041/floam

## 文献阅读 1

Some interesting facts about Paper:

**OpenVINS: A Research Platform for Visual-Inertial Estimation**

of **ICRA2020**：

一个开源的 VIO 开发平台（ROS 上），具有详细的开发和使用文档，集成了一些现有的 VIO 融合算法，以后可用于实验。有点类似于 window 上的 matlab_VIO 工具箱。

1．The key functionality of the different components in OpenVINS

**Ovcore**：

Contains 2D image sparse visual feature tracking;
linear and Gauss-Newton feature triangulation methods;
visual-inertial simulator for arbitrary number of cameras and frequencies;
fundamental manifold math operations and utilities.

**Oveval**：

Contains trajectory alignment;
plotting utilities for trajectory accuracy and consistency evaluation;
Monte-Carlo evaluation of different accuracy metrics;
utility for recording ROS topics to file.

**Ovmsckf**：

Contains the extendable modular Extended Kalman Filter(EKF)-based sliding window visual-inertial estimator with on-manifold type system for flexible state representation. Features include: First-Estimates Jacobains(FEJ), IMU-camera timeoffset calibration, camera intrinsics and extrinsiconline calibration, standard MSCKF, and 3DSLAM landmarks of different representations

2．Including some open source classic VIO algorithms:

OKVIS；VINS-Fusion VIO；Basalt VIO ；R-VIO；ROVIO；ICE-BA；S-MSCKF

## 文献阅读 2

Some interesting facts about Paper:

**Lidar-Monocular Visual Odometry using Point and Line Features**

of **ICRA2020**：

一种基于点和线特征的激光雷达-单目视觉里程计方法。与以往的基于点的激光雷达视觉里程计相比，该方法通过**将点和线特征引入位姿估**计中，从而利用了更多的环境结构信息。其次，提供了一种鲁棒的点线深度提取方法，并将提取的**深**

**度信息作为点线 BA 的先验因子**。该方法降低了特征的三维模糊度，提高了姿态估计的精度。

1. Why do this?

   ① The accuracy of those point-only systems is still not very satisfactory and some of them like LIMO require extra semantic information as input, which is computationally expensive to obtain.

   ② Line features might richly exist in various scene environments (especially in urban environments), but it is nontrivial to directly adopt line features for the lidar-visual odometry

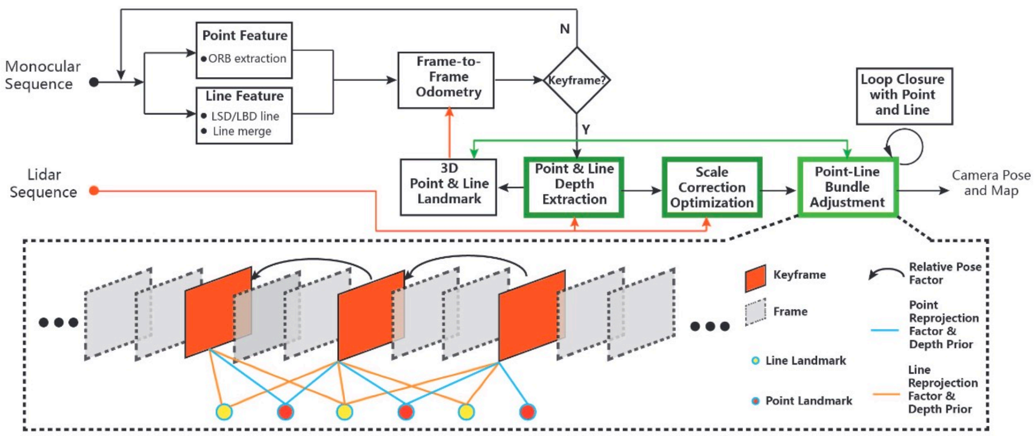
2. How to do it?

   ① This system **fuses the point and line features as landmarks** during camera tracking and formulates the point-based and line-based landmarks'reprojection errors as factors for bundle adjustment in the back end.

   ② During sensor fusion, a robust method to extract the depth of the points and lines from the lidar data is provided, and use the depth prior to guide camera tracking.

   ③ The depth prior is also formulated as prior factors in the point-line bundle adjustment to further improve the poseestimation accuracy.

3. Pipeline of ClusterVO




重点关注绿色框

① Given the input monocular image sequence and lidar sequence, the point and line features for each image is extracted.

② Then, tracking image frames using frame-to-frame odometry with **scale corrected by scale correction optimization**.

③ For each keyframe, the **depth priors** for point and line landmarks **are extracted** and **fed to** the point-line bundle adjustment.（Loop closure with the point and line features is used for further pose estimation correction.）

4. Experiments and results

   Dateset:KITTI；NuScenes（it is a public large-scale dataset of urban enviroment with plenty of structuralline features.）
5. Some problems

   ① : What about lidar? Where is the radar used????

# 文献阅读 3

## Some interesting facts about Paper:

**LIC-Fusion: LiDAR-Inertial-Camera Odometry.**

## of **IROS2019**：

浙大刘勇团队的文章，2.0 版本发表在 IROS2020，少有的鲁棒多传感器融合方案，可以学习。

本文主要借鉴了 LOAM 和 MSCFK，提出了一种紧耦合多传感器融合算法，对剧烈运动和低光照等挑战环境更加鲁棒。

1. Why do this?

   ① cameras are limited by lighting conditionsand **cannot provide high-quality information in low-lightor night time conditions**. But 3D LiDAR sensors can provide more robust and accurate range measurements regardless of lighting condition.

   ② 3D LiDARs suffer from **point cloud sparsity**, high cost, and lower collection rates as compared to cameras.

   ③ IMUs measure local angular velocityand linear acceleration and can provide large amount of information in dynamic trajectories but **exhibit large drift due to noises if not fused with other information**.
2. How to do it?

   ① A tightly-coupled LIC odometry(termed LIC-Fusion) is developed, which enables efficient 6DOF pose estimation with **online** spatial and temporal **calibration**.

   ② LIC-Fusion can efficiently combine IMU measurements, sparse visual features, and two different sparse LiDAR features **within the MSCKF framework**.

   ③ The dependence of the calibrated extrinsic parameters and estimated poses on measurements is explicitly modeled and analytically derived.
3. 主要做法就是，借鉴 LOAM，在 MSCKF 中加入了基于点线/点面距离的激光

测量模型。本文提出的是纯里程计做法，不包括建图和回环检测。

4. Experiments and results

   ① Outdoor Tests

   Comparative Test: LIC-Fusion, MSCKF, and LOAM.

   ② Indoor Tests

   Indoordatasets are collected in various normal to low-light lighting conditions with slow to aggressive motion profiles.

   NOTE: Since groundtruth is not available indoors, we returned the sensorplatform to the initial location and evaluate the start-end error.

# 文献阅读 4

## Some interesting facts about Paper:

## **Towards High-Performance Solid-State-LiDAR-Inertial Odometry and Mapping**

## of **KIT, arXiv:2010.13150**：

A novel tightly-coupled LiDAR-inertial odometry and mapping scheme for both **solid-state** and mechanical LiDARs. As frontend, a feature-based **lightweight LiDAR** odometry provides fast motion estimates for adaptive keyframe selection. As backend, a hierarchical keyframe-based sliding window optimization is performed through marginalization for directly fusing IMU and LiDAR measurements.

**1. Why do this?**

   ① : Very recently, solid-state LiDARs have hit the consumer market based on various working principles with much better affordability, but **solid-state-LiDAR-based odometry has not been well investigated**.

   ② : Scan patterns of solid-state LiDARs are always irregular and non-repetitive, so that common feature extraction methods for conventional 3D LiDARs are not applicable.

   固态雷达质量好，价格较机械雷达低，精度较高（点云更稠密），但其视野较窄，且不同版本的固态雷达扫描方式不同，难有统一的处理方法。

2. How to do it?

   ① : we propose a novel tightly-coupled LiDAR-inertial odometry and mapping scheme with a specific variant for solid-state LiDARs .

   ② : A novel feature extraction approach is tailored to the irregular scan pattern of the Livox Horizon.

③ : To directly fuse LiDAR and IMU measurements in a unified manner, a hierarchical keyframe-based fusion scheme is proposed using sliding window optimization.

④ : The proposed system is generically applicable for both conventional and the deployed solid-state LiDARs. It runs in real time and delivers superior odometry and mapping accuracy over related state-of-the-art systems .

⑤ : We publish the new solid-state-LiDAR-inertial data sets recorded by Livox Horizon and Xsens MTi-670.

重点关注②和③

3. Pipeline