****

**硕士学位论文**

**无人车激光雷达/惯导组合定位系统研究**

姓 名： 康宇宸

学 号： 1731593

所在院系： 汽车学院

学科门类： 工程

学科专业： 车辆工程

指导教师： 熊璐 教授

二〇一九年三月

***同等学力硕士博士（打印时删除）***

****

A dissertation submitted to

Tongji University in conformity with the requirements for

the degree of Master of Automotive Engineering

**Research on Lidar/Inertial Combinatorial Positioning System for Autonomous Vehicle**

Candidate: Kang Yuchen

Student Number: 1731593

School: School of Automotive Engineering

Discipline: Engineering

Major: Automotive Engineering

Supervisor: Xiong Lu

March, 2019

|  |
| --- |
| **无人车激光雷达/惯导组合定位系统研究**  **康宇宸**  **同**  **济**  **大**  **学** |

**学位论文版权使用授权书**

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年 月 日

**同济大学学位论文原创性声明**

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日

**摘要**

**关键词**：动力学控制，道路阻力，侧偏刚度，加速度控制，条件积分方法，参数估计

**ABSTRACT**

**Key Words:** dynamic control, road resistance, cornering stiffness, acceleration control, conditional integral method, parameter estimation

目录

[第1章 绪论 1](#_Toc1158653)

[1.1 本文研究背景及意义 1](#_Toc1158654)

[1.2 国内外研究现状与分析 2](#_Toc1158655)

[1.2.1 激光SLAM关键技术 3](#_Toc1158656)

[1.2.2 国内外激光SLAM研究现状 9](#_Toc1158657)

[1.2.3 多传感器融合定位 14](#_Toc1158658)

[1.3 本文技术路线与主要工作 17](#_Toc1158659)

[第2章 惯导位姿推算与惯导预积分 19](#_Toc1158660)

[2.1 惯性测量单元 19](#_Toc1158661)

[2.1.1 惯导元件技术参数 19](#_Toc1158662)

[2.1.2 惯导元件坐标系定义 21](#_Toc1158663)

[2.2 三维空间坐标变换 21](#_Toc1158664)

[2.2.1 旋转与旋转矩阵 21](#_Toc1158665)

[2.2.2 四元数 23](#_Toc1158666)

[2.2.3 坐标系符号定义 26](#_Toc1158667)

[2.3 基于误差状态的惯导位姿推算 26](#_Toc1158668)

[2.3.1 惯导位姿推算 26](#_Toc1158669)

[2.3.2 惯导误差状态估计模型 27](#_Toc1158670)

[2.3.3 惯导预积分 30](#_Toc1158671)

[2.4 非线性优化 31](#_Toc1158672)

[2.4.1 非线性最小二乘 31](#_Toc1158673)

[2.4.2 图优化 32](#_Toc1158674)

[2.5 本章小结 33](#_Toc1158675)

[第3章 激光里程计 34](#_Toc1158676)

[3.1 激光雷达传感器 34](#_Toc1158677)

[3.1.1 传感器技术参数 34](#_Toc1158678)

[3.1.1 激光雷达坐标系定义 36](#_Toc1158679)

[3.2 激光里程计系统框架 37](#_Toc1158680)

[3.2 点云预处理 38](#_Toc1158681)

[3.2.1 点云预处理模块算法流程 38](#_Toc1158682)

[3.2.2 点云聚类 39](#_Toc1158683)

[3.2.3 特征提取 40](#_Toc1158684)

[3.3 激光里程计 41](#_Toc1158685)

[3.2.1 激光里程计模块算法流程 41](#_Toc1158686)

[3.2.2 点云运动误差纠正 42](#_Toc1158687)

[3.2.3 帧间匹配与位姿粗估计 43](#_Toc1158688)

[3.2.4 建图与位姿估计 46](#_Toc1158689)

[3.4 回环检测与位姿图优化 46](#_Toc1158690)

[3.4.1 回环检测与位姿图优化算法流程 47](#_Toc1158691)

[3.4.2 回环检测与位姿图优化模块算法实现 47](#_Toc1158692)

[3.5 本章小结 49](#_Toc1158693)

[第4章 激光雷达/惯导紧耦合定位 50](#_Toc1158694)

[4.1 紧耦合定位系统框架 50](#_Toc1158695)

[4.2 紧耦合定位系统功能模块 52](#_Toc1158696)

[4.2.1 激光/惯导时间对准 53](#_Toc1158697)

[4.2.2 激光/惯导联合初始化 54](#_Toc1158698)

[4.2.3 滑动窗口策略 56](#_Toc1158699)

[4.3 误差项构建与紧耦合优化 57](#_Toc1158700)

[4.3.1 激光误差项构建 58](#_Toc1158701)

[4.3.2 惯导误差项构建 60](#_Toc1158702)

[4.3.3 紧耦合优化 61](#_Toc1158703)

[4.3.4 惯导帧间推算补偿 63](#_Toc1158704)

[4.4 本章小结 63](#_Toc1158705)

[第5章 实车实验 65](#_Toc1158706)

[5.1 无人驾驶试验平台与架构 65](#_Toc1158707)

[5.1.1 无人驾驶试验平台 65](#_Toc1158708)

[5.1.2 基于ROS的通讯架构 65](#_Toc1158709)

[5.2 地下工况下的定位 65](#_Toc1158710)

[5.2.1 不同车速 65](#_Toc1158711)

[5.2.2 多圈回环 65](#_Toc1158712)

[5.3 地上工况下的定位 65](#_Toc1158713)

[5.3.1 不同车速 65](#_Toc1158714)

[5.3.2 多圈回环 65](#_Toc1158715)

[5.3.3 较空旷地带 65](#_Toc1158716)

[5.3.4 动态障碍物 65](#_Toc1158717)

[无人驾驶试验平台与架构 66](#_Toc1158718)

[坐标系定义 66](#_Toc1158719)

[精度 实时性 66](#_Toc1158720)

[第6章 总结与展望 67](#_Toc1158721)

[致谢 68](#_Toc1158722)

[**参考文献** 69](#_Toc1158723)

[**个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果** 70](#_Toc1158724)

第1章 绪论

1.1 本文研究背景及意义

无人车系统集环境感知、路径规划、运动控制等多种功能于一体，是一个复杂的智能系统，这其中涉及的研究内容主要包括模式识别、参数估计、人工智能、计算机视觉、自动控制、虚拟现实等多个学科。从上世纪七十年代至今，许多国家对无人车进行了深入研究[1]。

在实际生活中，交通事故频发，引发交通堵塞、降低交通效率；严重者带来生命财产损失，导致悲剧。在此背景下，自动驾驶技术出现与迅速发展，带来了提升交通安全性的一种新的可能。自动驾驶技术是保障交通安全和促进汽车智能化技术发展的有效手段。未来其在车辆上的应用望大幅度降低事故的发生率，保障交通安全，提升交通效率。

近年来，自动驾驶技术发展迅猛，已有多家科技公司及汽车厂商实现技术落地，开始了商业化的探索。Waymo于2017年11月宣布该公司开始在驾驶座上不配置安全驾驶员的情况下测试自动驾驶汽车，并在凤凰城有限度的进行载客，正式开启其自动驾驶打车服务；特斯拉的Autopilot系统已更新到V9版本，宣称在该模式下每334英里才会发生一次事故。此外，Cruise、 Nuro、Drive.ai、Uber以及国内的百度、Pony.ai、Momenta、图森未来等公司也有很强的技术积累。



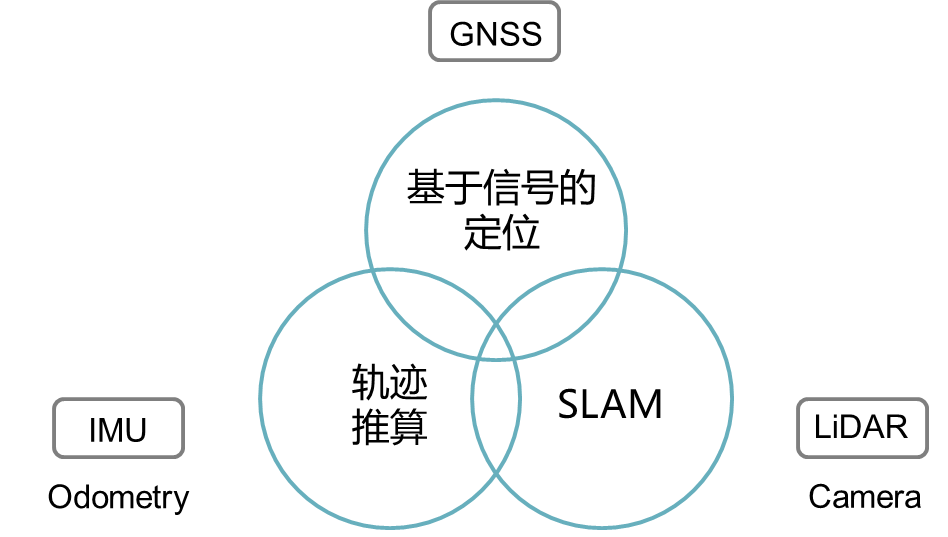
无人驾驶系统总体可分为环境感知、决策规划、运动控制三大模块。环境感知系统的主要目的是获取并处理环境信息，利用多传感器目标检测与融合等技术，获取周围环境态势，为系统其他部分提供周围环境的关键信息。决策规划系统综合环境及自车信息，使无人车产生安全、合理的驾驶行为，指导运动控制系统对车辆进行控制[1]。运动控制系统接收决策规划层的指令并控制车辆响应，保证控制精度，对目标车速、路径等进行跟踪[2]。

而对于一个完整的无人驾驶系统来说，可靠的定位性能是无人驾驶系统的关键要素，是后续决策规划、运动控制等功能模块实现的基础。当车辆在室外道路行驶时，目前主要通过GPS结合惯导的传统方式进行定位，该方法已较成熟。但GPS具备信号不稳定的特征，在树木、高楼遮挡，隧道或高架工况下GPS信号丢失，惯性导航系统又会随时间产生很大的漂移，车辆在此工况下因无法精确航位推算导致无法精确定位，亦无法实现自动驾驶的相关功能。在此背景下我们利用激光雷达、相机等传感器，采用SLAM技术解决问题。但由于传感器本身工作原理及算法上的限制，SLAM方法存在依赖环境特征、累积误差难以纠正等缺陷，存在其应用的局限性。因此，分析各定位方式优缺点，通过构建多传感器融合架构，利用紧耦合的方式融合激光雷达与惯导，借此实现无GPS下的车辆高精定位，具有很强的理论与实践意义。

随着无人车技术的发展，今后无人车面临在更大规模环境、更复杂环境使用的发展要求。在此背景下，高精度环境定位作为整体无人系统的基础的作用日益凸显。而其中，无GPS下车辆的高精度定位更是自动驾驶技术的难点与重点，本文也针对该问题进行相关研究。

1.2 国内外研究现状与分析

定位问题是无人车体系架构的基础问题，根据其工作原理可宏观将其分为三类，如图所示：以GNSS（全球卫星导航系统）为代表的基于信号的定位；利用惯导、轮速传感器等，通过轨迹推算方式的定位以及以激光雷达、相机为传感器，采用SLAM技术的定位方法。三种方法各有优缺点，分别适用于不同工况。其中，有GPS下车辆的高精定位技术已比较完善，市场上也有成熟的产品。本文聚焦研究无GPS工况下车辆的高精度定位。考虑激光雷达测距精确、性能稳定等特性，本文主要研究基于激光雷达的SLAM方法及相关的组合定位方法。



**1.2.1 激光SLAM基本原理与关键技术**

在未知环境中，由于环境感知传感器的探测范围和测量精度的限制，环境中墙壁等物体对传感器探测的遮挡等问题，很难通过一次测量就得到整个环境地图。因此，车辆需要在环境探索过程中不断进行测量，从而获取足够的环境感知数据，才能完成全局环境地图的创建工作。对于车辆在环境中各个位置创建的局部地图而言，只有确切地知道车辆各位置的位姿才能将该局部地图转换为全局地图，即地图的创建依赖于车辆的位姿。然而现实情况是，车辆的位姿往往是通过环境地图得到的，即车辆的位姿依赖于环境地图。位姿和地图估计之间的这种相互依赖的关系给车辆在未知环境下的导航提出了新的课题，称之为“同时定位与地图构建”（Simultaneous Localization and Mapping，SLAM）问题[1-3]。

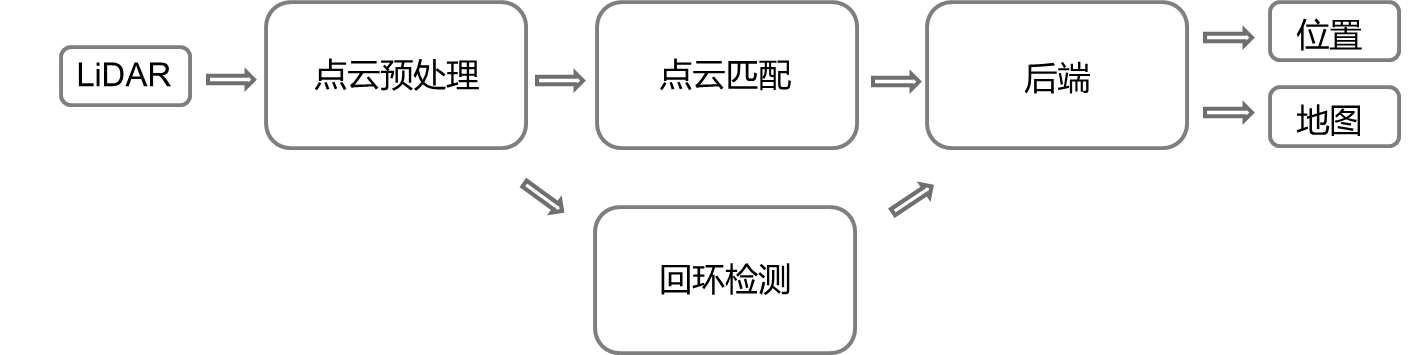
SLAM根据传感器不同，主要分两大类，基于激光雷达的激光SLAM与基于相机的视觉SLAM。本文主要研究激光SLAM，并以激光SLAM为基础，融合其他相关传感器进行定位。

相比与光学传感器，雷达在测距功能更精确，且不受光照变化影响。带有深度信息的激光点云数据相比与图像数据能更精确的描述环境特征，直接获取的三维点云也便于对环境进行表示与建模，是激光相对与视觉在后续的定位、建图中的优势。但激光雷达每一帧获取的点云数据量庞大，点云获取存在分辨率误差，如何在大量数据中筛选有效信息，对点云数据进行处理，是激光SLAM的难点。

本文的研究基于多线激光雷达，结合IMU信息，致力解决在GPS失效时无人车室外复杂场景的定位问题，尤其注重在存在动态障碍物、车辆运动较快等工况下算法的定位精度与鲁棒性。

**1.2.1.1 激光SLAM基本算法架构**

一般来说，一个基本的激光SLAM系统包含四大功能模块[4]：点云预处理、点云匹配与位姿估计、后端优化与回环检测。为达到更高的定位精度以满足后续规划、控制模块的需求，根据实际功能要求，可对系统框架进行优化与补充，在此整体结构上进行相应的调整。



点云数据预处理模块负责处理原始点云、筛除无效点、提取特征点等，为后续点云扫描匹配做基础。为满足后续定位算法需求，其有不同实现形式，主要体现在聚类方式、数据分割和粒子权重方面的差异[2] [5]。

点云匹配模块，普遍采用的相邻帧点云扫描匹配的方法估计帧间位姿。其中最主流的方法包括ICP、G-ICP、NDT等[6-8]。为提高算法的实时性，简化运算量，提高运算精度，有各种不同的应用与优化形式。

后端检测部分负责对点云匹配的位姿估计结果进行优化，根据采用的数学模型的差异可分为基于扩展卡尔曼滤波器的（Extended Kalman Filter，EKF） SLAM[17] [18]，基于粒子滤波的RBPF（Rao-Blackwellised Particle Filtering） SLAM与基于图优化的（Graph）SLAM。滤波器方法结构简单、实时性好，但其依赖于马尔科夫假设。相较之下，采用多帧协同优化的图优化方法具备更好的鲁棒性与精度，但模型计算量较大。

另外，根据需求，各个系统对建图的目的与要求不同。一般来说，系统输出的环境地图用于后续的定位或后续决策规划模块[12]。根据实际功能要求的不同，对地图有不同的后续处理方式[9-11] [16]。

**1.2.1.2 基于点云匹配的位姿估计**

对于激光SLAM来说，基于点云的匹配估计位姿是整个算法的基础。目前广泛使用的方法有ICP、点-面ICP、Generalized-ICP、NDT等[19]。此外还有基于激光雷达点云反射率进行点云匹配解算位姿变化的方法[22]以及基于语义特征匹配的方法。本文主要讨论基于特征的匹配方法，其中，最有代表性的当数ICP迭代最邻近点算法和NDT正态分布变换算法。ICP算法常常被用于定位信息误差不大的情形，而NDT算法往往被应用于点云数据较为纯净的结构化环境建图中。

ICP（Iterative Closest Points）算法，即迭代最近点算法，由Besl与Mckay 于1992年提出，用来寻求两个点集之间的匹配关系，求解的结果是两点集之间的平移及旋转变化量。激光雷达数据匹配问题中可以描述为：在给定机器人移动前后的两组激光测量点数据的条件下，通过迭代运算求得机器人的运动参数使得这两组激光测量点尽可能对准。

ICP算法原理可简单分为两大部分：

1. 找两帧点云点对应点

2. 计算能使转移后对应点间误差最小的转移矩阵。通过设置距离阈值提升匹配效率，以最近点作为匹配对应点。

ICP算法是激光SLAM中最基本与经典的点云匹配与位姿估计方法，其核心思想就是帧间点云特征的匹配及以此为基础构建代价函数实现的位姿估计。以ICP算法为基础，产生了很多衍生方法。

点-面ICP是ICP算法的延伸。与传统ICP算法的不同之处在于，其代价函数由点到对应匹配平面的距离构造。通过最小化点到平面的距离，得到最优转移矩阵。

Sebastian Thrun[5]将ICP算法泛化，提出了Generalized-ICP算法。其将参考点云中的点通过高斯分布描述，将匹配问题转化为概率问题，通过最小化待匹配点云与参考点云中的概率距离来实现匹配。其中，如果将点云的协方差矩阵进行调整，则可以表征点-点的ICP，点-线的ICP，点-面的ICP乃至面-面的ICP。

Thrun的弟子Levinson[23]以Generalized-ICP为基础，将其拓展为一种多线激光雷达的自标定方法。其利用环境中存在的局部平面假设，构造代价函数实现对多线激光雷达外参的自动标定。在外参已知的情况下，利用相似的代价函数和EM方法实现对内参的自动标定。

NDT（Normal Distributions Transform）算法的思想同Generalized-ICP有相似之处。其首先对点云进行格网划分，计算各个格网中点云的均值和协方差，并以此构造高斯分布对原始点云进行表征。之后同样将两点云间的距离计算泛化为概率问题，以概率最大化为原则构建代价函数，计算匹配位姿。

名古屋大学的Naoki Akai等人将传统的NDT方法进行拓展。其首先离线估计NDT扫描误差，以离线估计得到的不确定信息为基础，，与基于粒子滤波道路标记匹配的方法结合，进行后续扫描匹配。即使在NDT效果不理想的区域，也能维持较好的效果，实现车辆的精确定位。

卡内基梅隆大学的Hatem Alismail[26]等人将ICP算法拓展为适用于激光SLAM的连续时间轨迹估计（CICP）方法。作者提出，传统解决方案往往将一帧点云看作一个刚性框架，并以此为基础应用ICP算法估计位姿。但是，由于激光雷达在单个时间采样范围中，必须要考虑采样期间传感器运动中的误差，单帧点云被处理为刚性框架是不合理的。作者对传统ICP算法进行拓展，考虑了采样过程中的姿态误差，将轨迹表示为基函数的线性组合，以此为基础进行点云的匹配与位姿估计。

**1.2.1.3 后端优化**

SLAM问题同时也是一种状态估计问题。通过里程计、车辆运动方程或之前的位姿数据可视作对当前状态的预测，而通过传感器获取的环境特征及其他状态量即为观测。由此，可构建系统的状态方程与观测方程，并通过多种方法对系统的状态进行优化求解。诸多后端方法中，主要包括滤波器的方法与非线性优化的方法。滤波器的方法简单、直观，通过运动模型与观测模型构建方程，预测状态并通过观测数据更新状态，实现状态估计问题的后端处理。但滤波器是基于马尔科夫假设进行的，即当前时刻状态仅与上一时刻有关，与之前时刻状态无关。而实际上此假设并不严格成立。相对而言，非线性优化为主体的优化框架是将当前时刻状态与之前一段时间或之前所有时间的状态统一进行优化。非线性优化方法具备更好的稳定性与精确性，在本文的后续处理中也采取基于非线性优化为主体的优化方法。

1. 非线性最小二乘

在本文中需求解的位姿估计问题属于状态估计问题，可以由一个运动方程与一个观测方程表示，如下公式表示：



在运动与观测方程中，本文假设噪声满足高斯分布，即：



由此，位姿状态问题可被认为为一个在已知输入、观测数据情况下，对当前状态进行估计的概率估计问题。利用贝叶斯法则，将其泛化为以下概率分布形式：



最终要求解的是后验，可通过最大化先验与似然的乘积得到。根据高斯分布的概率展开形式，对分布的最大化等价于对其概率取负对数的最小化。在无先验的情况下，通过最大化似然的方法估计状态，其等价为以下形式：

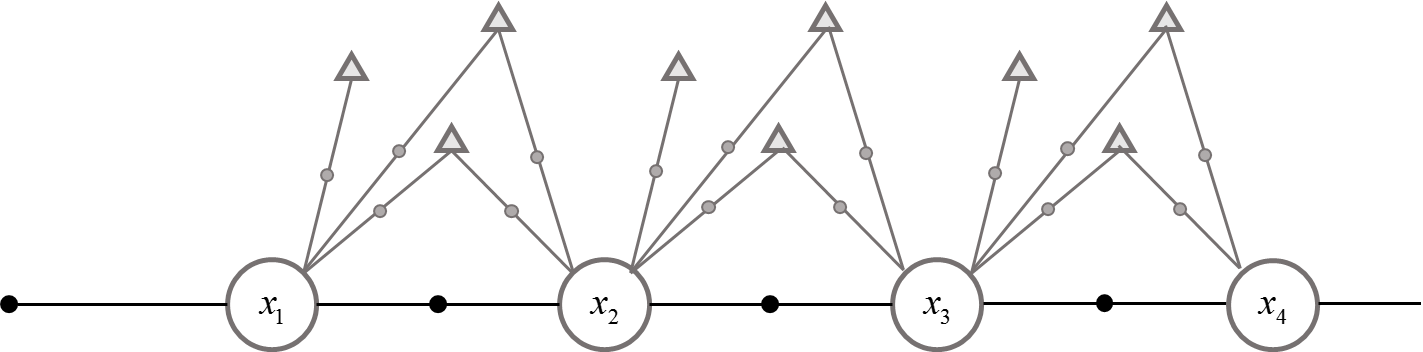


以上问题是一个最小二乘问题。对于最小二乘问题的求解，常常采取迭代的方式，在选定初值之后，通过对状态增量的求解，不断对状态进行更新，以最小化目标函数。其本质是寻找迭代梯度方向，确定下降步长，计算增量，迭代更新位姿的过程。在增量非常小于一定程度后，目标函数整体无法下降，算法收敛，获得极小值。

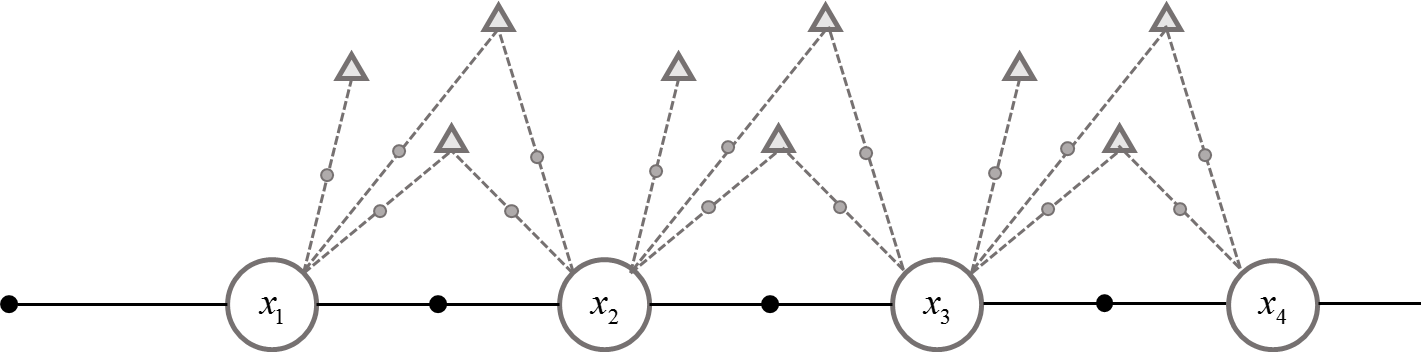
实际求解最小二乘问题的方法有很多，包括高斯牛顿法、列文伯格—马夸尔特法、Dog-Leg等方法。本文主要根据情况主要使用列文伯格—马夸尔特法、Dog-Leg法进行最小二乘的求解，其详细推导此处不阐述。

1. 图优化

图优化，即以图的方式对常规的优化问题进行表达，其本质仍是优化问题。图指的是图论意义上的图，是由顶点和边组成的结构。用顶点表示优化变量，变表示误差项，可对非线性最小二乘问题构建与之对应的图。



在实际问题中，观测点与自身的位姿变量都可建立为节点并协同优化。但在实际建模过程中，对路标观测的优化在整体优化问题中占了大部分。而实际上由于车辆的运动，大部分路标只需要优化几次就可以固定，而其他的路标会因为观测方位的改变而消失，不必继续优化。而若能较好的对路标进行观测，或有较充分的观测预处理过程，可构建一个不优化路标、只优化位姿的图模型，即位姿图，如图所示。图的节点为车辆的位姿状态，边为位姿间的位姿约束，与观测之间的约束表示为虚线，代表此约束存在，但不对观测路标进行优化。本文中多采用位姿图方法，优化位姿。



在SLAM问题中，对系统进行建模，将问题概率化表示后，状态的预测与估计问题转变为了最小二乘问题。在位姿图优化问题中，对各节点间约束进行协同优化，构造目标函数，其结构一般如以下公式所示：



1. 后端方法相关研究实例

在SLAM发展过程中，很多学者利用传统的滤波器方法构建SLAM框架。Ulas C[41]提取3D平面特征，利用拓展卡尔曼滤波（EKF）及无迹卡尔曼滤波（UKF）构建SLAM系统。其对点云信息进行特征提取后，以滤波器为基础框架解决SLAM问题。牛津大学的Cole D M[43]首先利用简单的滤波算法进行点云分类，避免对点云数据的全部采集计算。之后通过里程计计算转移矩阵，通过EKF更新车辆位姿。

滤波器框架是一种高效的结构。但随着SLAM的发展以及非线性优化技术的成熟，出现了更多基于非线性优化的框架与方法。从理论上说，考虑多帧误差，对误差项协同优化的非线性优化具备更好的鲁棒性，其应用亦越来越普及。

在非线性优化问题中，图优化框架的构建与大规模矩阵矩阵的求解是重点。近年来，很多公司、学者开发相关的工具共SLAM研究使用。谷歌开发并维护的Ceres库可专门针对SLAM问题构建框架，是SLAM领域应用最多的后端库之一，可通过它实现图优化问题的建模与求解。弗莱堡大学的R. Kummerle等人提出的g2o也是非常实用的非线性优化库，可便捷地构造并求解图优化问题。佐治亚理工学院的Frank Dellaert开发了GTSAM，将以贝叶斯理论为基础的因子图框架应用于SLAM领域，并开发了相应的代码工具，用于因子图理论与SLAM后端优化的应用。

图优化框架在激光、视觉SLAM领域已较大规模应用。除了算法应用之外，很多专家学者对图优化的结构及求解方式也进行了大量的研究。

Mendes E等人以ICP作为基本方法实现点云的配准及估计，估计机器人运动里程。在后端利用图优化方法，构建位姿图实现对位姿的优化。作者通过计算当前帧在局部地图中的重合度来定义关键帧，在扫描过程中通过计算当前帧与之前关键帧的位置同时进行回环的检，以关键帧位姿为节点，以位姿变化为约束进行优化。

滴滴针对传统图优化中由错误边连接导致误差的问题，提出了一种修正的因子图结构。该结构考虑了系统的初始误差，利用一种全新的分类器与一种鲁棒的优化策略对扫描匹配因子进行二次验证。此外，作者还利用多假设卡尔曼滤波的方法实现了动态障碍物的剔除。该方法在大尺度建图方面展示了很好效果。

荷兰埃因霍芬理工大学的Das A等人以航向角和速度为输入估计里程，同GNSS融合一同构建图优化问题。作者通过改变图的结构，选取不同的节点和边的构造方式进行实验并比较定位精度，进而以此为依据，探讨了图优化问题中边与节点的选取方式对优化结果的影响。

本文致力于激光、惯导组合定位系统的研究，在整体框架的上采取了图优化为核心的优化框架。在实际求解中，如惯导预积分项联合优化、激光观测联合优化等部分，多次应用了非线性优化的方法及求解方式。图优化理论部分是后续工作内容的基础。

1.2.2 国内外激光SLAM研究现状

根据使用激光雷达线束的不同，可将激光SLAM方法总体分为2D、3D两大类。当前主流的2D 激光SLAM方法包括gmapping、 hector-slam、cartogrpher等[28-30]，3D激光SLAM方法以LOAM、IMLS-SLAM、SegMatch等方法为代表[31-38]。以上方法适用于不同的工况与场景，在不同场景下各有优缺点。本文采用多线激光雷达，主要对3D激光SLAM方法进行研究，对各方法的实现框架、定位精度、实时性与鲁棒性进行比较。

从点云处理方式的角度划分，激光SLAM方法可大体分为基于特征的方法与基于语义的方法。基于特征的方法是在点云数据处理的过程中，提取环境中的几何特征，如线、面、弧等，通过各类几何特征的提取实现对环境状况的描述，并于后续通过特征的匹配关联估计位姿。这类方法相对成熟，精度较高，但受限于环境状态，在所需环境特征不明显的区域效果较差，易受误匹配影响。基于语义的方法是利用机器学习等方法，利用标记好的点云数据对网络进行训练，实现对环境中物体的语义识别，并进一步将带有语义信息的物体进行配对。这类方法由于语义信息的出现，在配对过程能更有效与准确，但其效果也受限于对环境中物体语义识别的效果，相比于基于特征的方法还不够成熟，定位精度与实时性相对较差，但是是比较有潜力的方向。

本文首先介绍基于特征匹配的激光SLAM方法。这类方法目前在激光SLAM领域占主流地位，发展亦相对成熟。

Ji Zhang [31-34]提出的LOAM算法是激光SLAM领域最具代表性的算法之一，在KITTI的数据集排行中一直名列前茅，是一种基于特征匹配的激光SLAM方法。其系统模块流程如下，分为四大模块，分别为点云预处理，帧间激光里程计、建图与位姿估计及位姿融合发布。系统首先获取点云数据，对点云进行特征的提取及无效点的筛除。之后进行相邻帧间点云的扫描匹配，在帧间激光里程计中以计算相邻帧间激光雷达的相对运动，得到车辆粗位姿。粗位姿输入到建图模块，以此为基础，将当前点云同历史特征地图进行精确的匹配与位姿估计，得到较精确位姿。两个模块输出结果于融合发布模块进行集成，得到修正的转移矩阵，计算得到车辆位姿。该方法最终位姿输出频率为10 Hz，定位精度较好。但存在对环境特征敏感，无回环模块，受动态障碍物影响较大，累积误差无法修正等缺陷。

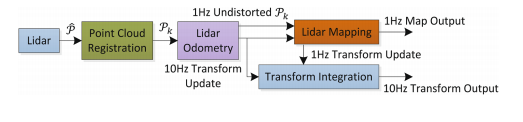
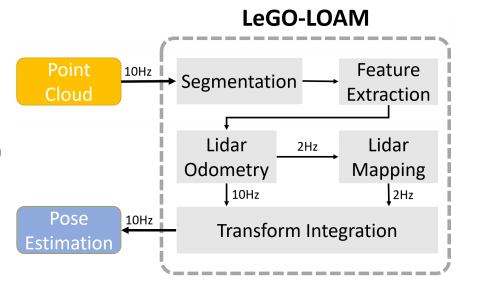
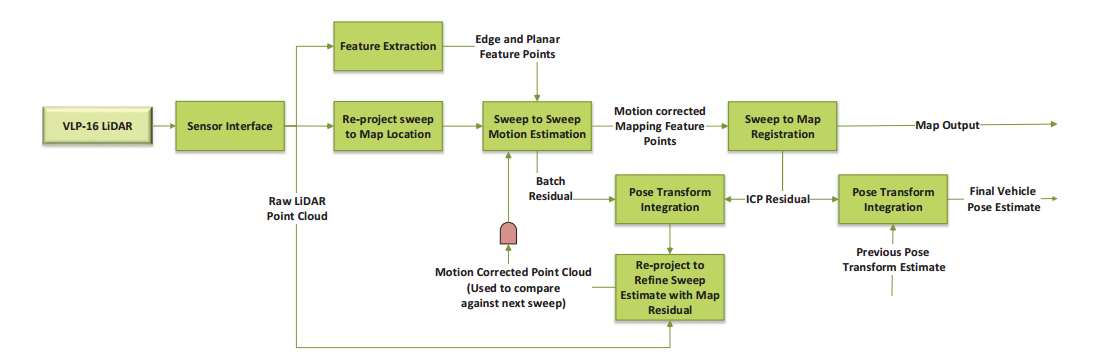


图2 LOAM系统架构

美国[斯蒂文斯理工学院](https://baike.baidu.com/item/%E6%96%AF%E8%92%82%E6%96%87%E6%96%AF%E7%90%86%E5%B7%A5%E5%AD%A6%E9%99%A2/947704)以LOAM为基础进行改进，开发了LeGO-LOAM算法。该算法架构与LOAM相似，同样基于角、面特征点进行后续的匹配与位姿估计。不同之处在于，LeGO-LOAM在特征点提取前进行了点云聚类处理，去掉较小的特征块并区分了路面特征，有效去除了环境中草、树叶等不稳定特征，在此基础上进行后续的特征提取与匹配。位姿估计模块中，作者采用两步LM方法，先优化z、roll、pitch，再优化x、y、yaw，针对不同特征点的特性分步求解自由度。另外，作者利用GTSAM搭建后端位姿图框架，实现了回环功能。该方法相比LOAM在精度及效率上都有所提高，系统也更加完善。



英特尔公司[25]同样基于 LOAM 进行改进。作者通过将一帧点云进行分块处理， 利用已建立的局部地图，实现了点云扫描过程中的误差补偿及算法实时性的提升。其算法架构同 LOAM 类似，主要分为帧间匹配及帧与地图匹配。改进之处主要在于，作者按纵向角度将点云分为 4 块，对每一块点云分别处理，并赋予靠近地面与靠近雷达中心的点更高的权重。其首先根据上一帧的位姿变换对当前运动进行预测，将两帧点云中心对准。之后再进行点云特征点的匹配和进一步位姿的计算。算法更新频率为 20 Hz。



[Jaebum Choi](https://www.engineeringvillage.com/search/submit.url?CID=expertSearchCitationFormat&implicit=true&usageOrigin=searchresults&category=authorsearch&searchWord1=%7bJaebum+Choi%7d+WN+AU&database=2&yearselect=yearrange&searchtype=Expert&sort=yr) [39]开发的基于动态地图的3D激光SLAM系统流程主要分为5部分，分别为点云获取、点云分割、特征点聚类、实时定位、建图。实时地图同时反馈至定位模块进行点云扫描匹配。其使用栅格地图与特征地图共同表示环境，给出障碍物特征地图。在点云处理模块，通过粒子群算法RBPFs增加精度，减小计算量。

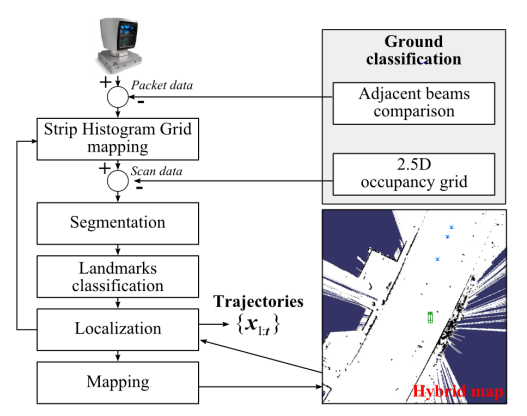


图4 [Jaebum Choi](https://www.engineeringvillage.com/search/submit.url?CID=expertSearchCitationFormat&implicit=true&usageOrigin=searchresults&category=authorsearch&searchWord1=%7bJaebum+Choi%7d+WN+AU&database=2&yearselect=yearrange&searchtype=Expert&sort=yr) 开发的SLAM系统架构

首尔大学的Kim D I[40]针对乡村环境构建了基于点特征的室外激光SLAM系统。其系统按流程可分为三大模块：点云预处理、聚类、特征点提取。通过对特定特征点的提取，实现在乡村非结构道路下的定位。

卡尔斯鲁厄大学的Moosmann F[42]提出的SLAM系统架构如下图6，分为五大部分：点云获取，点云预处理与特征提取，定位与滤波，建图，地图修正。系统获取点云信息后，首先进行点云的预处理及特征提取。之后对两帧点云扫描匹配，估计车辆位姿并生成车辆轨迹。再之后进行实时地图构建，生成的地图精修正后用于后续定位及规划、决策系统。

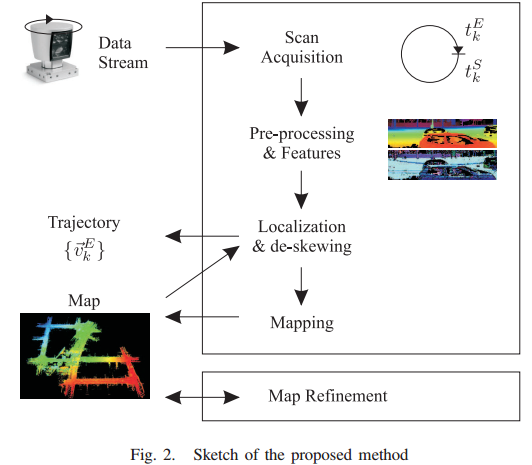
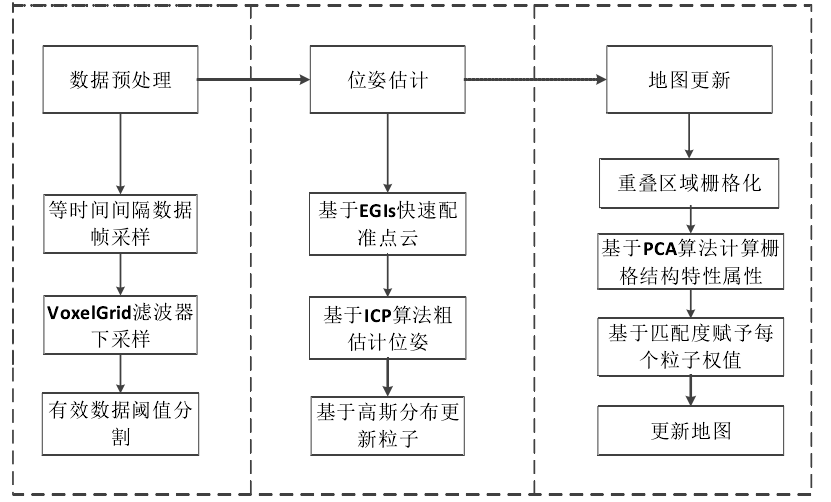


图6 卡尔斯鲁厄大学激光SLAM系统架构

国内高校亦有相关研究成果。上海交通大学的杨森森[44]通过扫描道路两边的绿化带位置，提取直线特征，确定自车位置。但其方法只适用于直线道路。北京理工大学的李玉[27] 的算法主要可分为数据预处理，位姿估计和地图更新三部分。在获取原始点云数据后，将点云拼接与粒子滤波算法结合以实现位姿估计，地图更新算法则主要基于粒子重要性权值，采用PCA算法与高斯混合模型训练数据得到各地图栅格的结构特性属性，再以重叠区域匹配度作为粒子重要性权值，量化粒子优劣。



在基于语义提取的激光SLAM领域，近年也有一些优秀的研究实例。

Renaud Dubé[35]提出的SegMatch是近年来基于语义提取的比较有代表性的激光SLAM方法，系统中实现了部分语义特征的提取与匹配，并以此为基础估计车辆位姿。其系统框架如下，分为四大部分：聚类、描述子提取、匹配与几何验证。其首先将点云进行聚类处理，提取聚类点云的曲率、协方差、平面度等7个特征。以这些提取出的特征为基础，采用随机数分类器，建立决策树，利用机器学习的方法进行点云间匹配。在几何验证模块，作者利用随意采样一致性算法，利用匹配好的聚类点云的几何中心计算位姿变化。其后端使用图优化的方法优化位姿。该方法定位精度一般，算法工作频率为1Hz，但回环效果良好，尤其适合城市等包含其对应语义特征的区域。

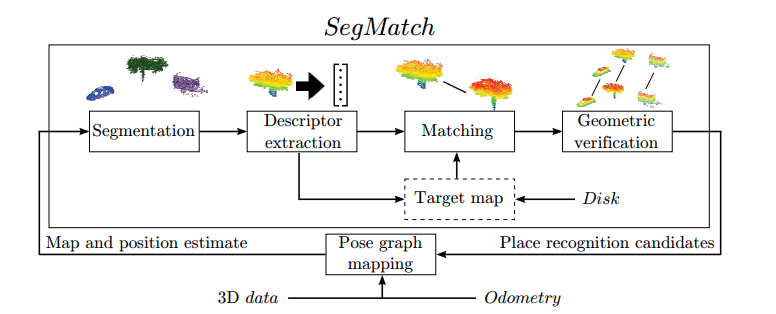


图3 SegMatch系统架构

在语义SLAM问题中，语义信息的提取与对准是难点。普林斯顿大学、斯坦福大学与Auto X公司合作的3DMATCH方法聚焦解决3D点云几何特征的提取与语义识别问题。作者利用RGB-D SLAM进行metric map构建，对RGB图采用Places-GoogLeNet计算特征，利用聚类距离作为区分标准，判断建模区域的语义信息。

谷歌的Vaswani A等人注意到，RNN需要逐步递归才能获得全局信息，具有天然的不能并行的缺点，以及梯度消失的缺点。CNN事实上只能获取局部信息，是通过层叠来增大感受。因此作者提出一种基于“Attention”的方法，抛弃了RNN结构，依靠Attention机制进行语义对准的任务。

**1.2.3 多传感器融合定位**

SLAM技术近年来发展迅速，在特定工况下可实现较高精度的定位。但依靠单一传感器的SLAM系统受传感器本身固有缺陷的限制，如激光雷达扫描中存在分辨率、相机受关照变化影响、基于特征的SLAM受限于环境特征等。此外，还存在算法层面的限制，如基于特征的SLAM方法不可避免受环境特征约束，在环境中存在动态障碍物、特征稀疏、车辆运动较剧烈的工况下难以保证效果。在这种情况下，通过引入其他传感器进行融合定位可起到较好效果。对于激光SLAM来说，国内外很多学者通过将激光雷达结合相机、惯导等其他传感器，修正激光雷达定位误差，提高定位精度。一般来说，主要参与同激光雷达融合的传感器包括相机、GPS、IMU等[50-52]。在视觉SLAM领域，已有很多研究先例，如VINS、OKVIS、ICE-BA等。

在融合定位方法中，根据各传感器是否在原始数据层就进行融合、定位结果对各传感器状态同时优化，将各融合定位方法分为松耦合与紧耦合。若直接利用不同传感器得出位姿，利用滤波器等框架融合的方法被称为松耦合；反之称其为紧耦合。松耦合方法在同GPS融合上应用较广，适用于多工况定位系统的构建；紧耦合方法更多在同视觉、IMU融合上应用。本文对两类方法依次介绍。首先介绍近年主流松耦合方案。

百度公司[53]在其APOLLO系统中将GNSS、基于先验地图的激光定位、IMU三种定位方法进行融合，实现车辆的多工况高精定位。其通过设计基于误差状态的卡尔曼滤波方法，构建多层级的滤波器架构，将激光定位结果及GNSS定位结果进行融合。该方法同时适用于拥挤城区、隧道等多种场景，可实现厘米级误差的精确定位。

下图为其系统总体框架：IMU获取加速度与加速度等信息并输出至SINS模块进行处理。其预测结果输入到误差状态卡尔曼滤波器，作为状态更新部分，分别输出至GNSS与LIDAR Localization模块。以这两个模块定位结果作为观测，将状态进行更新，并将校正后的状态返回滤波器。由于各模块更新频率不同，总体滤波器框架中设计延时模块，对各子滤波器结果进行融合处理。

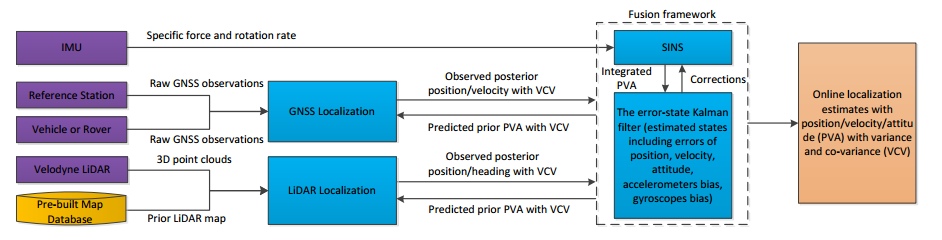


图10 百度融合定位系统方案

其中，IMU模块基于误差状态卡尔曼滤波器构造，以旋转、速度、位置、IMU加速度计和陀螺仪的偏置为状态量，以LIDAR Localization模块的位置与航向角信息及GNSS模块的位置信息作为滤波器观测量。此外，作者考虑到各模块更新频率及计算时间的不同引起的误差，设计了延迟处理模块，按如下架构将几个滤波器结果进行时间配准并进行融合。

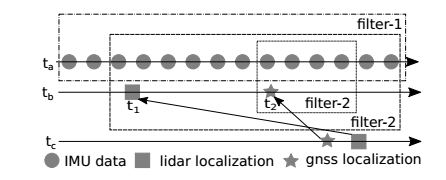


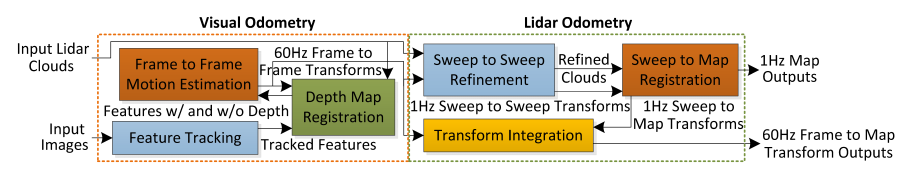
图11 IMU滤波与时间对准模块

Singh S[55]在无GPS情况下，以无人机为平台，使用面向地面安装的2D激光雷达，在已有先验数字化地形图（DEM）的基础上进行定位。作者利用基于误差状态的卡尔曼滤波融合IMU和LiDAR定位结果，实现长距离下的精确定位。在已有数字化地形图的情况下，利用2D LiDAR测量地面高度数据，得到带有高度信息的二维网格。之后通过状态估计获得当前大致位置，定义一个关联函数，实现当前点与地图点的匹配，确定当前位置。

Here公司[56]利用多传感器对多层的停车场进行协同建图，用于实现自主泊车功能。其局部建图模块利用了激光雷达点云数据和IMU数据，利用Generalized-ICP作为匹配方法，构建EKF滤波器，同时对车辆位姿以及加速度、角速度、偏置等参数进行优化。构建局部点云地图后，将点云投影到二维形成占据格网地图，在此基础上实现多车协同建图。最后利用交互式方法编辑为语义地图，输出至后续功能模块。

东京大学的Kuramachi R[58]将激光雷达与惯性导航系统结合，开发了G-ICP SLAM（Gyro integrated ICP SLAM）。其系统的特点是抛弃了里程计计算，以Velodyne SLAM算法为基础，加入惯导信息进行位姿估计的优化。其惯导信息主要用于点云的预处理及相邻帧的位姿估计。系统主要分为De-skew预处理、位姿估计、扫描匹配三个模块。此外，作者利用惯导信息，对激光雷达扫描过程中的运动进行补偿，以补偿后的点云为基础进行后续的匹配。

[Ji Zhang](https://www.engineeringvillage.com/search/submit.url?CID=quickSearchCitationFormat&implicit=true&usageOrigin=searchresults&category=authorsearch&searchtype=Quick&searchWord1=%7bJi+Zhang%7d&section1=AU&database=2&yearselect=yearrange&sort=yr)[47-49]对其自己开发的LOAM算法进行了进一步拓展，提出VLOAM算法，融合视觉里程计模块，至今仍在KITTI的里程计模块排行第一。视觉里程计适用于快速的位姿移动工况，激光里程计则能保证低漂移与较高的鲁棒性。首先，作者利用视觉里程计在较高频率下估计车辆位姿。之后又通过激光里程计在较低频率下对车辆位姿进行修正，同时修正了由于漂移造成的点云误差。利用修正后的点云进行扫描匹配得到精确的车辆位姿。

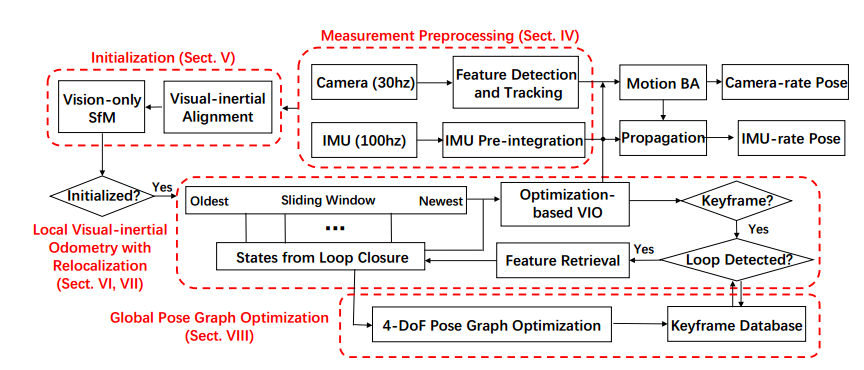


Hening S[46]采用自适应卡尔曼滤波的方法，将LOAM和GPS/INS 导航系统进行融合。LOAM受环境特征限制，在特征不明显区域定位精度差；GPS/INS 惯导则依赖于GPS信号强度，在高楼、天桥、隧道等区域定位强度差。作者分析两种定位方式误差来源，改变Q、R值并使其能根据环境工况不同改变权重，实现多工况下良好定位，是比较有代表性的松耦合方法。

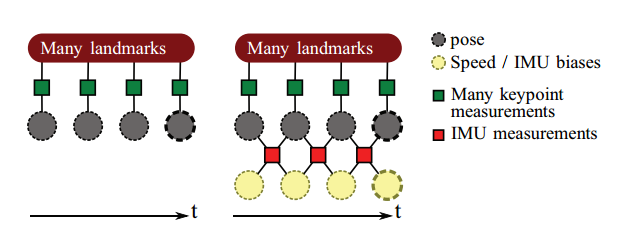
**松耦合方法是各定位方法独立工作的基础上的互相补充，在有GPS下进行松耦合是比较主流的方案。但在无GPS工况下，单纯算法结果层面的融合无法有效提升算法精度。因此，紧耦合方案被提出并应用。**

**在视觉SLAM领域，出现了一批优秀的视觉、惯导紧耦合算法，国内高校在这方面研究也处于世界前列。虽然视觉、激光的前端处理方法不同，但紧耦合的方法与框架可用以借鉴。**

**香港科技大学的秦通等人提出的VINS-MONO算法，是一套比较系统、完善的视觉、惯导紧耦合方法，其系统框架如下图所示。系统获取视觉、惯导数据后，首先进行时间的同步，对一帧视觉帧对应的惯导帧进行惯导预积分。之后进入联合初始化模块，以纯视觉的SfM的估计位姿为准实现对惯导偏置、重力方向、尺度等信息的校正。最后进入紧耦合模块，使用KLT光流法作为视觉前端，基于关键帧构建图优化框架，同步优化视觉重投影误差与惯导预积分误差，得到耦合后的车辆位姿。此外，系统还包括回环检测、边缘化策略、惯导补偿推算、故障检测等模块，是一个较完善的紧耦合系统。其定位结果相比传统视觉SLAM方法也有很大提升。**



**苏黎世联邦理工大学的Stefan Leutenegger等人提出的**OKVIS也是一个主流的视觉、惯导紧耦合系统。作者提取哈里斯角点作为特征点构建视觉前端。在惯导预积分部分，作者使用李代数进行了预积分推导。同样在提取关键帧的基础上构建了紧耦合框架，通过同步优化视觉、惯导误差项得到较精确的车辆位姿。



**图9 V-LOAM算法架构**

浙江大学与百度合作开发的ICE-BA算法也有很好的效果。在传统VIO算法的基础上，作者提出了一种高效求解VI-SLAM的方法，在算法求解层面取得突破，算法具备较好实时性与精度。

PerceptIn公司在MSCKF的基础上，首次提出基于点和线特征的基于滤波器的紧耦合双目VIO算法，并引入了基于滤波的轻量级闭环检测方法，使得算法在低纹理环境下有更好的效果。

近年来，在激光SLAM领域也有一些紧耦合方案提出，但相比于视觉、惯导紧耦合方案仍不够成熟。

美国特拉华大学的Geneva P等人构建了激光与惯导紧耦合的SLAM系统LIPS。考虑到当前对环境中平面特征表示时存在的奇异性问题，作者提出了一种新的平面表示方式——以距当前坐标最近的点以及一个距离尺度信息对一个平面进行表示，并以此作为激光前端。其将惯导预积分误差与激光平面匹配误差结合起来，构建因子图优化的框架，对车辆位姿进行估计。该方案实现了激光、惯导的紧耦合，但需提前利用PCL等方法离线对点云中平面进行建模提取，实时性差。

卡尔斯鲁厄大学的Graeter J等人提出了LIMO算法，融合激光、视觉进行协同实时定位。作者分析了激光、视觉两种传感器的优缺点，利用激光补全视觉所需深度信息，利用视觉实现环境特征的识别及后续匹配，实现激光、视觉的协同定位。其首先利用视觉实现环境特征的提取。在提取特征点的基础上，使用激光雷达进行深度估计。深度估计部分通过选取特征点邻近区域，进行局部平面拟合与估计，估计特征所在深度。在特征赋予深度信息后，利用pnp进行帧间匹配与位姿估计。其后端使用基于关键帧的图优化方法，并在关键帧选取部分，通过转向、静止等工况的检测，采取了不同的关键帧选取策略。该算法也经过了KITTI上数据集的验证，有比较好的定位精度。

综上所述，目前纯激光SLAM方法已有多种成熟的方案，但其都受传感器本身即算法原理限制，难以进一步提高定位精度。因此，与其他传感器融合是必由之路。本文主要研究的是无GPS下车辆的高精定位，在此领域，通过多传感器紧耦合优化的方法，能有效结合传感器优势，协同优化估计位姿。而惯导元件因其不受环境影响、直接观测加速度、角速度信息等优势，可与激光形成互补，是理想的紧耦合对象。在视觉SLAM领域，视觉惯导紧耦合方案已成趋势，而在激光SLAM领域还未有具备主流代表性的方案提出，是一大研究空白。因此，本文的研究以已有各类激光SLAM算法为基础，借鉴当今主流的视觉惯导紧耦合方案，根据激光SLAM特性构建适用与激光SLAM的激光惯导紧耦合定位系统，实现在无GPS工况下车辆的高精、鲁棒的定位。

1.3 本文技术路线与主要工作

本课题的研究目标是设计一套融合激光雷达、惯导的组合定位算法，通过利用惯导信息，应用于激光SLAM整体框架中，优化算法结构，以达到提升定位精度，提升车辆对于环境的鲁棒性与实时性的目的。此外，结合激光雷达与惯导传感器各自优缺点，设计紧耦合框架对二者进行融合定位，可综合考虑并优化当前点之前所有状态，提升定位精度，优化算法架构，实现在多种工况、车辆复杂运动下的高精度定位。

下图为本文算法整体框架，整体分为激光里程计、惯导位姿推算、激光/惯导紧耦合系统三大模块。

在激光里程及模块，本文结合已有的各激光SLAM方案，构建激光的里程计定位系统，主要包括点云预处理、激光里程计、回环检测及图优化三大功能，搭建基于纯激光的定位系统。

在惯导位姿推算模块，主要实现基于惯导的位姿推算及惯导预积分工作，为紧耦合系统及惯导的补偿推算作准备。

激光/惯导紧耦合系统是本文的工作重点。首先要对整体系统进行构建，需依次实现传感器的时间对准、联合初始化、误差项构建以及基于关键帧的窗口局部紧耦合优化等功能。结合激光、惯导传感器优点，综合优化激光、惯导误差项，得到更精确、鲁棒的车辆位姿。



本文的主要研究内容概括如下：

**第1章 绪论：**阐述了论文的选题背景；介绍了激光SLAM的基本架构与关键技术，总结了国内外主流的激光SLAM技术，综合分析了各类基于特征及语义的激光SLAM算法的优缺点，指出纯激光SLAM的局限性；总结并分析了国内外主流的融合定位方法，从松、紧耦合的角度进行划分，尤其重点研究了各类紧耦合方法的原理与优缺点，明确技术难点与突破点，论证本文研究意义。

**第2章 惯导位姿推算与惯导预积分：**对本文选用的惯性测量单元的硬件参数与坐标定义进行了介绍；对三维空间旋转变换的基本原理进行了介绍与推导，主要包括旋转矩阵的定义与推导以及以四元数为基础的旋转表达方式的相关性质；重点介绍了以惯导位姿推算、惯导预积分为基础的位姿估计方法，推导了基于惯导误差状态的状态方程与观测模型以及后续优化过程中需要的协方差矩阵与雅各比矩阵。

**第3章 激光里程计：**对本文选用的激光雷达传感器的硬件参数与坐标定义进行了介绍；介绍了激光里程计的系统框架，将系统分为点云预处理、激光里程计、回环检测与位姿估计三大模块，并依次对各子模块算法的实现原理及算法流程进行了详细介绍。本章的目的是通过激光雷达的扫描匹配，对车辆位姿进行估算，将结果提供给后续融合系统

**第4章 激光雷达/惯导紧耦合定位：**设计了激光/惯导紧耦合系统框架，以激光里程计定位数据为基础，结合惯导帧间预积分约束，对位姿进行融合修正；对紧耦合定位系统子功能模块的算法流程及实现机理进行介绍，主要包括激光/惯导时间对准、联合初始化及整个系统采用的滑窗策略；介绍了误差项的构建方式，推导激光、惯导误差项的得出，构建紧耦合优化框架，介绍了使用的优化策略及帧间惯导推算补偿功能。

**第5章 实车实验：**

**第6章 总结与展望：**梳理本文的研究内容并进行总结，对本文的优缺点进行分析，对未来工作进行展望。

第2章 惯导位姿推算与惯导预积分

惯性导航元件可利用加速度计、陀螺仪对车辆的加速度、角速度进行观测，从而对车辆位置、姿态、速度等状态进行推算。由于其不需外部参照、更新频率快的特点，广泛应用于各类定位导航系统中，尤其是与GPS结合构成的定位导航系统，可提升定位精度并在GPS信号不稳定时下保证一段时间定位效果。本文针对的是无GPS工况下车辆的高精定位，同样利用惯导不易受环境特征影响、短时间内定位较稳定、发布频率快的特点，与后续的基于激光雷达定位方法结合，构建激光/惯导紧耦合的定位系统。本章对基于惯导的位姿推算方法及帧间惯导预积分的计算与推导进行介绍，同时介绍与之相关的四元数旋转、坐标系变换、误差状态推导等理论，这同时是后续工作的基础。

2.1 惯性测量单元

惯性测量单元是测量物体加速度、角速度的装置，一般简称为IMU（Inertial measurement unit）。一般一个惯性测量单元包含一个有三自由度的陀螺仪与一个可测三个方向加速度的的加速度计，通过积分与运算可对物体在三维空间中的位置与姿态进行测量。

2.1.1 惯导元件技术参数

本文使用Xsens公司生产的MTi-30 AHRS惯导，属于其MTi-10系列，是该公司产品系列中的基本产品，可提供三维的加速度、角速度以及磁力信息，并可输出物体的绝对航向。本文主要使用其原始加速度、加速度信息。



该惯导基本技术参数及使用的加速度计、角速度计技术参数如下表：

表 MTi-30 AHRS技术参数

|  |  |
| --- | --- |
| 输入电压 | 4.5-34V或3V3 |
| 典型功耗 | 400-550 mW |
| IP评级 | IP 67（封装） |
| 温度 | -40ºC - 85ºC |
| 振动和冲击 | MIL STD-202测试;  2000克/0.5毫秒 |
| 采样频率 | 10 kHz /通道（60 kS / s） |
| 输出频率 | 最高2 kHz |
| 时钟漂移 | 10ppm |
| 潜伏 | <2毫秒 |
| MTBF | 300,000小时 |
| 陀螺仪采样范围 | 450º/ s |
| 加速度计采样范围 | 200米/秒2 |
| 陀螺仪运行稳定性 | 18º/小时 |
| 陀螺仪带宽 | 415赫兹 |
| 加速度计带宽 | 375赫兹 |
| 接口 | RS232 / RS485 / RS422 / UART / USB |

表 陀螺仪技术参数

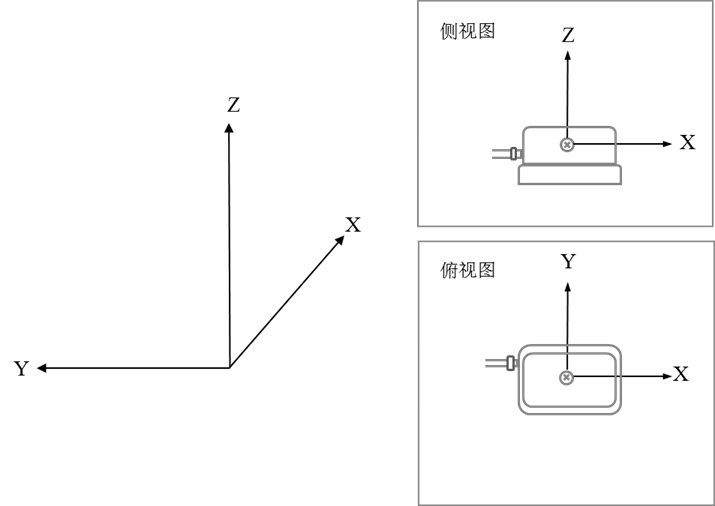
|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 参数 | 单位 | 数值 |
| 标准测量范围 | °/s | 450 |
| 初始偏置误差 | °/s | 0.2 |
| 运行时偏置稳定性 | °/h | 18 |
| 带宽 | Hz | 415 |
| 噪声密度 | °/s/Hz | 0.03 |
| 重力灵敏度 | °/s/g | 0.006 |
| 非正交性 | ° | 0.05 |
| 非线性 | % | 0.03 |

表 加速度计技术参数

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 参数 | 单位 | 数值 |
| 标准测量范围 | m/s2 | 200 |
| 初始偏置误差 | m/s2 | 0.05 |
| 运行时偏置稳定性 | μg | 15 |
| 带宽 | Hz | 375 |
| 噪声密度 | μg/Hz | 60 |
| 非正交性 | ° | 0.05 |
| 非线性 | % | 0.1 |

2.1.2 惯导元件坐标系定义

惯导数据使用的惯导坐标系定义如下图所示。坐标系为右手坐标系，在车辆中安装时，本文使其X方向与车辆前进方向相同，Y方向在车辆左侧，向上为Z。

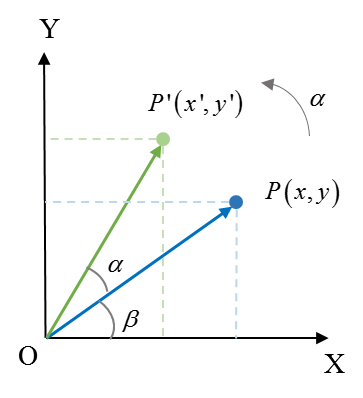


2.2 三维空间坐标变换

2.2.1 旋转与旋转矩阵

由于车辆的移动以及传感器坐标系定义的差异，在不同时刻、不同传感器下坐标系定义是不同的。而在实际处理中，往往要将坐标系或坐标系中点同步到同一坐标系下，以进行后续的操作，此时就涉及三维空间下的位姿变换，包括旋转与平移变换。平移变换比较直观，满足坐标系的平移关系即可。相比之下，三维空间下的旋转变换相对复杂，实际应用中涉及多种表达形式及其互相转换。这里将其原理简单介绍。

三维的旋转变换可视为二维变换的组合。首先，以二维坐标系下点的旋转为例，对旋转矩阵的推导进行介绍。图表示的是在坐标系下，将点逆时针旋转得到点。此处，设，利用三角函数的相关变换，可得：





同理，可得：



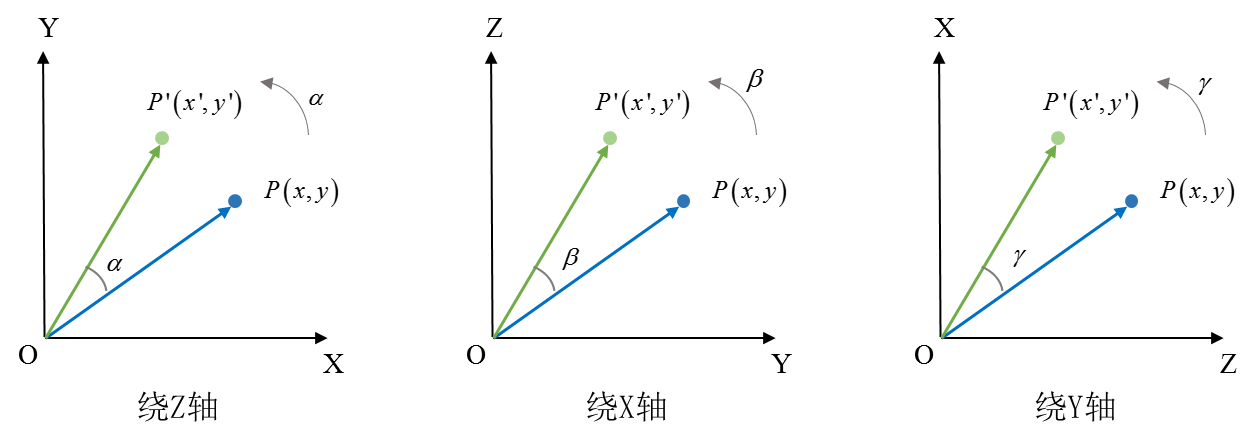
以矩阵形式整理表示，可得：



三维空间的旋转则可利用以上原理，使用三个分离的转角，将一个旋转分解为三个绕不同轴的旋转，即使用欧拉角表示旋转。由于旋转过程中，对旋转轴以及旋转次序的定义会直接影响旋转的结果，本文约定每次旋转是绕上一次旋转之后的轴进行，按的顺序，依次对应横摆角、俯仰角、侧倾角。在已知、、的情况下，可对三维旋转进行表示。实际中，为更方便表示旋转，常将欧拉角变换为旋转矩阵形式。以上推导的二维空间旋转可认为为三维空间中绕Z轴的旋转：



根据以上原理，再依次进行绕轴、绕轴的旋转。为简化表示，将、、记作、、。在旋转时，注意绕不同旋转轴时横纵轴的对应：



类比以上推理，得绕各轴旋转的旋转矩阵：



按旋转顺序，可得最后的旋转矩阵：



若已知旋转矩阵，可反向推算欧拉角:



2.2.2 四元数

利用欧拉角和旋转矩阵可对三维空间的旋转进行表示。但欧拉角的表示方法具有奇异性，会出现“万向锁”问题，且计算不方便；旋转向量使用了9个量对3自由度的旋转进行描述，存在冗余性。三维旋转是一个三维流形，无法无奇异地用3个量进行表示。四元数是一种相比之下更紧凑且无奇异性的表示方式。这里对其本文中涉及的一些性质进行介绍。

一个四元数由一个实部和三个虚部组成，可用如下方法进行表示：



其中，是其实部，为其虚部。四元数的虚部满足以下关系：



四元数的运算与实数不同，下面对其简单介绍：

（1）加法：



（2）乘法：



此处需注意，四元数的乘法是不可交换的。为方便表示，对左乘及右乘分别定义如下：





此处用到运算符，定义如下：



（3）本质四元数：



（4）共轭：



（5）模长：



（6）逆：



（7）导数：

实际使用中，经常使用到四元数相对于时间的导数。此处利用扰动的方法进行求取，具体推导不展开。



（8）与旋转向量转换：

对一个绕旋转，大小为的旋转，可用标准四元数表示为：



（8）误差量



（9）对点的旋转

若已知标准四元数以及空间点，经旋转后得到空间点，则：



其中，对于标准四元数，满足。

在前文中，本文介绍了基于欧拉角、旋转矩阵、四元数的旋转表达方式。实际使用中，几种方法会视情况相互转换，此处对转换的数学表达进行列写，详细推导不在此说明。

四元数转旋转矩阵：



旋转矩阵转四元数：



四元数转欧拉角：



欧拉角转四元数：



2.2.3 坐标系符号定义

由于本文涉及多个坐标系及之间的转换，这里将坐标系表示方法定义如下：为世界坐标系。在右上角无角标情况下，本文默认为世界坐标系；为激光坐标系；代表当前时刻位置相对于世界坐标系的位置；代表当前时刻相对于世界坐标的旋转，常用于将当前坐标系下的点旋转回世界坐标系下。

2.3 基于误差状态的惯导位姿推算

2.3.1 惯导位姿推算

惯导可直接获取加速度、角速度信息，可由此对车辆位姿进行推算。

首先，对加速度计与陀螺仪获得的原始数据进行处理。惯导直接获取的加速度并不能直接代表车辆的加速度，还包含重力分量以及偏置项。此外，假设观测过程噪声满足高斯分布，可获得以下关系：



其中，代表加速度计、陀螺仪加速度，为车辆加速度， 为当前时刻车辆相对于世界坐标的旋转，为重力，为加速度偏置；为陀螺仪观测角速度，车辆角速度，角速度偏置。其中，、都处在当前车辆坐标系下。

、是实际影响车辆运动的加速度与角速度。将以上观测方程变换，以方便后续处理：



在以上观测过程中，观测噪声被假设为高斯分布，偏置被建模为随机游走噪声，满足以下关系：



在获取并对惯导原始数据处理后，可利用加速度、角速度积分，对惯导位姿进行推算。本文定义在相邻帧间，两帧惯导位姿关系满足以下公式：



由此，在已知时刻车辆位姿的情况下，可通过帧间惯导数据对时刻车辆位姿进行推算。后续的惯导预积分、惯导帧间推算补偿等都是基于此原理。

2.3.2 惯导误差状态估计模型

若惯导观测准确，通过以上方法积分推算的位姿理论上应是精确的。但由于观测误差及偏置项不准确等原因，位姿的推算存在误差。在实际使用中，如非线性优化过程中，需经常对状态调整并迭代处理。若某一帧的位姿状态变化，与之相关的各帧位姿都需要重新推算以确定，这样会进行大量重复的计算，耗费计算资源。因此，此处推导惯导误差状态估计模型，通过提取状态估计误差项并在每次状态调整中先进行误差状态的调整，以实现对整体状态的估计。

首先定义估计车辆状态变量如下：



根据运动关系，车辆的状态方程可推理如下：



而若无观测噪声存在，加速度偏置项也无噪声，定义为车辆理想状态，满足以下理想状态方程：





根据以上推理，车辆状态推算过程中的误差就是真实状态与理想状态之间的差值。以位置状态为例，估计状态、理想状态与误差状态的关系为。因此，实际处理中，只要对误差状态进行处理，之后再加上理想状态，即可得到真实状态。此处定义误差状态状态变量，并推导误差状态方程如下：





其中，速度、旋转等状态量对应的状态方程推导相对复杂，此处对其简单说明。

对速度来说，可通过以下两种方式展开：





将以上两式联立，消去二阶小量，可得：



此处利用了性质，。

对于旋转状态，同样可以两种方式展开：





将以上两式联立，消去，提取，可得：



对上式进行分析， ，，可得旋转向量误差量：



将误差状态对应的状态方程其写成矩阵形式：



至此，惯导误差状态估计模型推导完成。

2.3.3 惯导预积分

根据上述推导，可知车辆的状态可看作理想状态与误差状态的和。前文中也提过，为减小计算量，更方便后续对状态的优化，可直接基于误差状态进行，通过对误差状态的调整实现对车辆真实状态的估计。误差状态本质上是由观测噪声、偏置噪声的存在而产生。在位姿推算过程中，体现在公式(2.30)中各状态的与加速度项相关的积分部分，定义其为惯导预积分项。在相邻帧间的惯导预积分定义为以下形式：



通过将惯导预积分项提前求出，在状态调整时对其进行微调，方便位姿推算。实际算法中，观测到的加速度信息都是在离散状态下，可通过多种离散处理方法处理积分运算。本文采用中值积分进行处理。在前文中，推导了误差状态的状态方程，此处省略噪声项，记为以下形式：



记为相邻帧中的某一时刻，利用中值积分可得：



通过以上方式可对惯导预积分项离散求解，可得到相邻帧间的惯导预积分估计值，将其记为。



对于惯导预积分项，存在与位姿观测之间的观测关系，将观测方程推导如下：



2.3.4 协方差及雅各比矩阵推导

在后续的优化过程中，需要协方差矩阵转换为信息矩阵，以确定状态优化过程中的概率权重；优化过程中需得到雅各比矩阵以求解状态增量，以实现对状态的优化。基于噪声服从高速分布的假设及惯导预积分项的运动关系，状态对应的协方差矩阵及雅各比矩阵要随之迭代。

此处，假设在相邻帧推导中协方差初始值为0。其迭代过程符合以下规则：



对于雅各比矩阵，将其初始值初始化为单位矩阵，可用于后续非线性优化过程中增量的求解及对变量的泰勒近似。其迭代满足以下规则：



2.4 本章小结

本章是后续工作的理论基础，重点介绍了以惯导位姿推算、惯导预积分为基础的位姿估计方法，同时简单介绍了涉及到的三维坐标变换、四元数运算等基础理论。

首先对本文选用的惯性测量单元的技术参数进行了列举，对惯导元件使用的坐标系定义等进行了说明。

之后，由于本文主要目标是对车辆位姿状态的实时精确估计，涉及多时刻多坐标系之间的三维变换问题，因此对旋转矩阵的定义与推导进行阐述，并对以四元数为基础的旋转表达方式的相关性质进行了推导与说明，为后续状态估计中涉及旋转量的处理作准备。

最后，重点介绍了以惯导为基础的位姿推算方法及惯导误差状态估计模型的建立，推导了基于惯导误差状态的状态方程与观测模型。对位姿推算的离散化处理进行了阐述，对后续优化过程中需要的协方差矩阵与雅各比矩阵推导进行了介绍。

第3章 激光里程计

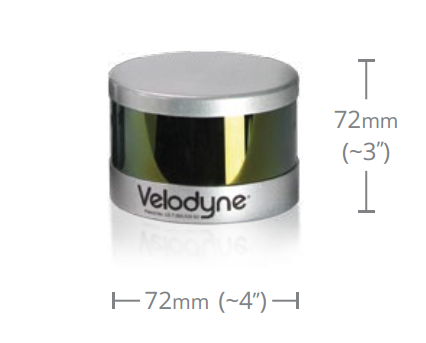
当车辆在室外道路行驶时，目前主要通过GPS结合惯导的方式进行定位。该方法依赖于GPS信号强度。在树木茂盛、高楼遮挡，隧道、高架等工况下，GPS信号不稳定，惯性导航系统又会随时间增长产生较大的漂移，车辆无法精确定位。而在室内和地下环境，由于GPS信号的缺失，传统定位方式无法发挥作用，而UWB等定位方法又有成本较高、布置复杂等缺点。在此背景下本文利用SLAM方法解决问题。SLAM即同步定位与建图，是基于相机、激光雷达等传感器，对环境的几何或语义特征进行提取，通过帧间数据关联与匹配，实现车辆的实时精确定位与同步建图功能，具有成本低、精度高等优点。由于激光点云信息的丰富性与稳定性，本文使用激光雷达为传感器，以现有主流激光SLAM方案为基础，通过对环境中几何特征的提取与匹配，实现车辆的相对定位。同时加入对环境嘈杂特征信息的识别与筛除，提高系统定位精度。此外，本文引入回环检测模块，筛选关键帧构建位姿图，在检测到回环时进行局部图优化，消除累积误差，提升定位效果。

3.1 激光雷达传感器

激光雷达是以发射激光束，对目标的位置、速度等特征进行探测的雷达系统。其工作原理是向目标发射激光脉冲，通过测量反射光的运行时间，确定目标的方位、速度等信息。激光雷达根据内部激光发射原理，可分为机械扫描式激光雷达及固态激光雷达。机械式激光雷达，根据扫描线的数目可分为1、4、8、16、32、64、128线激光雷达。激光线沿竖直方向按不同角度射出，根据线束多少及发射器旋转频率有不同的扫描精度，在水平扫描的过程中，可实现对周围环境的三维探测。

3.1.1 传感器技术参数

本文采用Velodyne 公司的16线激光雷达VLP-16。其探测距离约100 m，每秒可获取约30000个点。水平视角360°，垂直视角30°。其具体硬件参数如下表：



VLP-16 技术参数

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 传感器 | 激光线数 | 16线 |
| 测量范围 | 100 m |
| 测距精度 | ±3 cm |
| 垂直视角 | 30°（﹢15°到﹣15°） |
| 垂直角分辨率 | 2° |
| 水平视角 | 360° |
| 水平角分辨率 | 0.1° 0.4° |
| 旋转频率 | 5 Hz - 20 Hz |
| 激光 | 激光安全等级 | 人眼安全 1级 |
| 波长 | 903 nm |
| 机械特性 | 功率 | 8W |
| 工作电压 | 9-32V |
| 重量 | 830g |
| 尺寸 | 103mm \* 72mm |
| 防护等级 | IP67 |
| 工作温度 | -10℃ - 60℃ |
| 储存温度 | -40℃ - 105℃ |
| 输出 | 点云 | 每秒300000个测量点 |
| 数据值 | 距离值、物体反射率、旋转角度、同步时间 |

本文采用的VLP-16的16个激光器定义为16个通道，覆盖垂直方向的﹣15°~﹢15°的视角，垂向分辨率为2°，其垂直角度对应关系如下表：

VLP-16 激光通道与垂向角度对应表

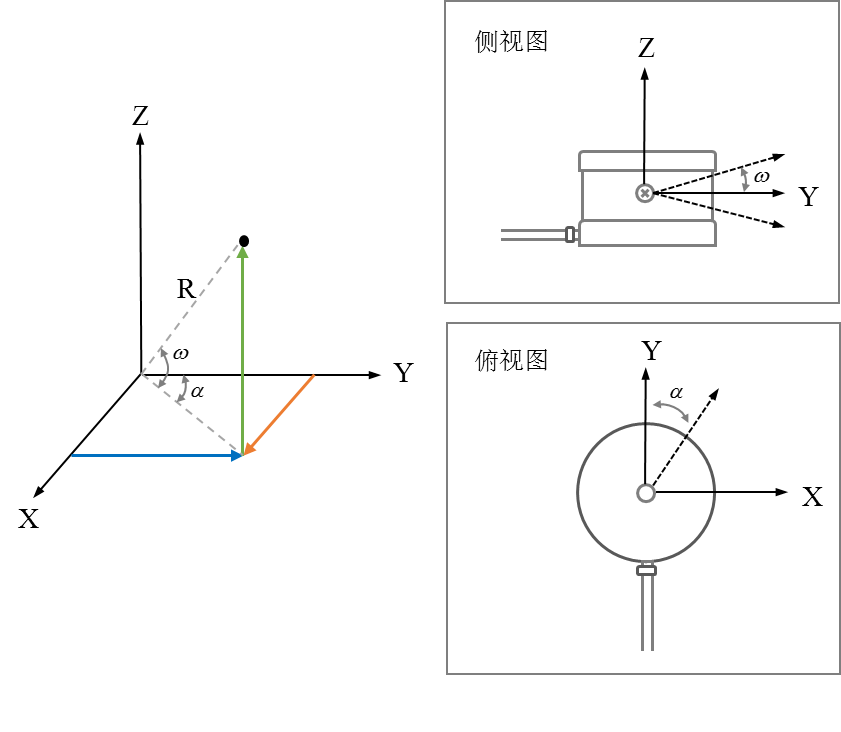
|  |  |
| --- | --- |
| 通道序号 | 垂向角度 |
| 0 | ﹣15° |
| 1 | 1° |
| 2 | ﹣13° |
| 3 | 3° |
| 4 | ﹣11° |
| 5 | 5° |
| 6 | ﹣9° |
| 7 | 7° |
| 8 | ﹣7° |
| 9 | 9° |
| 10 | ﹣5° |
| 11 | 11° |
| 12 | ﹣3° |
| 13 | 13° |
| 14 | ﹣1° |
| 15 | 15° |

3.1.2 激光雷达坐标系定义

激光雷达直接获取的点云信息在三维极坐标下呈现，包含目标距离、水平、垂直方位角以及目标反射率信息。为了更方便反应周围环境三维信息，将其变换到笛卡尔坐标下。



其中，为极坐标下目标距离，为为激光扫描线垂直旋转角度，为激光扫描线水平旋转角度，x、y、z为极坐标投影到笛卡尔坐标系下的坐标。坐标系方向定义见下图。

激光雷达坐标映射示意图

3.2 激光里程计系统框架

本文采用的激光SLAM系统框架如下图所示，主要分为三大模块，分别为点云预处理、激光里程计、回环检测。

激光雷达获取环境点云信息后，首先进行点云预处理。通过将点云投影到二维距离图的方式，对点云进行聚类处理，区分路面特征，并筛除较小特征点。之后，对聚类筛选后的点云进行特征点的提取，用以后续点云的匹配与位姿计算。

在激光里程计模块，本文对车辆运行过程中激光雷达运动误差进行估计并对点云信息进行纠正。首先进行帧间特征点的匹配与位姿的粗估计，获取车辆粗位姿。之后，根据车辆粗位姿，确定车辆所在大致区域，并于历史地图中进行特征点匹配，构建代价函数，通过迭代优化的方式估计车辆精确位姿，并更新历史特征地图，用于后续匹配。

最后，本文构建回环检测模块，存储历史关键帧并按距离维护一个关键帧窗口，以关键帧位姿为节点，关键帧之间位姿约束为边构建位姿图。在检测到回环时，利用因子图优化的方法，对窗口内关键帧进行优化，消除累积误差，提升定位精度。



3.2 点云预处理

点云预处理模块，是后续扫描、匹配、位姿估计模块的基础。该部分算法目的是对原始点云中的几何特征进行筛选，并尽可能剔除掉不稳定特征，为后续激光里程计模块提供精确、稳定、鲁棒的特征点云。

3.2.1 点云预处理模块算法流程

在实际的定位、建图的过程中，无论是基于特征、还是基于语义的定位建图方法，都需要对环境的嘈杂状态进行滤波，以获取稳定的、可重复观测的、基本静止的特征或语义信息作为匹配的基础，来进行后续的位姿估计。环境信息的处理对定位效果有着直接、根本的影响。点云预处理模块的目的就是筛选可靠的特征点以供后续匹配。

点云预处理模块分为点云聚类、特征提取两个子模块。在点云聚类模块，接收激光雷达原始点云输入，根据点所在扫描线、旋转角度等信息，将三维点云投影到二维平面，并保留距离属性。在二维点云平面上，利用相邻扫描线水平度信息，进行路面特征的识别与滤除，并将非路面特征进行点云聚类处理。聚类后的点云块输出至特征提取模块。在特征提取模块，首先进行点云的平滑度计算。对点云按平滑度计算结果排序，剔除不稳定的特征点，输出用于后续特征点云的匹配。



3.2.2 点云聚类

在实际问题中，环境中的一些微小障碍物，如草、树叶等物体，易被识别为特征而进行匹配。但此类障碍物状态并不稳定，往往同类特征聚集，风吹之后位置特征易改变。以该类特征为基础进行后续匹配定位往往难以获得较好效果，因此本文将其筛选、剔除。此外，对于路面特征，主要与车辆垂向、侧倾、俯仰等相关自由度有关。本文对其单独提取以便后续操作。

点云聚类问题可以描述为：已知时刻获取的原始点云，根据点云所在方位、角度以及与周围点云的位置关系，进行路面特征的提取，并将非路面点云聚类为点云块。按点云块包含点云数目对其进行分类，并将聚类后的点云输出。

首先将三维点云投影为一张二维距离栅格图。原始点云的垂向分为16路扫描线，垂直分辨率为2°，水平分辨率为0.2°。根据点云的横纵向分辨率属性，可将其投影为16\*1800大小的二维栅格图，三维点云中的每个点根据其方位与二维栅格中的格子一一对应。格子同时携带投影点的距离属性。

利用投影好的二维距离栅格图，可以进行路面的识别与剔除。当激光扫描路面时，投射在路面的扫描线形状为连续的圆弧，且相邻线之间距离保持稳定。目前主流的路面提取方法为基于几何特征的滤波方法，包括栅格高差法、平面拟合法等，通过计算栅格内点高度差，与预设高差进行对比、分类，或通过计算点云法向量，与地面法向量进行对准，快速有效的对地面进行分割、滤除。本文采取的方法与其类似，并要额外考虑算法的效率与鲁棒性。因此另外考虑了随距离增加相邻扫描线间距离的增加，以及路面存在适当坡度的情况，以相邻线间路面水平度作为标准，将水平度小于阈值的点云分割为路面。



其中，为相邻线高差，为相邻线间水平投影距离。

路面点云识别后，对非路面点云的进行聚类，保留较大的点云块，筛除微小障碍物。点云聚类方法包括基于欧氏距离的分割聚类以及基于随机采样一致性算法的分割聚类。本文采取的算法主要基于欧式距离，考虑了点云远近稀疏性不同的特性，通过两相邻点之间距离参数的计算，将距离参数小于阈值的点聚为一类。根据聚类后的点云块包含点云数目，进行特征的分类。



其中，相邻点中较远点的距离值，为较近点的距离值，为水平角度分别率。若为垂向相邻点，此处为垂向角度分辨率。

3.2.3 特征提取

在点云聚类处理后，原始点云中的路面、较小、较大的点云特征块被筛出。在此基础上，该部分提取点云中的几何特征，输出至后续的匹配模块。

在特征的选取方面目前有很多方法，主要可分为基于几何特征与基于语义特征的方法。几何特征包括平面、角点、直线、圆柱等，用以表示环境中的路面、路沿、树木等环境特征。语义特征的方法是通过对环境进行几何描述子的提取，通过多个描述子共同确定物体的类别，或通过深度学习的方法得到物体的语义特征，用于辅助后续匹配。本文采取基于几何特征的方法，对环境中最常见的棱角、平面特征进行提取。

对点云平均分块。对各个子块中某个点，进行平滑度计算。选取该点前后相邻点，计算与该点的欧氏距离，以其为参考参数，对该点的平滑度进行表示。



其中，为选取的当前点周围特征点个数，为当前点相对于雷达中心的距离，为周围点相对于雷达中心的距离。

通过这种方法，可比较高效的提取出角、面特征明显的点，但同时有些并不稳定的环境特征被当作特征点筛选出，如与扫描方向平行的面或线，以及由于物体相互遮挡而体现出的角、面特征。这类特征的共同的特质在于在较小的夹角区间内有较大的距离差值。通过对具备以上属性的特征点进行标记与剔除，减少无效特征点。

此外，为保证特征点分布的均匀，也为了提高后续特征匹配过程中的准确率，减少临近特征的误匹配，在已有特征的一定范围内不再筛选特征点，保证特征点的稳定性与分布的均匀性。

经过以上条件的限制，可得到经过筛选的特征点。对特征点按平滑度进行排序。越小，表明该特征点所在区域越平顺，更趋向于平面特征，反之则倾向于棱角特征。将较大的点记作角特征点，较小的点记为面特征点。特征点被存储并发布至后续匹配模块。至此完成了点云预处理所有流程。

3.3 激光里程计

激光里程计模块在点云预处理的结果上，以筛选好的特征点为基础，通过对帧间或当前帧与特征地图间特征点的关联与匹配，构建最小二乘问题，对车辆的位姿进行估计，达到车辆定位的目的。

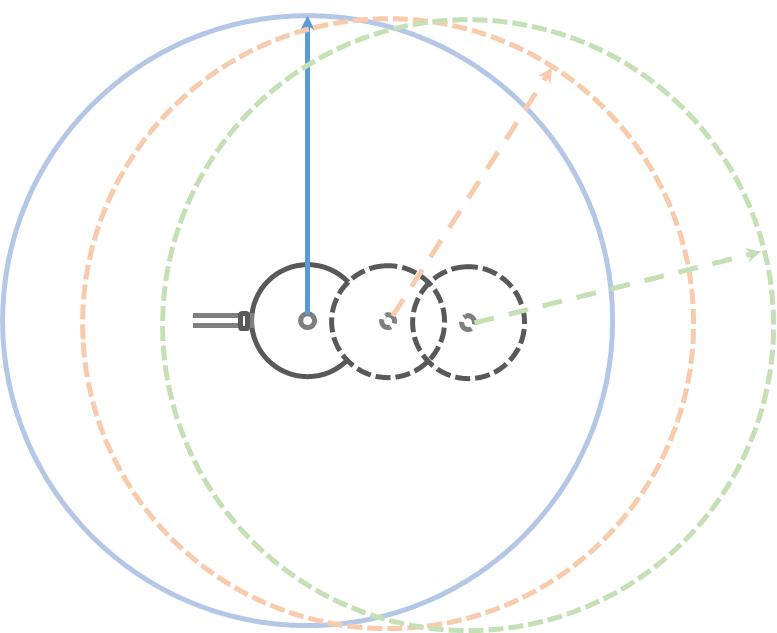
3.2.1 激光里程计模块算法流程



激光里程计按算法流程可分为两大模块。首先，帧间匹配与位姿粗估计模块以筛选后的特征点为基础，对前后两帧的特征点进行关联、匹配。以匹配好的特征点为基础构建最小二乘问题，求解车辆帧间相对运动，并估计车辆相对世界坐标粗位姿。在建图与位姿估计模块，以帧间匹配获取的粗位姿为基础，在历史特征地图中确定匹配区域，筛选历史关键帧，并与环境关键帧中的特征点进行关联与匹配，并以此为基础再进行最小二乘问题的求解，得到较精确的位姿，并以当前位姿为基础，将当前帧特征点存入特征地图。

3.2.2 点云运动误差纠正

在使用激光雷达点云数据时，一般以激光雷达旋转扫描一周获取的激光点的集合作为一帧点云，并以此为单位进行后续的处理。但在实际情况中，由于车辆的运动，激光雷达在一周的扫描过程中，激光雷达是运动的，获取的点云数据并不是相对于同一原点。此误差的大小于车辆运动状况有关。若单纯将一帧点云看作相对同一原点，则会因车辆运动状况不同而引入大小不同的误差，影响后续的匹配定位。



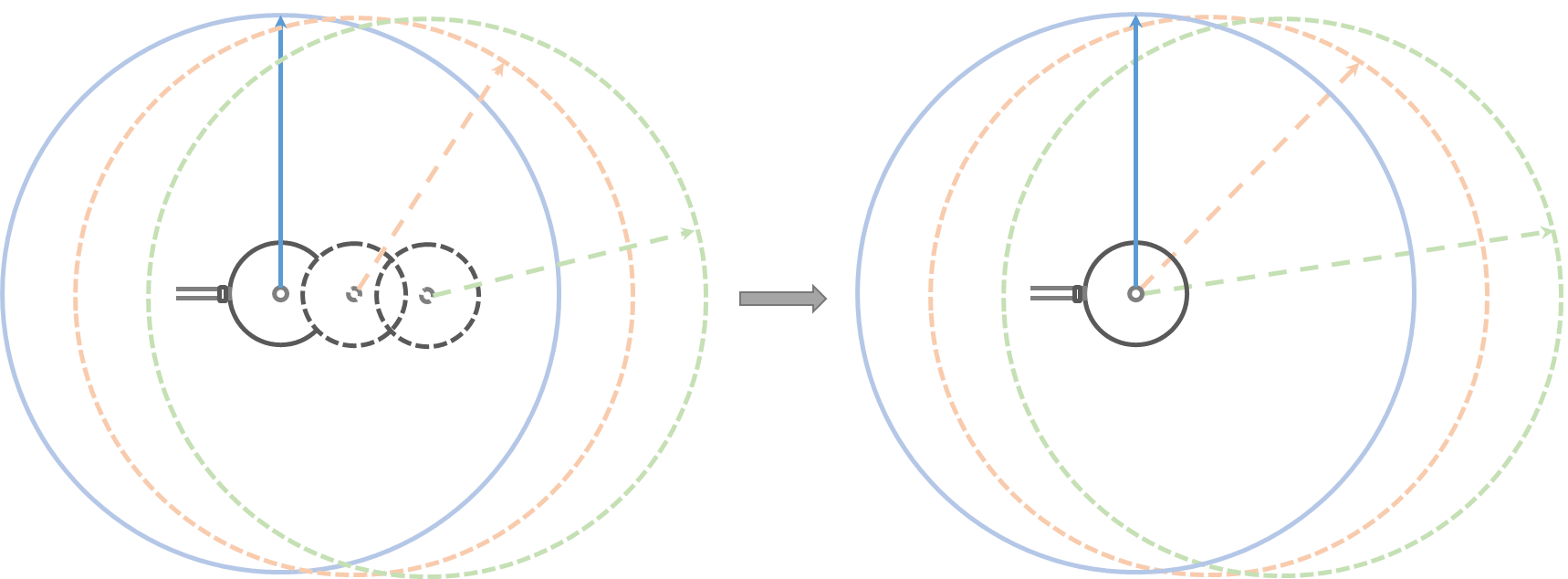
激光雷达运动误差示意图

针对这种情况，可对一帧的点云运动状态进行估计，对该运动误差进行补偿。由于点云扫描速率较快，单帧时间大约0.05 s，一帧间的雷达的运动可近似为匀速，通过扫描角度可确定相对运动时间，将一帧点云统一投影回帧始或帧末时刻，对点云运动误差进行纠正。本文在后续的位姿推算过程中均对这一情况进行了考虑。

3.2.3 帧间匹配与位姿粗估计

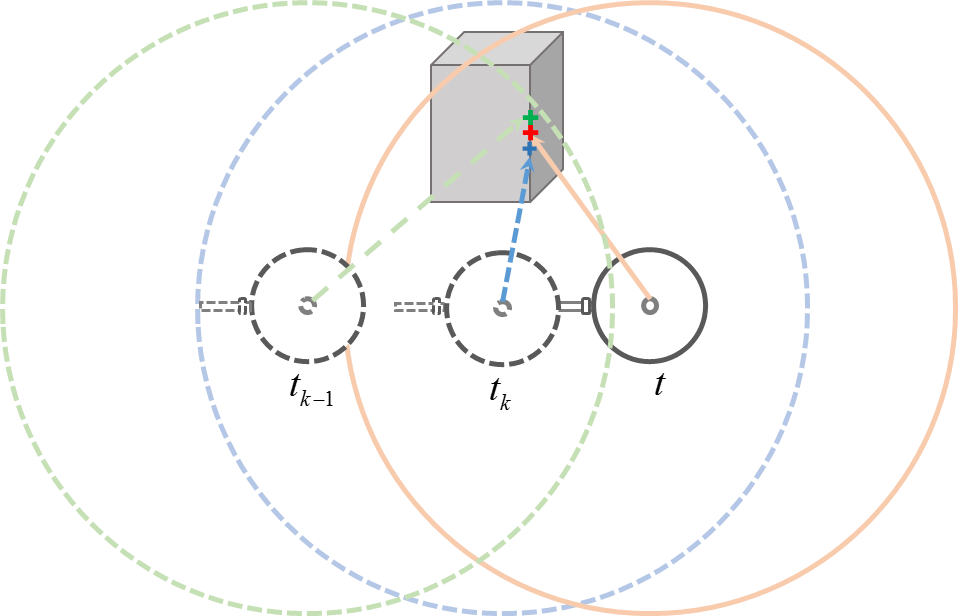
在车辆运动过程中，激光雷达扫描外部环境，获取观测数据。在不同时刻对同一环境特征会产生不同的观测。而根据车辆的位姿信息，不同时刻产生的观测可同步到同一时刻下，而统一在相同坐标系下的对相同环境特征的观测应该是相同的。在车辆位姿是未知量的情况下，可利用雷达在不同时刻产生的观测数据以及各观测数据之间的匹配关系，构造代价函数，对车辆不同时刻下的位姿进行估计。

对于点云在一帧扫描过程中获取的数据，考虑点云运动误差，可将其按运动时间投影回帧始或帧末，将一帧产生的观测统一到同一坐标系下。原理见下图。



激光雷达运动误差纠正示意图

本文首先对两帧之间车辆的相对运动进行估计。在前文中，环境中的棱角、平面特征被提取。在不同时刻对目标的观测数据统一到同一坐标系下后，特征点与特征点间的一一对应关系很难确定。但对同一目标观测提取的角特征点应位于同一条直线上；同理，同一目标检测出的面特征点应位于同一平面上。在图中，对以上原理进行了示意，体现了不同时刻观测到的临近角特征点位于同一棱线上的现象。据此原理，可进行特征点与对应匹配直线或平面间的关联，以此构建误差函数，求解位姿。该模块的目的就是利用帧间特征点的对应关系，快速且高效地求解帧间位姿变换，给出初始位姿，作为后续位姿精确估计的基础。



点云投影变换示意图

此处以角特征点的匹配与位姿求解为例。具体算法流程见表。对于角特征点，匹配目标是找到上一帧中与由相同目标观测产生的角特征点构成的直线特征。当前帧检测到角特征点后，考虑点云运动误差，根据检测到该点时点云扫描的角度估算运动时间，按帧间匀速平移、旋转的假设，将特征点投影回当前帧帧始坐标系下，得到。上一帧的点云投影至上一帧帧末坐标系下，得到，保证了前后帧待匹配特征点之间坐标系的统一。找与在同一线或相邻线的两个最近的角特征点作为匹配点，这两个点可拟合出一条直线，即当前特征点对应的匹配直线。算法中为保证搜索的高效，点云都存储在kd-tree下。

找到匹配直线后，根据前文所述原理，当前角特征点应位于直线上。以此可构建代价函数，其中帧间的平移、旋转为待求的未知量。根据点云投影关系，构造误差项。



对于面特征点，误差项构造流程与角特征点相同。不同之处在于特征点匹配过程中，需对上一帧中寻找三个最近特征点以拟合平面作为当前点对应的匹配平面，以最小化点到平面的距离，构造误差项。为保证算法的快速、高效，可选取相对较少特征点参与运算，以提高算法速度。

激光帧在同一时刻会对周围环境产生多组观测，从而形成对当前位姿的多组约束。对这些约束进行综合考虑，协同优化各约束及各特征匹配的结果，可使定位效果更精确。但在构造投影误差时，由于不可避免的点云误匹配的存在，会引入由误匹配产生的较大的误差项。在算法整体优化过程中，会调整参数优化方向满足误匹配项的参数要求。为避免这种情况，我们引入核函数 ，对误差较大的项进行限制。



至此，可以得到当前帧的点云投影误差代价函数：



其中，两帧相对位姿，为所有误差项的集合。

优化以上非线性最小二乘问题，可得到针对的增量，对进行更新。但由于激光匹配过程匹配效果不一定准确，且受当前位姿影响，变换矩阵估计约准确，匹配效果越好。因此在迭代优化的过程中，每次都重新寻找匹配的直线、平面特征，重新计算点云投影误差，构造代价函数。直到增量足够小时，结束迭代，输出更新后的位姿。

求解出相对位姿变换后，根据上一帧位姿，得到当前帧中各时刻相对于世界坐标的粗位姿。

表 帧间点云匹配与位姿估计算法

|  |
| --- |
| 算法1：点云匹配与位姿估计（角特征点） |
| 输入：当前帧检测到特征点；上一帧特征点 |
| 输出：帧间相对位姿 |
| 1. 初始化位姿估计值； |
| 2. 判断当前帧检测特征点数目数目是否大于阈值。如果是，说明当前环境满足要求，继续运行： |
| 3. 设置最大迭代次数，进行迭代： |
| 3.1 将当前点投影回帧始坐标； |
| 3.2 从上一帧点云中，找最近的两个特征点作为匹配点，拟合匹配直线； |
| 3.3 计算当前点到匹配直线对应的距离，构造最小二乘问题，计算雅各比矩阵，利用列文伯格-马夸尔特法，求解车辆位姿； |
| 3.4 判断位姿增量是否小于阈值。若小于阈值，说明该解满足要求，可结束迭代。 |
| 4. 返回帧间位姿估计值。 |

3.2.4 建图与位姿估计

得到当前帧的粗位姿后，在建图与位姿估计模块，完成对车辆位姿精确的估计，并生成、更新特征地图。

首先，根据确定车辆所在大致区域，之后以此为中心进行历史关键帧的筛选。当一帧点云与前一帧点云覆盖区域与位姿获取时间大于一定阈值时，这帧扫描可被定义为关键帧。提取出的历史关键帧所在时刻采集的特征点云，代表可能与当前帧扫描产生匹配的区域，它是总的特征地图的一个子集。在这个子集区域内，进行对当前帧包含的特征点的匹配。

在特征地图中，利用主成分分析的方法，对一块点云构成的协方差矩阵进行特征分解，进行角、面特征的识别。识别出角、面特征后，寻找与当前特征点匹配的直线或平面，构建最小二乘方程，利用列文伯格-马夸尔特方法进行求解。特征点的匹配与位姿估计算法与上述模块相同，此处不赘述。

建图与位姿估计模块的目的是得到较精确的位姿，作为后续融合模块的初值。因此此处选取较多的特征点参与计算，以得到较为精确的当前帧位姿。根据当前帧位姿，可将当前帧扫描的特征点云投影变换到世界坐标系下，加入并更新特征地图，用于后续的匹配。

3.4 回环检测与位姿图优化

3.4.1 回环检测与位姿图优化算法流程

激光里程计模块可得出车辆当前的位姿。但通过以上方法估计位姿有两部分缺点：1. 通过帧间匹配得到初始位姿的过程中有累积误差 2. 在与地图匹配得到精确位姿的过程中，地图一旦被存入无法更新。以上两问题对规模较大、距离较远的定位工况中有很大影响。因此，针对累积误差及地图更新问题，引入回环检测模块，通过回环约束的存在对累积误差进行消除。此外，采取图优化的方法，基于因子图框架，以帧间位姿约束以及回环约束作为边，对车辆位姿进行整体的捆绑优化，以达到更好的鲁棒性及更高的精度。

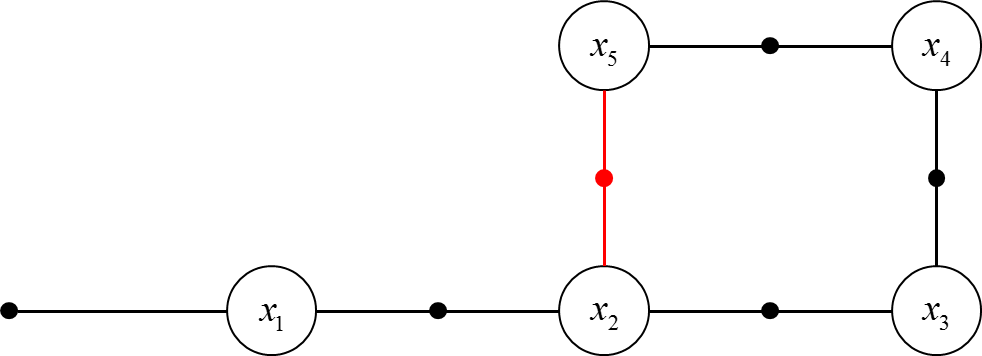
系统流程如下图。以历史位姿及估计出的当前位姿作为输入，进行位姿图的构建。采用因子图的框架，以帧位姿为节点，以帧间位姿约束为边，构建位姿图。之后对每一个加入优化框架的位姿进行回环检测。若检测出回环，将当前帧与历史回环帧进行匹配，校正当前位姿，当前帧与历史帧的回环也引入了新的约束。由于回环约束的引入，可对位姿图进行更新，优化与相关约束有关的节点。节点优化后，根据各帧优化后的位姿，对特征地图进行更新。



3.4.2 回环检测与位姿图优化模块算法实现

本文中位姿图构建及优化模块使用因子图框架，基于Gtsam进行。Gtsam是一个基于因子图优化的SLAM后端库。因子图与普通图优化的区别在于其增量特性，可在大规模问题图优化问题的处理中，不对所有节点进行优化，而通过对节点及约束特性进行分析，只对受影响的节点进行优化，提高算法效率。

在本文构建的因子图框架中，以激光位姿为节点，激光帧间位姿约束为边，如下图所示。当检测到回环时，当前帧与回环帧间建立回环约束，可进行位姿图优化，修正位姿。下图中黑色连接线代表普通位姿约束，红色线代表回环约束。



回环检测模块算法流程如下表。首先进行回环的判断。此处还是利用kdtree存储历史帧，判断其中是否有历史帧与当前帧位姿距离小于指定阈值。若有，则认定其为对应的回环帧，并返回找到回环标志位。若找到回环，将当前帧点云与回环帧点云进行ICP匹配，计算相对位姿，并以此对当前位姿进行修正。返回有回环标志位，并加入当前帧与回环帧之间的回环约束。

表 回环检测算法

|  |
| --- |
| 算法1：回环检测 |
| 输入：当前帧位姿，历史关键帧位姿 |
| 输出：是否回环 |
| 1. 回环判断：  1.1 初始化kdtree，进行历史回环关联； |
| 1.2 设置搜索条件，利用kdtree搜索历史位姿中最近帧； |
| 1.3 按距离遍历搜索到的历史位姿。判断搜索到的历史匹配位姿与当前位姿时间差是否大于阈值。若大于阈值，说明两帧位姿的获取之间有一段时间间隔，满足回环条件，可以以该历史位姿作为回环帧，跳出循环。若不是，回到循环，找下一个匹配的历史帧；  1.4 若找到回环帧，返回找到回环；否则，返回未检测回环；  2. 接收回环判断返回值。若未检测回环，返回无回环；  3. 若有回环，进行当前帧位姿修正：  2.1将当前帧观测特征点云投影到世界坐标下。  2.2 当前帧点云观测与回环帧点云进行ICP匹配，计算相对位姿。  2.3 修正当前帧位姿。  4. 当前帧与回环帧约束加入因子图。返回有回环。 |

回环检测模块同步于前文所述的里程计模块进行，在检测到回环时对相关位姿进行优化。为保证较高精度的定位与优化效果，与地图匹配的位姿估计模块与回环优化模块的位姿发布频率相对较低，，而帧间匹配位姿估计模块有较高的位姿发布频率，估计了帧间的相对位姿。本文在实际处理中，以较精确的位姿估计为基础，以较高频率的帧间位姿作帧间差值，既满足了精度需求，也满足了实时性需要。

3.5 本章小结

本章主要完成了基于激光里程计的位姿估算。首先介绍了激光雷达传感器的硬件参数与坐标定义。之后介绍了激光里程计的系统框架，共分为点云预处理、激光里程计、回环检测与位姿估计三大模块，并依次对各子模块进行介绍。在点云预处理模块，首先进行路面的识别与分割，并对非路面点云进行聚类处理，将较小的点云块进行剔除，消除不稳定的小物体的影响。之后进行特征的提取，通过计算点云平滑度并依次排序，提取角、面特征点。之后进入激光里程计模块，考虑点云运动误差并对其进行纠正，并依次推算帧间相对位姿及与地图匹配的较准确位姿。以各帧位姿为节点，帧间位姿关系为约束，构建位姿图，加入回环检测模块并在检测到回环时进行因子图的优化，减小系统的累积误差。本章的目的是通过激光雷达的扫描匹配，对车辆位姿进行估算，提供给后续融合系统。

第4章 激光雷达/惯导紧耦合定位

在前文中，我们利用惯导、激光雷达分别对车辆的位姿进行了估计。基于以上两种传感器的位姿估计方法有各自的优点，但也有实际应用中难以克服的局限性。

对于惯导来说，利用加速度计、陀螺仪，可直接对车辆的加速度、角速度信息进行观测，并通过积分推算车辆位姿。位姿推算频率高，对车辆运动响应敏感，并在车辆运动速度较快、位姿变化较剧烈的工况仍保持工作，一段时间内有较高精度，对环境状态无要求。但利用惯导推算存在累积误差，加速度、角速度等原始数据噪声较大，较长时间工作时定位精度差。

对于激光里程计来说，利用激光雷达的点云数据，通过对环境特征的筛选、匹配实现车辆位姿的估计。在环境特征充足且稳定的区域，定位精度高，定位效果稳定。通过回环检测与位姿图优化模块，还可实现对累积误差的修正与多帧位姿的联合修正。但该方法对环境特征依赖大，在环境特征不明显的工况定位效果差。由于该位姿估计方法的基本原理是基于点云之间的匹配关联，所以在车辆车速较高、运动剧烈的工况下会增加点云匹配的难度，影响定位精度。此外，环境中动态障碍物也会对算法效果产生影响。

因此，为实现在无GPS下鲁棒、精确的高精度定位，本文对以上基于两种传感器的定位方法的优缺点进行了综合分析，采用基于滑窗内关键帧紧耦合的方法，将激光里程计、惯导定位进行融合。本文采用的紧耦合的方法，与直接在两种传感器定位结果基础上利用滤波器等方法进行融合的松耦合的方法不同，紧耦合打破两种位姿推算体系，重新构建框架，在位姿推算过程中同时考虑两方面误差，对多个目标状态进行同步优化。研究该架构的目的是充分利用两种传感器优点，保证并提升定位精度，同时提高算法鲁棒性，在环境特征较少、车辆运动较剧烈的工况时仍能保证定位效果。

4.1 紧耦合定位系统框架

本文构建的紧耦合定位系统框架如下图所示。激光雷达原始点云数据首先发送至激光里程计模块，以激光里程计定位结果作为融合模块定位初始值。同时与激光里程计建图与位姿估计过程中提取当前帧与历史特征地图构成匹配的特征点对，输送到融合系统。同时，接收惯导发出的原始加速度、角速度信息。以上为紧耦合定位系统所需输入。

由于激光雷达、惯导数据的发布频率不同，对接收到的激光里程计的位姿输出及匹配特征点所对应的原始点云信息与加速度、角速度信息要进行时间戳的对准。本文将当前帧点云与当前帧与上一帧点云间的惯导数据匹配为一帧数据组，后续模块处理在此基础上进行。时间匹配对准后，当前帧数据组输送到惯导预处理模块，对帧间惯导数据进行预积分处理，并推算速度初值。之后进入联合初始化模块。当滑窗内数据帧数目满足初始化要求时，以激光里程计定位信息为基准，通过窗口内数据帧联合图优化的方式，对惯导的偏置属性进行修正。为保证初始化效果，初始化过程中车辆运动要满足相应运动条件。初始化后，利用修正的惯导偏置项，对数据帧中惯导数据重新预积分。之后进行紧耦合误差项的构建。激光误差项利用激光里程计模块输出的匹配特征点对，以观测特征点到对应匹配直线、平面的距离为单元误差项进行误差的构建。惯导误差项则利用惯导预积分信息，推导误差状态方程与观测方程，利用观测位姿与预积分项间的对应关系，通过最小化误差状态的方式构建误差项。误差项构建好后，在满足滑窗状态的条件下，构建非线性最小二乘问题，配置优化器属性，对滑窗内各节点位姿进行图优化处理。得到优化后的位姿后，关键帧位姿返回至激光里程计更新特征地图。之后，以优化后端的位姿为基础，利用惯导信息进行帧间的位姿推算，并将补偿后的位姿按惯导推算频率发布。至此完成激光雷达/惯导紧耦合定位系统所有流程。

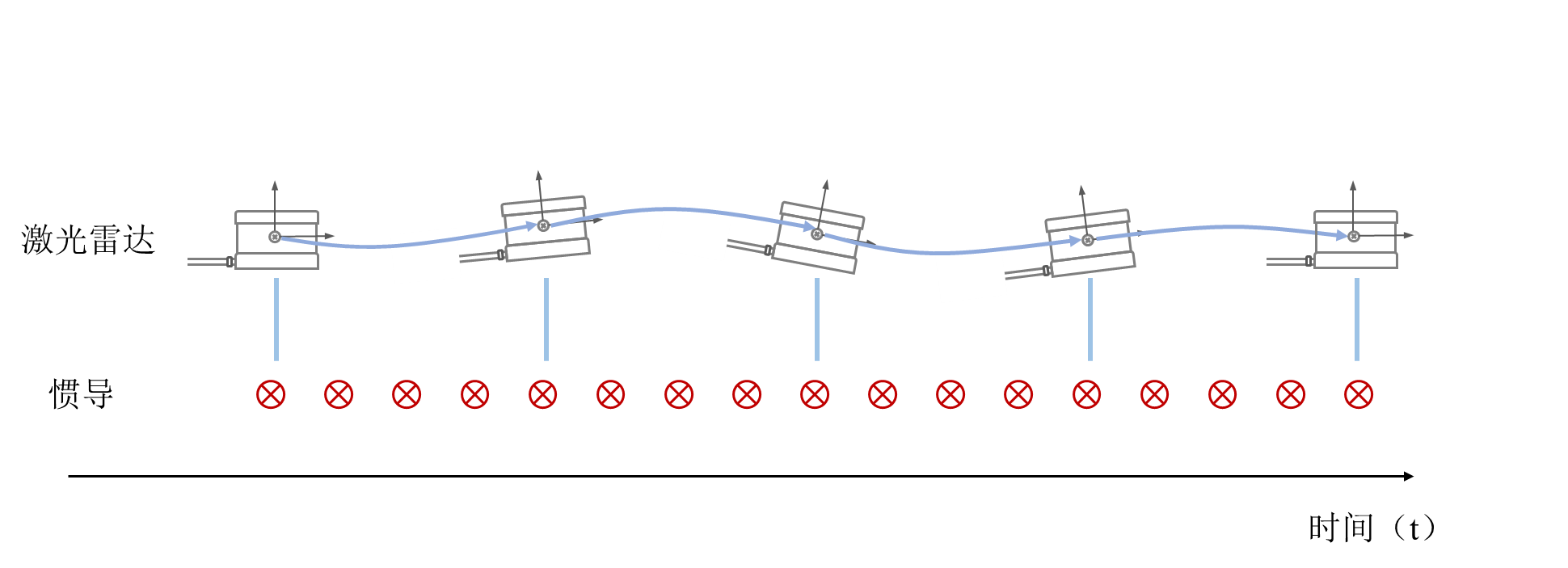


4.2 紧耦合定位系统功能模块

在前文中，本文已对激光里程计以及惯导预处理等与惯导相关的模块进行了介绍，此处不再赘述。这里首先对对激光/惯导时间对准、激光/惯导联合初始化、滑动窗口策略这三个系统子功能模块进行介绍。

4.2.1 激光/惯导时间对准

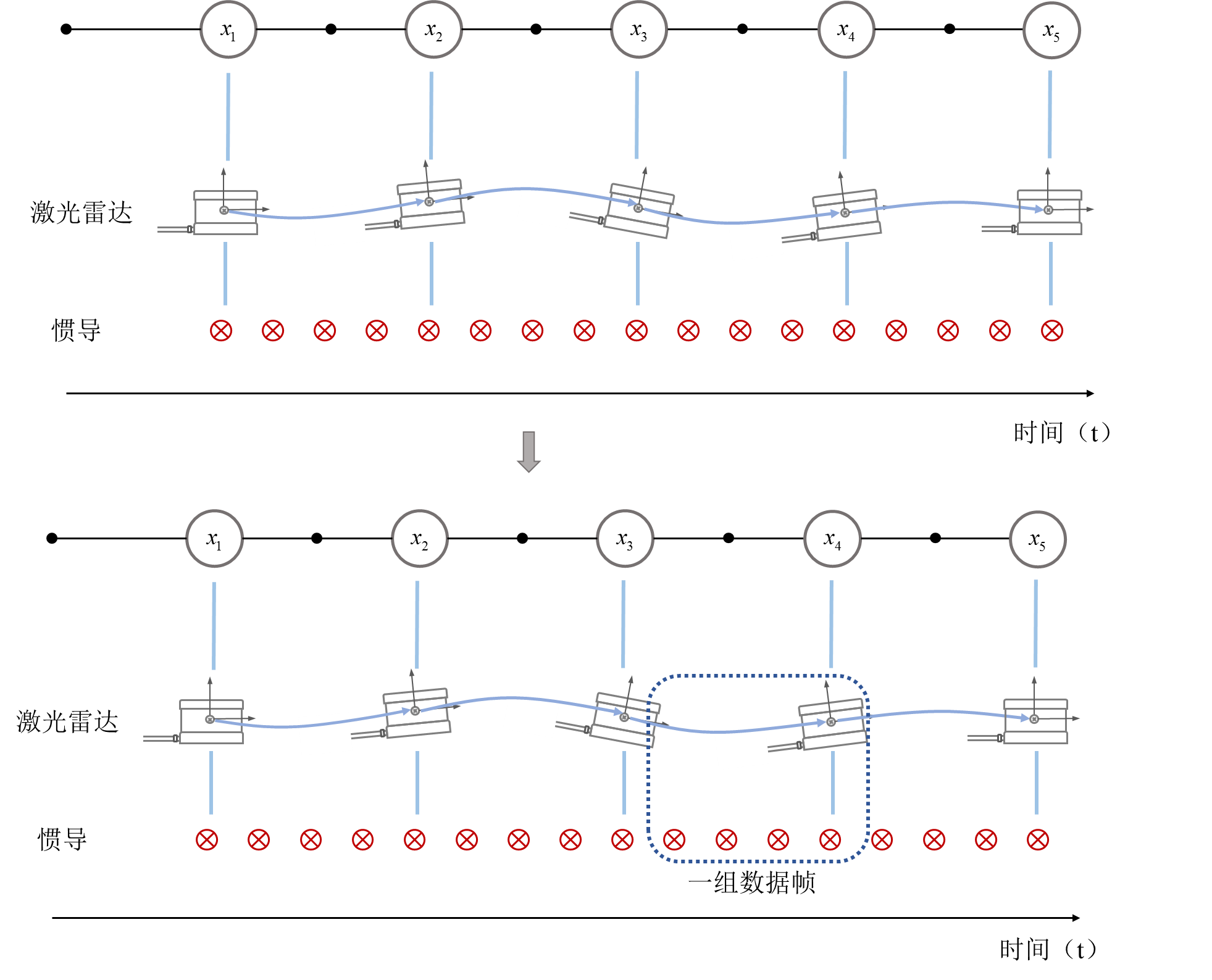
首先介绍激光/惯导时间对准模块。激光雷达与惯导的工作频率是不同的。本文使用的激光雷达工作频率为20 Hz，惯导数据的发布频率为100 Hz。而在紧耦合系统中，接收的是原始点云经激光里程计模块处理后的位姿估计值与匹配好的特征点对。紧耦合系统使用的是激光里程计中建图与位姿匹配子模块的定位结果，其发布频率大概为2 Hz。因此两帧激光帧之间包含多帧惯导帧，如下图所示。我们需要对点云及惯导信息的时间属性进行对准，才能进行后续的算法操作。



本文以获取到的激光帧为基准帧，对该激光帧对应的位姿进行优化。具体的算法流程间表。在两帧激光帧之间，系统会获取许多惯导帧。本文将一帧激光帧及该激光帧与前一帧激光帧之间的惯导帧匹配为一组数据，并定义此为一组数据帧进行后续的优化。该组数据帧对应的位姿为数据中点云获取时间对应的位姿，示意图如下图所示。

表 激光/惯导时间对准

|  |
| --- |
| 算法1：激光/惯导时间对准 |
| 输入： 激光里程计估算位姿，匹配好的特征点对；惯导原始加速度度、角速度信息。 |
| 输出： 将激光里程计数据与惯导数据匹配好的数据帧。 |
| 1. 接收惯导原始数据，提取惯导数据时间戳，将惯导压入队列； 2. 接收激光里程计数据，提取里程计处理的点云对应的时间戳； 3. 判断是否接收到新的激光里程计数据。若有，执行后续算法。若无，退出算法。 4. 激光/惯导时间对准：    1. 判断惯导队首数据时间是否大于激光帧时间。若是，说明当前接收的激光帧时间比最早的惯导帧数据早，不满足数据帧匹配要求。此帧激光帧无效，保留惯导数据，等下一帧激光数据，退出算法；若不是，执行后续算法；    2. 判断惯导队首数据时间是否小于激光帧时间。设置此判断为循环条件，若不满足，执行后续算法；若满足，循环执行：   4.2.1 将惯导队首数据加入匹配数据帧；  4.2.2 将惯导队首数据推出队列。  4.3 将激光帧加入匹配数据帧   1. 返回匹配好的数据帧。 |



4.2.2 激光/惯导联合初始化

在激光、惯导数据时间对准，获取可供处理的数据帧后，进入激光/惯导联合初始化模块。此处以激光里程计位姿估计为基准，对惯导偏置数据进行优化。初始化模块算法流程如下表。

表 激光/惯导联合初始化算法

|  |
| --- |
| 算法1：激光/惯导联合初始化 |
| 输入： 激光里程计估算位姿，包括各帧位移与旋转；相邻帧间惯导预积分值。 |
| 输出： 优化后的初始化状态量；初始化成功标志位。 |
| 1. 初始化状态判断：   判断初始化标志位是否为已初始化。若已初始化，则退出算法；若未初始化，执行后续算法。   1. 滑窗状态判断：    1. 判断滑窗是否填满。设置此判断为循环条件。若未填满，进入滑窗策略，将新的关键帧加入窗口；若填满，执行后续算法。 2. 初始化条件判断、若满足初始化条件，执行后续算法。若不满足，退出算法，初始化状态位为未初始化； 3. 初始化模块误差项构建：    1. 定义初始化模块需优化状态变量；    2. 加入激光里程计定位数据；    3. 加入帧间惯导预积分项；    4. 定义误差项，设置误差项中对状态量的雅各比矩阵，定义求解方式。 4. 执行对窗口内误差项的优化，配置优化器，求解非线性优化问题； 5. 返回优化后的状态变量，更新初始化标志位为已初始化。 |

首先定义需初始化模块状态变量：



根据前文惯导预积分推导，可得到两帧之间状态量的相对变化。由于两帧之间状态量的推导中，误差主要来源于与加速度项有关的部分。我们把其中与加速度有关的部分进行提取，即位移预积分项、速度预积分项与旋转预积分项。而由激光里程计，可得到各帧相对于初始时刻的位姿。考虑滑窗内相邻两帧、，我们将激光里程计获取的位姿作为系统的位姿初始值，记为位置、 与旋转、。他们与惯导预积分项满足一下运动关系：







而由于惯导偏置以及速度状态的不准确，导致预积分项的不准确，预积分项与观测状态之间存在误差。我们定义此为预积分误差：



由此我们得到由相邻帧构造的误差项。在初始化时，本文要求窗口内数据帧数目要求时进行优化。通过优化窗口内所有帧的预积分误差项之和，我们可得到优化后的初始化状态量。



在求解以上最小二乘问题时，首先定义代价函数对各优化变量的雅各比矩阵，利用雅各比矩阵实现对各状态量增量的求解。此处不对雅各比矩阵的推导详细赘述。整体优化是迭代进行的。每次求解出增量后，本文利用以下公式，以一阶泰勒展开的形式，对偏置项进行更新：







在惯导偏置项优化后，由于偏置项和之前预积分时的偏置项有所变动且更为准确，需要对惯导预积分项进行重积分以对其更新。

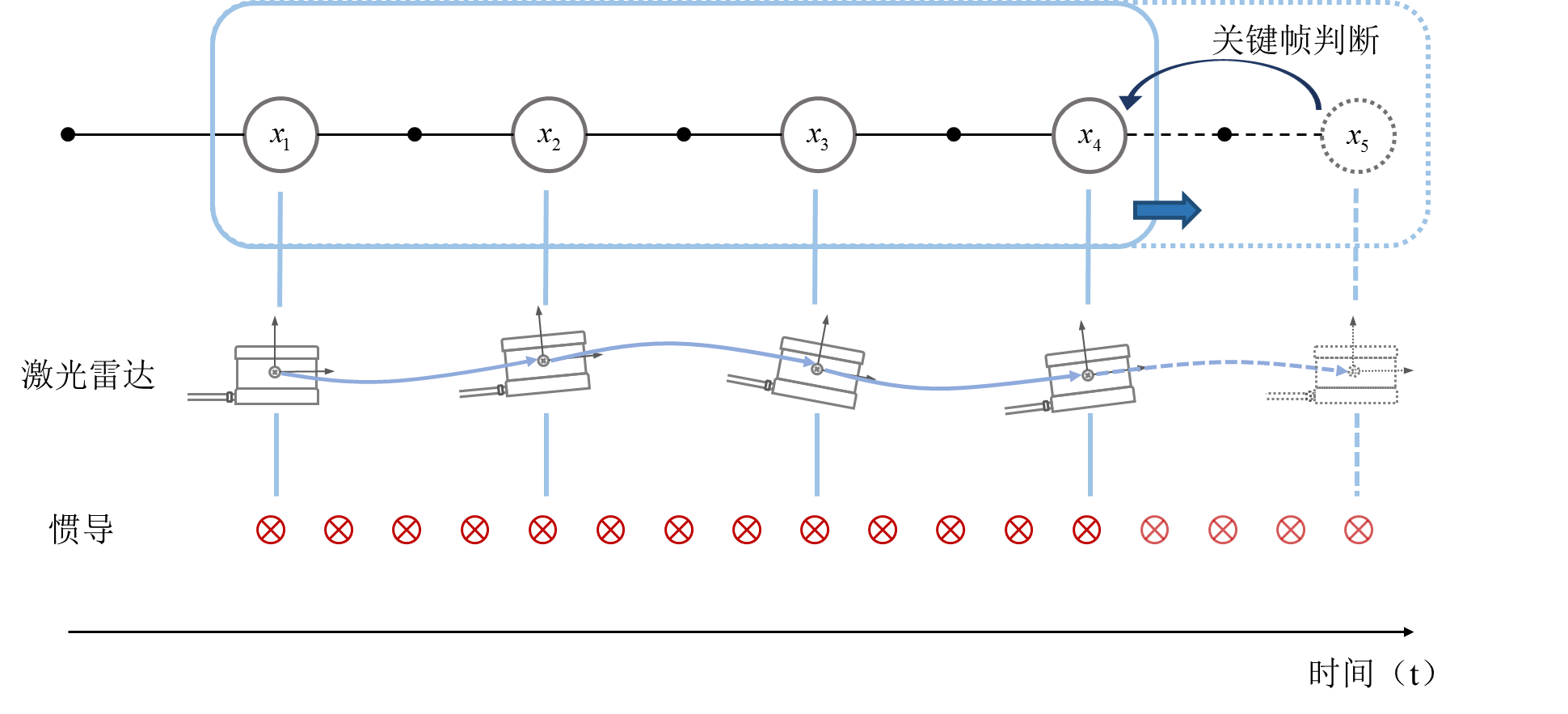
此外，初始化过程对车辆运动状态有所要求。若车辆一直在静止状态，惯导无法充分激活，则不满足初始化要求。若初始化时车辆运动过于剧烈，加速度数值抖动较大，也不利于初始化。此外，激光里程计的定位效果直接影响初始化效果，其对环境特征的要求也是初始化的限制条件之一。

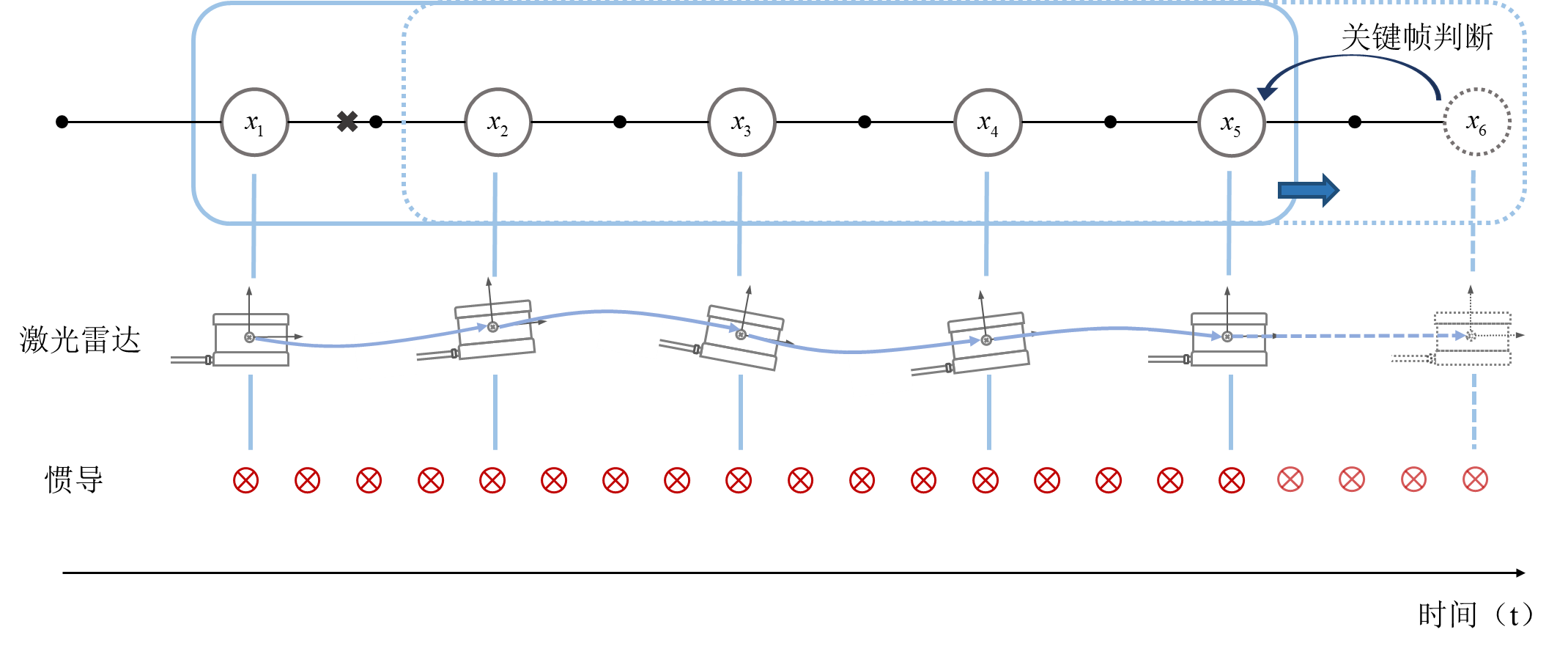
4.2.3 滑动窗口策略

由于同时对所有帧都进行优化代价太大，且并没有必要。当前帧状态只与当前帧之前一段时间状态有关。因此在整个紧耦合系统中，本文采用滑动窗口策略，通过对关键帧的筛取及窗口的管理，维护整个系统的优化结构。

首先进行关键帧的提取。当相邻两帧数据获取时间接近、位移偏差较小时，两帧之间位姿变化不明显，对其一一提取优化意义不大。此外，使用激光里程计初始定位的过程中，环境特征的情况可反应定位效果。本文以数据帧获取时间、获取时点云特征个数以及与相邻帧点云覆盖区域为参数，对数据帧进行筛选，提取定位较准确、与前后帧相对独立的数据帧作为关键帧。

在确定关键帧筛选条件后，可进行滑动窗口的维护。滑窗策略的执行流程见下图。系统接收到新数据帧，首先进行关键帧的判断。若不满足关键帧条件，则跳过该帧。若满足关键帧条件，且滑窗内帧数小于窗口大小时，将新的数据帧加入窗口；若满足关键帧条件，且滑窗内帧数已达到窗口条件，执行滑窗操作。将窗口内最早的一帧滑出窗口，将新的关键帧作为窗口内的最新帧。在窗口滑动过程中注意关键帧序列的变化及状态的更新。





4.3 误差项构建与紧耦合优化

紧耦合优化模块为整个算法的核心模块。在此模块中，我们利用紧耦合的方式，对激光、惯导两种定位误差进行统一的优化，以得到更鲁棒、精确的定位结果。

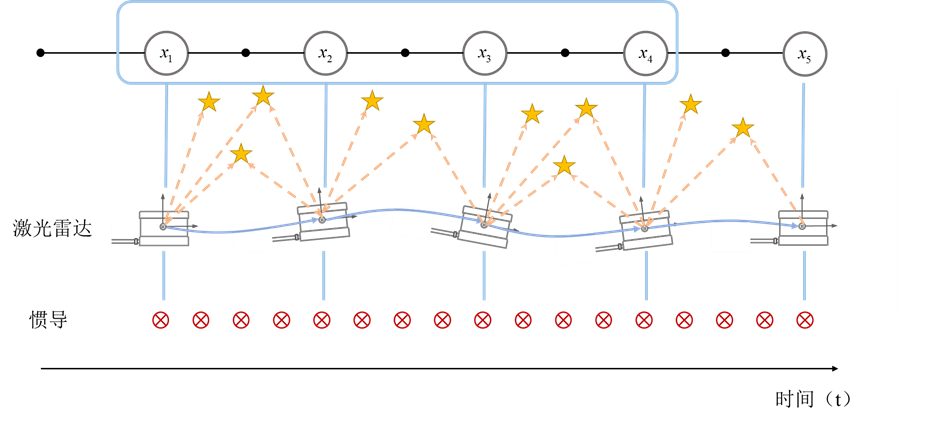
在前面的算法中，我们利用激光里程计得到了较精准的位姿，而利用惯导预积分又得到了相邻两帧之间的约束关系。基于激光里程计的定位方法精度较高，累积误差相对较小，定位结果稳定，但受环境特征制约，且在车辆运动较剧烈、车速较高、动态障碍物较多时效果较差；相比之下，惯导数据不受外部环境特征影响，能直接对加速度、角速度信息进行观测从而积分得到位姿，能更敏感的反应车辆运动状态，且短时间内推算也有较高的精度。但累积误差大，长时间推算效果不稳定，传感器噪声大。两种传感器定位方法各有优缺点，且在某种程度可实现各自的弥补。本文基于这方面性质，对两者进行融合。

激光、惯导两种不同方式的定位方法，使各帧位姿之间存在了冗余的约束。此外，激光里程计在定位过程中，通过环境观测数据匹配估计当前位姿信息。当将多帧激光帧统一考虑时，会出现对同一特征的多次观测，进而形成由于激光观测产生的各帧之间位姿约束的冗余。利用这些冗余关系，我们可以实现对最后位姿估计的平衡，融合各传感器优点，使定位更加精确。

4.3.1 激光误差项构建

在前文中，介绍了激光里程计的定位原理。对与单帧扫描来说，同一时刻对不同的环境特征产生观测，通过环境特征的匹配估计当前位姿。对于激光雷达来说，其优势之一就是环境信息的丰富与准确。根据不同的环境特征，通过特征匹配，可产生对当前位姿多重的约束。通过整体优化这些约束，最小化整体的匹配误差，可达到较精确的定位效果。

但是，由于车辆的运动以及环境信息的不确定性，不同时刻的环境状况是不同的。可能某一时刻环境整体特征信息较多，对后续匹配定位很有利；而某一时刻相对环境信息较少。若能将多帧信息进一步进行协同统一处理，则有利于趋向整体的平衡，促进定位效果的稳定。此外，如下图所示，各帧之间对环境特征会有重复的观测。而由重复的观测，又增加了帧间位姿的约束。若能将重复的观测及其对应激光帧位姿进行统一的优化，可进一步提升定位的精度与稳定性。基于以上原理，本文对滑窗内所有激光帧对应的由特征匹配产生的位姿约束进行统一的优化，以达到更高的定位精度与定位稳定性。



在激光里程计部分，通过对环境信息进行特征提取，以同一时刻相近位置观测到的相邻角特征点位于同一直线、相邻面特征点位于同一平面为基础原理，以点、面特征点到直线或平面的距离作为误差项构建代价函数，从而构造非线性最小二乘问题，迭代求解位姿。每次迭代后更新当前位姿，并对特征点对应的匹配直线、平面以更新位姿重新寻找、匹配，重新构造最小二乘问题。因此，本文认为经过多次迭代后，激光里程计对当前特征的匹配是基本准确的。而点、面特征点到对应直线、平面的距离也可推导为特征点与其在匹配直线、平面上按法线投影特征点的距离。根据此原理求特征点对应的投影点，构造匹配好的特征点对作为算法处理的基础。

对于匹配好的特征点对，其误差项的构建则是经典的点对点误差问题，本文以经典的ICP方法为原理，构建点云误差项。

首先定义待优化状态变量：





其中，为滑窗内各帧优化变量的集合，为滑窗内关键帧的集合，为滑窗内时刻关键帧对应的状态变量，包括位置 、旋转、速度及惯导偏置项、。在激光误差项部分，主要优化的是位姿相关的状态变量，包括位置与旋转。

之后，构造点云匹配误差。将某一帧观测到的特征点记作，其对应在激光里程计特征地图上的匹配的投影点记作。利用与的匹配对应关系，根据观测帧所在位姿、，构造变换矩阵，构造点云投影误差：



其中，为 时刻某一次点云特征的观测，、分别为 时刻的一对观测特征点与匹配投影点。为方便表示，使用为由观测帧旋转转换成的旋转矩阵表示点云的旋转。

对于点云误差项来说，由于其观测数据的众多，不可避免会有误匹配情况的存在。而在图优化问题中，若某一约束产生较大的误差，会对整体优化效果产生影响。此外，为降低误差量级，提升优化效率，引入核函数，减小因错误匹配产生的较大的误差带来的影响。核函数有多种形式。经实验效果验证，本文选用高斯核函数：



对于滑窗内所有帧，对每一帧的投影误差进行协同优化，定义紧耦合框架中的激光误差项为：



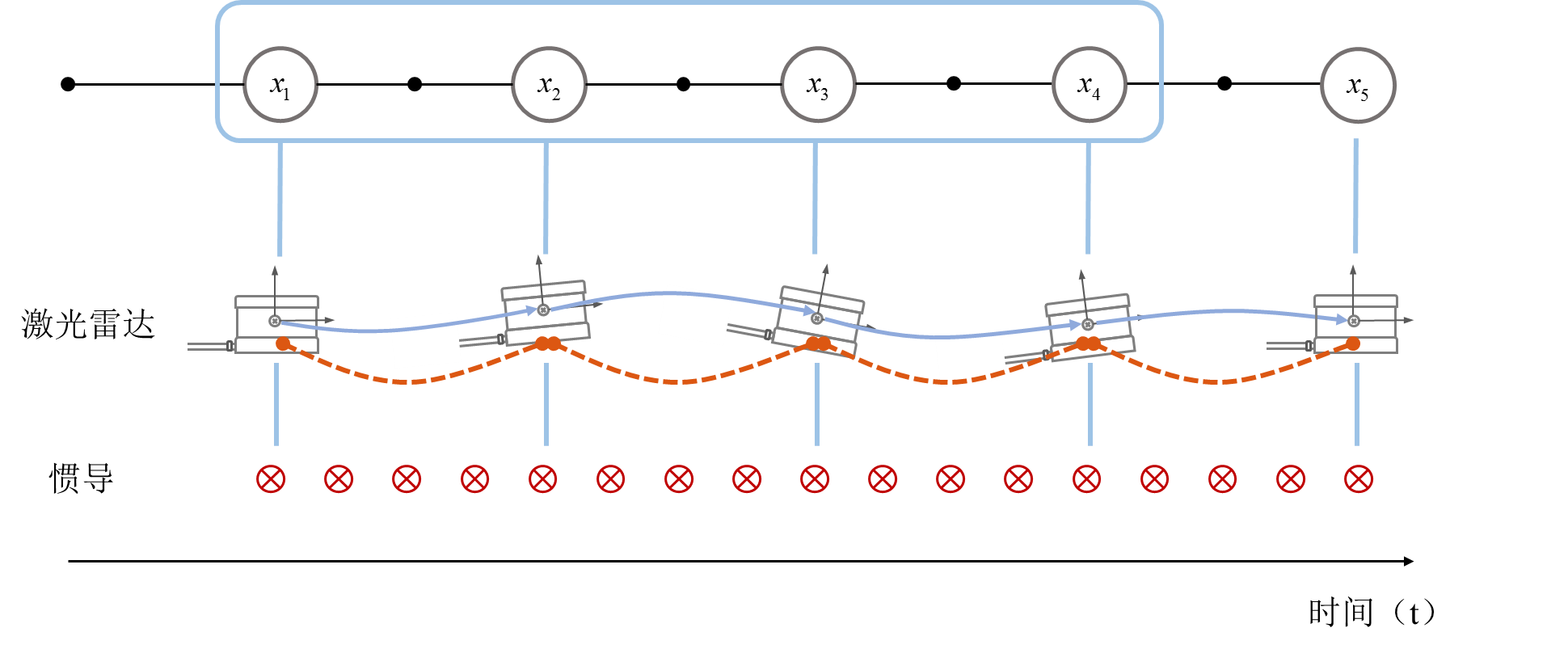
其中，为滑窗内各帧所有观测集合，为滑窗内关键帧的集合。

至此，激光误差项构建完成。将激光误差项加入整体优化框架中，利用优化器进行求解。求解中需要定义误差项中对待优化变量的雅各比矩阵，通过高斯牛顿或列文伯格-马夸尔特方法求解增量，更新优化变量。

4.3.2 惯导误差项构建

在第二章中，我们对惯导预计分项及其推导进行了定义。要明确的是，如果惯导加速度、角速度等观测数据准确的话，其按照运动关系对惯导位姿、速度等状态量通过积分的推算理论上是准确的。而之所以产生误差，就是由于观测数据的不准确，以及偏置量不同时刻的变化。因此，可以将位姿推算过程中，无误差存在的、准确的推算量与有误差的、可能不准确的量进行分离。其中的，本文定义其中可能产生误差的部分为惯导预积分项。在实际处理中，由于非线性优化的迭代处理与各帧状态量之间相互的关联关系，对状态量的重复推算会占据大量时间。而实际上，每次对状态量的调整与优化，都可通过对其误差部分——惯导预积分项的优化、调整来实现。通过提前对误差状态进行预积分，运算中对预积分项进行微调，不必每次重复进行状态量的推算，提高了算法效率。

惯导通过帧间位姿的推算，构造的是相邻两帧之间的约束，如下图示意。而由于实际观测与预积分项之间存在误差，由公式（2，定义两帧间惯导预积分误差如下：





其中，对于帧间旋转量的优化，通过提取四元数虚数部分，可转换成三维形式下的对旋转向量的优化；为、帧间惯导预积分的观测；，，为帧间惯导预积分估计值，其求解方法详细见第二章。

将窗口内各帧间惯导预积分协同优化，引入核函数，可得到紧耦合中的惯导残差项：

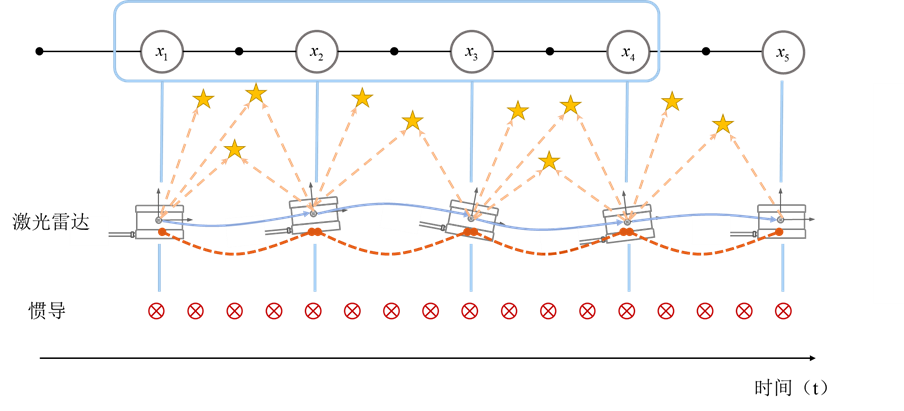




在得到惯导残差项后，可基于此构造非线性优化问题并求解。其中，涉及到对状态变量雅各比矩阵的求解，以求解变量增量以获取最优解。这部分推导详见第二章。

4.3.3 紧耦合优化

此时，激光与惯导两种传感器误差项已各自构造完毕。对于滑窗内的各帧来说，存在着帧间由惯导预积分产生的位姿约束以及又激光特征匹配产生的位姿约束，可见图。由激光里程计产生的位姿约束核心是源于对点云特征的筛选与匹配，在特征较充分、车辆运动稳定的区域，可获取较好的定位效果。惯导预积分产生的位姿约束主要是基于惯导加速度计、角速度计的直接观测数据积分获取的位姿，其误差的主要来源是观测噪声以及偏置项的不准确。以上两种位姿估计方法的存在，使得窗口内各帧之间存在位姿约束的冗余。本文通过对所有约束协同优化，利用冗余的存在，综合两种方法的优点，获取更好的定位效果。



在前文中，得到了窗口内各帧间的激光里程计产生的特征匹配约束以及惯导预积分约束。结合公式 与(4.17)，将两误差项协同优化，建立新的代价函数：



根据此代价函数，构造最小二乘问题进行求解。在求解过程中，由于是对两种误差协同优化，存在误差约束过程中“权重”的分布问题，即各误差项对应信息矩阵的确定。根据前文所述，两种位姿估计方法在不同的工况下定位效果各有差异，与环境特征情况、车辆运动状况等紧密相关。因此，使用恒定的、与环境工况无关的信息矩阵来约定优化过程中对两误差项的信任度分配是不合理的，尤其对于对环境特征敏感，随环境变化效果变化较大的激光里程计误差项。因此，本文采取基于环境特征动态自适应信息矩阵的方法，确定激光里程计误差项在整体优化过程中所占权重，提高定位效果。

根据激光里程计定位的基本原理与实际实验结果，可知激光里程计定位精度主要与环境检测特征点数、匹配特征点之间距离、检测特征点的位置几个参数有关。本文将对激光里程计的信息矩阵分为两个层面：对于激光里程计总体误差项，本文设置信息矩阵与检测到环境特征点个数相关，在检测到环境特征点较少时，降低对激光里程计效果的信任。对于激光里程计中每一对匹配特征点产生的匹配投影误差，设置其对应信息矩阵主要与匹配点之间误差以及匹配点所在位置有关。在匹配点之间距离较远、匹配点检测位置较远时，降低对此项误差项的信任。在实际中，通过以上方法，可基于环境特征状况，动态自适应地确定激光匹配误差项对应的信息矩阵，根据环境状况实现对误差项权重的调整。

对与惯导误差项，其定位精度主要与观测噪声与加速度偏置有关。本文假设加速度计、角速度计的观测噪声符合高斯分布，其对应的信息矩阵随车辆运动迭代。在实际求解中，误差项对应协方差矩阵的推导变换以及雅各比矩阵的推导以及迭代，在第二章进行了详细介绍。

在定义好误差项，确定了误差项对应信息矩阵后，可对该最小二乘问题进行求解。本文利用Ceres来构建优化框架。优化过程中，由于旋转变量利用四元数的方法进行表示，需要对其相关运算及求导方式重新定义。通过提前定义优化代价函数中对各变量雅各比矩阵，设定优化方式，可对问题进行求解。

4.3.4 惯导帧间推算补偿

在实际使用中，定位数据一般直接发给底层规划、控制模块。其对定位数据的实时性与更新频率要求较高，一般在50 Hz - 100 Hz左右。而激光雷达实际工作频率在20 HZ，而通过激光里程计通过特征匹配解算位姿得到的位姿频率更低。因此，激光里程计与惯导耦合的位姿发布频率也会相对较低。相比之下，惯导的工作频率为100 Hz，而利用惯导推算位姿的计算消耗又很小。在较短时间内，利用惯导推算的位姿精度也很高。因此本文引入惯导帧间补偿模块，在激光、惯导数据帧时间对准的基础上，以紧耦合后的位姿为基准，在相邻紧耦合位姿间引入惯导位姿补偿，利用惯导推算求解帧间位姿。在新的一帧进入后，再重新更新算法，并以新的耦合位姿为基准重新推算，并最终以惯导推算速率发布位姿。通过这种方法，可提高位姿发布频率，在不损害定位精度的情况下，满足系统实时性要求。

表 惯导帧间补偿算法

|  |
| --- |
| 算法1：激光/惯导联合初始化 |
| 输入： 紧耦合优化位姿，激光/惯导匹配好的数据帧。 |
| 输出： 惯导帧间补偿后的位姿。 |
| 1. 接收激光里程计定位数据，接收惯导初始数据，数据帧时间同步； 2. 构造误差项，紧耦合优化，得到优化后的位姿； 3. 惯导帧间补偿：    1. 判断是否有新的优化后位姿。若有，以新的优化位姿为基准；若无，继续推算；    2. 获取紧耦合位姿时间戳，找对应时间下的惯导数据；    3. 以紧耦合位姿为推算基准，进行惯导位姿推算；    4. 发布推算后的位姿，并以此更新推算基准； |

4.4 本章小结

本章主要完成了对激光/惯导紧耦合整体系统的构造及各系统子功能模块的实现，构造了激光、惯导各自对应的误差项并以此完成了紧耦合优化，得到优化后的车辆位姿。首先对激光/惯导紧耦合系统框架进行设计，以激光里程计定位数据为基础，结合惯导帧间预积分约束，对位姿进行融合修正。首先，对激光里程计数据、惯导原始数据进行时间对准并构建新的数据结构用于后续处理。之后，计算帧间惯导预积分。以激光里程计位姿结果为基准，对惯导偏置项及速度初值进行初始化处理。初始化后，修正惯导预积分数据。根据由激光里程计算法获取匹配的特征点对，构造激光误差项。根据位姿观测与惯导预积分推算的误差，构造惯导误差项。由此，可构建整体的紧耦合问题，并进行优化。优化过程中，采用基于环境特征的动态自适应信息矩阵，动态地对紧耦合中权重进行设定。整个优化框架基于滑动窗口策略，以一定区域内的关键帧作为优化目标。在位姿发布过程中，利用惯导帧间推算补偿的方法，以融合帧为基准，利用惯导进行帧间位姿推算，提高位姿更新速率。本章通过构建紧耦合系统，综合利用激光里程计与惯导推算信息，结合二者优点，利用冗余约束的存在，以图优化的方法，实现激光/惯导位姿推算的紧耦合，提升定位精度与稳定性。

第5章 实车实验

5.1 无人驾驶试验平台与架构

5.1.1 无人驾驶试验平台

5.1.2 基于ROS的通讯架构

5.2 地下工况下的定位

5.2.1 不同车速

5.2.2 多圈回环

5.3 地上工况下的定位

5.3.1 不同车速

5.3.2 多圈回环

5.3.3 较空旷地带

5.3.4 动态障碍物

无人驾驶试验平台与架构

坐标系定义

精度 实时性

第6章 总结与展望

致谢

参考文**献**

1. 高锋. 汽车纵向运动多模型分层切换控制[D]. 清华大学.2006.
2. 刘强,陆化普,张永波. 我国道路交通事故特征分析与对策研究. 中国安全科学学报，2006，16（6）：123-128.

**个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果**

**个人简历：**

**已发表论文：**

Times New Roman体，四号，居中，单倍行距，段前0磅，段后0磅，选填Master、Doctor