

# 硕士学位论文

## 四足机器人非结构环境 3D 状态感知与自主定位方法研究

**RESEARCH ON 3D STATE SENSING AND  
AUTONOMOUS LOCALIZATION OF  
QUADRUPED ROBOT IN  
UNSTRUCTURED ENVIRONMENT**

姚辰

哈尔滨工业大学  
2019 年 12 月

国内图书分类号: TP242  
国际图书分类号: 621

学校代码: 10213  
密级: 公开

## 工学硕士学位论文

# 四足机器人非结构环境 3D 状态感知与自主定位方法研究

硕 士 研 究 生: 姚辰  
导 师: 徐文福教授  
申 请 学 位: 工学硕士  
学 科: 机械电子工程  
所 在 单 位: 哈尔滨工业大学(深圳)  
答 辩 日 期: 2019 年 12 月  
授 予 学 位 单 位: 哈尔滨工业大学

Classified Index: TP242

U.D.C: 621

A dissertation submitted in partial fulfillment of  
the requirements for the academic degree of  
Master of Engineering

**RESEARCH ON 3D STATE SENSING AND  
AUTONOMOUS LOCALIZATION OF  
QUADRUPED ROBOT IN  
UNSTRUCTURED ENVIRONMENT**

**Candidate:**

Yao Chen

**Supervisor:**

Prof. Xu Wenfu

**Academic Degree Applied for:**

Master Degree in Engineering

**Speciality:**

Mechatronics Engineering

**Affiliation:**

Harbin Institute of Technology, Shenzhen

**Date of Defence:**

December, 2019

**Degree-Conferring-Institution:**

Harbin Institute of Technology

## 摘要

四足机器人在探测、救援、防爆、运输等方面有着广泛应用，其能在运动过程中跨越障碍，深入到人类无法进入的恶劣未知环境中。为自主化完成任务，四足机器人必须能够提供准确的自身状态量信息，同时能感知 3D 环境并构建地图。但惯性传感器存在随机误差和解算漂移，足端传感器存在冲击振动导致解算误差，进一步影响状态参数计算的准确性。对于这些不足，本文开展了四足机器人在 3D 环境中的感知与状态估计方法研究，并开展相应实验验证。

通过分析四足机器人的作业要求及运动特点，梳理系统并设计了编码器、雷达、惯导等相结合的环境感知及定位系统。从四足机器人的系统本体、仿真平台和系统软件、硬件框架等方面进行全面分析，进而确定感知定位系统的需求和性能指标；对感知定位系统进行具体的传感器方案设计，包括传感器选型、测量模型推导、传感器误差标定和数据处理，并引入误差评价计算。该设计方案给出了一套清晰合理、高效完整的四足机器人感知定位系统框架。

针对四足机器人的行走和移动方式，提出了内部传感器与惯性测量单元相结合的 3D 状态估计方法。根据传感器特性进行数值建模，通过腿部里程计得到基座状态量；为提高里程计精度，采用误差卡尔曼滤波算法对误差状态值进行融合补偿；搭建四足机器人仿真环境并进行里程计的精度和运动性能验证。该方案能可靠提供给四足机器人状态信息，验证了腿部里程计算法的可行性。

提出了基于激光、足端力传感器、惯性测量单元和编码器等多传感器融合的非结构环境地图构建与四足机器人定位方法。为更充分表达和利用环境信息，建立不同类型的环境地图；结合精度较高的外部传感器和全局地图进行全局位姿估计，为保证频率和精度的均衡，采用卡尔曼滤波算法输出高频高精度的里程计信息；在仿真环境进行建图和定位实验测试。该方案能够实现冗余传感器数据间的融合，并进一步提升里程计频率和精度效果。

最后，搭建四足机器人环境感知与定位实验系统并进行实验验证。开展传感器实验降低测量误差，对前述使用内部传感器的状态估计方法和基于多传感器融合的定位方法进行了状态量精度验证。实验结果表明，该算法有效且精度频率都较高，能够为运动控制和导航提供可靠的状态信息。

**关键词：**四足机器人；环境感知；状态估计；多传感器融合

## Abstract

Quadruped robot is widely used in detection, rescue, explosion-proof, transportation and other aspects. It can surmount obstacles in the process of movement and penetrate into the harsh unknown environment that human cannot enter. In order to complete the task autonomously, quadruped robot must be able to provide accurate information of its own state, and at the same time be able to sense the 3D environment and build a map. However, there are random errors and calculation drift in inertial sensor, and impact vibration in foot sensor leads to calculation error, which further affects the accuracy of state parameter calculation. For these shortcomings, this paper studies the perception and state estimation methods of quadruped robot in 3D environment, and carries out corresponding experimental verification.

By analyzing the working requirements and motion characteristics of quadruped robot, combining the system and designing the environment sensing and positioning system which combines encoder, radar, inertial navigation, etc. This paper analyzes the system ontology, simulation platform, system software and hardware framework of quadruped robot, and then determines the requirements and performance indicators of the perceptual positioning system; designs the specific sensor scheme of the perceptual positioning system, including sensor selection, measurement model derivation, sensor error calibration and data processing, and introduces error evaluation calculation. The design scheme gives a clear, reasonable, efficient and complete perception and positioning system framework of quadruped robot.

Aiming at the walking and moving mode of quadruped robot, a 3D state estimation method combining internal sensor and inertial measurement unit is proposed. In order to improve the accuracy of the odometer, the error Kalman filter algorithm is used to fuse and compensate the error state value; the simulation environment of quadruped robot is built and the accuracy and motion performance of the odometer are verified. The scheme can provide the state information of quadruped robot reliably and verify the feasibility of leg mileage calculation method.

Based on the fusion of multi-sensor, such as laser, foot force sensor, inertial measurement unit and encoder, a method of map construction and localization of quadruped robot in unstructured environment is proposed. In order to fully express and utilize the environmental information, different types of environmental maps are established; the global pose estimation is carried out by combining the external sensors with high accuracy and the global map; in order to ensure the balance of

## Abstract

---

frequency and accuracy, the high-frequency and high-precision odometer information is output by Kalman filter algorithm; the mapping and positioning experiment are carried out in the simulation environment. The scheme can realize the fusion of redundant sensor data, and further improve the odometer frequency and accuracy.

Finally, the experimental system of environment perception and location of quadruped robot is built and verified. In order to reduce the measurement error, the state estimation method using internal sensors and the positioning method based on multi-sensor fusion are verified. The experimental results show that the algorithm is effective and has high accuracy and frequency, and can provide reliable state information for motion control and navigation.

**Keywords:** quadruped robot; environment perception; state estimation;  
multi-sensor fusion

# 目录

摘要 .....	I
Abstract .....	II
第1章 绪 论 .....	1
1.1 课题背景及意义 .....	1
1.1.1 课题来源 .....	1
1.1.2 研究背景 .....	1
1.1.3 研究目的及意义 .....	2
1.2 国内外研究现状 .....	2
1.2.1 环境感知方法研究现状 .....	2
1.2.2 四足机器人里程计算法研究现状 .....	3
1.2.3 多传感器融合算法研究现状 .....	8
1.3 国内外文献综述及问题分析 .....	9
1.4 本文的主要研究内容 .....	10
第2章 四足机器人感知定位系统设计 .....	11
2.1 引言 .....	11
2.2 四足机器人系统分析 .....	11
2.2.1 四足机器人系统平台 .....	11
2.2.2 四足机器人系统框架 .....	12
2.2.3 四足机器人感知定位系统需求分析 .....	13
2.2.4 四足机器人感知定位系统性能指标 .....	14
2.3 传感器方案设计 .....	15
2.3.1 传感器选型 .....	15
2.3.2 传感器设置 .....	16
2.3.3 传感器标定 .....	17
2.3.4 传感器数据处理 .....	21
2.4 误差评价计算 .....	22
2.5 本章小结 .....	23
第3章 基于内传感器的四足机器人状态估计方法 .....	24
3.1 引言 .....	24

---

3.2 腿部里程计算法研究 .....	24
3.2.1 腿部传感器建模 .....	24
3.2.2 腿部里程计解算 .....	28
3.3 腿部传感器数据融合算法研究 .....	30
3.4 仿真实验验证 .....	33
3.4.1 扭动运动仿真实验与分析 .....	34
3.4.2 行走运动仿真实验与分析 .....	36
3.5 本章小结 .....	37
<b>第 4 章 基于多传感器融合四足机器人定位方法 .....</b>	<b>39</b>
4.1 引言 .....	39
4.2 四足机器人地图构建 .....	39
4.2.1 地图表达 .....	39
4.2.2 全局定位地图 .....	39
4.2.3 局部导航地图 .....	41
4.2.4 全局导航地图 .....	42
4.3 四足机器人激光定位算法研究 .....	43
4.3.1 初始化定位 .....	43
4.3.2 激光点云匹配 .....	43
4.3.3 激光点云定位 .....	44
4.4 多传感器融合定位算法研究 .....	46
4.5 仿真实验验证 .....	46
4.5.1 地图构建实验与分析 .....	47
4.5.2 激光定位实验与分析 .....	49
4.5.3 多传感器融合定位实验与分析 .....	52
4.6 本章小结 .....	53
<b>第 5 章 四足机器人感知定位系统实验 .....</b>	<b>54</b>
5.1 引言 .....	54
5.2 实验测量系统 .....	54
5.2.1 激光跟踪仪 .....	54
5.2.2 动作捕捉系统 .....	54
5.3 传感器标定实验 .....	55
5.3.1 IMU 标定实验及分析 .....	55
5.3.2 ZED 相机标定实验及分析 .....	56
5.3.3 相机-基座标定实验及分析 .....	57

## 目 录

---

5.3.4 雷达-基座标定实验及分析 .....	59
5.3.5 IMU-相机标定实验及分析 .....	59
5.4 感知定位实验 .....	60
5.4.1 四足机器人状态估计实验及分析 .....	61
5.4.2 四足机器人多传感器融合定位实验及分析 .....	64
5.5 本章小结 .....	68
结 论 .....	69
参考文献 .....	70
攻读硕士学位期间发表其它成果 .....	74
哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限 .....	75
致 谢 .....	76

# 第1章 绪 论

## 1.1 课题背景及意义

### 1.1.1 课题来源

本课题来源于深圳市基础研究学科布局项目，项目主要研究在各类极限地形地貌环境中能够进行长时间、高强度和多功能的无人操控系统。本课题为该项目的预研工作，主要研究四足机器人在非结构化环境下的智能感知和多种传感器融合下的定位框架，完成仿真测试框架，并且实验了与四足原型样机的耦合实验，通过各类测试并验证相关性能。

### 1.1.2 研究背景

机器人技术是一门虽然仅发展了几十年但又复杂且学科交叉的综合技术<sup>[1]</sup>，不论在理论研究领域，还是在实际应用领域都有着十分广泛又深远的应用。这些形式各异但又功能强大的机器人发挥着不可代替的作用，而随着技术发展与一代代的机器人工程师们的努力，智能自主化、多功能化、协同体系化的机器人会逐步丰富、便利我们的生活与生产。而我国也在实时把握机会，将机器人的发展提高到国家重点发展的层面上，这更加提升了对机器人研究的热情。

对各类机器人的运动特性分析可知，目前固定式与移动式的研究最为成熟。固定式机器人主要应用在工业界中，包括各种机械臂、串并联机床等。而涉及到能够在环境中广泛应用的是各类移动机器人，如地面移动机器人，空中机器人，水下机器人等。其中地面轮式机器人设计简单，操作方便，运动灵活，功耗较低，但其受路况信息的影响较大。为了解决这个问题，工程师和科学家们也积极从我们生活周围和自然界寻找灵感，研究出了各类性能出色仿生机器人，包括爬行机器人和足式机器人。而地面足式机器人能够深入到各类人员、轮式等无法进入的恶劣未知环境中，代替人类进行各类危险复杂的任务，如探测、救援、防爆、运输等工作，在军用、民用方面有着广泛应用。

足式机器人领域的研究在近些年取得了显著的进步<sup>[2,3]</sup>，各类型机器人和四足、六足机器人平台的性能已经越来越优秀，同时在实际任务中也越来越展示出其出色的表现，完美完成了一系列挑战性任务，令人大开眼界<sup>[4]</sup>。尽管这些进步很大程度上是在机器人的控制与硬件上实现的，但也正是结合机器人

的上层感知系统才能展示出这些优异性能的提升。作为感知的一部分，状态估计充当着比较核心的角色，自身位姿、运动的估计和对环境的表达构建通常是完成其他上层任务的必要条件，包括运动与姿态平衡控制、导航和轨迹规划、地形检测、识别，实际的检测工作等等都需要一个可靠的状态估计器。

### 1.1.3 研究目的及意义

本课题根据非结构环境的感知和定位的功能需求，搭建出一套高精度高频率的系统方案，能够实现智能化、自主化、鲁棒性的实际效果。

惯性测量单元（IMU）可以根据其加速度和角速度信息计算出机器人的姿态，但高精度的传感器成本较高，而低成本的精度较差。同时四足机器人在行走中时刻存在步态切换和非稳定的支撑，行走在复杂地形中足端打滑和机体反复振动。因此采用传感器融合的方法，通过 IMU 和各类内外传感器的融合，同时考虑对应的各类传感器误差和漂移因素，并且能够保证高频率高精度的提供给系统智能运动中，因此是实现一套准确可靠的定位建图功能的最合理方案。

综上所述，研究一套适用于四足机器人的鲁棒性的运动感知与定位功能模块，能够实现更多复杂环境下的任务，是对非结构环境感知定位方案的一种新尝试，同时也能够满足具体的项目任务需求；研究更智能化、自主化的四足机器人感知方法，能够为国内四足机器人的研究提供相关参考信息，进一步推动四足机器人感知定位方面研究的积极发展，为机器人这一伟大事业的发展贡献出自己的一份工作和热爱。

## 1.2 国内外研究现状

四足机器人的研究是高度集成式的，感知定位系统能提供基于自身和环境的实时信息，在本体上实现软硬件的深度结合；同时对各类信息数据的深入研究和合理应用，进一步拓展机器人的智能化和自主化发展。

### 1.2.1 环境感知方法研究现状

环境感知主要是通过四足机器人行进过程中对环境地形的感知，对地形环境的构建的关键点就是如何获取精确的地图，不同的建图方法需要对不同场景和性能、精度等进行权衡。目前普遍使用的方法有：激光、立体视觉、单目视觉等。但单目无法获取环境的深度，单独传感器不适合在非结构环境中的三维地形构建。因此这里主要考虑立体视觉和激光 LIDAR 的使用。

机器人地图分为度量地图 (Metric Map) 和拓扑地图 (Topological Map)<sup>[6]</sup>。度量地图包括稀疏与稠密两类，表示地图中物体间的位置关系。其中稀疏地图主要由路标组成，主要用于定位的作用；稠密地图包含的信息较多，通常用于导航。拓扑地图表示的是地图间的元素关系，其由图的边和节点组成，仅仅考虑节点间的联通性并保留主要环境信息。本文主要针对度量地图进行相应研究，实现四足机器人在自主运动和导航中的环境构建。

考虑到全局定位地图需要较多信息，并且需要对复杂环境进行表达，因此考虑三维激光雷达实现实时准确的全局离图构建，其测量范围大，采样密度相对高，所携带的地图信息也较多。三维地图的构建通过点云 (point cloud) 进行，点云是相对比较简单三维环境模型，可以简明直接的表示空间的障碍信息，由激光雷达和深度相机直接采集数据障碍物信息所得。

局部导航主要根据腿部的落脚点轨迹进行规划，需要比较准确的限定区域环境地图，实现比较稳定的局部运动，这里考虑使用立体相机进行获取。高程地图 (elevation map) 通过二维平面网格的划分，并且为对应网格设定高度值来表述局部地图信息，其可以表示为 2.5D 环境地图；但高程图 3D 图为单元格阵列表列，存在固有稀疏性，仅能表示每个单元网格的表面，所用信息有限。通过体素模型 (voxel) 可以对三维环境分割为规则立方体，并对占据状态进行概率描述。八叉树地图是目前普遍使用的基于体素的建图方法，其设置了一定的环境范围和体素大小。

全局导航需要对机器人的基座进行规划，其主要是在 2D 平面上实现全局范围内的操作，需要提供准确定位下构建的地图，因此采用应用比较普遍的占据栅格地图表达。占据栅格地图实质是一种栅格地图，栅格中的值表示是否占据的概率值，其包括完全占用，完全空闲，未知 3 中状态。主要的原理是已有机器人的自身位姿和传感器观测数据，求解所在环境地图上的概率对数值，对这个测量值模型进行更新，其表示为地图状态。

### 1.2.2 四足机器人里程计算法研究现状

国外很早就开展了多足移动机器人感知定位方面的研究工作，并且取得了很大的进展，目前也已经有了一些实际应用。国内的研究相对起步较晚，但也有比较成功的例子，通过近些年国家上的项目重视和一系列工程师们的创新追赶，已经取得了很大进步。四足机器人正朝着智能化、自主化、集成化的方向积极发展，此处列举一些杰出的工作。

### (1) 国外研究现状

1967年美国南加州大学的 McGhee 等人就研制了世界上第一台自动足式机器人- Phony Pony<sup>[7]</sup>, 如图 1-1 所示, 这标志着以电子计算机技术进行控制的研究开端。该机器人每条腿仅有两自由度, 实现基本的简单爬行运动。

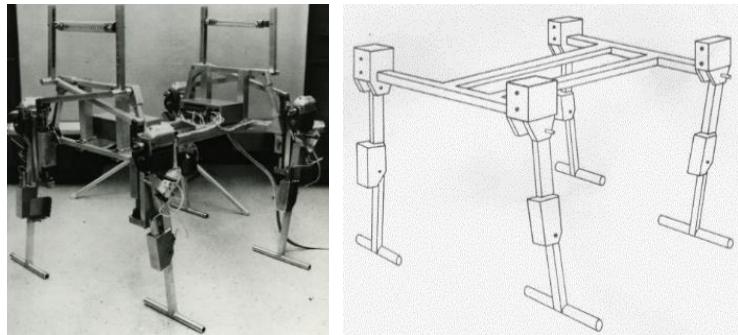


图 1-1 Phony Pony 样机<sup>[7]</sup>

2005 年, 美国波士顿动力公司开始设计研制四足机器人大狗 Big Dog<sup>[8-10]</sup>, 如图 1-2 所示。这种机器人能够适应室外的各种地形, 因此主要用于战场上的物资运输与救援工作。为了实现这些目标, Big Dog 用到双目相机、IMU 和 LIDAR 等多种传感器, 用来感知自身状态和外部地图环境。通过视觉里程计和运动学里程计的融合, 弥补了各自的不足, 实现基本的状态估计器。随后借助传感器获取的环境地图和地形地图实现比较准确的导航、路径跟踪、自身步态控制能任务, 展现了较高的自主性。单位行进的误差大概为 0.005-0.010m。

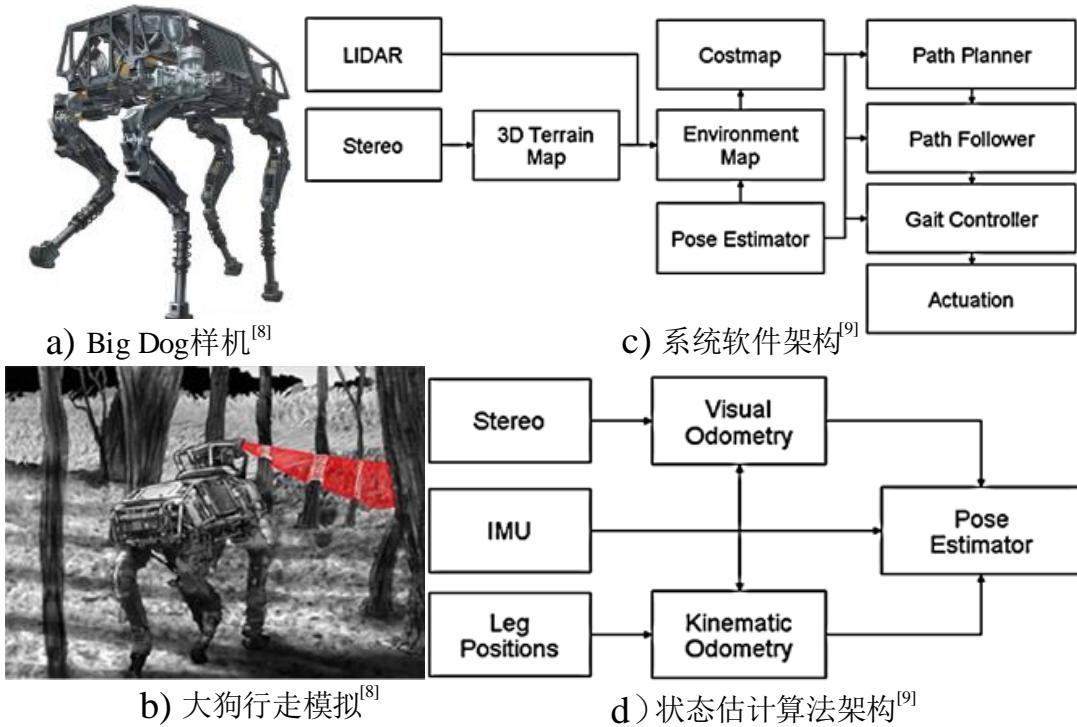


图 1-2 Big Dog 研究工作介绍

针对内部传感器提供的数据信息存在局限性的特点，Ma et al 等人通过搭载便携式感知系统的 LS3 机器人实现了比较鲁棒的状态估计，使用的是误差卡尔曼滤波，状态向量包括位置、速度、姿态和 IMU 偏差<sup>[11]</sup>。当光照受阻挡视觉里程计失效，此时启用足式里程计，否则始终使用视觉里程计。这种冗余切换设计大大提高了系统对各类工况的适应性，具体很强的鲁棒性。如图 1-3 所示为其具体研究内容，该状态估计算法在 50m 行走测试中误差<0.75m 的概率为 100%，误差<0.5m 的概率为 98%，并且和 GPS 融合的行进距离误差<1%。

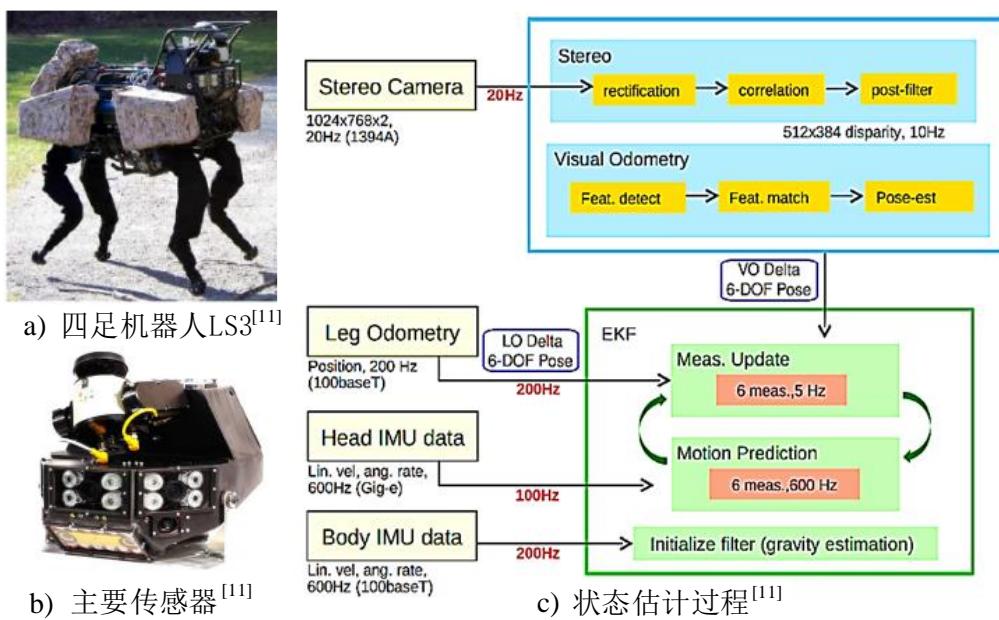


图 1-3 装配 CMU 传感器的大狗研究工作介绍

2016 年波士顿动力公司又展示了一款电动足式机器人 SpotMini<sup>[12-14]</sup>，旨在减少噪音问题和质量问题，同时提高灵活性和智能化。SpotMini 采用电机驱动，携带了 4 对双目相机、深度相机、力传感器等传感器，通过视觉传感器能够完成全局导航地图的构建，同时实现在环境中的实时自主定位与导航避障等任务，并能够规划上下楼梯的路径，提高自主性。如图 1-4 所示。



图 1-4 SpotMini 研究工作介绍<sup>[12-14]</sup>

2012年，苏黎世联邦理工学院（ETH）对外展示了高性能的柔顺足式机器人StarlETH<sup>[15]</sup>，通过结合编码器数据和IMU，其能解决基本的状态估计问题，随后该团队基于滤波的多种方法，解决了行走打滑过程中的状态估计问题。2016年该团队又推出了新型足式机器人ANYmal<sup>[16,17]</sup>，其保证了较大的工作空间与运动能力。通过自身安装的旋转激光传感器，能够自主感知环境进行定位与地图测绘，而头顶的双目、鱼眼相机、热力相机、气压表能使其适应于复杂环境的检测与识别<sup>[18,19]</sup>。具体研究工作如图1-5所示<sup>[20]</sup>。在5m行进实验中，位置误差<10%，速度RMSE误差<0.015m/s，姿态误差<0.008°。

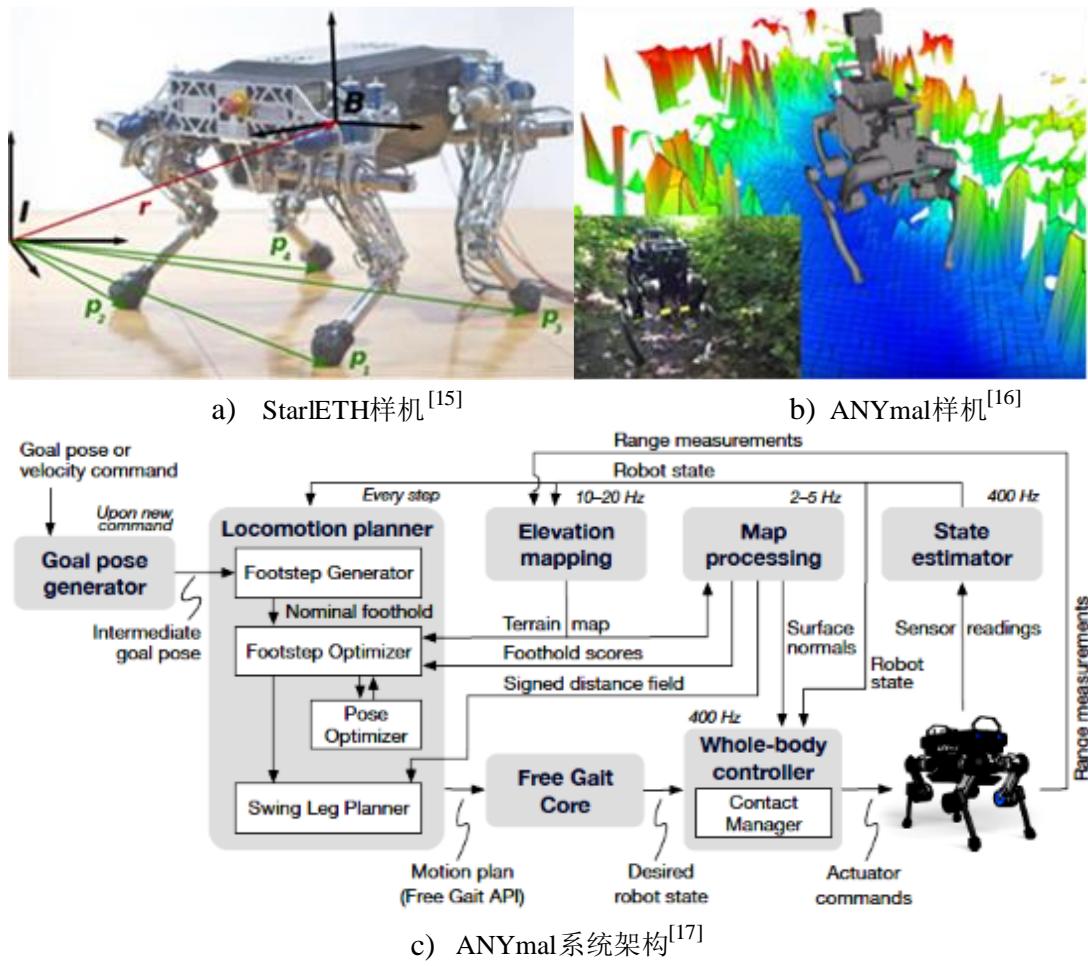


图 1-5 ETH 研究工作介绍

2010年开始意大利技术研究院（IIT）研发了HYQ四足机器人<sup>[21,22]</sup>，结合足端传感器快速测量出不同地形下的足端压力，通过编码器和足端压力实时估计出足式机器人的里程计信息，包括位置、速度和姿态信息等；通过激光雷达构建全局点云地图，结合深度相机信息构建实时局部障碍地图，通过融合IMU和外部传感器的数据最终实现状态信息精确的估计。其位置漂移误差<0.05m，姿态误差<0.02°。随后相关工作如图1.6所示<sup>[23,24]</sup>。

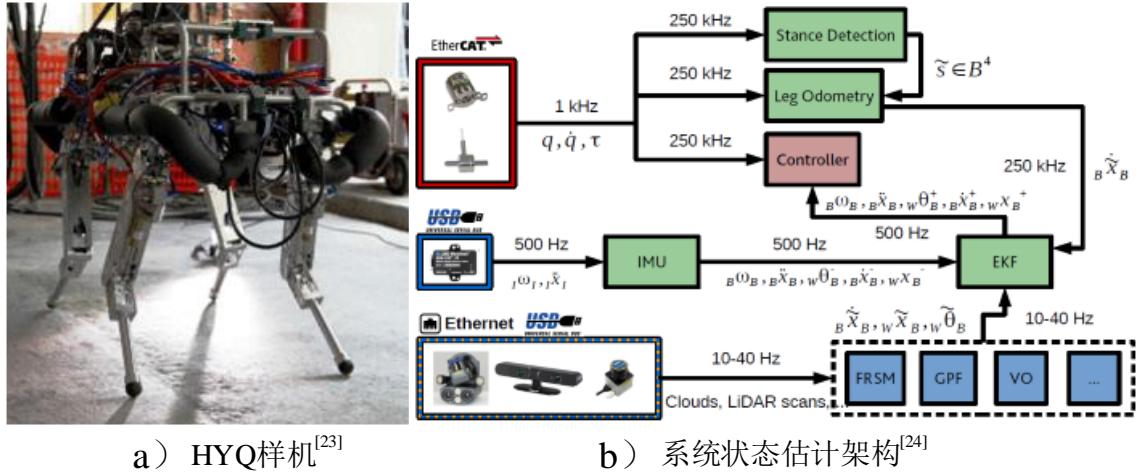
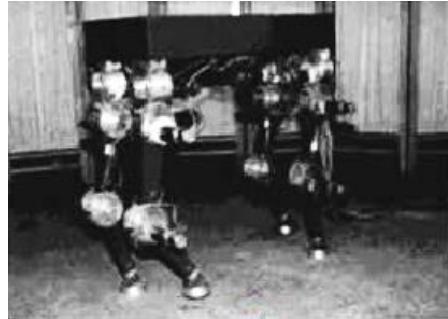


图 1-6 HYQ 研究工作介绍

## (2) 国内研究现状

国内四足的研制相对较晚，但各类高校和科研院所、科技公司等都进行了一系列的尝试，研制出了一系列能达到性能优异的多足机器人。上海交通大学1995年研制出了我国第一台全方位机器人JTUWM<sup>[25]</sup>，包含混合力控与位置控制模式，每条腿有三个自由度，采用直流伺服电机带动谐波减速器进行驱动，静态步速下能达到0.25km/h，能够实现比较稳定的对角行走。如图 1-7 所示。

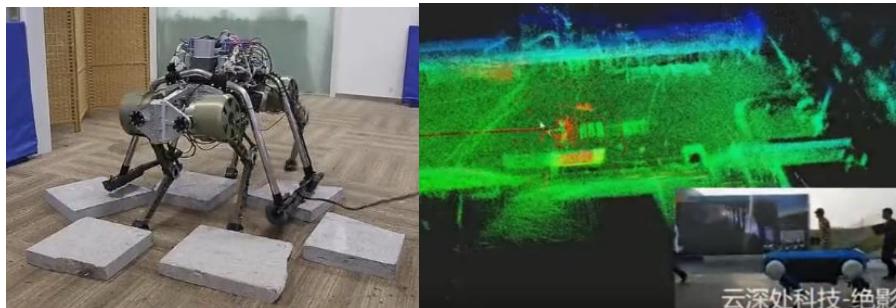
图 1-7 JTUWM 机器人样机<sup>[25]</sup>

上海大学王兴兴在2015年对外展示了其设计的一款电驱动小型仿生足式机器人X dog<sup>[26]</sup>，该机器人共有12自由度，能实现匍匐、小跑、奔跑等多种运动步态。2017年王兴兴团队成立的宇树科技公司发布了名为“莱卡狗”(Laikago<sup>[27]</sup>)的足式机器人，能够产生高频响应动态的运动性能控制，这两代都未进行环境感知与定位方面的研究。2018年推出了其量产型的四足机器人Laikago pro。该机器人对外展示了搭载深度和双目相机实现点云建图和图像识别追踪的功能，通过将深度相机获取的点云转化处理，能够处理不同深度的探测，实现类似激光点云建图的功能，且通过视觉特征和点云能够实现定位的效果，进一步其开发了基于深度相机的人体检测与追踪。相关介绍如图 1-8 所示。目前该公司最新版的四足机器人已搭载了激光雷达和深度相机。

a) X-dog 原型样机<sup>[26]</sup> b) Laikago<sup>[27]</sup> c) Laikago Pr 样机<sup>[27]</sup> d) 环境建图展示<sup>[27]</sup>

图 1-8 宇树科技样机与展示

浙江大学团队于 2016 年底对外展示“赤兔机器人”<sup>[28]</sup>，其对于各种复杂地形有着很好的适应能力。2018 年又发布了“绝影”<sup>[29-30]</sup>机器人，可执行安防巡逻、物流运输等任务。如图 1-9 所示。目前对外展示的已具备快速跑跳、适应崎岖地形、激光雷达下的环境感知、定位以及自主导航等功能。但其未完整的使用四足机器人自身的传感器信息，仅使用了激光雷达进行全局地图的构建，通过雷达和 GPS 的信息进行定位功能，因此在运动过程中存在一定问题。并且其目前对外展示的导航功能参考了轮式机器人的思路，未展示 3D 环境下的路径规划和导航避障等功能。

图 1-9 赤兔和绝影机器人样机<sup>[28-30]</sup>

### 1.2.3 多传感器融合算法研究现状

传感器因为各种外界因素的影响，始终存在各类噪声和偏差，这些信息的可信度都可以用方差的方式来表示。多传感器融合就是借助多源的传感器信息，通过方差的组合推理，最终从各种不确定信息中得到一个权衡下的推理结果。常用的多传感器融合方法有：加权平均法、贝叶斯概率估计法、模糊推理法、卡尔曼滤波法、神经网络等等。

单一的传感器的测量总是会存在各类误差和缺点，对于以上提及的足式机器人，都是基于卡尔曼滤波的方法<sup>[31,32]</sup>，将惯性传感器数据和其他各种传感器的数据进行融合，通过最优解迭代求解算法，从而估计出一个比较好的一致的运动状态，实现稳定的位置、速度、姿态的实时估计。如图 1-10 所示，EKF

的关键就是选择对应系统的状态向量和测量值，通过合理选择对应的协方差大小，协调权衡状态估计的倾向。协方差越大越不可信，估计值的权重就较小。

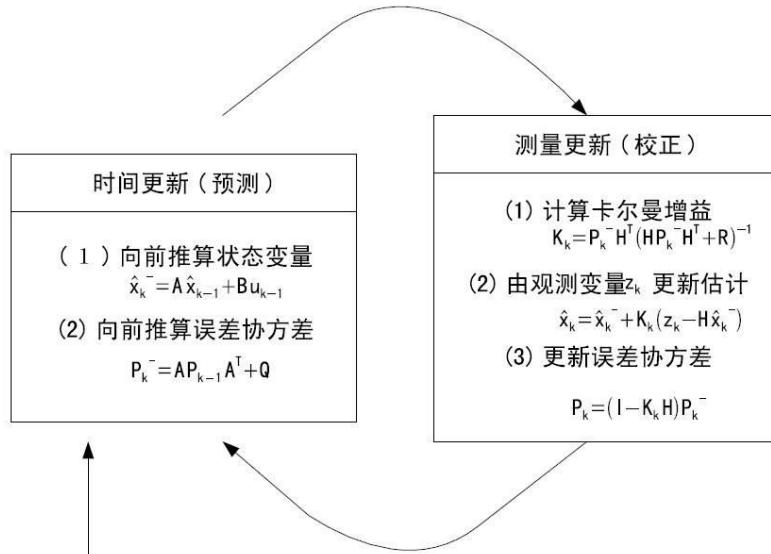


图 1-10 卡尔曼滤波算法

基于卡尔曼滤波，目前也衍生除了很多优化的算法，包括扩展卡尔曼滤波（EKF），全迹卡尔曼滤波（UKF），粒子滤波（PF），信息滤波（IF）等。扩展卡尔曼滤波（EKF）是针对非线性系统进行线性化展开，其仅用于非线性较弱的系统。针对四足机器人的惯导系统存在较强非线性，因此也可以采用 UKF 和 PF 算法，其相对有更高的精度，但计算较复杂，建模过程复杂<sup>[33]</sup>。

### 1.3 国内外文献综述及问题分析

通过对国内外足式机器人的调研来看，智能化、灵巧化、自主化是未来发展的趋势<sup>[36-37]</sup>。国外已经深入开发并且研制出了多种足式机器人，实现了鲁棒性的智能运动、自主感知与导航功能，积累了很多经验与成果；而国内的研究还是稍显落后，展现的功能较单一，差距也很明显。因此尝试对四足机器人的感知与定位问题进行深入剖析，提升其在工程应用中的性能。

四足机器人的感知定位系统的研究较多，但缺乏对感知定位系统框架的梳理整合，缺乏结合四足机器人整体系统特点下的通用方法去应对复杂情况；并且较少存在实际和仿真有效的耦合实验验证，难以实现比较合理、准确、可靠和可拓展多功能的研究方法。

国内外学者针对足式机器人的特性研究了多种状态估计方法，但其系统结构复杂，集成度过高。已经实现状态估计功能的足式机器人仍无法完全解决这一系列工程问题，目前缺乏一个准确、通用的状态估计方法。

为了实现四足机器人复杂地形环境下的运动控制、导航规划，必须实现自主智能感知定位系统，但目前缺少一个冗余、鲁棒的定位方法，能够实现层层递进的融合框架；并且较少能够保证精度和频率间的权衡与系统性能提升。

这些问题都需要一一攻克，这些问题也吸引着我们进一步去深入探究。

## 1.4 本文的主要研究内容

针对四足机器人能够深入人类无法进入的恶劣环境进行自主化操作任务，同时提供准确的状态量信息，实时感知 3D 环境信息，本文拟开展如下研究：

(1) 分析四足机器人的运动特点与自主化任务要求，梳理系统功能并设计一套感知定位系统方案。分析四足机器人系统的本体和仿真平台，进而规划整理整体系统的软件与硬件平台方案。根据这些方案确定了感知定位系统的需求分析，得出具体任务的性能指标。确定感知定位系统所需的传感器，接下来对传感器进行配置和标定，包括各个传感器标定和传感器间的标定工作，之后确定相应的传感器数据处理方法。随后对各类数据误差进行评价计算。

(2) 针对四足机器人的行走和移动方式，提出基于内部传感器（编码器+IMU）的状态估计方法。根据内部传感器特性进行数值建模，通过多类腿部里程计方法得到基座相对初始位置的位置、速度和姿态等参数信息；为提高状态估计值精度，采用误差卡尔曼滤波算法，建立误差状态方程和测量方程，之后对误差估计值进行补偿，得到最优的状态估计值。搭建四足机器人仿真环境进行实验测试，验证腿部里程计算法的准确性。

(3) 根据四足机器人环境感知要求和里程计精度要求，进行运动环境地图构建，提出一种适用于多传感器融合的定位方法。为更充分表达和利用环境信息，对运动过程中建立不同类型的地图构建与表达方案。结合精度较高的外部传感器和环境地图进行全局位姿估计，使用激光点云匹配来实现全局定位算法；但激光频率较低，采用卡尔曼滤波算法输出高频高精度的里程计信息；在仿真环境进行实验测试，验证该方法对冗余传感器数据间的融合和性能提升。

(4) 搭建实验系统并开展四足机器人感知定位系统实验。基于该系统开展对应传感器的标定和传感器间坐标系的标定实验，从而获得了不同坐标系间的坐标转换关系；对基于内部传感器的状态估计算法进行单腿运动学实验和四足支撑下扭动实验，通过基于内外传感器的融合算法进行四足机器人行走实验，验证多传感器融合定位算法的可行性和实际运动中的精度和频率情况。

## 第2章 四足机器人感知定位系统设计

### 2.1 引言

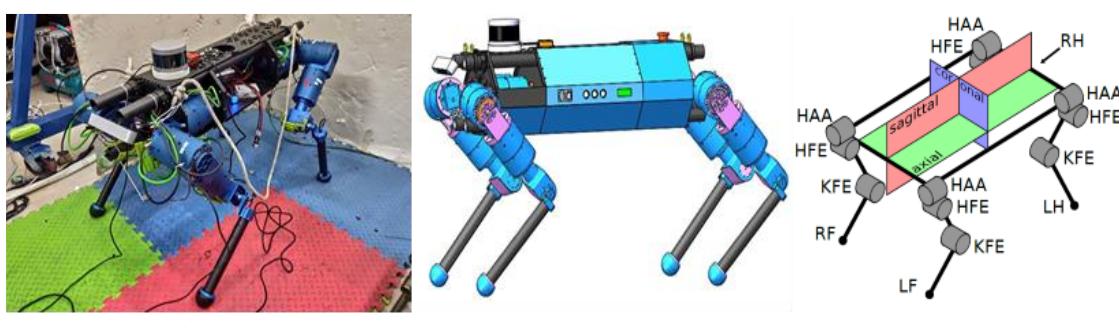
四足机器人主要是在复杂的非结构环境中进行自主运动和导航任务，因此根据相关功能要求需要对所处的三维环境和自身状态进行较为准确的感知，通过自身携带的各类传感器数据正确处理三维世界的各种信息变化，搭建出一套鲁棒的多传感器融合的感知系统框架；并进行合理的传感器方案设计。并且也需要对算法所得结果进行合理的误差评价设计。

### 2.2 四足机器人系统分析

#### 2.2.1 四足机器人系统平台

##### (1) 本体平台

四足机器人是由 4 条各包含 3 自由度的关节组成，能实现基本的行走运动，适应于不同地形。其整机重量约为 40kg，包络尺寸 1m\*0.27m\*0.6m，。实物和模型如图 2-1 所示。该机器人共有四条腿，分别为左前 (LF)，右前 (RF)，左后肢 (LH)，右后肢 (RH)；每条腿有 3 自由度，其关节布置为髋关节屈伸 (HFE) 和膝关节屈伸 (KFE)，髋关节外展-内收 (HAA)，通过较大偏移量的设置，每个关节都能实现较大范围的运动，展示出高机动性。



a) 四足机器人实物      b) 四足机器人模型      c) 四足机器人关节分布

图 2-1 四足机器人机械本体和 CAD 模型

##### (2) 仿真平台

本课题的仿真平台主要通过 ROS 来搭建。ROS 是 Robot Operating System 的简称，但其本身提供的是一种框架和方法，通过 node、Topic 等机制实现了机器人的快速通信。通过 Gazebo 物理仿真引擎实现复杂环境中的仿真模拟，在 Rviz 中可以进行数据的可视化。

导入四足机器人 CAD 模型到 Solidworks2016 中进行相应的配置，导出四足机器人的 URDF 模型包，包括机器人的模型、关节坐标、质量等信息。通过添加 ros\_control，配置相应的传感器插件，实现数据在 Gazebo 中读取。如图 2-2 为在 Rviz 和 Gazebo 中的显示。通过导入的模型可以进行运动、感知、导航功能的仿真算法测试，同时结合实际机器人进行耦合实验。

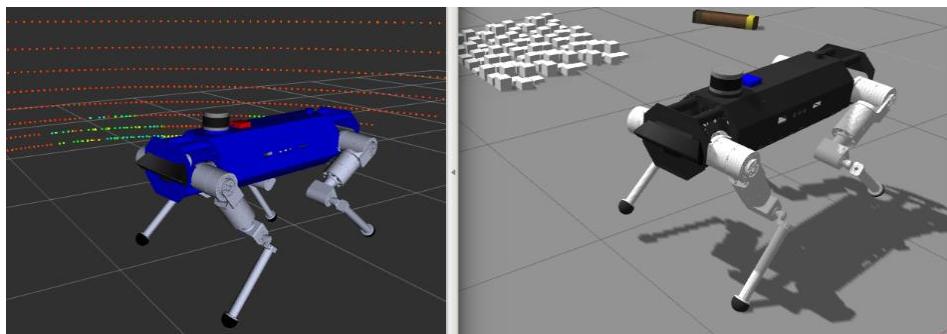


图 2-2 仿真系统搭建图

## 2.2.2 四足机器人系统框架

### (1) 硬件框架设计

对系统框架进行具体分析，将四足机器人系统分为远程遥控端和机器人端，远程操作端通过 WiFi 通信，人界操作和仿真环境运行在远程端。对于机器人端使用 Intel NUC 和 Nvidia TX2 直接通过 ethercat 通信，TX2 通过 zed 相机和足端传感器进行数据获取，NUC 获取 IMU 和激光雷达、关节数据，实现对机体的运动、感知系统模块的运算等。如图 2-3 所示为四足机器人的系统架构。

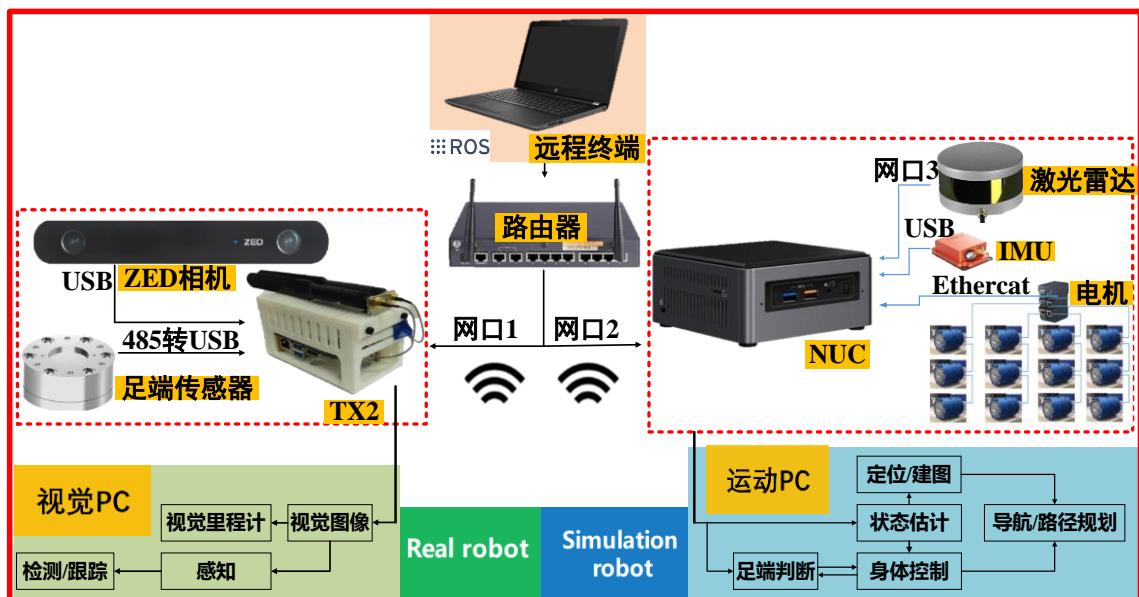


图 2-3 感知系统方案图

## (2) 软件框架设计

四足机器人的软件系统框架如图 2-4 所示，其包括感知、定位、建图、运动规划、导航规划、决策等具体功能。为了实现决策的命令，通过导航规划出目标点；之后下发给运动规划器的各个关节，保证运行中的稳态控制；根据实时感知到的各类传感器数据，通过状态估计和感知定位才能实现稳定的上层算法工作，最终实现穿越各类障碍和地形的具体指令。

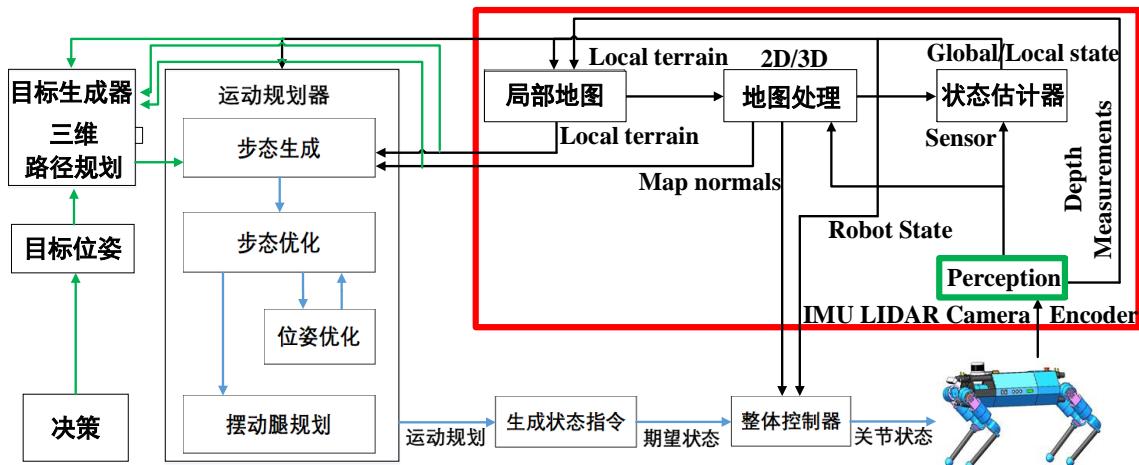


图 2-4 感知系统软件方案图

### 2.2.3 四足机器人感知定位系统需求分析

四足机器人感知定位系统是主要的传感器处理模块，能够为导航、定位提供实时准确的状态估计。根据四足机器人的实际工况中的任务场景需求，具体分析四足机器人的感知定位系统应具有的功能有：

(1) 环境感知需求 四足机器人在环境中进行各项操作，这就需要对环境有一定的认识与表示，主要实现“周围环境怎么样”的需要。因此需要较完善的环境感知，针对不同类别的任务需要，能够尽可能多的提供不同类别的地图，保证地图的全面性。

(2) 状态估计需求 四足机器人需要准确的状态估计，即通过内外传感器数据进行定位，主要实现“传感器下自身在哪里”的需要。传感器之间存在各类误差，并且受各种因素影响，因此需要设计冗余的传感器融合，保证传感器定位的数据之间的鲁棒性，保证能够层层递进。

(3) 频率精度需求 只有保证四足机器人感知定位系统的高频高精度，其他任务的实现才能得到保障，为系统的智能化提供基础。传感器的精度和频率之间总是存在着各种权衡和对比，通过融合的方法最大限度的利用两者间的特点进行组合，进一步实现高频高精度的传感器设计。

(4) 传感器需求 四足机器人感知定位系统包含各类传感器，在运动过程中受环境和自身冲击带来的噪声影响，其存在不尽相同的内在误差和外在相对误差，因此在使用之前需要对传感器进行功能分析和标定，降低各个传感器自身误差，同时获取传感器之间的坐标关系。

对课题任务的需求进行分析，结合系统框架设计出基于多传感器的感知系统框架，如图 2-5 所示。感知系统需要得到自身实时位姿和感知全局位置，实现在三维环境的定位与视觉 / 激光创建地形地图的功能，最终通过实验测试整体感知算法的稳定性，从而实现各种地形的控制、导航、通行运动等。

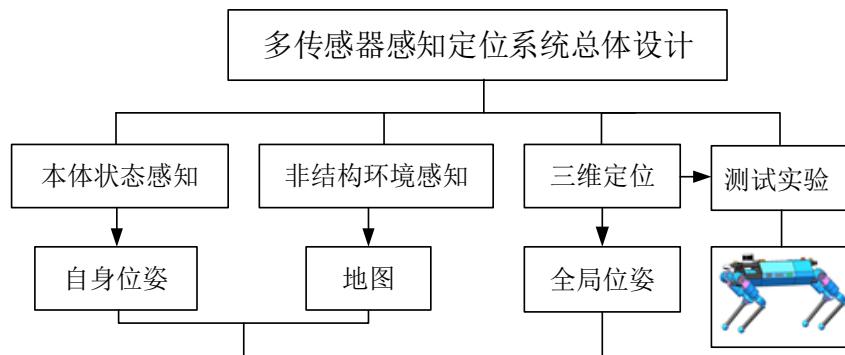


图 2-5 感知定位系统总体方案

#### 2.2.4 四足机器人感知定位系统性能指标

参考目前已有的四足机器人感知定位系统的设计指标，同时结合项目需要，确定本项目性能指标如表 2-1 所示。

表 2-1 四足机器人感知定位系统设计指标

指标类型	指标要求
本体状态估计	位置精度：3 方向误差<0.2m/m
	速度精度：3 方向误差<0.1m/s
	姿态精度：3 方向误差<5°
地图构建	全局地图：实现密集点云地图
	局部地图：实现密集八叉树地图
	栅格地图：实现较好的栅格地图
全局定位	位置精度：3 方向误差<0.1m/m
	速度精度：3 方向误差<0.05m/s
	姿态精度：3 方向误差<1°

## 2.3 传感器方案设计

### 2.3.1 传感器选型

测量噪声不可避免，仅通过单个传感器的测量无法完全抵消状态估计的漂移，随着时间变化累计的误差很难被完全校正。为了获得四足机器人在世界坐标下的相对确定的状态估计信息，保证运动过程中的噪声相对较小，因此尽可能多的增加一些精度较高的外部传感器进行感知，获取比较准确的数据，提升整体系统的准确性，同时保证感知系统的稳定性。

通过在四足机器人上的分类可得<sup>[32]</sup>，编码器，惯性测量单元，力传感器都属于内部传感器，其主要对涉及四足机器人内部状态的物理量敏感；而双目相机，雷达等属于外部传感器，其和外界环境有关。

#### (1) 运动学传感器

四足机器人的 12 个关节都配备了编码器，通过读取机器人的相关关节编码器度数  $\alpha$ ，从而测量出四足机器人自身的位姿变化，表达如下所示：

$$\tilde{Z}_{kin} = f_{kin}(\alpha, n_\alpha) \quad (2-1)$$

$n_\alpha$  表示噪声项，可表示为离散零阶高斯噪声，协方差矩阵  $R_\alpha$ 。由于存在误差，关节角度变化可表示为：  $\tilde{\alpha} = \alpha + n_\alpha$

四足机器人平台采用的是雷尼绍的相关型号的 16 位绝对编码器。其安装在电机输出端，在开始启动电机时获取绝对零点。

#### (2) 足端传感器

四足机器人的每个足端都安装有气压传感器，能够压阻效应产生差动电压信号，进而获取所受压力变化，通过测量静止情况下的气压值，对比判断四条腿抬起或者落下。选用的是星仪公司的 CYXYZ11 系列压力变送器，采用不锈钢隔离膜片材质。压力量程为  $\pm 100\text{MPa}$ ，误差范围 0.5%。气压传感器采用系统默认参数，采用 485 或模拟量进行数据连接测试。

#### (3) 惯性测量单元

为了获取自身位置，可以选用惯性测量单元 IMU，能提供了一个相对可靠的信息源。IMU 通常包括陀螺仪和加速度仪，四足机器人平台采用的是 XSENS 公司的 MTi-G710 紧凑工业级 MEMS IMU，其频率为 400HZ，通过 USB 进行通信，可实时估算设备的姿态，并提供适当的加速度和角速度测量值。但由于传感器内部的机械、温度等因素影响，导致其含有正常的噪声和零偏。

#### (4) 视觉传感器

相机的价格低廉、重量轻、功耗小，通过图像间的计算可以比较多的运动数据，因此得到了广泛的应用。常用的相机包括：双目相机、单目相机、结构光相机、TOF 相机等。通过调研可知双目的分辨率和帧率都相对较高，因此四足机器人平台采用的是 Stereolabs 公司的 ZED 相机。其重要参数如表 2-1 所示。

表 2-1 ZED 相机性能参数

性能指标	具体参数
基线距离	120mm
深度	0.5-20m
姿态精度	0.1°
位置精度	±1mm
分辨率	4416x1242, 3840x1080, 2560x720
帧率	15, 30, 60, 100FPS

#### (5) 激光雷达

LIDAR 可以通过用激光束照射到目标来测量到目标，获得高精度的距离信息，且能在光线微弱，少灰尘环境内效果较好。四足机器人平台采用 Velodyne 公司的 VLP-16 雷达，其能够发出 16 线光束，竖直方向视场角在上下 15° 范围内，并能绕垂直轴自由旋转，实现 360° 全覆盖，有效范围 100m，进度为 ±3cm，水平分辨率 0.2°，垂直分辨率 2°，频率大概为 10HZ，每秒产生 30000 点，常用于 3 维定位，采样到全局信息。但相对价格较贵，重量也较大。

### 2.3.2 传感器设置

#### (1) 传感器配置

根据传感器的方案选型，选择对应的传感器配置和安装位置，图 2-6 感知系统总体方案图总结了本文所用到的传感器配置示意图。选择激光雷达安装在上甲板处，其能够是全面积的激光扫描；相机安装在四足机器人的最前端，通过转接支架与机体连接；IMU 相对位置可以任意安放，但为了进行较简单的各类传感器标定，选择安装在靠近激光雷达的位置，之后通过动作捕捉系统和传感器进行数据对比转换，得到传感器之间的坐标转换。

#### (2) 传感器坐标系设置

确定感知定位系统的需求与方案后，进一步搭建能满足需求的传感器方案。图 2-7 总结了本文所用到的传感器参考框架。规定世界坐标系为 I，基座坐标系为 B。基座框架设置为机器人的几何中心，按照右手坐标系设置坐标系方向，

$z$  轴（蓝色）向上， $x$  轴（红色）朝前；世界坐标系是一个附加到地球上任意固定点的惯性框架，坐标系和基座坐标系相同。当机器人处于起始位置时，通常两者重合。IMU 的坐标系为传感器的原点，LIDAR 的坐标系为其几何中心，相机的坐标系为其双目中心位置。

在进行状态量估计过程中，需要知道传感器之间、传感器和机体之间的坐标转换。根据 CAD 模型和传感器的数据信息能够获得，但受零件组装公差影响，冲击过程影响等，因此无法通过直接测量获得相对准确的信息，但可以通过适当的标定的方法获得传感器之间、传感器到基座的各种坐标变换关系。

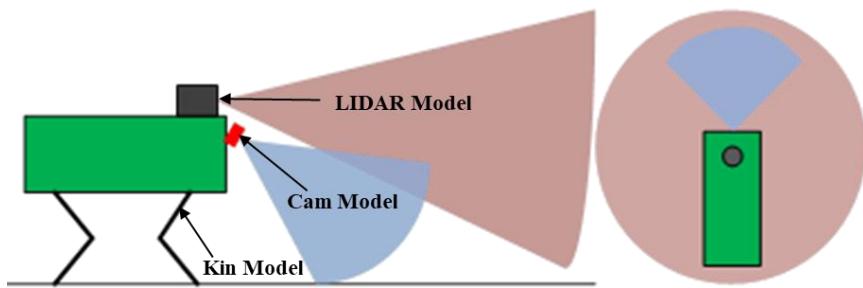


图 2-6 感知系统总体方案图

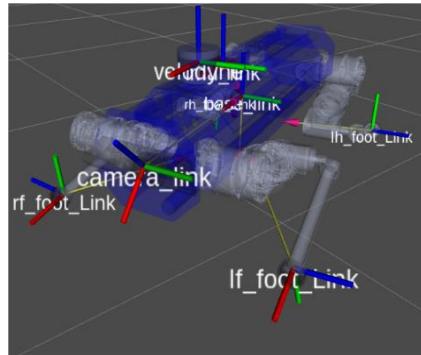


图 2-7 感知系统总体方案图

### 2.3.3 传感器标定

#### (1) 惯导标定

惯性测量单元存在制造、安装干扰，同时通过积分计算位置和速度，因此在计算中的误差随时间变化逐步增加。因此需要进行标定，进一步减小其漂移和误差。IMU 的加速度计和陀螺仪的误差可以分为两部分：确定性误差和随机误差<sup>[34,35]</sup>。对于确定性误差，目前普遍使用的是六面法静态标定加速度的 bias、scale，角速度通过 3 自由度转台测试。根据文献表明<sup>[36]</sup>，IMU 的偏差会随时间发生改变，因此考虑标定方法。确定性误差静态标定需对应设备，标定繁琐；实时标定比较有效，在状态估计中加入对应 bias，能够抑制对应漂移。

离线标定主要只考虑对加速度和角速度的随机误差标定。Allan 方差<sup>[36]</sup>是相对有效的标定 IMU 随机误差的方法，其基于时域的分析，进一步分析出误差项数据。具体标定流程如下：

- (1) 传感器绝对静止进行数据的采集
- (2) 将数据平均分段，设定一定的时长
- (3) 对分段数据进行平据
- (4) 计算对应方差，在对数坐标系下绘制艾伦曲线。

查阅资料可知<sup>[37]</sup>，不同随机误差在不同时间长度下占主要部分，IMU 的高斯白噪声主要选择对数坐标系下-1/2 斜率直线上， $t=1s$  的交点；随机游走噪声为斜率为 0 的直线上的切线点 (y 轴交点)。如图 2-8 为 Allan 方差参数图。

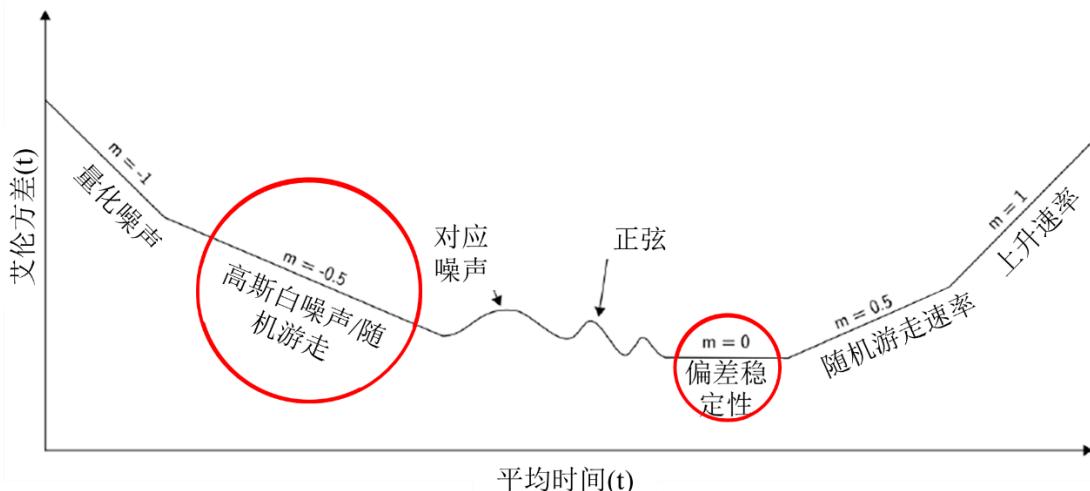


图 2-8 Allan 方差对数数据曲线<sup>[36]</sup>

## (2) 相机标定

相机存在一些内在的误差，通过标定可以实现视觉系统的有效定位、识别。相机通过小孔成像原理获取图片，建立相机的几何模型和一系列坐标系后，可以得出像素坐标系和世界坐标系的内参矩阵，如图 2-9 所示为具体的坐标转化过程。之后可以求得畸变矩阵，完成对图像的变换和校正。

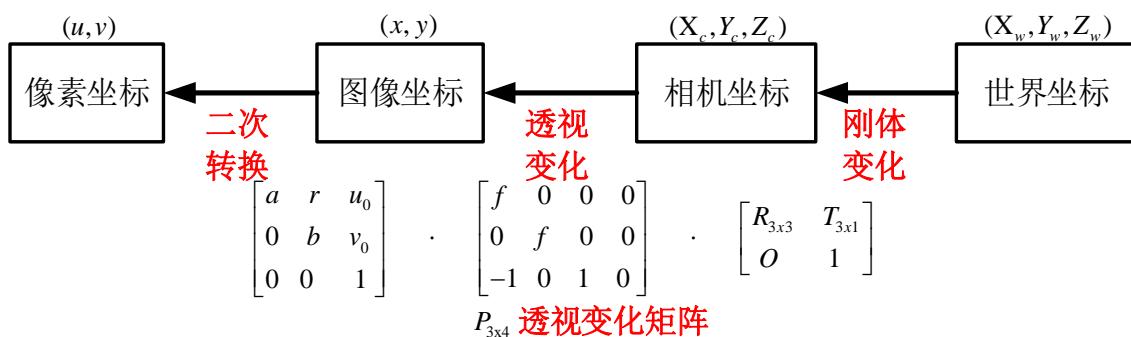


图 2-9 相机坐标系转换关系

实际使用过程中，相机加入了透镜来实现比较好的成像效果，同时受安装机械误差等影响，导致图像会产生径向畸变和切向畸变，获取的像素坐标 $(u, v)$ 将产生变化，如图 2-10 为具体的畸变类型。

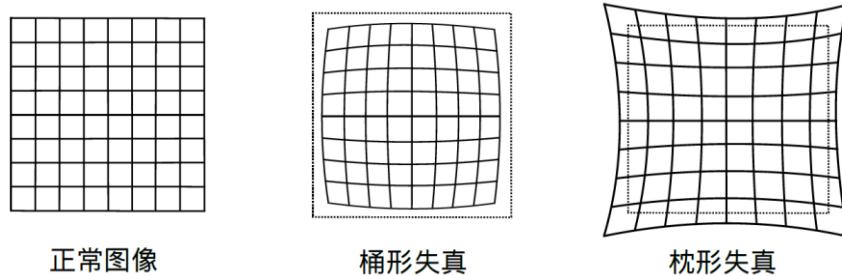


图 2-10 相机畸变的具体类型

针对相机的这两类畸变，引入对应的纠正模型和相关参数，则对应关系为：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \begin{bmatrix} u_d \\ v_d \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2p_1 u_d v_d + p_2 (r^2 + 2u_d^2) \\ 2p_2 u_d v_d + p_1 (r^2 + 2v_d^2) \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

其中， $k_1, k_2, k_3$ —径向畸变系数；

$p_1, p_2$ —径向畸变系数；

$(u_d, v_d)$ —像素坐标系下获取的坐标；

$(u, v)$ —理想像素位置。

ZED 双目相机通过采集左右相机图像，可以计算图像间视差。其双目光轴平行，像平面位于同一平面，双目的标定就是为获取两目间相对位置关系。

如图 2-11 所示为双目相机的几何模型，考虑空间点 P 在左右目的图像为  $P_l, P_r$ ， $f$  表示相机的焦距。

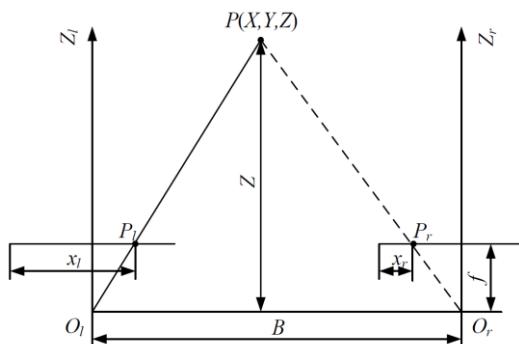


图 2-11 双目相机几何模型

根据三角形相似原理可得：

$$\frac{z-f}{z} = \frac{B-P_l-P_r}{B} \quad (2-3)$$

$$X = \frac{BP_l \cdot x}{d}, \quad Y = \frac{BP_l \cdot y}{d}, \quad Z = \frac{Bf}{d} \quad (2-4)$$

其中,  $(X, Y, Z)$ —空间点的坐标;

$(P_l.x, P_l.y)$ —左相机平面的坐标;

$d$ —左右图视差,  $d = P_l - P_r$

本文使用 ROS 中内置的 `camera_calibration` 进行标定, 其使用简单, 标定调用的是 `opencv` 接口, 能够实时快速标定。

### (3) 相机-基座标定

建立局部地图和定位的时候需通过双目相机获取环境信息并转换到全局坐标系下进行计算, 因此需要知道相机到四足机器人的基座间的坐标转换。通过 CAD 模型可以获取, 但受安装机械误差, 传感器自身误差和冲击下的影响。采通过激光跟踪仪和标定板进行标定<sup>[38]</sup>, 如图 2-12 所示。

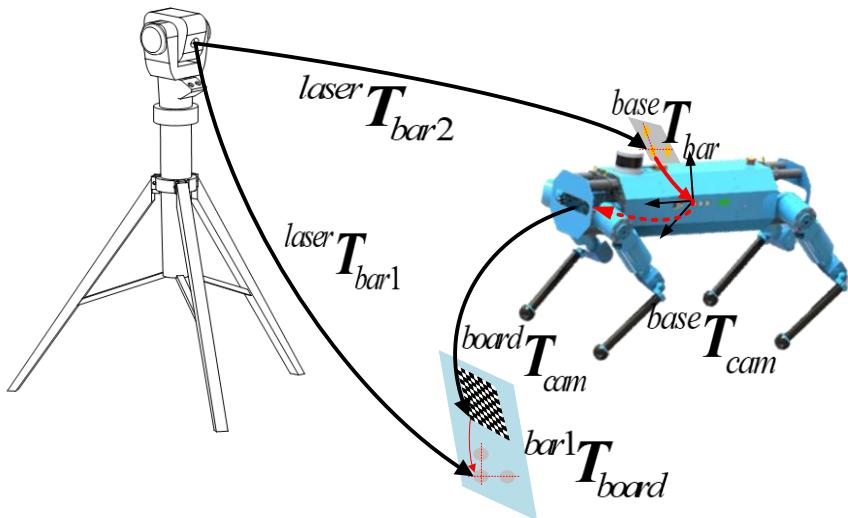


图 2-12 相机基座标定原理

对于标定板的周围和机身上放置一定数量的靶点, 不同安装位置的靶球在激光跟踪仪下的都可以获得, 安装位置也可以相对精确的知道, 相机和标定板间的转换通过视觉识别所得, 输入不同位置下的照片, 通过视觉方法进行迭代计算, 求出对应的转换矩阵。因此相机和基座间的坐标变化如下:

$$\text{base } \mathbf{T}_{\text{cam}} = \text{base } \mathbf{T}_{\text{bar2}} \cdot \text{laser } \mathbf{T}_{\text{bar2}} \cdot \text{laser } \mathbf{T}_{\text{bar1}} \cdot \text{base } \mathbf{T}_{\text{bar1}} \cdot \text{board } \mathbf{T}_{\text{board}} \quad (2-5)$$

### (4) 雷达-基座标定

建立全局地图和定位需要知道雷达到四足机器人机体的相对位置变换, 进而将激光数据转化到基座坐标系中。如图 2-13 所示, 激光的坐标系和基座方向相同, 规定前进正方向为  $x$  方向,  $z$  轴指向天空, 通过右手定则可以得出各方向指向。设置基座为固定坐标系, 通过手动调整 6 方向的参数, 使箭头和激光坐标系重合, 进而获得最终的  $x$ 、 $y$ 、 $z$ ,  $\text{pitch}$ 、 $\text{yaw}$ 、 $\text{roll}$  参数。

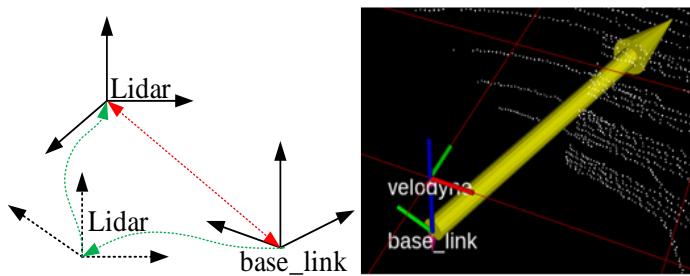


图 2-13 雷达基座标定原理

### (5) 相机-IMU 标定

建立全局定位的时候同时也需相机和 IMU 之间的约束，进一步提高系统的鲁棒性和互补性。通过相机两帧数据可以获取对应的平移和旋转，而 IMU 通过加速度和加速度的积分也能得到对应的参数，通过进一步关联两参数，可以得到比较准确的标定参数。首先可以求出相对的旋转变化：

$${}_{i(k)}^{i(k+1)}\mathbf{T} \cdot {}_c^i\mathbf{T} = {}_c^i\mathbf{T} \cdot {}_{c(k)}^{c(k+1)}\mathbf{T} \quad (2-6)$$

之后通过非线性优化得出准确的深度值，最终通过耦合得到对应的平移和旋转参数。如图 2-14 为对应的标定相关原理。

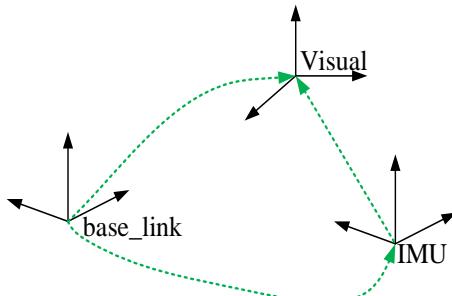


图 2-14 相机 IMU 标定原理

进而通过坐标变换获得 IMU 相对基座的位姿：

$${}^b_i\mathbf{T} = {}_c^b\mathbf{T} \cdot {}_c^i\mathbf{T} \quad (2-7)$$

### 2.3.4 传感器数据处理

#### (1) 传感器数据同步问题研究

四足机器人是一个比较复杂的系统，其安装有多个传感器，而每个传感器的频率都不相同：IMU 频率为 400hz，编码器通信频率 1khz，激光雷达 10hz。这些传感器的频率相对差别较大，因此必须进一步融合这些数据，实现传感器数据同步。在一个通用的时间范围内使用计算机绝对时间戳的同步机制，使得传感器能在一定范围内进行同步。通过 ROS 上的 message\_filters 消息过滤器，可以实现不同源信息在相同时间戳下的消息同步输出，通过延迟更新频率。

## (2) 多传感器融合问题研究

由于关节编码器和摩擦等不可估计的误差，运动学计算所得状态量不是很准确；IMU的测量数据存在漂移，在运动状态变化大时漂移也大；而外部传感器也只能通过相互结合保证全局状态信息的稳定。为保障状态估计系统的鲁棒性和可靠性，必须建立准确的多传感器融合的模型，获取最优的状态估计。

对四足机器人的状态量尝试采用卡尔曼滤波算法，通过建立含有高斯噪声的状态估计方程和测量更新方程，将不同传感器的信息融合起来，得出位置、速度、姿态的最优估计。

传感器的融合分为松耦合和紧耦合两大类，如图 2-15 所示。松耦合就是先计算 IMU、运动学里程计等单个传感器的运动估计量，之后将两个数据进行组合；紧耦合就是将加速度、旋转和编码器的数据直接融合在一个非线性化函数中，从而获得一个自身运动估计量。对于足式机器人的研究，目前主要采用的是松耦合，通过腿部里程计和 IMU 的处理数据进行融合，其扩展性强，能够加入多种传感器的数据进行融合，进而得到比较准确的信息。

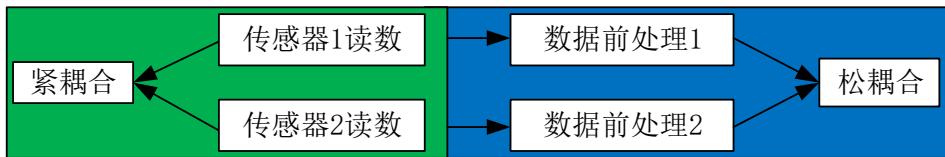


图 2-15 耦合方式对比

因此状态向量  $x_k$  包括三个方向的位置  $P_x, P_y, P_z$ ，三方向的速度  $V_x, V_y, V_z$  和相对世界坐标系的姿态角度  $\gamma, \phi, \psi$ 。可以写成：

$$x_k = (P, V, \theta, b_a, b_w) \quad (2-8)$$

## 2.4 误差评价计算

为衡量不同计算参数的准确性，需要计算参考值和计算值之间的相对误差的离散程度。可以采用均方根误差和单位距离漂移来进行实验评价。

均方根误差（Root Mean Square Error）是应用比较广泛的速度、姿态的评价指标，其定义为：给定采样次数  $N$  和不同的速度估计值和真实值间的误差，求出误差绝对值的均方根。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N |X_k - X'_k|^2}{N}} \quad (2-9)$$

单位距离漂移(Drift per Distance Traveled)表示位移参数变化的评价指标。其表达形式为 cm/m，定义为给定采样次数  $N$ 、真实位置和参考位置的误差，求出对应方向的单位距离漂移。其单方向的误差为：

$$DDT_x = 100 \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k - x'_k|}{\sum_{k=1}^{N-1} |x_{k+1} - x_k|} = 100 \frac{\bar{e}_x}{\sum_{k=1}^{N-1} \Delta x} \quad (2-10)$$

这里分子计算的是真实和实际的绝对误差值的平均值

## 2.5 本章小结

针对四足机器人的运动特点和应用环境、系统需求要求，本章开展感知定位系统的设计方法研究。提出系统本体、仿真平台的设计方案和系统、软件算法和课题所需的感知算法的框架设计方案；之后具体分析项目所需各种传感器，进行具体传感器的选型、标定、配置和数据处理；给出算法衡量的误差评价。

## 第3章 基于内传感器的四足机器人状态估计方法

### 3.1 引言

四足机器人运动过程需要实时提供状态感知信息，因此在仅考虑内部传感器的情况下进行状态估计方法的研究，其以高频率输出，并且不依赖环境因素。首先需要对各条腿进行运动学分析，进而计算出腿部里程计；为提高精度，改善四足机器人系统性能，采用多传感器融合的方法，融合多个内部传感器得到估计下的融合腿部里程计，最后需要进行实验验证。

### 3.2 腿部里程计算法研究

#### 3.2.1 腿部传感器建模

本体状态的估计需要借助自身的传感器，选用安装在基座上的 IMU 获取角速度和加速度信息，关节编码器可以读出关节角的变化和对应的运动学信息。对足端传感器仅考虑和地面紧密接触的情况。对这几类传感器进行建模。

##### (1) 导航解算分析

惯性测量单元输出的是相对基座坐标系的三个方向的加速度和角速度，而姿态角度信息也是通过角速度和加速度进行 EKF 滤波所得，因此需要对加速度进行数据处理和解算，投影 IMU 测量的相对世界坐标系的位置和速度。如图 3-1 所示为基座和世界坐标系的关系。

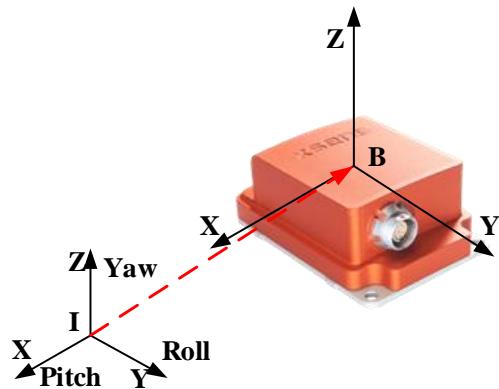


图 3-1 基座坐标系和世界坐标系示意图

##### (i) 坐标转换

实际计算使用基座坐标系相对世界坐标系的变化，因此需要计算对应的转换矩阵。姿态四元数  $Q$  为复数的推广，由四个元素组成，定义如下：

$$\mathbf{Q} = q_0 + q_1 \mathbf{i} + q_2 \mathbf{j} + q_3 \mathbf{k} = q_0 + \mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_0 \\ \mathbf{q} \end{bmatrix} = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T \quad (3-1)$$

姿态角的输出是四元数，通过四元数转化为欧拉角，从而获取相应角度。欧拉角采用航空表示方式，绕 x、y、z 轴转动角度为  $\varphi$ 、 $\theta$ 、 $\psi$ ，其分别代表 pitch、roll 和 yaw 角（俯仰、横滚和偏航）。四元数转换为欧拉角的方程为：

$$\begin{bmatrix} yaw \\ pitch \\ roll \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan 2(2(q_3 q_0 + q_1 q_2), 1 - 2(q_0^2 + q_1^2)) \\ \arcsin 2(q_3 q_1 - q_2 q_0) \\ \arctan 2(2(q_3 q_2 + q_0 q_1), 1 - 2(q_1^2 + q_2^2)) \end{bmatrix} \quad (3-2)$$

以旋转顺序 ZXY 进行三轴旋转，则基座相对世界坐标系的方向余弦为：

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_B^I &= \mathbf{C}_{zxy} = \mathbf{C}_z(\psi) \mathbf{C}_x(\varphi) \mathbf{C}_y(\theta) = \mathbf{C}_{yaw}(\psi) \mathbf{C}_{pitch}(\varphi) \mathbf{C}_{roll}(\theta) \\ &= \begin{bmatrix} c_\psi & s_\psi & 0 \\ -s_\psi & c_\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c_\varphi & s_\varphi \\ 0 & -s_\varphi & c_\varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c_\theta & s_\theta \\ 0 & -s_\theta & c_\theta \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} c_{roll}c_{yaw} & -s_{roll}s_{yaw} & -c_{pitch}s_{yaw} & c_{yaw}s_{roll} + c_{roll}s_{pitch}s_{yaw} \\ c_{roll}s_{yaw} + c_{yaw}s_{pitch}s_{roll} & c_{pitch}c_{yaw} & s_{roll}s_{yaw} - c_{roll}c_{yaw}s_{pitch} \\ -c_{pitch}s_{roll} & s_{pitch} & c_{pitch}c_{roll} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-3)$$

其中  $c_{roll} = \cos(\text{roll})$ ,  $s_{roll} = \sin(\text{roll})$ 。

## (ii) IMU 积分

IMU 可以实时得到自身加速度和角速度，其测量模型和运动学模型为：

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{a}} = \mathbf{C}_B^I (\mathbf{a}_l - \mathbf{g}) + \mathbf{b}_a + \mathbf{w}_a \\ \tilde{\mathbf{w}} = \mathbf{w} + \mathbf{b}_w + \mathbf{w}_w \end{cases} \quad (3-4)$$

$$\dot{\mathbf{C}}_B^I = \mathbf{C}_B^I \hat{\mathbf{w}}, \quad \dot{\mathbf{v}} = \mathbf{a}_l, \quad \dot{\mathbf{P}} = \mathbf{v} \quad (3-5)$$

使用欧拉积分，将数据离散化，在区间  $[t, t + \Delta t]$  中：

$$\begin{cases} \mathbf{C}_B^I(t + \Delta t) = \mathbf{C}_B^I(t) \exp(\mathbf{w}(t) \Delta t) \\ \mathbf{v}(t + \Delta t) = \mathbf{v}(t) + \mathbf{a} \Delta t \\ \mathbf{p}(t + \Delta t) = \mathbf{p}(t) + \mathbf{v}(t) \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{a}(t) \Delta t^2 \end{cases} \quad (3-6)$$

将式 3-4, 3-5 带入 3-6 中，最终可得：

$$\begin{cases} \mathbf{C}_B^I(t + \Delta t) = \mathbf{C}_B^I(t) \text{Exp}((\tilde{w}(t) - b_w - w_w)\Delta t) \\ v(t + \Delta t) = v(t) + g\Delta t + \mathbf{C}^T(\tilde{a} - b_a - w_a) \\ p(t + \Delta t) = p(t) + v(t)\Delta t + \frac{1}{2}g\Delta t^2 + \frac{1}{2}\mathbf{C}^T(\tilde{a} - b_a - w_a)\Delta t^2 \end{cases} \quad (3-7)$$

其中,  $\text{Exp}$  为李代数到李群的指数转换关系, 通过一阶泰勒展开,  $\phi^\wedge$  表示反对称矩阵, 其表示向量到旋转矩阵的转化, 具体公式如下:

$$\text{Exp}(w(t)\Delta t) = \mathbf{I}_3 + \phi^\wedge(w(t)\Delta t) = \mathbf{I}_3 + \begin{bmatrix} 0 & -\phi_3 & \phi_2 \\ \phi_3 & 0 & -\phi_1 \\ -\phi_2 & \phi_1 & 0 \end{bmatrix} \Delta t \quad (3-8)$$

其中,  $\phi_1, \phi_2, \phi_3$  表示角速度的三方向向量。

由此, 则完成了 IMU 数据估计的位置、速度和姿态变化。

## (2) 关节运动学解算分析

四足机器人的每条腿都由四自由度关节组成, 针对多自由度关节分析, 通常进行正、逆运动学建模。本节主要研究正运动学下的位置、速度和姿态的核算, 其主要研究的是已知关节角变化, 求解末端位置在相对坐标系的表示。

根据四足机器人的腿部结构设计, 映射关节空间到任务空间的运动, 选择 Denavit-Hartenberg 法(简称 D-H 法)进行腿部运动学分析, 并假设所建立的坐标系 $\{i\}$ 固连在连杆 $i-1$ 上,  $i=1, 2, 3, \dots, n+1$ , 坐标系编号从 0 起始。以一条腿

(腿 3) 为例, 建立世界坐标系、基座坐标系和各个关节的坐标系, 通过 D-H 坐标系的建立规则进行参数标注, 如图 3-2 所示为单腿的坐标分布, Leg1-leg4 的顺序如图所示。表 3-1 为每条腿的 D-H 参数。

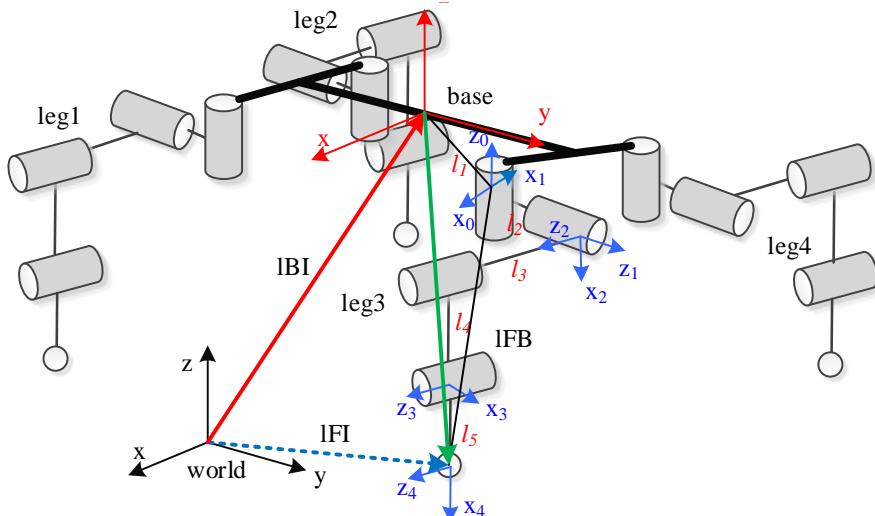


图 3-2 四足机器人 D-H 坐标系

表 3-1 leg1 D-H 参数表

连杆 i	$a_i (mm)$	$\alpha_i$	$d_i (mm)$	$\theta_i$
1	0	90°	-74.5	$\theta_1$
2	0	-90°	112.5	$-\theta_2 + 90^\circ$
3	225	0	110	$-\theta_3 + 90^\circ$
4	230	0	14.25	$-\theta_4$

其中,  $a_i$  表示连杆的长度,  $\alpha_i$  表示连杆扭角,  $d_i$  代表连杆偏距,  $\theta_i$  表示关节角。{i+1}坐标系在{i}坐标系下的旋转矩阵  $\mathbf{T}$  可表示为:

$${}_{i+1}^i \mathbf{T} = \begin{bmatrix} c_i & -\lambda_i s_i & \mu_i s_i & a_i c_i \\ s_i & \lambda_i c_i & -\mu_i c_i & a_i s_i \\ 0 & \mu_i & \lambda_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-9)$$

因此, 将腿 3 的 D-H 参数带入 3-1 中可得:

$$\begin{aligned} {}^0_1 \mathbf{T} &= \begin{bmatrix} -c_1 & 0 & -s_1 & \mathbf{0} \\ -s_1 & 0 & c_1 & \mathbf{0} \\ 0 & 1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^1_2 \mathbf{T} = \begin{bmatrix} -s_2 & 0 & -c_2 & 0 \\ -c_2 & 0 & s_2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \mathbf{d}_2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ {}^2_3 \mathbf{T} &= \begin{bmatrix} c_3 & -s_3 & 0 & a_3 c_3 \\ s_3 & c_3 & 0 & a_3 s_3 \\ 0 & 0 & 1 & d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^3_4 \mathbf{T} = \begin{bmatrix} c_4 & -s_4 & 0 & a_4 c_4 \\ s_4 & c_4 & 0 & a_4 s_4 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-10)$$

其中,  $s_i = \sin \theta_i$ ,  $c_i = \cos \theta_i$ ,  $\lambda_i = \cos \alpha_i$ ,  $\mu_i = \sin \alpha_i$ 。

足端坐标系{4}在关节 1 坐标系{0}下的 T 可以表示为:

$${}^0_4 \mathbf{T} = {}^0_1 \mathbf{T} \cdot {}^1_2 \mathbf{T} \cdot {}^2_3 \mathbf{T} \cdot {}^3_4 \mathbf{T} \quad (3-11)$$

根据图 2.7 所示坐标系, 将关节 0 投影到基座坐标系中, 齐次变化矩阵为:

$${}^B_0 \mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 155 \\ 0 & 1 & 0 & -200 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-12)$$

根据式 2-9 可得到基座坐标系相对世界坐标系的齐次变化矩阵:

$${}^B_I \mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_B^I & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-13)$$

综上，最终得到足端坐标系在世界坐标系的齐次变化矩阵：

$${}^4T = {}_B^I C \cdot {}_0^B T \cdot {}_1^0 T \cdot {}_2^1 T \cdot {}_3^2 T \quad (3-14)$$

因此可以得到腿 3 的足端相对基座坐标系的位移在世界坐标系的投影：

$$P_F = {}^I_4 T (1:3, 4) \quad (3-15)$$

随机给定四条腿的几组具体关节角参数，在 MATLAB 中进行不同 DH 坐标系配置下的形状验证，对比 MATLAB 的插件 robotics toolbox for matlab 的同样的输入数据，两者所示结果相同，证明该运动学计算正确。如图 3-3 所示。

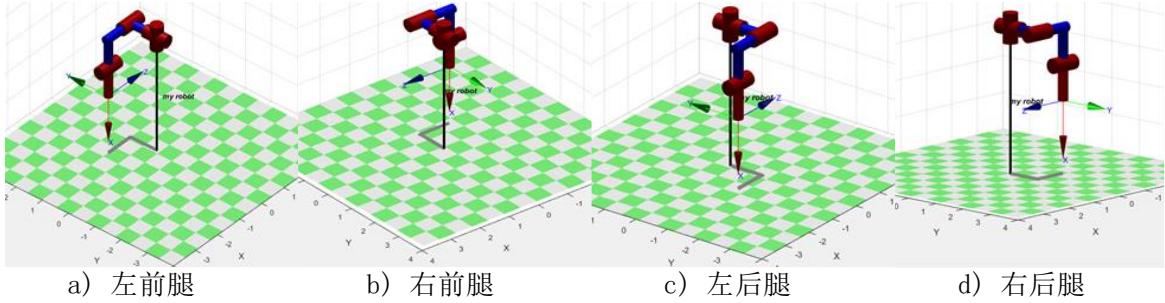


图 3-3 MATLAB 验证 D-H 坐标系

### (3) 足端力传感器解算

足端传感器主要实现是否触底的判断。可通过以下方法进行判断：1) 判断力传感器采集到的数据大小，当足端 Z 向受力超过阈值时则判定足端着地；2) 判断足端相对基座坐标系的位移变化，悬空腿的 Z 向始终是变化的；3) 判断关节电机编码器的电流变化，足端着地时关节电流会存在较大变化。目前选择通过气压传感器的方法进行足端触地判定，通过实验设定触地阈值为 0.2Mpa，进而对四腿状态值进行判断，触地设为 1，悬空为 0。

#### 3.2.2 腿部里程计解算

为了通过状态估计获得四足机器人的里程计，选择基座为移动中心，从而获得基座在全局坐标系的位置、速度和姿态等数据。

##### (1) 位置估计解算

为了计算四足机器人腿部里程计的全局位置，考虑采用足端在基座和世界坐标系的坐标转换获得。假设抬腿距离已知，由矢量关系可知，通过单腿运动学可获得足端的位置变化  $P_F$ ，切换脚时接触足端在世界坐标系的位置  $l_{FI}$  就可知，即获得质心在世界坐标的位置。单腿支撑下的基座相对世界坐标系的坐标关系为：

$$P = l_{BI} = l_{FI} - C(\varphi, \theta, \varphi) \quad l_{FB} = l_{FI} - P_F \quad (3-16)$$

实行行走过程中考虑足端力矩控制，因此选用关节间运动变化值进行计算，考虑取支撑腿平均值的方法计算质心位置。如下图 3-4 所示为位置计算流程图。

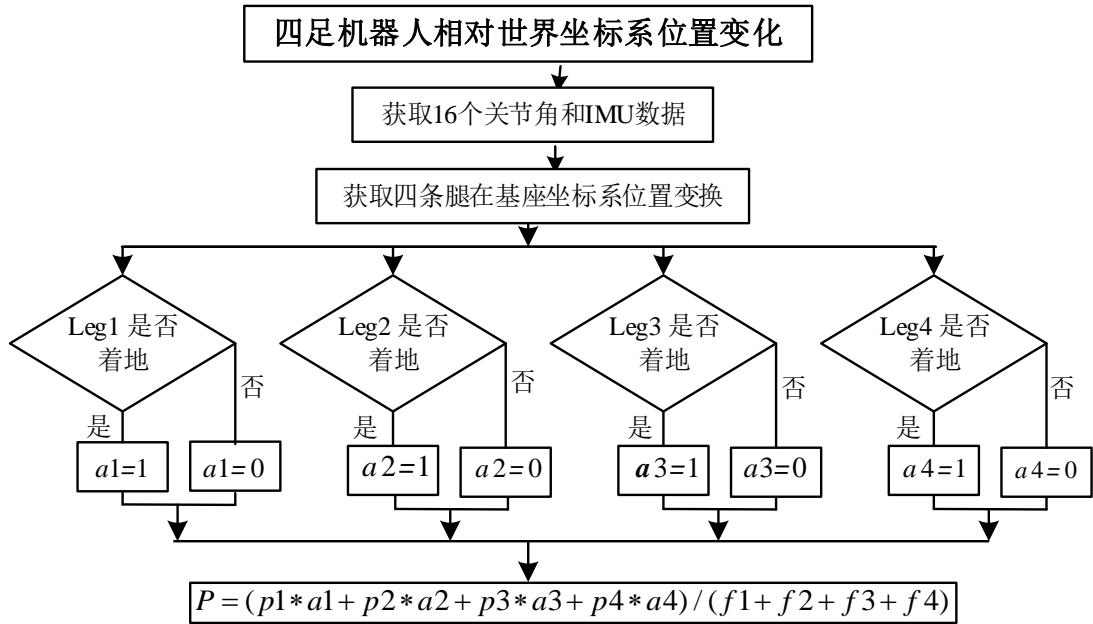


图 3-4 位置计算流程图

对于支撑腿的运动学解算，目前有 3 种方法可以用来计算位置的变化量：通过每次计算、每步内计算、总运动计算的变化量叠加方法等。

## (2) 速度估计解算

四足机器人的腿部里程计的速度对运动控制非常重要，可以通过不同方法求得。四足机器人单腿关节的速度通过式 3-16 求得，通过两边同时求导可得：

$$\dot{\mathbf{P}} = \dot{l}_{FI} - \dot{\mathbf{C}}(\varphi, \theta, \varphi) \times l_{FB} - \dot{\mathbf{C}}(\varphi, \theta, \varphi) \times \dot{l}_{FB} \quad (3-17)$$

$\dot{\mathbf{P}}$  指机器人质心相对世界坐标系的微分，即基座的速度； $\dot{l}_{FI}$  为足端在世界坐标系的积分，表示的是足端的速度，若该腿为支撑腿，则该值为 0，因此：

$$\mathbf{V} = \dot{\mathbf{P}} = -\dot{\mathbf{C}}(\varphi, \theta, \varphi) l_{FB} - \dot{\mathbf{C}}(\varphi, \theta, \varphi) \dot{l}_{FB} \quad (3-18)$$

通过对旋转矩阵和足端在世界坐标系的位置进行求导，带入上式，可得到单腿在世界坐标系的速度。对上式进行理解分析可知，其就是雅可比矩阵与关节角微分的乘积所得，具体速度估计公式如 3-19 所示：

考虑实际运动中摩擦阻力、腿部关节安装间隙、传感器读数误差和冲击都会造成影响，同时采用微分求导的方式计算时也会放大误差，因此也可以采用在一段时间周期内的平均速度。即：

$$\mathbf{V} = \bar{\mathbf{V}} = \frac{\Delta r}{\Delta t} \quad (3-20)$$

$$V = \dot{P} = J\dot{x} = J \begin{bmatrix} \dot{yaw} \\ \dot{pitch} \\ \dot{roll} \\ \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_3 \\ \dot{\theta}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_x}{\partial yaw} & \frac{\partial P_x}{\partial pitch} & \frac{\partial P_x}{\partial roll} & \frac{\partial P_x}{\partial \theta_1} & \frac{\partial P_x}{\partial \theta_2} & \frac{\partial P_x}{\partial \theta_3} & \frac{\partial P_x}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial P_y}{\partial yaw} & \frac{\partial P_y}{\partial pitch} & \frac{\partial P_y}{\partial roll} & \frac{\partial P_y}{\partial \theta_1} & \frac{\partial P_y}{\partial \theta_2} & \frac{\partial P_y}{\partial \theta_3} & \frac{\partial P_y}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial P_z}{\partial yaw} & \frac{\partial P_z}{\partial pitch} & \frac{\partial P_z}{\partial roll} & \frac{\partial P_z}{\partial \theta_1} & \frac{\partial P_z}{\partial \theta_2} & \frac{\partial P_z}{\partial \theta_3} & \frac{\partial P_z}{\partial \theta_4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{yaw} \\ \dot{pitch} \\ \dot{roll} \\ \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_3 \\ \dot{\theta}_4 \end{bmatrix} \quad (3-19)$$

其中， $\bar{V}$  表示一定采样周期内的平均速度 (m/s)， $\Delta r$  表示一定采样周期内的基座位移， $\Delta t$  表示采样时间周期， $\Delta t = nT$ ，选择 50 个时间周期内的采样。

由于足端冲击导致速度噪音问题，因此在计算处速度后需要进行滤波，将平均速度输入到一阶低通滤波器，同时对 3 个方向速度小的保持不变。

### (3) 姿态估计解算

四足机器人腿部里程计的姿态也可以通过 IMU 直接获得，但 IMU 直接获取的姿态是四元数，为了区分 IMU 获取的姿态和腿部里程计获取的姿态，对其添加一定的扰动。但四元数无法通过直接加减变化添加扰动，为进一步简化腿部位姿与全局状态的表达计算，引入李群李代数的方法。

## 3.3 腿部传感器数据融合算法研究

四足机器人的腿部里程计受自身关节传感器的相关因素影响，因此存在计算误差，而 IMU 的数据解算也会存在明显的漂移，因此需要通过融合 IMU 的数据提高状态估计的精度。通过建立状态方程和测量方程，搭建数据融合框架，实现基于内部传感器的位置、速度和姿态的较准确估计。

### (1) 卡尔曼滤波原理

通过研究可知，惯性导航系统是一个很典型的非线性系统，因此很适合四足机器人的计算。采用扩展卡尔曼滤波算法进行融合，EKF 利用泰勒级数将非线性系统的预测值和更新值进行线性化。数据融合的具体估计过程如下：

#### 1) 状态先验预测

$$\hat{x}_k^- = f(x_{k-1}, w_k) = F_k \cdot \hat{x}_{k-1} + w_k \quad (3-21)$$

#### 2) 先验估计方差计算

$$P_k^- = F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T + Q_k \quad (3-22)$$

## 3) 卡尔曼增益计算

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \cdot \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (3-23)$$

## 4) 状态后验估计

$$z_k = h(x_k, v_k) = \mathbf{H}x_k + v_k \quad (3-24)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + \mathbf{K}_k \cdot (z_k - y_k) \quad (3-25)$$

## 5) 后验估计方差计算

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{H}) \cdot \mathbf{P}_k^- \quad (3-26)$$

其中， $\mathbf{F}_k = \frac{\partial f_k}{\partial x_k}$ ,  $\mathbf{H}_k = \frac{\partial h_k}{\partial x_k}$ ,  $\hat{x}_k^-$ 、 $\hat{x}_{k-1}$ 为 k 时刻的先验状态估计值和后验状态估计值； $\mathbf{P}_k^-$ 、 $\mathbf{P}_k$ 为 k 时刻的先验估计方差和后验估计方差；通过逐步测试、调节过程方差  $\mathbf{Q}_k$  和测量方差  $\mathbf{R}_k$ ，便可以得到变量的最优估计值。

## (2) 状态方程建立

根据上文分析建立状态向量的微分方程。结合上述公式可得：

$$\begin{cases} \dot{p} = v \\ \dot{v} = \mathbf{C}_B^T(\tilde{a} - b_a - w_a) \\ \dot{c} = \mathbf{C}_B^T(\tilde{w} - b_w - w_w) \end{cases} \quad (3-27)$$

状态参数包括四足机器人的位置、速度、姿态等，但这些参数的数值单位相差较多，若直接将这些参数作为状态或测量变量，矩阵求逆容易发散，将会产生对应的病态方程，导致结果错误。为了保证 EKF 的一致性，在机器人运动过程中选择状态量的误差值作为相应变量，之后离散微分方程并得到系统的离散状态方程： $x_k = [\delta p \ \delta v \ \delta c \ \delta b_f \ \delta b_w]^T$ 。

状态向量的微分方程如下：

$$\begin{cases} \dot{\delta p} = \delta v \\ \dot{\delta v} = -\mathbf{C}_B^T(\delta b_a - \delta w_a) \\ \dot{\delta c} = -\mathbf{C}_B^T(b_w - w_w) \\ \dot{\delta b_a} = \delta w_{ba} \\ \dot{\delta b_w} = \delta w_{bw} \end{cases} \quad (3-28)$$

将其整理成矩阵形式，如图所示：

$$\begin{bmatrix} \dot{\delta p} \\ \dot{\delta v} \\ \dot{\delta c} \\ \dot{\delta b}_a \\ \dot{\delta b}_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\mathbf{C}_B^I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\mathbf{C}_B^I \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta p \\ \delta v \\ \delta c \\ \delta b_a \\ \delta b_w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\mathbf{C}_B^I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\mathbf{C}_B^I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{ba} \\ \delta w_w \\ \delta w_{ba} \\ \delta w_{bw} \end{bmatrix} \quad (3-29)$$

简写为:

$$\dot{\mathbf{X}}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{G}\mathbf{u} \quad (3-30)$$

将上述状态偏差模型进行离散化可得离散状态方程:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (3-31)$$

其中,  $\mathbf{F}_k$  为状态转移方程,  $\mathbf{w}_k$  为过程噪声。

忽略  $\mathbf{F}_k$  的高阶项, 则:

$$\mathbf{F}_k = \frac{\partial f_k}{\partial \mathbf{x}_k} = \exp(\mathbf{A}\mathbf{T}) \approx \mathbf{I} + \mathbf{A}_k \mathbf{T} + \frac{1}{2} \mathbf{A} \mathbf{T}^2 \quad (3-32)$$

其方差为:

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_k &= E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T] \approx \mathbf{F}_k \mathbf{G}_k \mathbf{Q} \mathbf{G}_k^T \mathbf{F}_k^T \mathbf{T} \\ \mathbf{Q} &= \text{diag}(\mathbf{Q}_a, \mathbf{Q}_w, \mathbf{Q}_{ba}, \mathbf{Q}_{bw}) \end{aligned} \quad (3-33)$$

### (3) 测量方程建立

测量主要通过运动学所得的位置、速度和姿态变量, 如图建立测量方程:

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{KIN} - \mathbf{P}_c \\ \mathbf{V}_{KIN} - \mathbf{V}_c \\ \mathbf{C}_{KIN} - \mathbf{C}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta p \\ \delta v \\ \delta c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{I} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta p \\ \delta v \\ \delta c \\ \delta b_a \\ \delta b_w \end{bmatrix} \quad (3-34)$$

其中,  $\mathbf{P}_c$ 、 $\mathbf{V}_c$ 、 $\mathbf{C}_c$  分别对应纠正后的位置、速度和姿态。

测量方程为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{e}_k \quad (3-35)$$

其中, 测量矩阵  $\mathbf{H}_k = \frac{\partial h_k}{\partial \mathbf{x}_k}$ ,  $\mathbf{e}_k$  为随机测量误差, 协方差  $\mathbf{R} = \text{diag}(\sigma_p^2, \sigma_v^2, \sigma_c^2)$ 。

#### (4) 融合校正算法研究

通过 EKF 滤波能够获取最优的位置、速度和姿态的误差量，进一步需要对系统进行校正。如图 3-5 选择反馈校正的方法，EKF 计算所得的反馈值将会直接反馈到 IMU 预测模型中，对状态量进行补偿。这种方法能够进一步减少漂移，计算结果较准确，保证 EKF 的输入量都是比较小的数值。

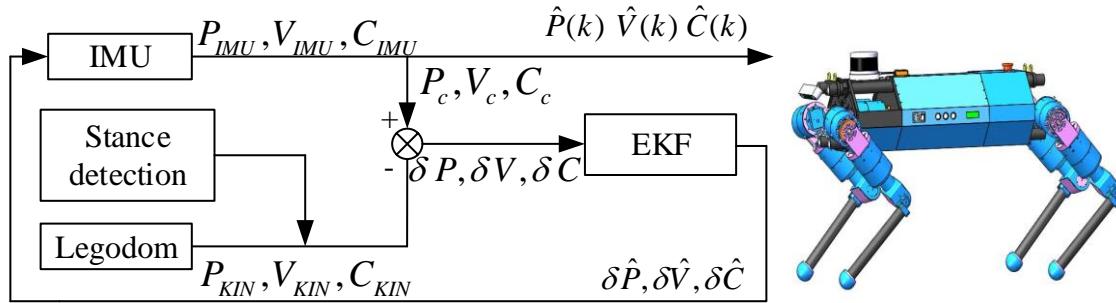


图 3-5 基座坐标系和世界坐标系示意图

如下所示为纠正后的位置、速度和姿态：

$$\begin{bmatrix} \mathbf{P}_c(k-1) \\ \mathbf{V}_c(k-1) \\ \mathbf{C}_c(k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{IMU}(k-1) \\ \mathbf{V}_{IMU}(k-1) \\ \mathbf{C}_{IMU}(k-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \delta \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \\ \delta \hat{\mathbf{V}}_{k-1} \\ \delta \hat{\mathbf{C}}_{k-1} \end{bmatrix} \quad (3-36)$$

如下为更新后的 IMU 解算结果：

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{P}}(k) \\ \hat{\mathbf{V}}(k) \\ \hat{\mathbf{C}}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_c(k-1) \\ \mathbf{V}_c(k-1) \\ \mathbf{C}_c(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{V}_c(k-1)T + \frac{1}{2}\mathbf{g}T^2 + \frac{1}{2}\mathbf{C}_B^T(\tilde{\mathbf{a}} - \mathbf{b}_a - \mathbf{w}_a)T^2 \\ \mathbf{g}T + \mathbf{C}_B^T(\tilde{\mathbf{a}} - \mathbf{b}_a - \mathbf{w}_a)T \\ \mathbf{C}_B^T(\tilde{\mathbf{w}}(t) - \mathbf{b}_w - \mathbf{w}_w)T \end{bmatrix} \quad (3-37)$$

$\hat{\mathbf{P}}(k)$ 、 $\hat{\mathbf{V}}(k)$ 、 $\hat{\mathbf{C}}(k)$ 就是最终输出的位置、速度、姿态的状态估计量。

### 3.4 仿真实验验证

为验证四足机器人各个关节的机械性能与灵活性，同时测试状态估计算法的准确性，进行两类步态运动仿真实验。一种为四足撑地的本体扭动运动，另一种为对角步态行进运动。通过对着地相、摆动腿的判断和关节角数据，从而估计状态量的实时变化情况。

进行 IMU 和运动学的状态参数估计解算，通过 EKF 滤波将相关状态量数据信息进行融合，进一步调节预测方差和更新方差，实现比较稳定的状态估计值，通过 gazebo 环境的绝对值和估计值进行对比。进一步分析误差和原理，验证相关算法准确性。

### 3.4.1 扭动运动仿真实验与分析

设计四足机器人绕基座中心点的运动，四足撑地状况下的包括沿  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向的移动和绕  $pitch$ 、 $yaw$ 、 $roll$  的转动。对于 6 个方向的运动设置 2mm/s 的均匀变化，仿真时长 5s，仿真运动截图图 3-6 所示。

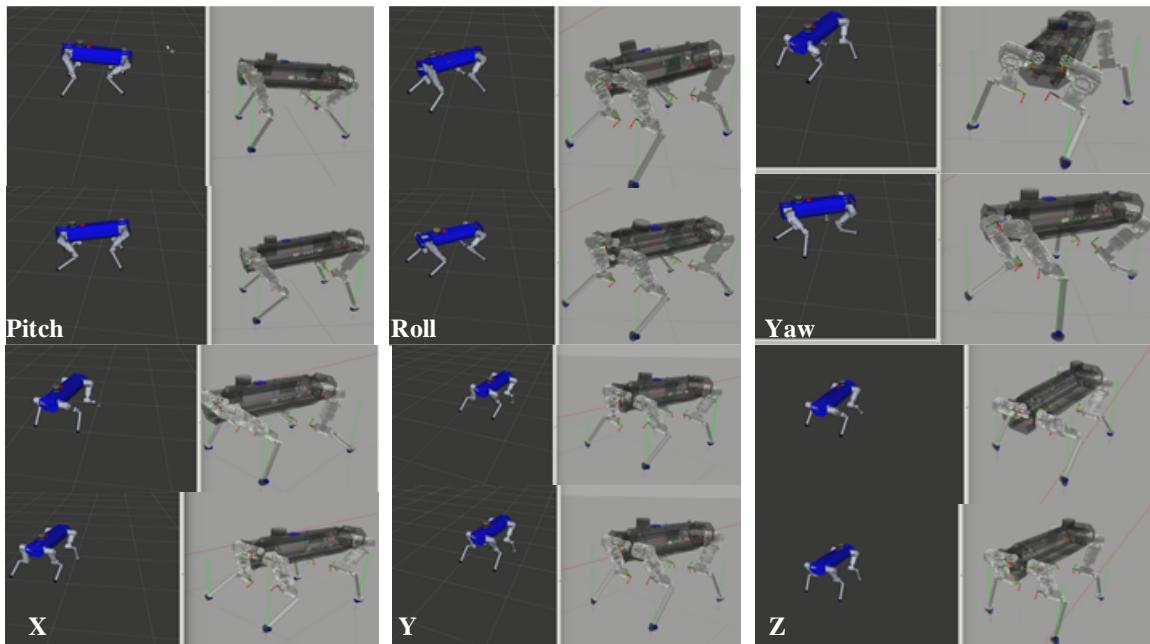


图 3-6 四足机器人的本体扭动状态示意图

选择  $roll$  方向的运动进行分析，在 MATLAB 中进行 EKF 滤波算法的验证，输入各类传感器数据，应用 3.2-3.3 节相应公式，通过调节测量方差和预测方差，获得稳定的状态量估计值。将参考值与估计值进行对比，分析误差验证算法的准确性。确定尽可能准确的传感器模拟，设置  $Q$ 、 $R$  方差如下：

$$Q = \begin{bmatrix} 0.064I_3 & & \\ & 0.036I_3 & \\ & & 0.01I_3 \end{bmatrix}, R = (1e-8) \begin{bmatrix} 2.25I_3 & 0 & 0 \\ 0 & 4.21I_3 & 0 \\ 0 & 0 & 1.8I_3 \end{bmatrix} \quad (3-38)$$

如图 3-7 所示为得到的三方向的位置估计值，对比 IMU、KIN 和 EKF 滤波曲线可得，IMU 的漂移较大，运动学和 EKF 滤波计算的估计量同 Gazebo 误差较小，且 3 方向最大误差小于 0.1/m，位置估计较准确。对于 3 方向的速度估计，由于相对运动比较快，因此噪声较大，但 Gazebo 与运动学、EKF 计算出来的三向速度相差较小，IMU 相对误差较大且 3 方向最大误差远小于 0.1m/s；因此速度估计满足要求，估计曲线如图 3-8 所示，尽管存在噪声，但能够正常运动控制。3 方向的姿态估计曲线如图 3-9 所示，对比可知，通过 IMU 积分的

姿态轨迹曲线的相对误差较大，运动学、EKF 计算数据和 Gazebo 数据基本吻合，因此姿态估计完全满足要求。

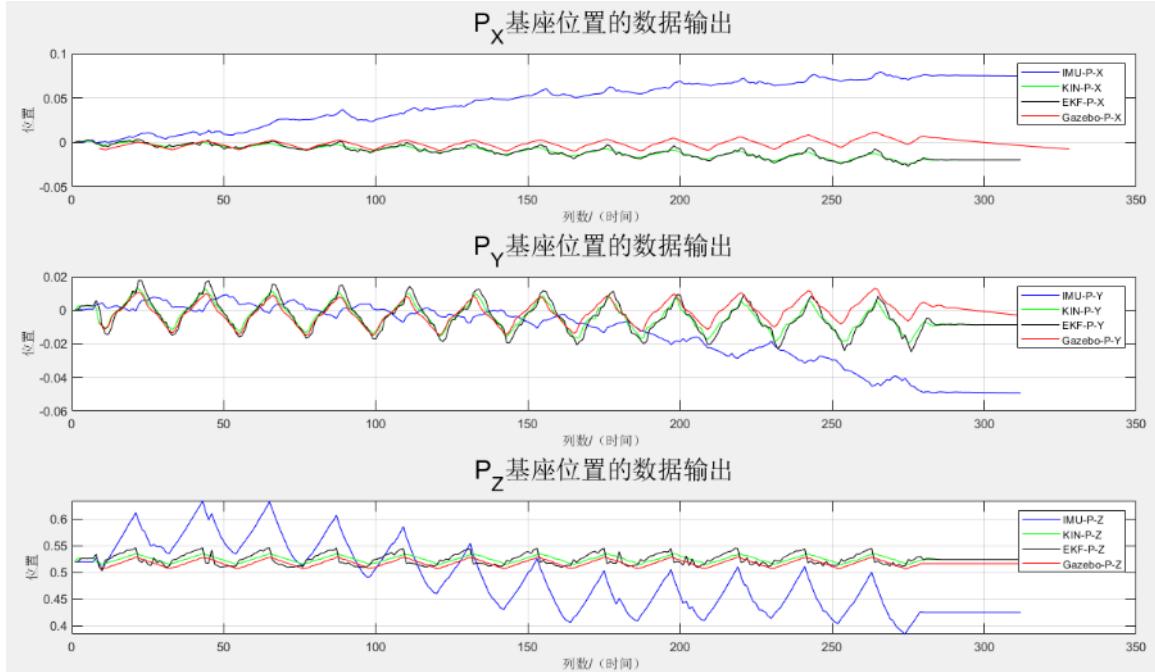


图 3-7 位置估计的输出曲线

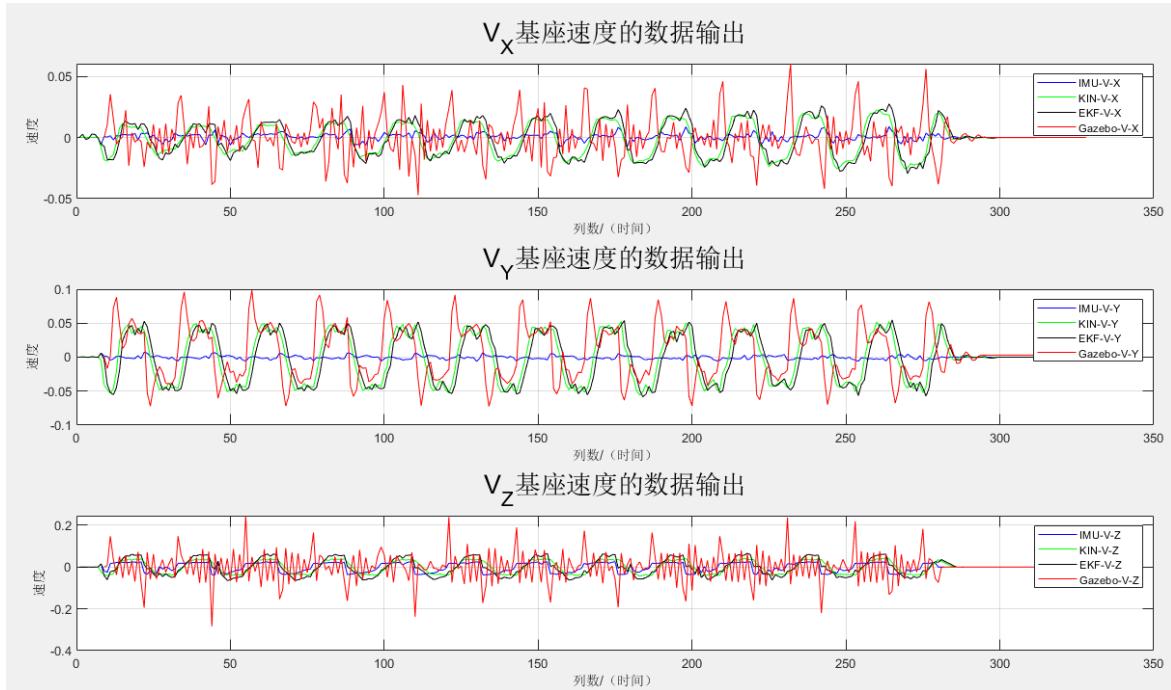


图 3-8 速度估计的输出曲线

综上所述，对于平面四足支撑下的扭动仿真实验，通过融合 IMU 和运动学参数，EKF 算法较准确的得到了状态变量，同时抑制了漂移，频率也较高。但仍需要考虑能够满足使用需求的运动，因此对各个方向的行走运动进行验证。

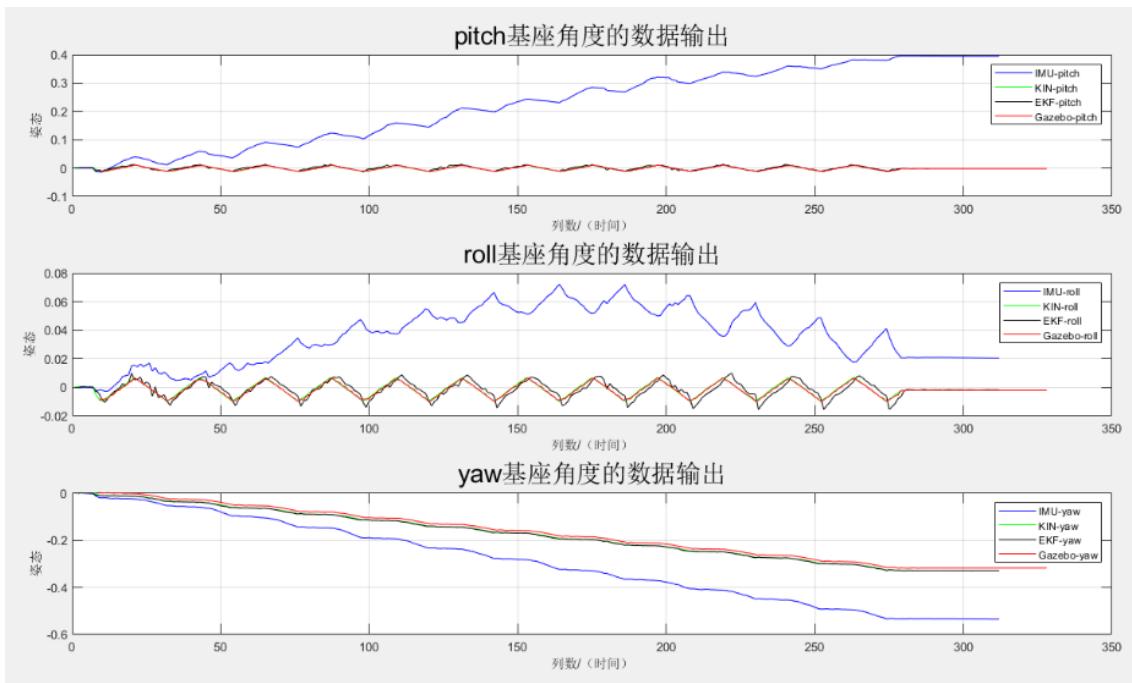


图 3-9 姿态估计的输出曲线

### 3.4.2 行走运动仿真实验与分析

通过 MATLAB 验证了扭动和行进实验，之后将状态估计相关算法迁移到仿真 c++ 环境中，通过数据采集和腿部里程计处理，进行实时运动过程的状态验证。通过调研可知 robot\_localization 和 robot\_pose\_ekf 是 ROS 中应用比较广泛的数据融合开源包。robot\_localization 能够跟踪机器人 15 个状态维度的数据 ( $x$ 、 $y$ 、 $z$ 、 $roll$ 、 $pitch$ 、 $yaw$ 、线速度、加速度、角加速)，支持任意数量的传感器数据融合和状态向量的部分更新，最终输出 6D 里程计。robot\_pose\_ekf 仅跟踪 2D 里程计、IMU 和 3D 视觉信息，通过松耦合输出 3D 位姿估计和 TF 关系。为保证传感器信息的完整和冗余，因此选用 robot\_localization。

在仿真环境 gazebo 实现遥控四足机器人的行走仿真，并且能够在 rviz 中实时显示对应的基座轨迹和足端轨迹。因为姿态相对估计准确，因此仅对四足机器人腿部里程计的位置和速度进行估计，如图 3-10 所示为对应的位置和速度估计结果与运动截图。 $x$ 、 $y$  两方向最大误差小于 0.1/m， $z$  向最大误差小于 0.15/m；速度受仿真冲击比较大，噪音比较大，但基本满足控制要求。

通过 EKF 滤波融合内部传感器，进一步可以提高定位精度，平滑速度曲线。如所示为仿真运动中的各种运动量对比和运动截图。 $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向误差均小于 0.1m/m，基本满足内感状态估计的需求；同时速度滤波进一步减小了噪音幅度，也减小了控制系统方面的误差，因此效果较稳定。

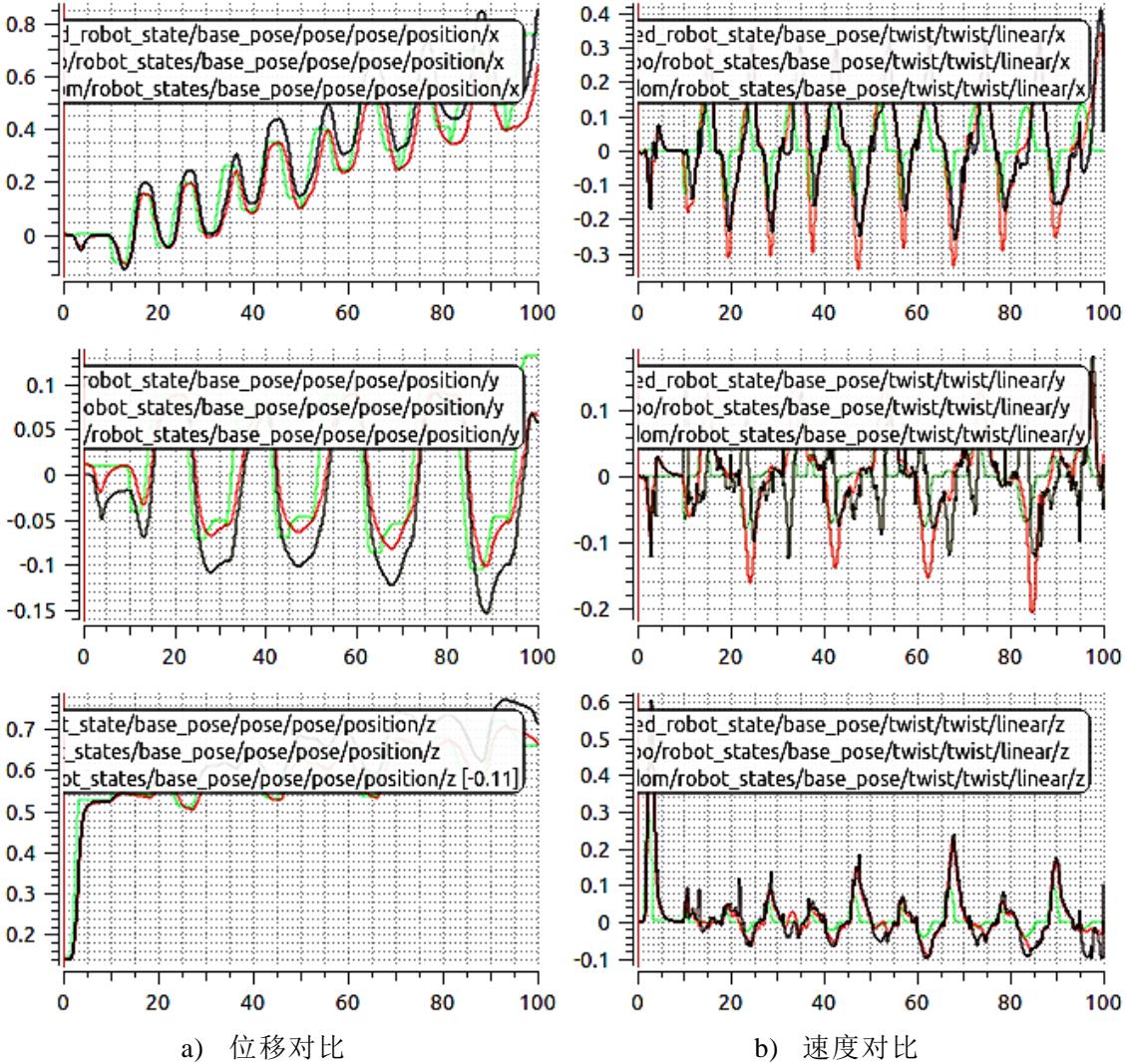


图 3-10 四足机器人水平行走腿部里程计相关数据与仿真

进一步分析运动学和 EKF 滤波对位置和速度的评价。采用 2.5 节的评价公式进行计算，具体结果如图 3-12 所示。蓝色为运动学求得，黄色是融合 EKF 滤波后的结果，因主要沿 X 方向移动，因此该方向误差较大。根据 DDT 数据显示三方向位移误差均在 10% 以内，根据 RMSE 可得速度误差离散也较小。

### 3.5 本章小结

本章提出一种四足机器人状态估计方法，完成对内部传感器的系统建模，在运动切换过程中进行足端落地判断，结合运动学数据进行腿部里程计计算，通过误差卡尔曼滤波融合足式里程计估计，包括基座的位置、速度和姿态信息。最后通过仿真环境验证扭动和多方向行进过程中的状态估计算法的有效性。

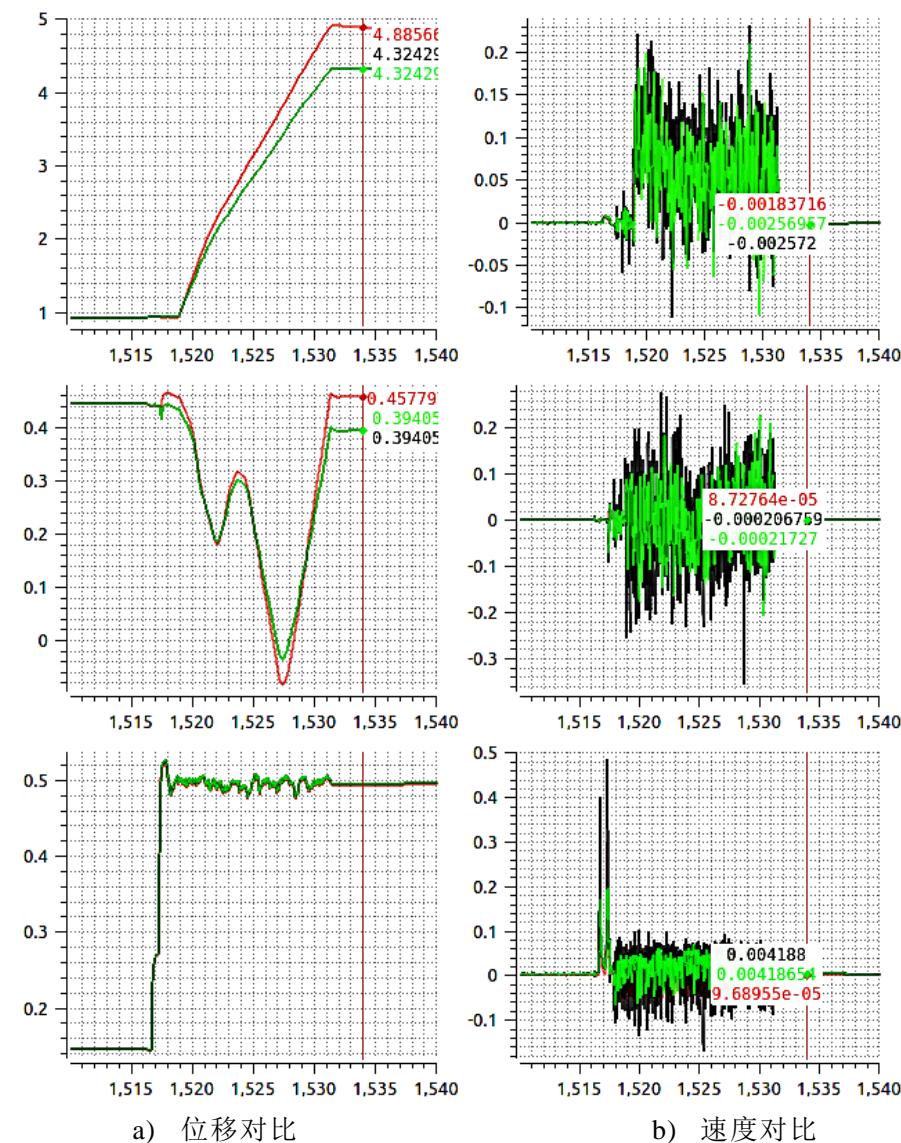


图 3-11 四足机器人水平行走状态估计的输出曲线

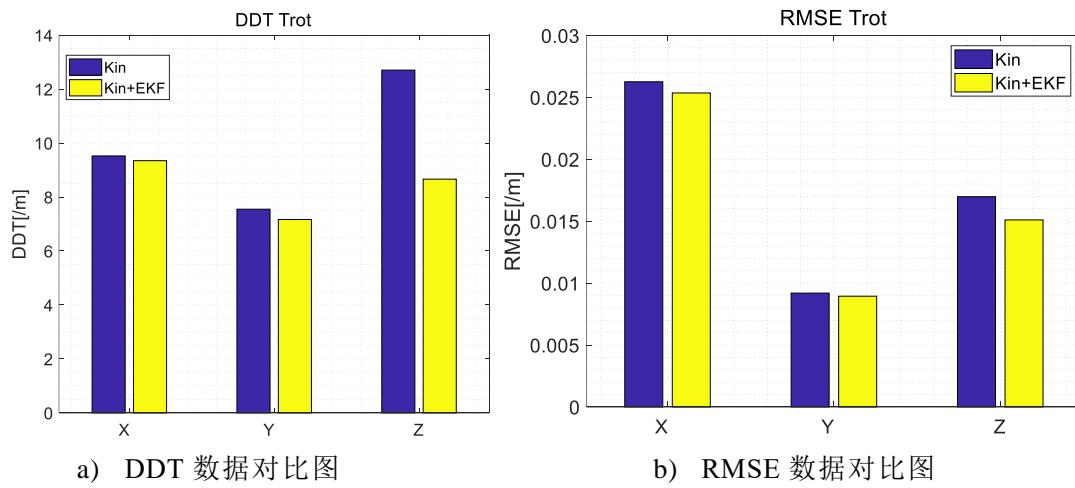


图 3-12 四足机器人状态估计误差评价

## 第4章 基于多传感器融合四足机器人定位方法

### 4.1 引言

在复杂非结构化环境中执行相应任务时，四足机器人通过腿部估计仅仅能获取自身状态信息，且这些状态量会产生漂移，导致观察到的位置和偏航信息存在相对较大的误差。因此需要结合精度较高的外部传感器的信息，通过融合的方式获得比较平稳准确的状态信息估计。

首先需要根据传感器对所处环境进行相应的地图表达与构建，该部分主要针对动态运动的四足机器人的具体任务需求，讨论不同类别的世界环境构建和表达形式，从简单的2D几何图，3D网格到语义丰富的拓扑图等。随后针对相应的环境地图和外传感器实现精确的全局定位，采用外传感器构建里程计，通过消除外传感器噪声进行匹配实现定位功能。但由于外传感器精度高，但频率较低，为提高最终里程计频率，需探索多传感器融合方法，输出高频高精度的信息。最后需要进行实验，验证测试定位和建图效果。

### 4.2 四足机器人地图构建

#### 4.2.1 地图表达

针对四足机器人的相关任务应用，确定所需要的环境构建方法，包括行走、越障运动等情况下的特殊要求。为了完成这些功能，首先应该根据决策和全局导航地图确定任务的起始和终点间的身体轨迹规划；之后在行进过程中需要实时生成每一时刻的路径，因此需要构建局部导航地图，保证比较准确的定位和障碍物的识别，实现未知障碍或危险情况下的运动控制、摆动腿落脚点选取等；在运动过程中还需要进行平衡控制并获取自身状态变化信息，实现实时确定自身位姿情况的效果，因此选用全局定位地图。通过对四足机器人的相应分析，逐步展开不同类别环境地图介绍与使用。

#### 4.2.2 全局定位地图

激光点云地图主要是通过点云之间的对齐累积实现，通过点云匹配过程中将最近的点云和初始的点云通过每一次的齐次变换进行对齐，投影到初始点云所在坐标系下，最终实现基座和世界坐标系间的刚性变换和点云地图的拼接。

### (1) LOAM 三维建图

LOAM (Lidar Odometry and Mapping in Real-time) 是 2014 年 CMU 的 Ji zhang 博士开发的激光里程计框架<sup>[39]</sup>，其将 SLAM 问题分解成高频运动估计、低频环境建图，从而获得高精实时的里程计数据。VLP-16 激光雷达是 360°旋转，因此点云不是同一时间获取的，运动中存在点云匹配错误，通过 scan-scan 获取的低精度高频率里程计消除运动畸变，通过校正后的点云做 scan-map 匹配，实现地图的构建。通过通过特征点的提取进一步减小了大量点云的特征点提取，仅提取边缘点和平面点作为特征点匹配。如图 4-1 为 LOAM 基本框架。

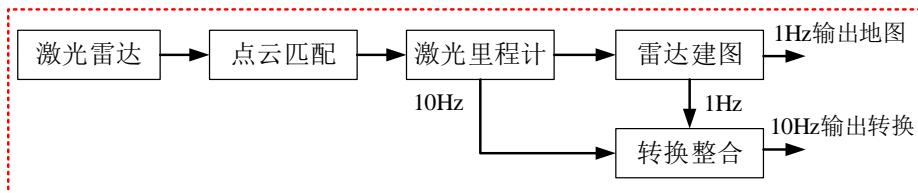


图 4-1 LOAM 原理介绍<sup>[39]</sup>

对于 LOAM 的建图方法，将多帧包含边缘和平面特征的点云基于里程计进行拼接，构建对应的特征点云地图，实现全局坐标系的点云地图；之后新点云和局部地图做匹配，从而得到更精准的更新里程计。

$$M_k = C_k + {}^k TM_{k-1} \quad (4-1)$$

### (2) Cartographer 三维建图

Cartographer 是 Google 公司 2016 年开发的能实时运行的基于图优化框架的非线性优化激光 SLAM 系统，其计算资源消耗小，支持多传感器数据融合，不追求过高精度，并且能够实现 2D/3D 的建图，广泛应用于大场景。

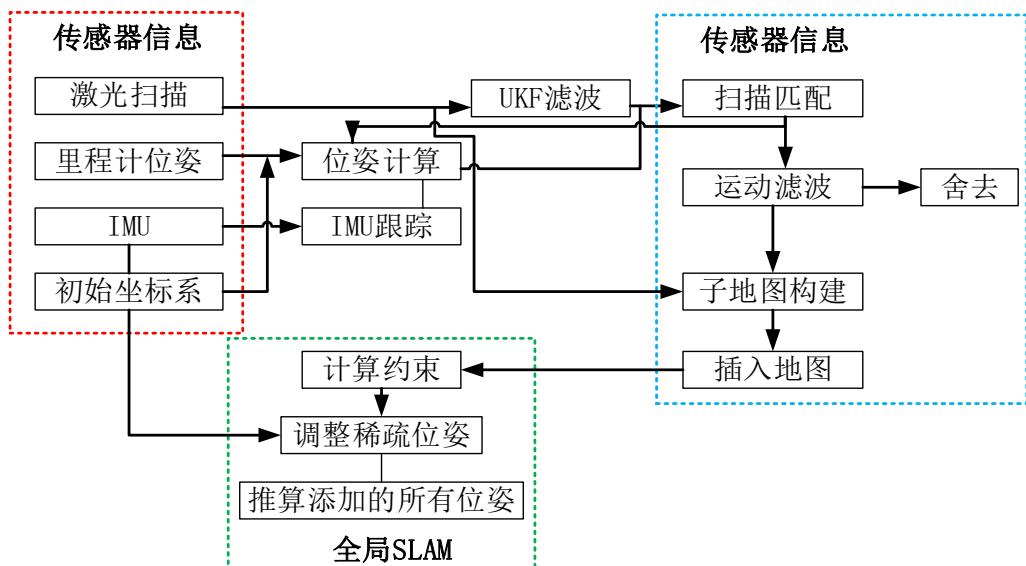


图 4-2 Cartographer 原理介绍

Cartographer 包括两部分，Local SLAM 通过 scans 建立一系列 submap，通过 scan matching 插入新 scans；Global SLAM 通过闭环检测添加 submap 并构建全局地图，同时减少建图过程中的干扰和累计匹配误差。闭环检测通过分支界定法（Branch-and-Bound Approach）做 scan match。具体流程如图 4-2 所示。

IMU 通过姿态检测和重力方向将倾斜的数据投影到水平面，并且可以提供初始预测值；并且通过滤波（UKF）融合各类传感器数据来更新当前位姿。real time correlative scan matcher 中的 3D 匹配主要是通过暴力匹配的方法进行，其无法进行三维空间的数据切片处理；ceres scan matcher 使用的是 IMU 积分的数据进行位姿的优化和里程计进行平移的优化，且能够设置对应的权重。

### 4.2.3 局部导航地图

八叉树地图是通过体素进行表示，主要是对三维环境和物体进行相应存储，其将三维地图的整体作为树结构的根节点，通过逐步递归获取各个叶节点信息。其可以用来导航，其能够生成地面各个位置的法向量、斜率、地图高度等信息，满足四足机器人的可行性地形分析的需求。如图 4-3 为对应的八叉树地图。



图 4-3 不同分辨率下的八叉树地图

八叉树通过将一个节点展开成八个子节点，完成时间空间的逐步划分，节点表示它是否被占据的概率。其时间复杂度小，能够快速定位，实现压缩、更新地图等功能；且分辨率可调，节省存储空间。通过概率对数值（log-odds）表述地图障碍物，可以对八叉树地图进行更新，进一步处理导航。如图 4-4 所示。

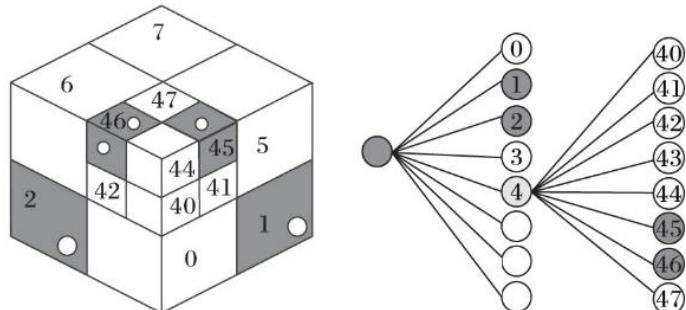


图 4-4 八叉树原理介绍

#### 4.2.4 全局导航地图

四足机器人的全局导航主要采用占据栅格地图，其能够通过离散的网格单元来表示世界环境信息，每个网格都表示地图占据、空白还是位置的概率值。通过输入的机器人位姿和观测数据，可以将环境地图保存为后验概率形式。

占据栅格地图（Occupancy Grid Map）构建和保存相对简单，且能实现空间和时间的权衡优化。本文采用三维激光雷达，而全局导航地图主要采用的是 2D 平面信息，因此采用 3D LIDAR 点云投影到 2D 平面上进行导航地图构建。选择 pointcloud\_to\_laserscan 将 3D 线束转换成 2D 线束。通过截取一定高度的激光点云数据，将其取平均值后投影到平面上，从而实现平面 scan 构建。

##### （1）Gmapping 二维建图

Gmapping 方法是基于粒子滤波的激光 SLAM 框架，通过输入的激光和里程计先进行定位，后实现高精度的地图构建。首先对高斯分布的初始化粒子进行随机采样，通过里程计模拟粒子；之后对每个粒子进行评分，得分高的作为该时刻的位姿；最后对粒子群重采样。如图 4-5 为输入输出信息。

##### （2）Cartographer 二维建图

Cartographer 适合于 2D/3D 建图，具体原理如 4.2.2 所示。其二维建图仅仅需要激光点云和里程计，IMU 仅为可选项。real time correlative scan matcher 中的 2D 匹配主要是通过 Computing 2D Slices，通过将原始 scan 的概率网络进行切片处理，随后进行进一步的匹配，效率较高；ceres scan matcher 中主要是通过 scan matching 确定初值，然后进行 ceres 优化。匹配方法如图 4-6 所示。

##### （3）Octomap\_Server 二维建图

通过调研可知，octomap\_server 插件可以实现将三维点云转化为八叉树地图的功能，通过在 rviz 中调用该插件，选择 OccupancyMap 功能，通过选择 octomap\_full 或 octomap\_binary 话题可以显示占据栅格地图。

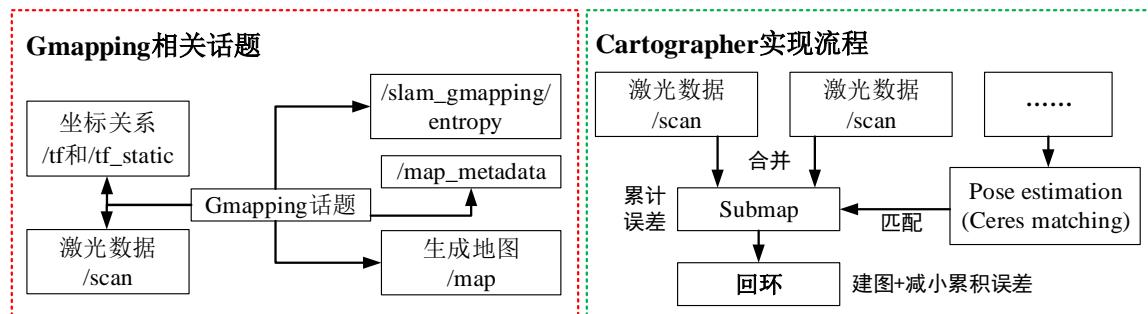


图 4-5 Gmapping 二维建图方法数据信息

图 4-6 Cartographer 建图匹配方法介绍

## 4.3 四足机器人激光定位算法研究

### 4.3.1 初始化定位

初始化定位提供了四足机器人基座相对全局坐标系下的初始位置，针对不同情况有不同的方法进行获取，如图 4-7 为相关坐标系的表示。map 坐标系是建图时的初始坐标系，odom 坐标系是四足机器人运动的初始坐标系。

对于四足机器人仿真来说，在 gazebo 仿真环境中可以直接获取初始位置，当静置时，通过订阅 gazebo 中的 model\_state 话题进行初始化定位数据读取。

也可以通过固定限位的方法获得初始化位置，保证室内建图和运动的出发点位置相同，这样在初始化运动过程中的定位就是相当于出发点，即初始化定位点为 0，两个坐标系重合。

此外最稳定最有效的就是通过二维码进行初始位置的获取，通过相机识别 Apriltag 位置，由于二维码在全局位置已知，因此就能推断处初始位置。这种方法相对简单可靠，实用性强。

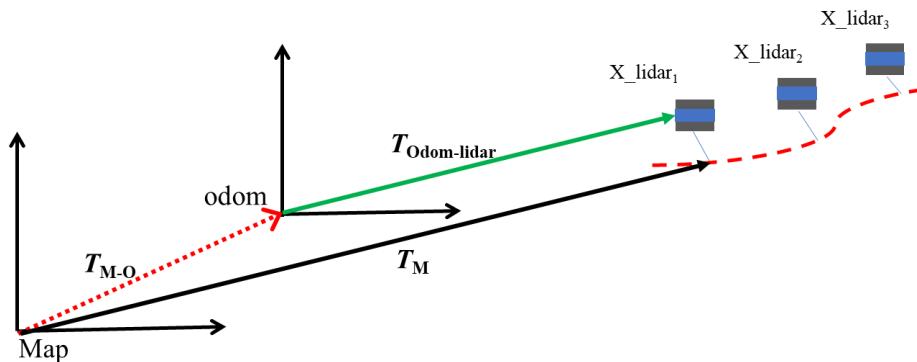


图 4-7 激光定位相关坐标系

### 4.3.2 激光点云匹配

#### (1) ICP 匹配

3D 点云之间的位姿估计可以通过迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 方法进行对齐求解 (点云配准)，其认为距离最近的两个点为同一个点，即目标点云和源点云之间存在齐次变换矩阵，通过线性代数求解 (SVD) 或非线性优化的方法进行求解。两者间欧式变化为：

$$\forall i, p_i = R p'_i + t \quad (4-2)$$

PCL 点云库中主要是通过 SVD 奇异值分解算法来实现 ICP 匹配。通过设置迭代的预估计参数，便可进行配准计算。

## (2) NDT 匹配

正态分布变换 NDT(Normal Distributions Transform)<sup>[40-42]</sup>也是一种点云匹配算法，但其使用三维点云的统计模型，根据参考点构建多维点云的正态分布，如果两帧点云匹配的较好，其概率密度相对就会很大。通过输入的激光点云地图和激光数据，NDT 算法可以实现高精度的定位，且其匹配时间较 ICP 快。

NDT 算法将点云映射到光滑平面后用概率密度函数(PDF)描述表面形状，通过优化的方法求取概率密度之和最大时候的变换矩阵并用牛顿法优化最大化似然求出对应的点云变换(平移、旋转)。该方法的网格概率密度函数为：

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-3)$$

### 4.3.3 激光点云定位

通过对激光点云匹配方法进行相关分析，选择 NDT 匹配的方法实现激光点云间的定位。如图 4-8 所示为激光定位框架，初始化定位能够在开机后确定四足机器人的初始相对全局地图的位置；激光点云的处理保证了输入点云的可靠性和稳定性，减少误匹配次数；运动估计能够提供比较好的欧式变换预测( $R, t$ )；最后通过预测运动里程计提高定位的输出频率，保证结果的稳定。

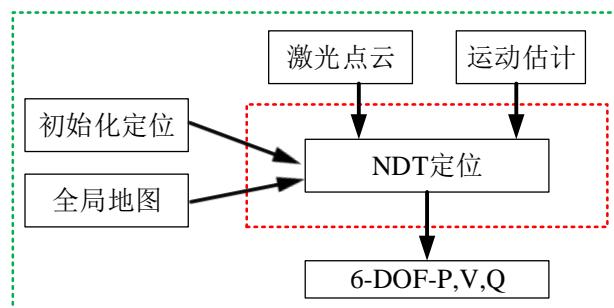


图 4-8 激光定位框架

## (1) 激光点云处理

激光点云每次扫描有 30000 个点，原始点云数量过大，同时存在扫描过程中的畸变、误差点，环境地面中的一些杂乱点等，这些干扰会造成匹配时间过长同时效果不好，因此对激光点云进行对应的预处理，去除离散点云。

对初始激光点云进行 3 类，包括地面点云、聚类点云和离散点云。

地面点分离的方法比较多，这里采用的是点云间的角度变化，地面点的角度较小，非地面点的角度较大，设置阈值角度为 10°。具体判定公式如下：

$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{z_2 - z_1}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}} \right) < 10^\circ \quad (4-4)$$

点云聚类相对比较复杂，这里采用简化模型，仅仅判断两个点云间垂影距离的角度。如果不是同一聚类物体，两点点云的角度较小，反之角度较大。这里的点云主要来自去除地面点的点云。角度公式如下：

$$\beta = \frac{\|BH\|}{\|HA\|} \quad (4-5)$$

对聚类后的点云有大有小，但聚类包含的激光点云数量多，则越来越稳定，相反的激光点云则越来越不可靠，因此这些点被认定为离散点云。最终选择去除离散点云外的部分点，包括地面点云和聚类点云。

最后对预处理过的激光点云进行数量上的处理。通过降采样减小点云匹配的数量，同时仅保留距离在 0.5-10m 范围内的激光点云。

## (2) 运动估计

在两帧激光点云的匹配过程中需要提供初始预测值，因此调用腿部里程计和 IMU 的数据，如图 4-9 所示为对应的不同运动估计方法。

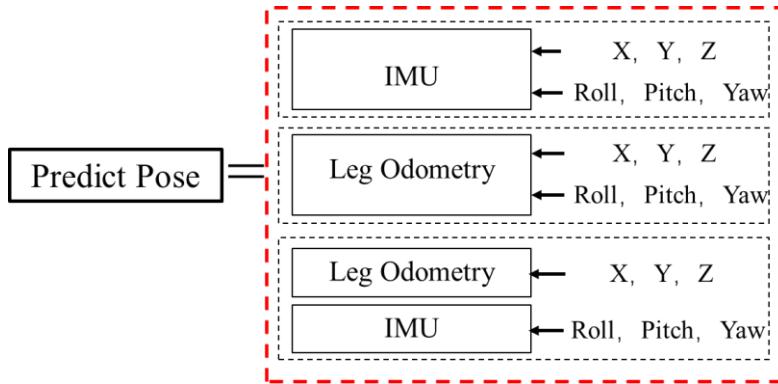


图 4-9 运动估计方法

预测值可以选择 IMU、腿部里程计、IMU+LO 的估计信息，也可以使用 IMU 和 LO 计算两帧点云间的估计信息，最后加上前一时刻的位姿。这两类方法都是为提供一个比较好的预测值，但后一类在原理上相对误差较小，通过每一步的累加能够实现较小误差，同时也能实现在投影坐标系上的修正。

## (3) 点云匹配定位

使用 PCL 点云库的 NDT 匹配方法，通过设置对应的参数，同时输入运动估计和处理点云，实现 NDT 匹配。对点云配准效果进行评价，选择 NDT 的 transformation probability 参数项，该输出值越大表明匹配的结果越好。考虑到 NDT 定位频率过低、输出轨迹不平滑、可能存在崩溃。因此采用 EKF 滤波融合的方法，采用运动模型作为预测，通过 NDT 进行更新的方法，进一步优化轨迹，保证输出里程计的平滑性和高频率。如图 4-10 为激光定位的处理流程。

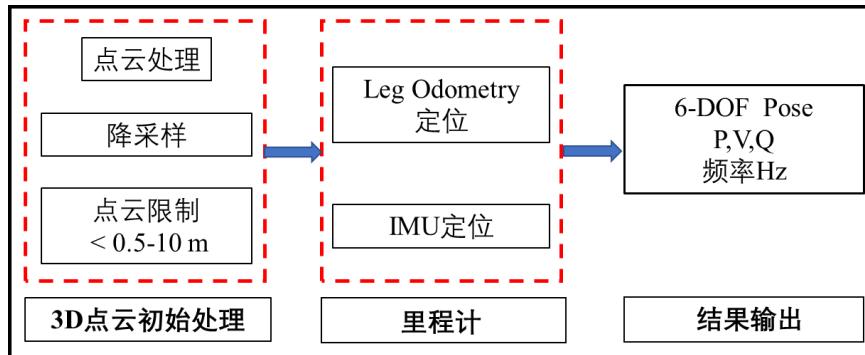


图 4-10 激光定位的处理流程

#### 4.4 多传感器融合定位算法研究

通过一系列分析可得，基于内传感器的里程计频率较高，但存在累计误差；基于外传感器的里程计精度较高，频率较低。为实现里程计的准确性和实时性，必须对内外传感器定位方法进行整合，通过分层的多传感器融合方法实现高频高精的里程计输出。多传感器融合定位框架如图 4-11 所示。采用 EKF 滤波，通过腿部里程计提供初值，激光里程计提供测量更新值，修正腿部里程计信息。

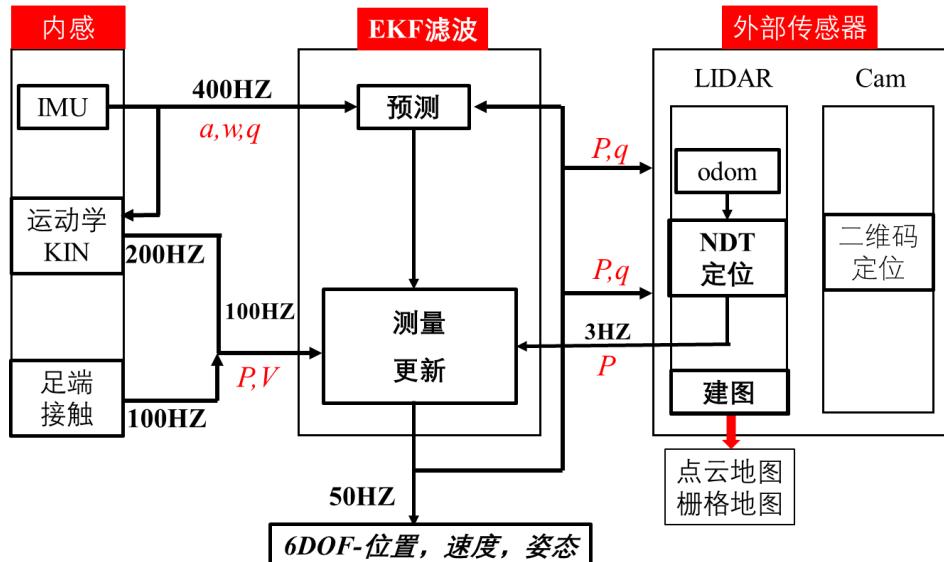


图 4-11 多传感器融合框架

#### 4.5 仿真实验验证

在 Gazebo 仿真环境中搭建环境模型，如图 4-12 所示。通过操控四足机器人进行运动，同时获取各类传感器信息，进一步验证不同方法下的各类实验。

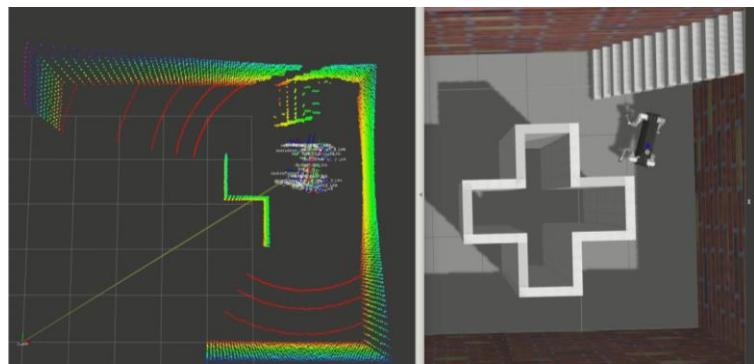


图 4-12 仿真实验测试环境

#### 4.5.1 地图构建实验与分析

##### (1) 全局地图构建与分析

通过确保对应的坐标系和话题、参数配置信息，可以实现三维激光点云地图的构建，如图 4-13 所示为 LOAM 和 Cartographer 3D 建立的三维点云地图。且 LOAM 和 Cartographer 3D 的点云数目分别为 4171 和 195580。

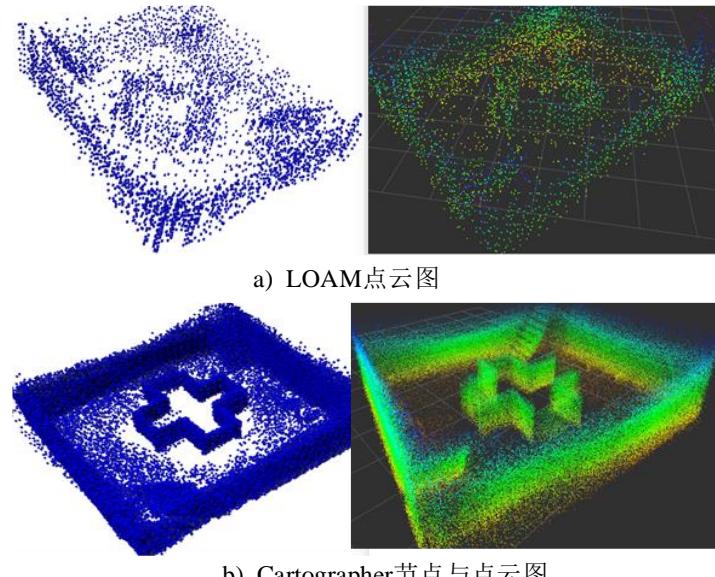


图 4-13 全局地图构建

根据上述两点云地图的实验结果可以看出，Cartographer 的地图效果比 LOAM 更好，其构建的点云信息较多，针对振动的地图误差较小，还原信息较丰富。因此后续的定位选择 Cartographer 进行全局点云地图的构建。

##### (2) 局部导航地图构建与分析

如图 4-14 所示为八叉树地图及对应使用的节点。通过对点云进行树状结构存储，能够进一步减少存储并提高效率。分析可知其不仅可以实现离线全局地图的构建，也能够实时构建局部地图，因此选择在局部实时导航中使用。

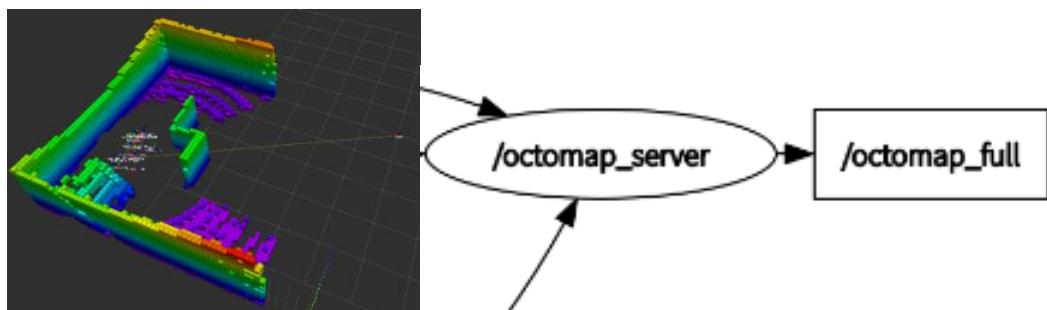


图 4-14 八叉树地图及对应节点

### (3) 全局导航地图构建与分析

随着运动过程的逐步探索，采集到的地图信息逐步转化为已知的，其扫描到的地图显示为黑色边框和灰色未探索区域。具体建图过程如图 4-15 所示。

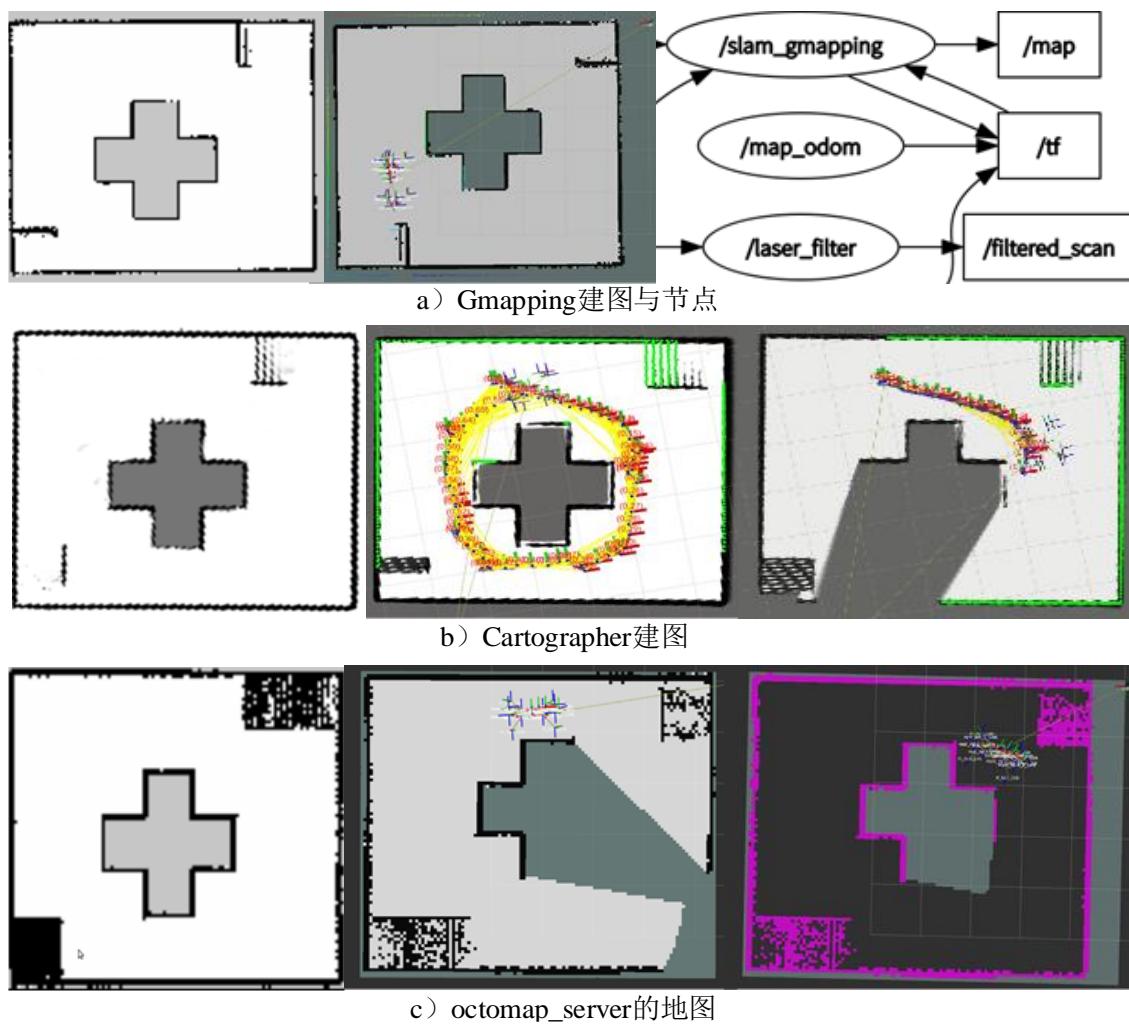


图 4-15 占据栅格地图构建

针对 2D 栅格地图分析可得，Cartographer 的建图效果更好。gammpping 地图边缘处理较粗糙，存在锯齿状且信息较少；八叉树地图噪点较多，投影的地图较原始。因此后续的全局导航地图选择使用 Cartographer 的方法。

### 4.5.2 激光定位实验与分析

#### (1) 初始化定位实验与分析

初始化定位中选择二维码进行初始位姿确定，在 gazebo 中搭建仿真环境，设置单目相机和二维码模型，通过相机获取二维码图片初始位置，其位置误差都 $<0.3\text{mm}$ ，同时对姿态进行对比也基本相同，因此符合初始化要求。如图 4-16 所示为初始化定位过程。实验表明二维码能够很好的完成初始定位过程。



图 4-16 初始二维码定位仿真实验过程

#### (2) 点云处理实验与分析

地面点的分割过程如图 4-17 所示，通过对所有的地面点云进行分割，进一步判断两点云之间的角度关系，可以得到较好的地面点信息。

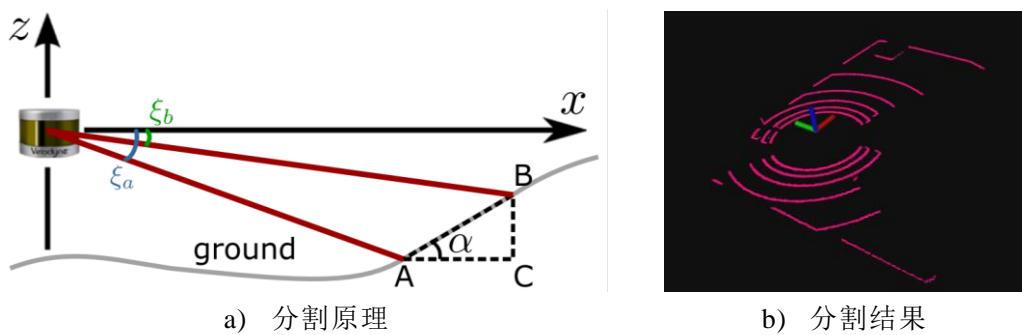


图 4-17 地面点云分割

点云的聚类采用论文<sup>[43-46]</sup>的方法实现地表不同障碍物聚类效果，该聚类分割基于深度图的思想，通过判断每个激光与周围四个点之间的距离，通过判断 AB 两点连线间夹角是否大于  $60^\circ$  来确定是否为同一物体。如图 4-18 所示。

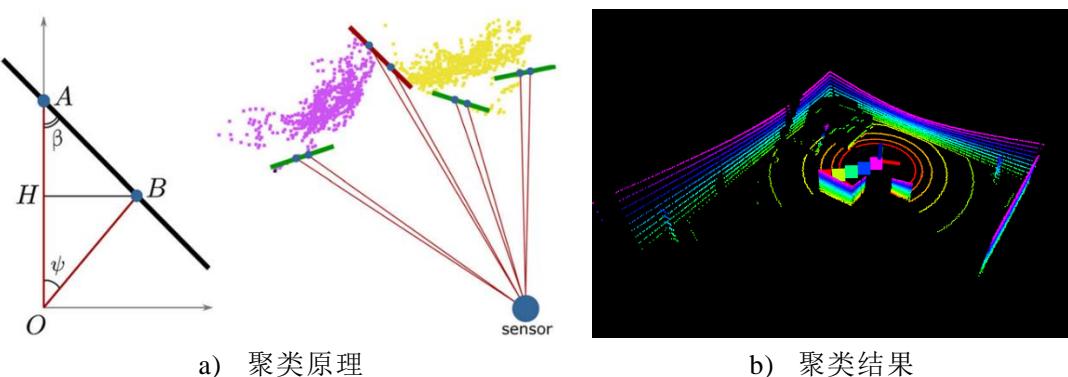


图 4-18 地面点云聚类

离散点移除为消除环境中比较多的噪声点，特别是地面中较小的物体和点云特征，同时考虑激光雷达的测量误差，因此将聚类较大的点云认为可靠，消除掉点云数目小于 30 个的聚类。如图 4-19 为对应的点云。

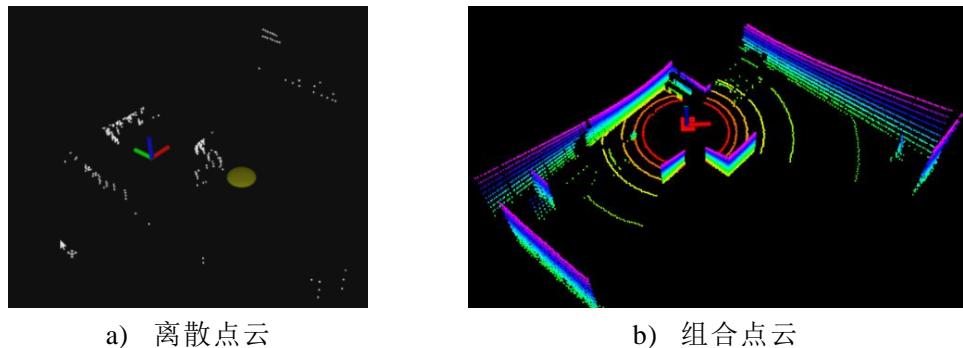


图 4-19 离散点云移除

### (3) 点云定位实验与分析

首先设置对照试验，分别对原始点云和处理后的点云进行实验，保证实时性和准确性下，进一步对比融合定位方法的优势。对原始点云进行滤波处理，为保证实时性和准确性，通过降采样将激光点云从 24889 个过滤到 21653 个左右；进一步仅保留 10 米以内的 21597 个点云。而通过点云处理过程后激光点云数目仅为 16670 个，进一步采用同原始点云相同的降采样和距离约束方法，最终将点云数目约束到 15140 个以内。如图 4-20 为对应不同输入点云源对比。

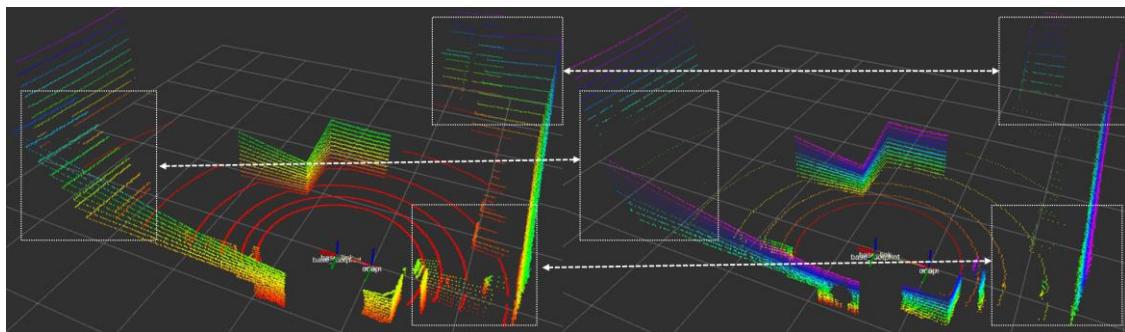


图 4-20 原始和处理后的输入点云对比

对两种方法进行对比，设置输入点云和 NDT 匹配参数的调整优化，得到不同激光定位方法的精度对比处理结果。如图 4-21 所示为对应节点图，从中可以看出整个激光定位所需要的相关信息，主要的不同就是输入的点云源。

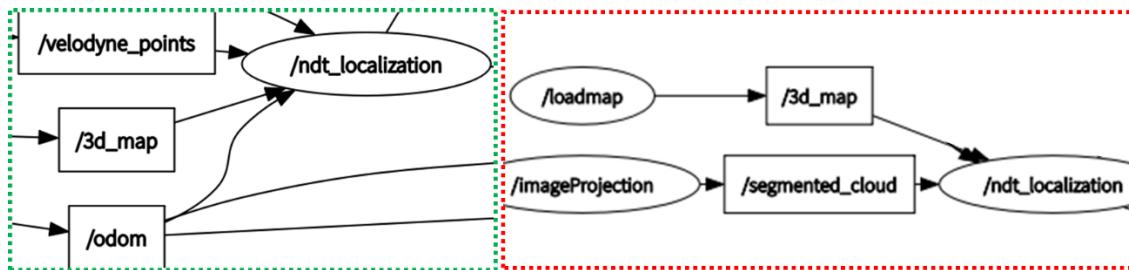
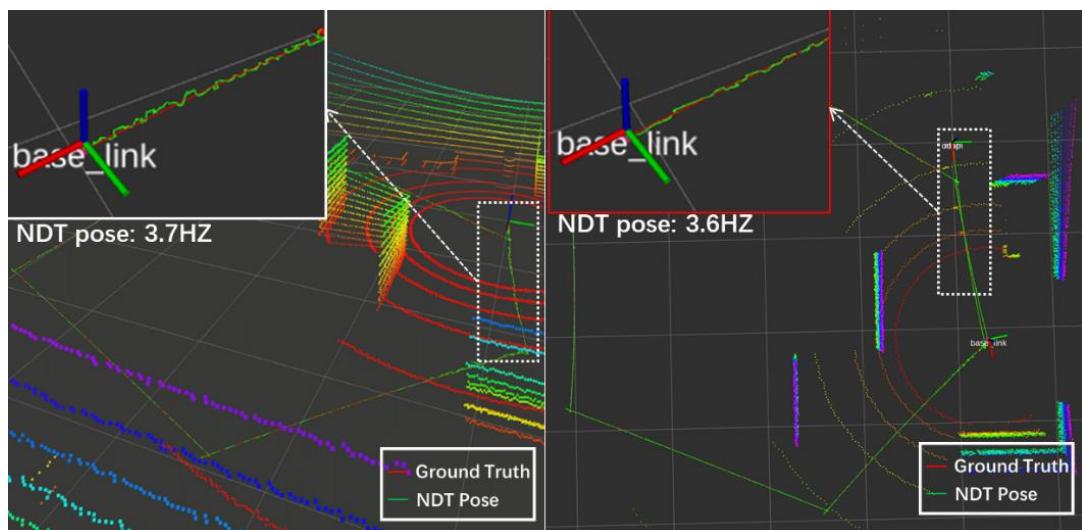


图 4-21 定位方法节点对比

采用 NDT 算法中的相关计算参数进行匹配评估评价，在保证频率和精度的均衡下，使定位精度相对较高。transformation probability 主要评价两个点云之间的旋转变化的概率，该值应尽可能小；ndt\_ext\_time 表示 NDT 算法的每次匹配时间，该值越小越表示匹配的时间越短越好；ndt\_reliability 表示 NDT 算法结果的可靠概率，因此应选择较小值。

图 4-22 所示为截取的定位精度曲线在 rviz 中显示效果，可以看出原始点云和处理点云的结果曲线基本吻合，但原始点云的数据比较多，存在较大噪声，而处理后的点云的结果相对较好，也符合评价参数下的显示结果。



a) 原始点云 rviz 显示      b) 处理点云 rviz 显示

图 4-22 定位结果对比

最终对原始点云定位和处理点云定位的结果进行对比和 DDT 分析。如图 4-23 为截取一段时间内的三方向位移对比，可以看出处理点云的匹配精度较高，过程中的噪声较小；DDT 显示不同点云下的匹配定位结果，点云处理后的单位位移变化相对较小，但也存在一定程度的误差，因此仍需要进一步的分析。

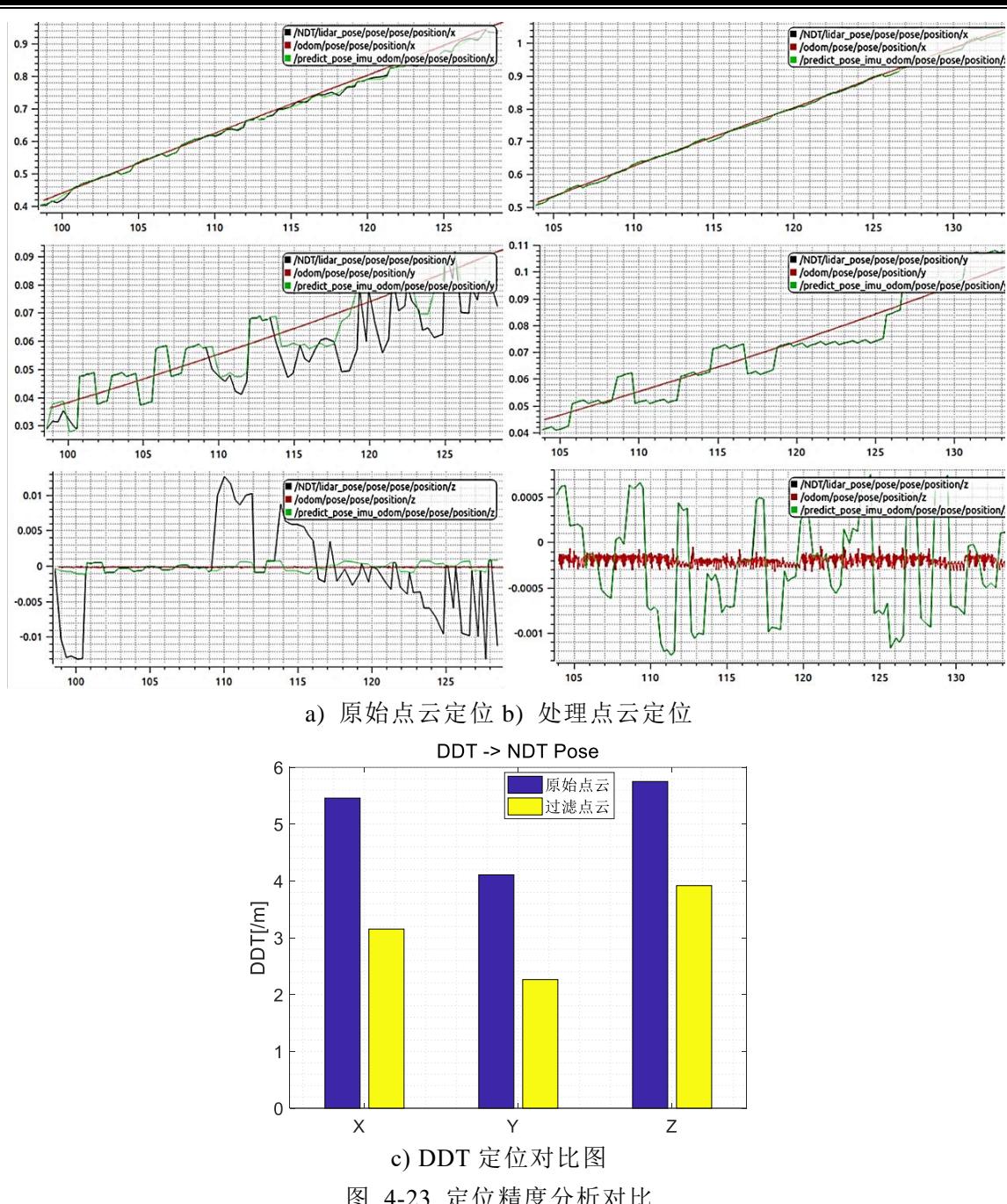


图 4-23 定位精度分析对比

#### 4.5.3 多传感器融合定位实验与分析

NDT 激光点云匹配过程频率较低，因此将导致里程计参数变化，通过 EKF 滤波进行融合，降低传感器频率的延迟影响，保证最终数据的一致性。

图 4-24 所示为截取一段时间内对应的最终融合定位效果图，通过分析对比数据 (ground\_truth)、里程计数据 (IMU+Odom)、激光定位数据 (NDT) 和最终融合数据 (NDT+EKF) 的定位精度可知，在 rviz 仿真中的各类方法的轨

迹总体上基本吻合，但里程计数据相对噪声较大，融合后的噪声相对最小；激光定位频率最低，EKF 滤波进一步提高整体里程计的输出频率。

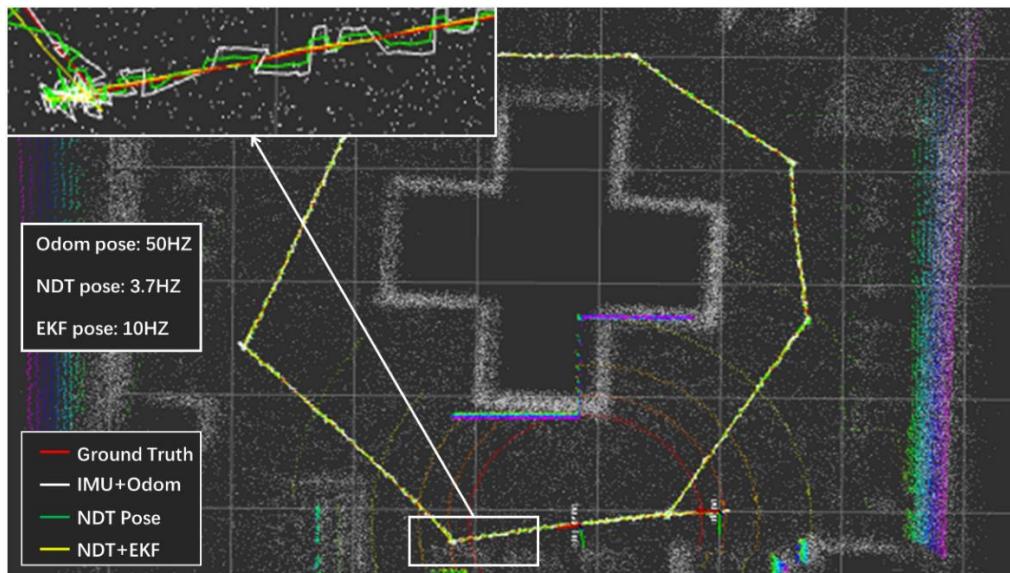


图 4-24 融合方法节点信息

图 4-25 展示了输出定位精度 DDT 分析对比，其表明不同方向的定位误差得到进一步降低。最终在一定误差要求下实现高频率高精度里程计要求。

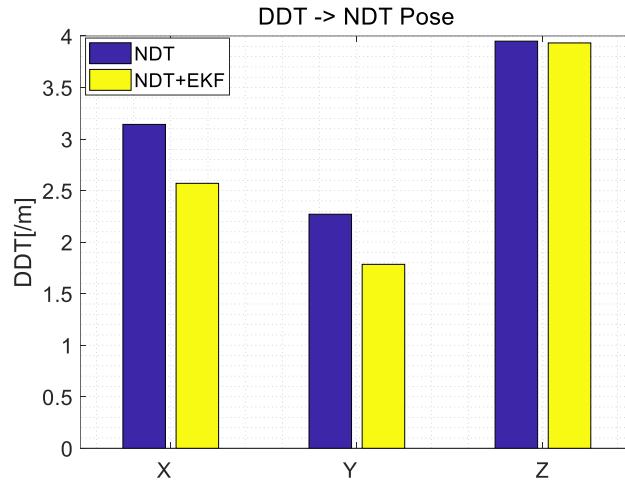


图 4-25 融合方法节点信息

## 4.6 本章小结

本章针对四足机器人的不同任务需求，完成多传感器融合方法下的四足机器人建图与定位功能。首先具体分析不同任务所需的地图构建方法和表达形式，随后选择外部传感器实现基于点云地图的激光定位，进一步实现多传感器融合下的高频高精度里程计框架，最后通过搭建的仿真环境进行四足机器人的自主运动测试，分析不同方法的定位精度和频率结果，验证定位方法的有效性。

## 第5章 四足机器人感知定位系统实验

### 5.1 引言

上文对感知定位系统的仿真进行比较充分的数据分析和处理，验证相关算法的有效性。为充分验证相关算法，本章主要针对实际的四足机器人进行感知系统相关实验测试，通过搭建的动作捕捉系统作为参考组数据，首先对各类传感器进行标定实验以降低原始误差，之后对四足机器人开展六自由度状态估计、建图和全局定位等相关实验测试，将参考数据和里程计输出的状态量数据进行对比分析，验证算法的实际效果。

### 5.2 实验测量系统

#### 5.2.1 激光跟踪仪

激光跟踪仪是一种常用的高精度坐标测量系统，能够测量点到点的空间尺寸变化。为进一步达到四足机器人实验过程中的传感器相对坐标系和运动学误差，降低外参和运动噪声影响，本实验采用的 API 公司的 Radian 激光跟踪仪，包括跟踪头、控制箱和靶球，上位机软件等。通过激光干涉原理得到相对深度信息，同时结合两自由度伺服控制，最终得到目标靶球到其的相对位姿。

安装好激光跟踪仪后进行系统初始化，之后通过引光源将靶球放置到不同位置，记录相对 6 个相对位置，通过 2.4 节对应的方法进行具体计算。四足机器人的实验场景和该上位机界面如图 5-1 所示。

#### 5.2.2 动作捕捉系统

动作捕捉系统是应用于运动物体的高精度追踪器，能够实现尺寸测量和空间中物体的准确定位。为了实时准确验证四足机器人实验过程中相关算法的精度信息，进一步进行参数调整与优化，本实验采用北京度量科技有限公司研发的 Mars 2H 光学三维运动捕捉系统，可以实现多目标快速实时捕捉。通过视觉追踪发光源得到三维空间坐标数据，最终实现多个相机连续拍摄下的轨迹记录。

安装布置各个相机位置并标定各个相机参数，以 60Hz 频率记录四足机器人运动中机体上的多个靶球的信息，在上位机实时显示并处理相关靶球的运动位姿和速度等数据。四足机器人的实验场景和该上位机界面如图 5-2 所示。

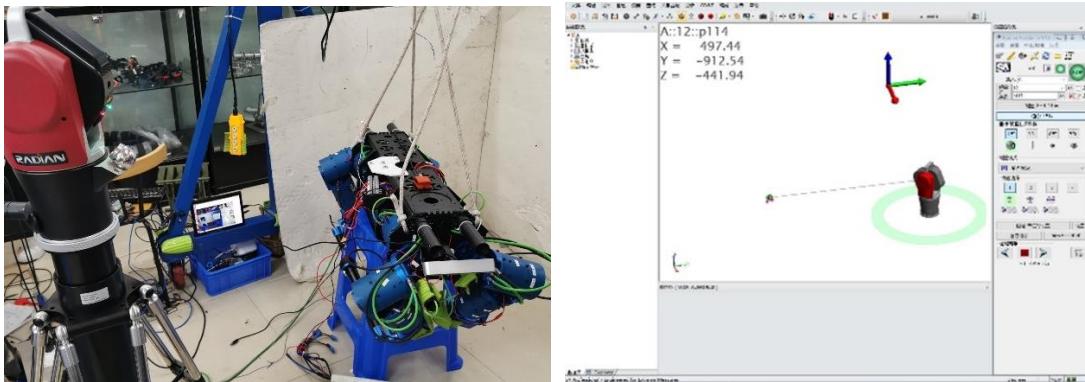


图 5-1 激光跟踪仪测量系统搭建



图 5-2 动作捕捉测量系统搭建

### 5.3 传感器标定实验

#### 5.3.1 IMU 标定实验及分析

静止 IMU 于水平面 5 个小时，将采集到的数据进行 matlab 处理，由于  $10^3$ s 外的数据可信度较低，因此直接丢弃。如图 5-3 所示为加速度和角速度对应的 Allan 方差数据图，其包括直线和对应斜率曲线。斜率为  $-1/2$ ，时间为 1s 附近的交点表示高斯白噪声；斜率为 0，时间为 100s 附近处交点表示随机游走噪声。

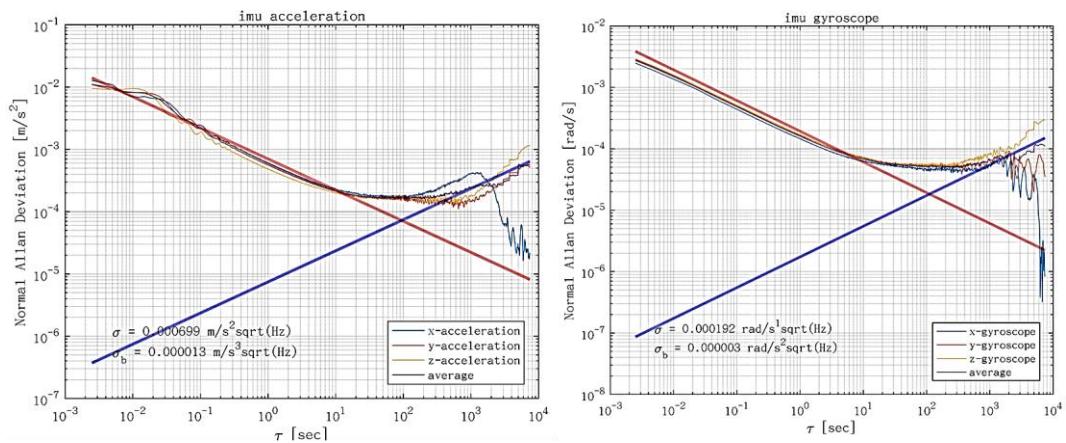


图 5-3 IMU 加速度和角速度的高斯白噪声、随机游走噪声

读取 Allan 曲线数据，获得对应的随机误差值，如表 5-1 所示：

表 5-1 随机误差结果

随机误差值	单位	平均	X	Y	Z
加速度高斯白噪声	$\frac{m}{s^2} \frac{1}{\sqrt{Hz}}$	$6.99 \times 10^{-4}$	$6.936 \times 10^{-4}$	$6.716 \times 10^{-4}$	$7.318 \times 10^{-4}$
加速度随机游走噪声	$\frac{rad}{s^2} \frac{1}{\sqrt{Hz}}$	$1.3 \times 10^{-5}$	$1.363 \times 10^{-5}$	$1.291 \times 10^{-5}$	$1.246 \times 10^{-5}$
陀螺仪高斯白噪声	$\frac{rad}{s} \frac{1}{\sqrt{Hz}}$	$1.92 \times 10^{-4}$	$1.964 \times 10^{-4}$	$1.924 \times 10^{-4}$	$1.872 \times 10^{-4}$
陀螺仪随机游走噪声	$\frac{rad}{s^2} \frac{1}{\sqrt{Hz}}$	$3.0 \times 10^{-6}$	$3.095 \times 10^{-6}$	$2.692 \times 10^{-6}$	$3.263 \times 10^{-6}$

参考 IMU 的手册，其随机误差都在标称范围内，因此其标定后的结果较好。通过该实验实现了随机误差的有效识别，为状态估计提供了比较好的参数。

### 5.3.2 ZED 相机标定实验及分析

执行对应的 ROS 程序，使得  $12*9$  的棋盘标定板尽可能放入双目视野中进行实时标定，在视野范围任意摆放标定板位置，使棋盘格的角点逐渐被识别，提取不同视角棋盘格的交点，相机内参通过角点之间对应关系和优化的方法可以得到，之后对同一张图可以得出两目间的外参。保证 ROS 程序中右边的进度条都逐渐变绿后点击 calibrate 按钮，最终输出双目间和单个摄像头的相关参数，包括每个相机的内参，两者转换矩阵等，如图 5-4 为标定的具体过程。之后将相关参数的 yaml 文件带入对应的视觉程序中。

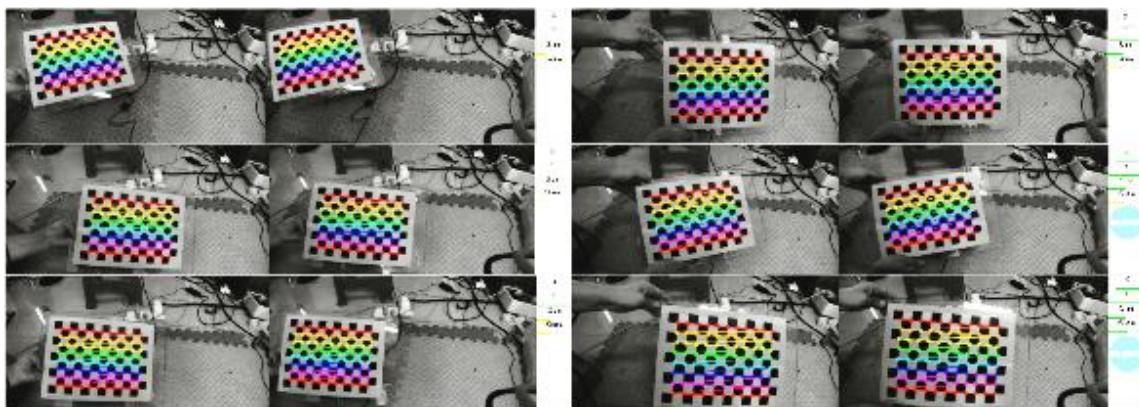


图 5-4 双目相机标定过程

经过标定后的相机参数如表 5-2 所示。其中  $f_x, f_y$  为像素坐标系焦距， $u, v$  为对应坐标系下获取坐标， $k_1, k_2$  表示径向畸变系数，而  $p_1, p_2$  为径向畸变系数。

表 5-2 双目相机内参列表

相机参数	$f_x$	$f_y$	$u$	$v$	$k_1$	$k_2$	$p_1$	$p_2$
左目	705.90	706.12	634.10	368.02	-0.17	0.023	6.82 e-4	-3.72e-4
右目	704.69	704.36	635.54	349.60	-0.17	0.023	5.29 e-4	-3.08 e-4

进而获得双目立体视觉标定的方法获得左右相机之间的外参，进行对应的优化校准后，旋转和平移部分为  $\mathbf{R}_{12}, \mathbf{t}_{12}$ ：

$$\overset{ct}{\mathbf{c}^0 T} = \begin{bmatrix} 1 & 0.0019 & 0.0014 & -0.1207 \\ -0.0019 & 1 & 0.0052 & 0.0001 \\ -0.0014 & -0.0052 & 1 & -0.0012 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-1)$$

### 5.3.3 相机-基座标定实验及分析

通过 2.4 章的分析可知，需要进一步标定基座和相机间位姿，这需要对目标进行有效识别和位姿测量。借助人工设计的靶点和标定板，能够更好地辅助对目标进行位姿测量和精度标定。如图 5-5 为具体的实验标定过程。

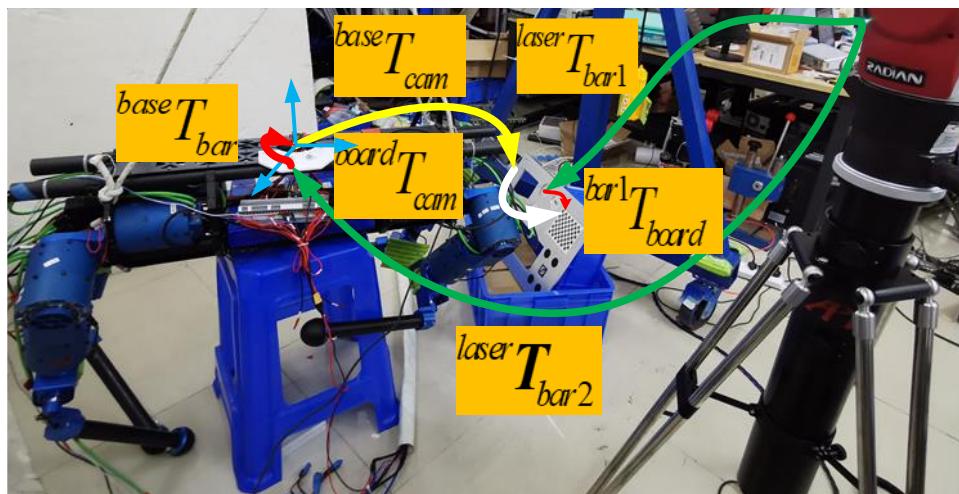


图 5-5 相机基座标定实验方法

通过视觉能够较准确的获得相机与标定板之间的相对位姿。本实验采用特征点法检索对应角点，通过左目相机输入的图像信息和该默认图像信息做 PNP 匹配，计算出每张图片相对相机的相对位姿关系。如图 5-6 为待标定图像。

通过三点获得一个平面的原理可得，安装在基座转接件的三个靶球到基座的位姿通过人为设定，同理可以获得任务板上靶球座相对标定板的位姿。选取左上角的靶球为其坐标系原点，标定板的第一个角点为其原点，进而建立两者之间的坐标系关系。如图 5-7 所示为对应坐标系参数。

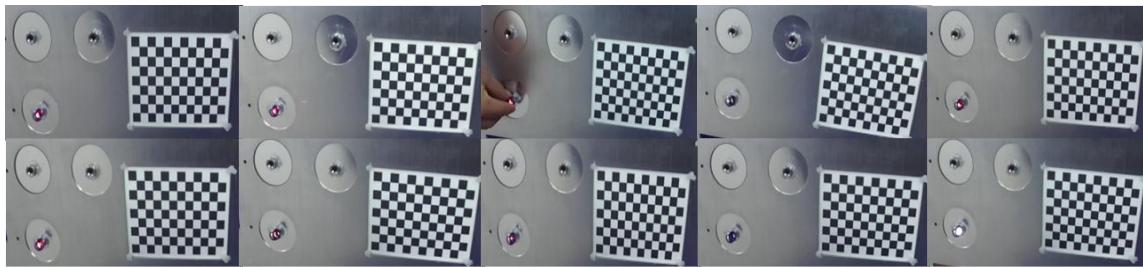


图 5-6 靶球与标定板坐标系相对位姿

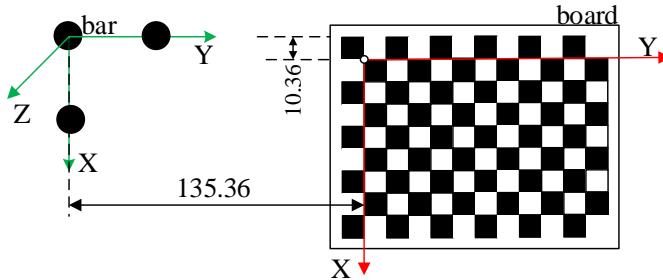


图 5-7 靶球与标定板坐标系相对位姿

因此易获得两者相对位姿，同理该靶球相对基座的位姿变化也可获得。

$$\text{board} \mathbf{T}_{\text{bar}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -10.36 \\ 0 & 1 & 0 & -135.36 \\ 0 & 0 & 1 & 8.9 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{base} \mathbf{T}_{\text{bar2}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -20 \\ 0 & 1 & 0 & -77.5 \\ 0 & 0 & 1 & 118.5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-2)$$

取 10 次相机和激光跟踪仪数据进行验证实验，通过 2.4 节对应坐标转换矩阵获得不同坐标系之间的坐标关系。如表 5-3 为对应的输出数据。

表 5-3 相机基座标定结果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
x	-106	-165	-102	-91	-95	-139	-100	-131	-107	-105
y	486.5	478.9	485.7	495.3	488.6	471.3	487.1	476.6	528.2	482.3
z	27.4	28.0	26.1	26.4	28.2	27.2	28.4	27.5	58.3	26.7
yaw	42.7	46.1	42.2	46.5	43.2	39.8	44.9	44.6	44.8	44.1
pitch	8.2	15.3	8.7	8.7925	8.1	13.3	6.7	8.5	6.9	8.46
roll	161.1	162.9	161.1	160.8	161.1	161.5	161.1	161.1	161.2	161.5

通过对比筛选出相对合理的参数，对这些参数进行对应优化处理，最终得到标定的相对位姿。

$$\text{base} \mathbf{T}_{\text{cam}} = \begin{bmatrix} -0.5641 & 0.0693 & -0.8228 & -102.8 \\ -0.7834 & -0.3598 & 0.5068 & 483.5 \\ -0.2609 & 0.9304 & 0.2573 & 27.4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-3)$$

通过对比 CAD 模型和大致测量数据可知，该标定方法较准确。

### 5.3.4 雷达-基座标定实验及分析

根据 2.4 节的相应原理分析，进行对应的激光雷达和基座之间的外参标定。四足机器人静止站直，通过实时读取/velodyne\_points 节点数据，在 rviz 中查找相对坐标系。调节黄色箭头在初始坐标系下的位置参数，使坐标系能最终重合；根据激光点云和网格方向的偏移程度调整 yaw 角度，之后调节 roll, pitch 角度使地面点能过够保持水平。通过多次数据的测试验证与对比，最终得到稳定的雷达基座坐标关系。如图 5-8 所示为对应的调节界面和实际调整结果对比。

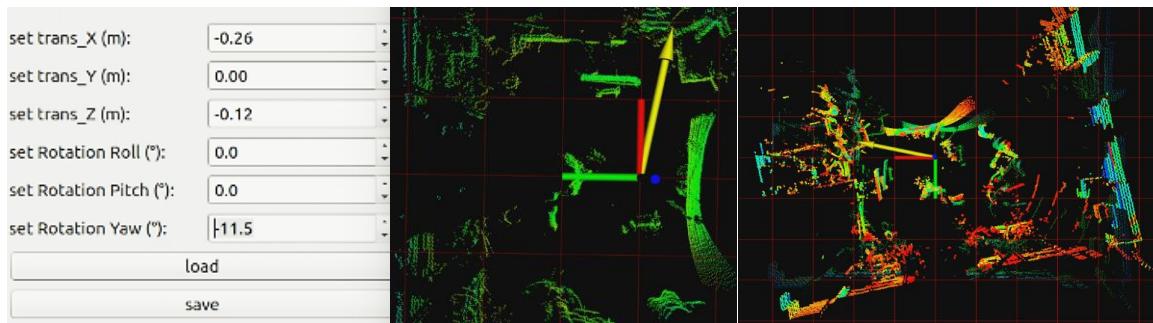


图 5-8 雷达基座间标定

调节后的相机雷达之间的相对坐标变换为：

$$\text{base } \mathbf{T}_{\text{lidar}} = \begin{bmatrix} 0.9799 & 0.1993 & 0 & -0.26 \\ -0.1993 & 0.9799 & 0 & 0.0 \\ 0 & 0 & 1 & -0.12 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-4)$$

通过和 CAD 和实际测量数据可得，标定实验结果较准确。

### 5.3.5 IMU-相机标定实验及分析

根据 2.4 节对 IMU 和相机标定的原理分析，采用 kalibr 算法标定两者之间的对应参数。其输入录制的包含不同方向和角度的图像和 IMU 数据的 rosbag 包、两者内参文件和标定板参数，最终输出 IMU 和相机坐标系的相对位姿矩阵和重投影误差文档。查找标定的具体参数，相机相对 IMU 的相对关系为：

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 0.0047 & -0.999 & 0.0191 & 0.06 \\ -0.7622 & -0.016 & -0.6471 & 0.19 \\ 0.6471 & -0.011 & -0.7621 & -0.29 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-5)$$

如图 5-9 所示为对应的标定过程和重投影误差结果。重投影误差越小，表示相机标定的精度越高。通过对比模型和输出结果可得，标定结果相对转确。

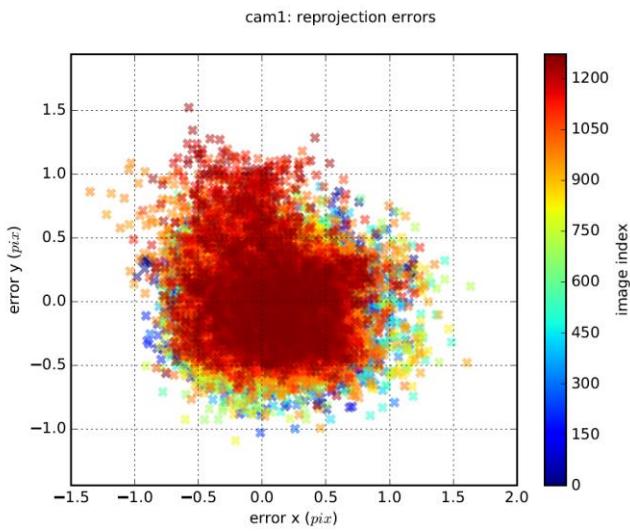


图 5-9 IMU 相机标定结果

进而通过坐标变换获得 IMU 相对基座的位姿为：

$${}^b_T = \begin{bmatrix} -0.031 & -0.999 & 0.0191 & -0.055 \\ -0.108 & -0.016 & -0.994 & 0 \\ 0.994 & -0.033 & -0.108 & 0.01 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-6)$$

## 5.4 感知定位实验

上文对四足机器人进行了状态估计和融合全局定位的仿真实验，为验证感知定位算法的准确性和有效性，收集四足机器人实际步态行走运动过程中的感知系统参数信息。如表 5-4 为对应感知定位系统所需的传感器和计算的状态量。

表 5-4 感知定位系统的传感器及状态量

传感器	传感器频率 (HZ)	位置 $X_b^w$	线速度 $\dot{X}_b^w$	角速度 $w_b$	姿态 $\theta_b^w$
IMU	400	预测	预测	直接测量	更新
关节编码器	100	—	更新	—	—
激光雷达	10	更新	—	—	—
双目相机	30	更新	—	—	—
足端传感器	100	更新	—	—	—

因此根据上文进行具体实验设计，包括验证四足机器人的运动学误差和机体状态估计误差，其计算的姿态和速度将用于机器人的控制模块；验证基于外传感器的状态量估计误差，获得的位置和地图将用于导航模块。但由于实验环境中存在误差，同时四足机器人的灵活性造成摩擦和冲击更严重，同仿真结果相对，输出计算结果存在些许噪声，加大了状态量估计难度。

### 5.4.1 四足机器人状态估计实验及分析

#### (1) 四足机器人单腿实验与分析

本实验主要验证四足机器人单腿运动学的相对计算精度，通过关节角和 DH 坐标系，可以获得单腿末端到基座坐标系的相对位姿变化，而通过激光跟踪仪和对应的计算链也可以获取该位置变化。通过两者的对比获得相对转换和误差关系。如图 5-10 所示为对应的实验方法和验证过程。

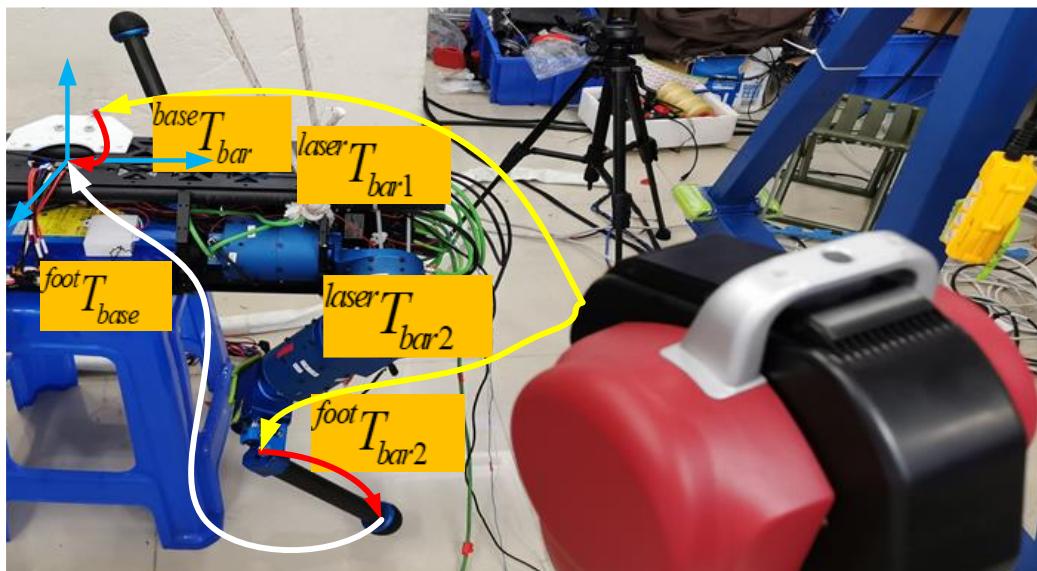


图 5-10 四足机器人单腿实验

分别进行 5 次不同不断位姿的实验并收集数据，表 5-5 为直接读取的不同足端变换下的相对位姿估计结果。

表 5-5 状态估计直接读取结果

	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次
X (m)	-0.506	-0.684	-0.416	-0.365	-0.393
Y (m)	0.234	0.242	0.362	0.357	0.399
Z (m)	-0.575	-0.515	-0.232	-0.525	-0.438

通过激光跟踪仪获得足端相对基座的坐标转换如下：

$$\text{base}_\text{foot} \mathbf{T} = \text{base}_\text{bar1} \mathbf{T} \cdot \text{laser}_\text{bar1} \mathbf{T} \cdot \text{laser}_\text{bar2} \mathbf{T} \cdot \text{bar2}_\text{foot} \mathbf{T} \quad (5-7)$$

靶球相对基座的位姿由 5.3.3 可知，同理靶球相对足端的位姿变化为：

$$\text{base}_\text{bar2} \mathbf{T} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & -20 \\ 0 & 1 & 0 & -27 \\ -1 & 0 & 0 & -321.5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5-8)$$

将对应数据带入采集，最终得到相对位姿结果，如下是激光跟踪仪的相对计算结果。对比直接读出的数据进行分析，状态估计计算和激光跟踪仪的结果误差相对较小，但也存在因为高度测量变化导致的固有 Z 方向误差。

表 5-6 运动学计算结果

	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次
X (m)	-502.7094	-669.2478	-426.6070	-367.2716	-396.9679
Y (m)	191.8299	202.3774	330.7916	314.8066	370.6394
Z (m)	-577.1545	-520.7309	-206.5271	-536.7389	-445.8988

进一步通过 DDT 方法进行数据的验证，如图 5-11 为对应的 DDT 数据误差对比，三方向的误差为（2.98mm,3.89mm,4.2mm）。其受运动过程中的噪声和数据的计算误差影响，将该误差作为标定参数矩阵转换到运动学计算中，能够进一步降低误差影响，提高系统计算过程的精度。

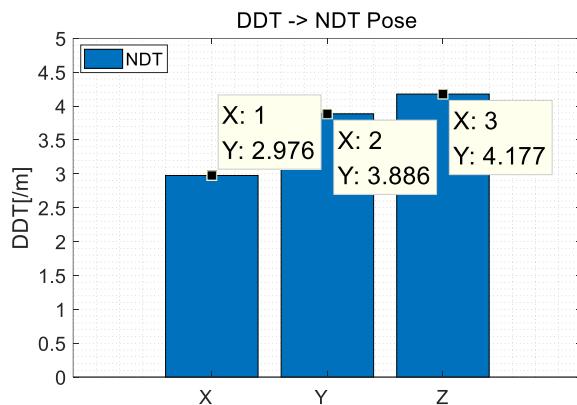


图 5-11 四足机器人单腿精度对比实验

## (2) 四足机器人全支撑运动实验与分析

本实验主要测试四足支撑下的里程计精度误差，通过下发  $x, y, z, roll, pitch, yaw$  方向的数据，实现其在不同方向下的运动。选取四足机器人上的 4 点安放靶球进行测试，获取一定时间内的动补和实际状态估计的运动变化数据。如图 5-12 为对应的 Z 方向运动过程截图。

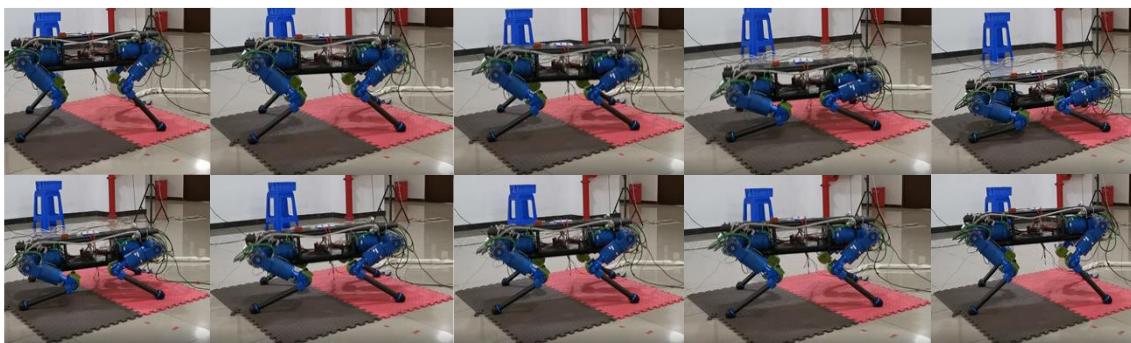


图 5-12 四足机器人 Z 方向运动实验

记录动作捕捉系统追踪的 4 个靶球实时位置、速度和加速度和所成平面的角度，同时输出腿部里程计计算的相关参数，对 Z 方向的状态量进行具体分析。四足机器人里程计为其在重心投影坐标系下的数据，而靶球获得的为对应动补坐标系数据。为进一步对两者实际轨迹进行对比和误差分析，考虑将其投影到一个固定坐标系，这里选择投影到初始靶球所成坐标系下，随后依次进行坐标变换将状态量转换到初始靶球坐标系。对应的坐标系变化如图 5-13 所示。

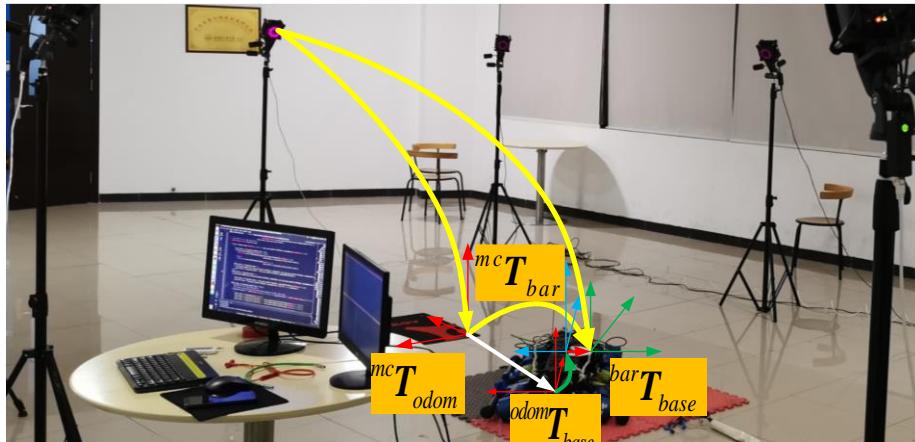


图 5-13 四足机器人坐标系关系

将所有数据投影到初始靶球坐标系可获得式 5.9：

$$\begin{aligned} \text{bar}^0 \mathbf{T} &= \text{bar}^0 \mathbf{T}^{-1} \cdot \text{bar}^0 \mathbf{T}, \\ \text{odom}^{\text{mc}} \mathbf{T} &= \text{bar}^0 \mathbf{T} \cdot \text{bar}^0 \mathbf{T}^{-1} \cdot \text{baselink}^{\text{odom}} \mathbf{T}, \\ \text{baselink}^{\text{bar}} \mathbf{T} &= \text{bar}^0 \mathbf{T}^{-1} \cdot \text{odom}^{\text{mc}} \mathbf{T} \cdot \text{odom}^{\text{mc}} \mathbf{T}^{-1} \end{aligned} \quad (5.9)$$

通过调整两者曲线的时长和步长，将相关数据进行转换，输出如图 5-15 所示的位置，速度和姿态轨迹对比图。

对以上位置，速度和姿态对比信息进行误差对比，测试 DDT 误差和 RMSE 误差，分析相关误差精度，如图 5-14 所示。位置误差最大为 12cm，速度误差最大到 0.028m/s，角度误差最大不到 0.7°。

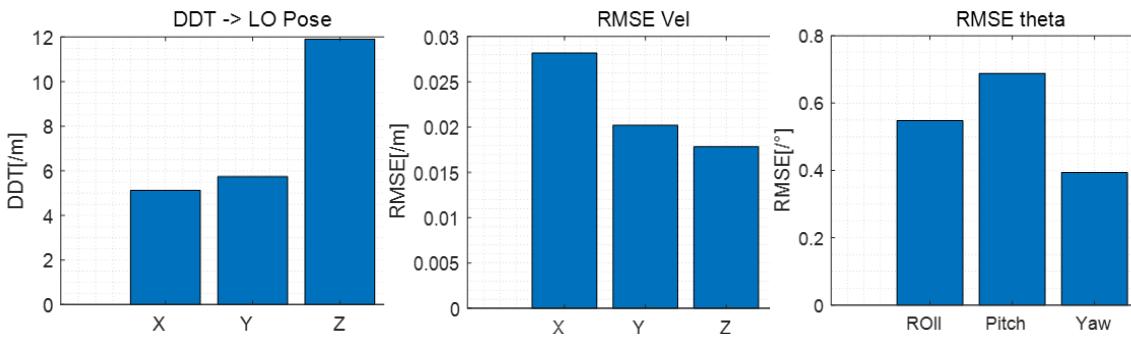


图 5-14 四足机器人 Z 方向运动误差对比

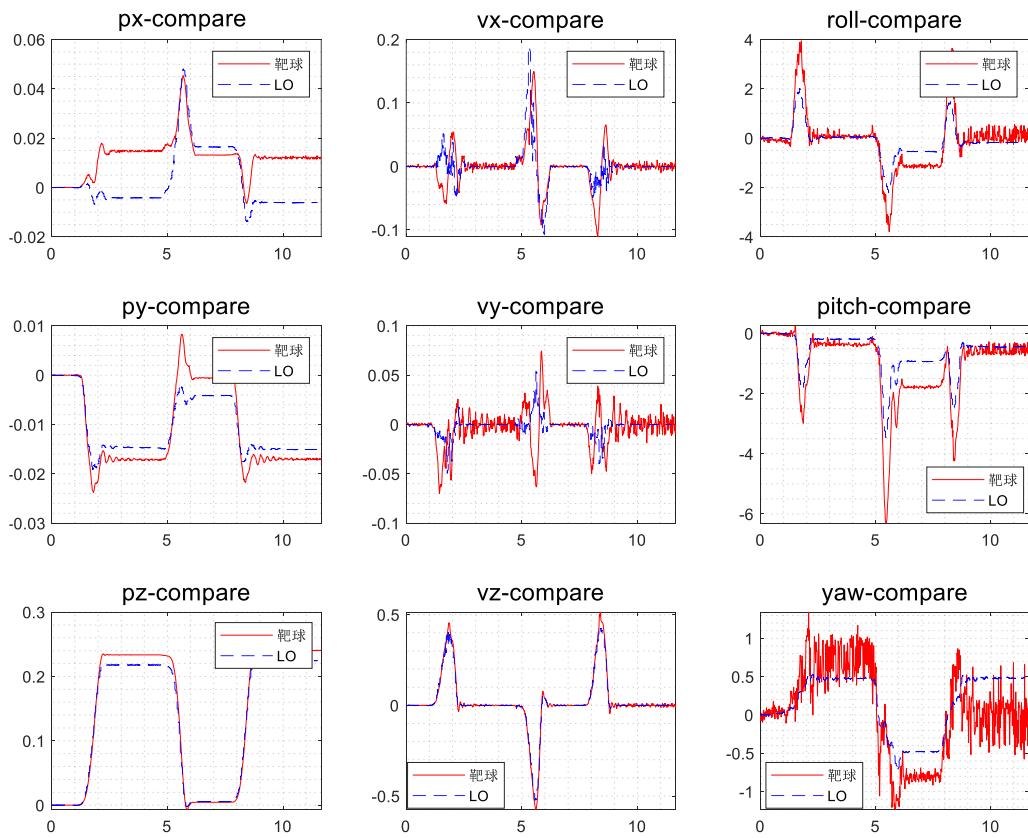


图 5-15 四足机器人 Z 方向运动数据对比

对比 2.2 节系统指标可知，该估计算法合理有效，四足全支撑运动过程中的状态参数估计能满足精度要求，但明显位置误差相对较大，需进一步优化。

#### 5.4.2 四足机器人多传感器融合定位实验及分析

采用四足机器人的爬行步态进行多传感器融合定位实验，每周期采用 1-4-2-3 的步态重心平移 0.2m。通过遥控机器人在环境中行走，验证靶球在动作捕捉系统和融合里程计下的对比定位精度。如图 5-16 为运动过程截图。

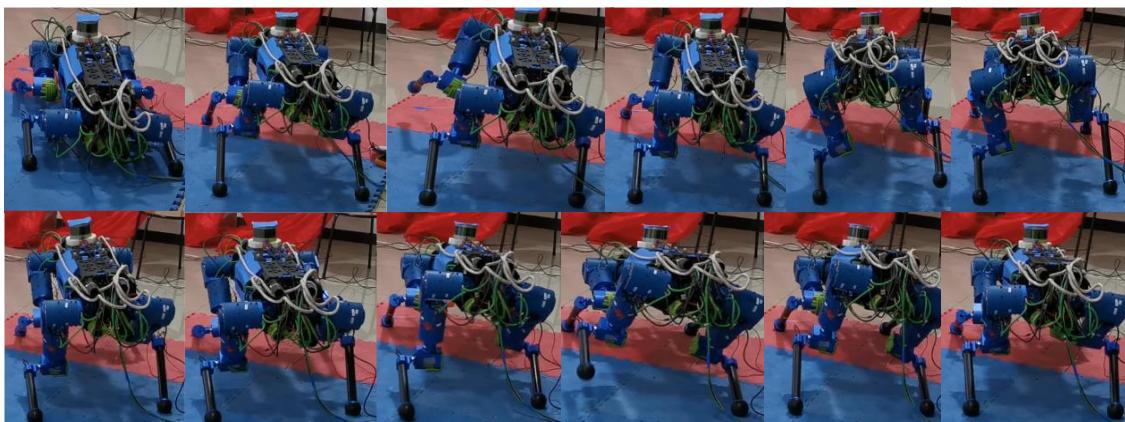


图 5-16 四足机器人运动过程

### (1) 地图构建实验

导航感知任务需要确定四足机器人运动过程中的多种环境信息，因此进行环境地图的构建。针对实时 3D 环境定位需求，进行全局稠密点云地图的构建；行走过程中需进行实时局部路径规划和落脚点判断优化等任务，需要获取八叉树地图信息进行任务分解；运行全局环境下的导航功能则需要栅格地图信息。

不同环境地图的类型分析与仿真见上文 4.2 与 4.5 节。通过调整 cartographer 3D 参数进行 3D 点云地图构建，其获得的点云相对比较稠密，所带信息多；八叉树地图通过相应八叉树插件获取，其能够进一步调整八叉树的输入输出参数，更好的存储点云信息；2D 栅格地图通过 cartographer 2D 算法获取，其所获点云边缘处理好，噪声相对小。如图 5-17 所示为最终输出的不同环境地图信息。

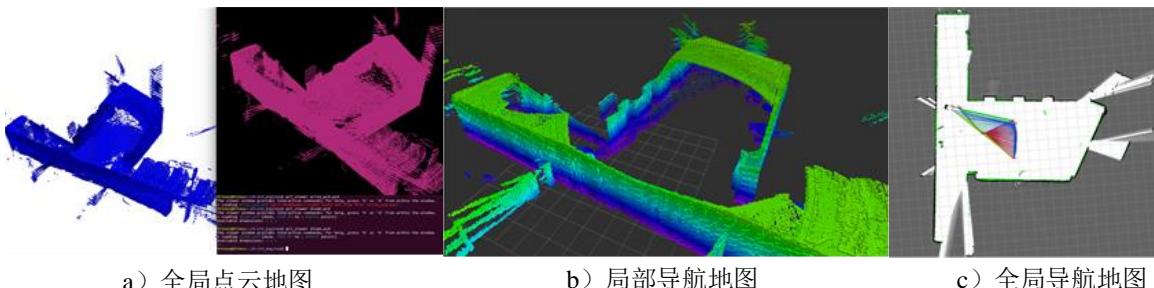


图 5-17 四足机器人地图构建

### (2) 激光定位实验

激光点云的定位方案需要输入全局地图和初始化定位数据，同时对激光点云数据需进行过滤，并通过运动估计降低点云匹配难度。全局地图通过环境构建就可以得到，运动估计则由四足机器人腿部里程计提供，因此这里主要设置初始定位和过滤优化输入的激光点云数据。

对于初始定位，其目的是获得四足机器人在构建的全局地图初始位置相对运动过程启动初始点的相对坐标。目前采取二维码定位的方法，地图建立和四足机器人运动开始时都对固定位置的同一二维码进行观测，获取对应的  $x, y, z, roll, pitch, yaw$ ，进而获取两者之间的相对传感器位置和坐标系位置。如图 5-18 为对应的初始化定位方法。

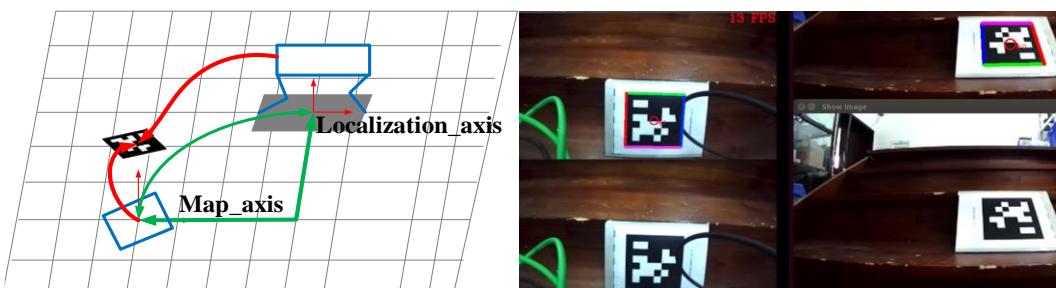


图 5-18 四足机器人初始定位方法

根据 4.3 节对激光点云进行预处理的方法，同时结合 4.5 节激光定位仿真，开展四足机器人实际运动过程中的点云过滤优化处理。如图 5-19 为对应的点云滤波处理过程。激光点云的输入数为 28934 个点，其中检测地面点为 7147 个，聚类点为 14817 个，离散点为 809 个，采用降采样将点云数限制为 13530 个，移除无穷远处点为 13530 个，最终保持 0.5m-10m 内的点云数为 11931 个。

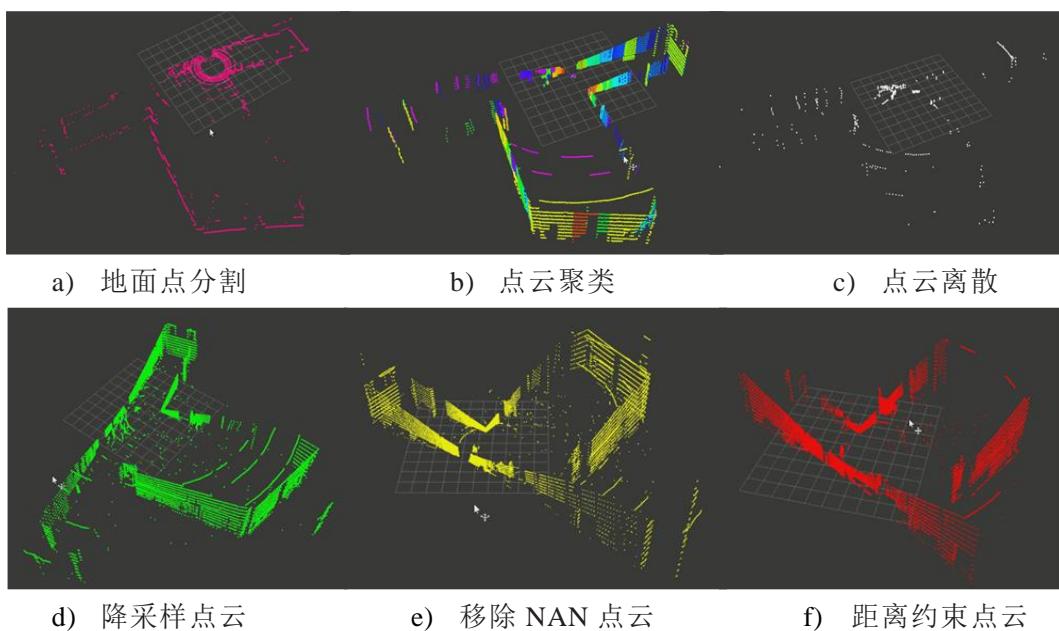


图 5-19 四足机器人激光点云预处理过程

调整设置 NDT 算法中的相关参数，实现四足机器人在环境中的精确定位。如图 5-20 所示为对应的运动学定位和激光雷达定位数据，从 Rviz 显示可以看出红色代表的运动学里程计存在较大 Z 向漂移，激光轨迹相对比较准确。

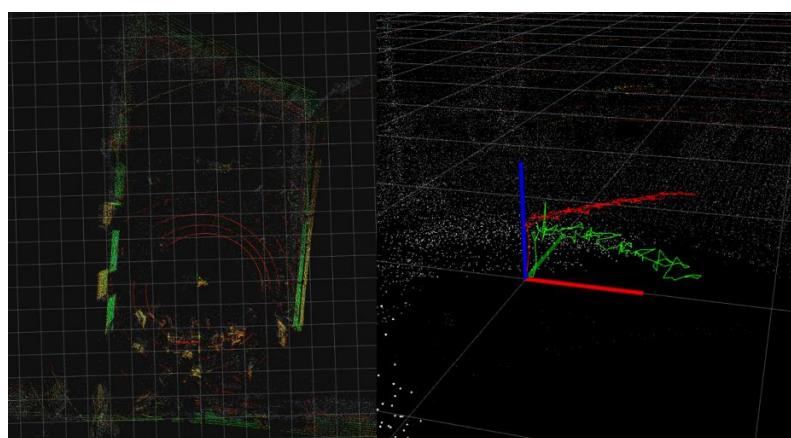


图 5-20 四足机器人激光定位结果

### (3) 多传感器融合定位实验

根据上述多种定位方法的详细描述，进一步对比不同定位算法的精度，包括 IMU 里程计、腿部里程计、滤波腿部里程计、激光里程计、融合内外传感器

的融合里程计等数据。如图 5-21 所示为四足机器人运动过程不同算法计算里程计在 Rviz 中的显示与对比。

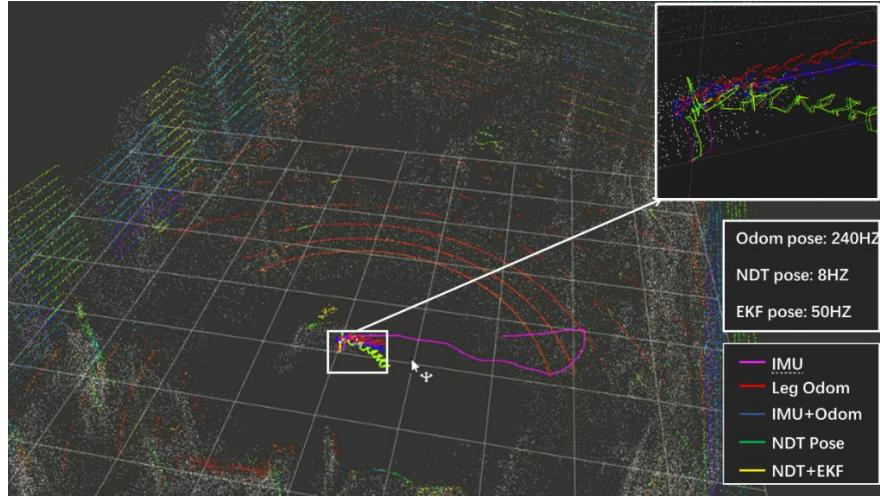


图 5-21 四足机器人定位结果显示

由于动作捕捉系统相关软件的测量数据无法转换成 ROS 格式，因此不能在 rviz 中实时显示轨迹，因此将相关里程计的数据都转换到靶球坐标系下进行进一步对比验证。相关转换公式如下：

$$\begin{aligned} \underset{\text{imu}}{\text{bar0}}\boldsymbol{T} &= \underset{\text{baselink}}{\text{bar0}}\boldsymbol{T} \cdot \underset{\text{imu}}{\text{baselink}}\boldsymbol{T}, \\ \underset{\text{laser}}{\text{bar0}}\boldsymbol{T} &= \underset{\text{bar0}}{\text{mc}}\boldsymbol{T}^{-1} \cdot \underset{\text{odom}}{\text{mc}}\boldsymbol{T} \cdot \underset{\text{map}}{\text{odom}}\boldsymbol{T} \cdot \underset{\text{laser}}{\text{map}}\boldsymbol{T} \end{aligned} \quad (5.10)$$

对比不同里程计的轨迹变化曲线和数据误差，如图 5-22 所示。

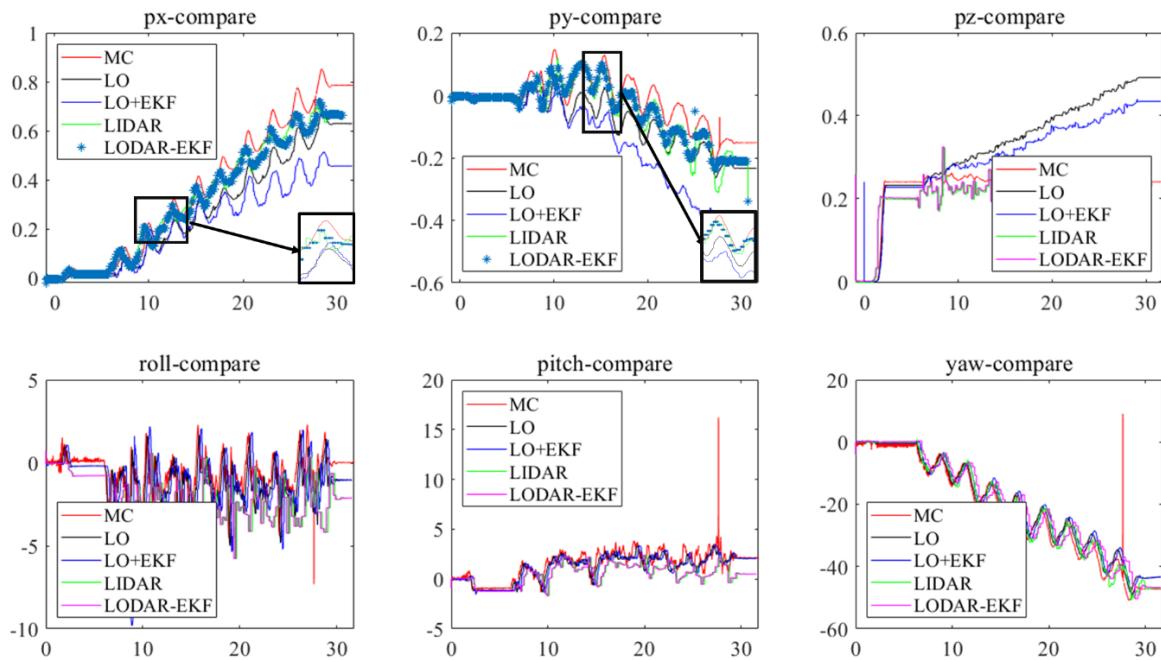


图 5-22 行走实验定位轨迹对比

进一步分析四足机器人运动过程中的位置 DDT 误差和姿态 RMSE 误差，对以上不同方法进行误差对比，测试相关误差精度，如图 5-23 所示。结果显示，位置误差最大为 5cm，角度误差小于 1°，均小于感知定位系统的性能指标需要，因此该感知定位系统能准确有效的提供状态信息。

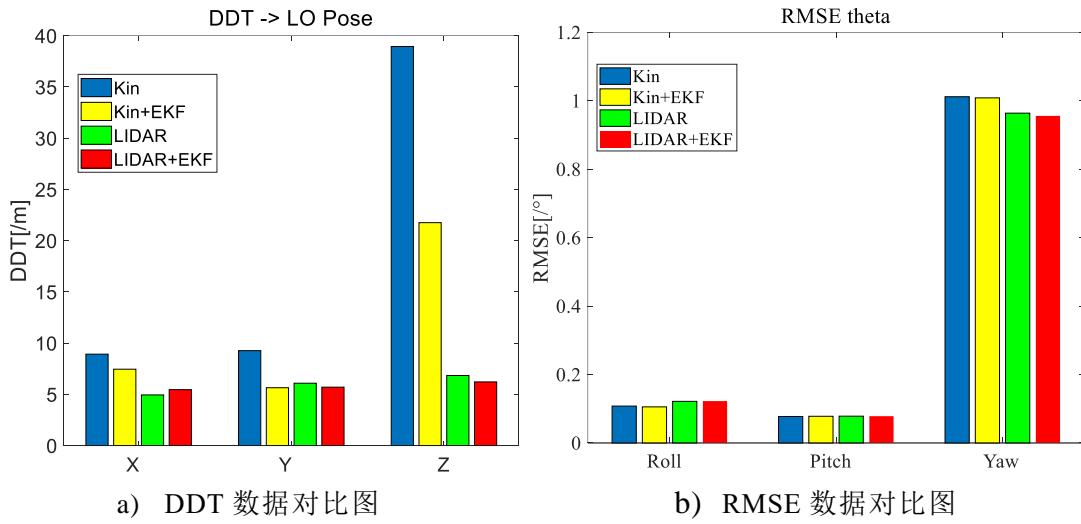


图 5-23 行走实验误差对比图

综合 4.5 节仿真实验和 5.4 节的实物实验，可以得出以下结论：

- (1) EKF 滤波能够有效融合 IMU 和四足机器人的运动学数据，腿部里程计能得到较好的状态值，因此姿态可以用 IMU 去测量提供；
- (2) 定位精度需要内外传感器的数据进行冗余保障，通过互补的数据进行 EKF 滤波融合，实现频率的提升，实现高频高精度的状态估计参数值；
- (3) 本课题估计算法在相关运动方向进行了实际验证与对比，得到较好的结果，验证算法的可行性；
- (4) 四足机器人冲击振动较剧烈，运动过程中噪声较多，同仿真相比，参数的精度存在一定程度的降低，但变化趋势基本相同，表明算法的有效性。

## 5.5 本章小结

本章针对四足机器人的不同任务，进行实际状态量算法数据验证。针对需要的误差测量引入激光跟踪仪与动作捕捉系统；针对传感器问题进行具体的传感器标定实验和传感器间坐标系标定实验；针对里程计精度问题，完成四足机器人的状态估计实验，验证基于内传感器的算法的有效性；进一步实现基于外传感器和系统融合下的状态量估计实验，最终实现高频高精度里程计。

## 结 论

本文针对四足机器人在 3D 环境中的感知与状态估计开展研究，完成了感知定位系统设计、状态量估计和多传感器融合定位等方面的研究。并搭建了四足机器人仿真系统和实验测试系统，主要研究成果如下：

(1) 分析了非结构化环境下四足机器人的作业要求及运动特点，设计了编码器、雷达、惯导等相结合的环境感知及定位系统，推导了各类传感器的测量模型并分析了测量误差，解决了系统传感器间标定问题，可实现环境的 3D 状态测量及四足机器人的自主定位。该方案具有清晰合理、高效完整的特点。

(2) 提出四足机器人内部传感器与惯性测量单元相结合的 3D 状态估计方法，并通过对各个传感器估计的结果进行融合，提高腿部里程计的精度和运动控制性能，在仿真环境进行了位置、速度和姿态的精度和性能验证。该算法实现了多种状态量估计方法，可拓展性强，能提供较准确的状态数据量。

(3) 提出了基于激光、足端力传感器、惯性测量单元和编码器等多传感器融合的非结构环境地图构建与四足机器人定位方法，解决了运动过程中状态估计参数的误差与漂移问题，最终实现了高精度高频率的全局里程计信息输出。该算法准确保障四足机器人整体系统性能。

(4) 针对四足机器人平台开展实验，通过传感器标定实验降低测量误差，利用四足机器人运动实验测试状态估计算法和多传感器融合定位算法，实验结果表明，该感知定位系统能准确有效的提供状态信息。

由于本人时间有限，且相应知识和能力还有待提高，感知定位系统未能做到尽善尽美，相关算法性能仍能提高，因此后续可从以下方面开展深入研究：

(1) 机器人的控制需要比较稳定的速度估计，但冲击会造成较大误差。因此需要进一步优化足端冲击下的速度滤波算法，可以考虑结合理论步态、落脚点规划步态和实际步态参数间的相互关系，完善该速度估计算法。

(2) 实现无力传感器下的状态估计，将力传感器收到的冲击信息转化为关节收到的力/电流信息，通过对应分类方法进行是否触地的状态分类。

(3) 针对落脚地的需求和地形特征，进一步对障碍地形进行评估和分类，实现不同地图信息的高效提取和利用。确定局部地图中落脚点特性和导航避障特性，同时对可通过的区域进行不同功能的划分，进一步提高地图信息的利用。

## 参考文献

- [1] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制理论与方法[M]. 科学出版社, 2009: 6-15.
- [2] 王天然. 机器人技术的发展[J]. 机器人, 2017, 39(4): 385-386.
- [3] Hutter M , Gehring C , Jud D , et al. ANYmal - a highly mobile and dynamic quadrupedal robot[C]. International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, Daejeon, Korea, 2016: 38-44.
- [4] Murphy M P , Saunders A , Moreira C , et al. The LittleDog robot[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(2):145-149.
- [5] C. Semini, J. Buchli, M. Frigerio, T. Boaventura, M. Focchi, E. Guglielmino, F. Cannella, N. G. Tsagarakis, and D. G. Caldwell. HyQ-A Dynamic Locomotion Research Platform[C]. In *Int.l Workshop on Bio-InspiredRobots*, Nantes, France, 2011.
- [6] 高翔. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到实践[M]. 背景: 电子工业出版社, 2017. 377-387.
- [7] <http://www.clearaf.com/blog/2014/7/21/terrifying-machinery>.
- [8] Marc Raibert, Kevin Blankespoor, Gabriel Nelson and the Big Dog Team. BigDog, the Rough Terrain Quadruped Robot[J]. The 17th World Congress of The International Federation of Automatic Control, 2008: 10822-10825.
- [9] David Wooden, Matthew Malchano, Kevin Blankespoor, Andrew Howard, Alfred A. Rizzi, and Marc Raibert. Autonomous Navigation for Big Dog. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2010 :4736-4741.
- [10] Lee D V, Biewener A A. BigDog-inspired Studies in the Locomotion of Goats and Dogs [J]. Integrative and Comparative Biology, 2011 ,51(1): 190-202.
- [11] Ma J , Susca S , Bajracharya M , et al. Robust multi-sensor, day/night 6DOF pose estimation for a dynamic legged vehicle in GPS-denied environments[C]. International Conference on Robotics and Automation(ICRA). IEEE, 2012:619-626.
- [12] Boston Dynamics. Spot [EB/OL].<https://www.bostondynamics.com/spot.html>.
- [13] Boston Dynamics. Spot-mini [EB/OL].<https://www.bostondynamics.com/spot-mini.html>.
- [14] Face-Arm. New York: IEEE Spectrum, 2016[2016-10-17]. <http://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/home-robots/boston-dynamicsspotmini>.

- [15] Hutter M. StarLETH & Co-design and control of legged robots with compliant actuation[D]. Diss.dgenössische Technische Hochschule Eth Zürich Nr, 2013: 35-43.
- [16] Hutter M, Gehring C, Jud D, et al. ANYmal - a Highly Mobile and Dynamic Quadrupedal Robot[C]. International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, Daejeon, South Korea, St Paul, MN, USA, 2016: 38-44.
- [17] Hutter M, Gehring C, Lauber A, et al. ANYmal - Toward Legged Robots for Harsh Environments[J]. Advanced Robotics, 2017, 31(17): 1-14.
- [18] Fankhauser P, Hutter M (2018) ANYmal: a unique quadruped robotconquering harsh environments[J]. Res Featur 126: 54-57.
- [19] Fankhauser, P., M. Bloesch, and M. Hutter, Probabilistic Terrain Mapping for Mobile Robots With Uncertain Localization. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018. 3(4): 3019-3026.
- [20] Bry A , Bachrach A , Roy N . State estimation for aggressive flight in GPS-denied environments using onboard sensing[J]. International Conference on Robotics and Automation, 2012:1-8.
- [21] Wensing, P.M. et al. Proprioceptive Actuator Design in the MIT Cheetah: Impact Mitigation and High-Bandwidth Physical Interaction for Dynamic Legged Robots[J]. Transactions on Robotics, IEEE 2017. 33(3): 509-522.
- [22] Camurri, M., et al. HYQ-Real-time depth and inertial fusion for local SLAM on dynamic legged robots. IEEE, 2015.
- [23] M.Camurri,S.Bazeille,D.Caldwell, and C. Semini, Real-Time Depthand Inertial Fusion for Local SLAM on Dynamic Legged Robots, International Conference on Multisensor Fusion and Integrationfor Intelligent Systems (MFI), IEEE, 2015: 259–264.
- [24] Nobili S , Camurri M , Barasuol V , et al. Heterogeneous Sensor Fusion for Accurate State Estimation of Dynamic Legged Robots[C]. Robotics Science and Systems (RSS) , Cambridge, MA, 2017.
- [25] Camurri M , Fallon M , Bazeille S , et al. Probabilistic Contact Estimation and Impact Detection for State Estimation of Quadruped Robots[J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2017, PP(99):1-1.
- [26] 姚华, 孙美娜, 姜峰. 浅析四足仿生机器人的研究现状及趋势[J]. 中国高新区, 2018(13): 16.
- [27] 陈学东, 孙翊, 贾文川. 多足步行机器人运动规划与控制[M]. 武汉:华中科技大学出版社, 2006: 28-36.
- [28] <https://www.shenzhenware.com/articles/11843>
- [29] 浙大“赤兔”机器人荣获设计展示奖[J]. 机器人技术与应用, 2017(03):17.

- [30] 朱秋国. 浅谈足式机器人的发展历史、现状与未来[J]. 杭州科技,2017(02):47-50.
- [31] 熊蓉.仿生腿足式机器人的发展—浙江大学控制学院机器人实验室熊蓉教授谈国内外腿足式机器人研究情况[J].机器人技术与应用, 2017(02):29-36.
- [32] 王纪,叶宇程,阎保定. 卡尔曼滤波在视觉伺服机器人控制中的应用[J]. 河南科技大学学报(自然科学版),2007,03:35-38+107.
- [33] Ramsey Faragher.Understanding the Basis of the Kalman Filter Via a Simple and Intuitive Derivation[J].IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE ,2012: 128-132.
- [34] 王聪伟. 基于扩展卡尔曼滤波的足式机器人运动速度估计研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2014:7-8.
- [35] 李开. 船用捷联式惯导系统在线标定方法研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2012: 10-13.
- [36] 赵思浩,陆明泉,冯振明. MEMS 惯性器件误差系数的 Allan 方差分析方法 [J].中国科学:物理学 力学 天文学, 2010: 672-675.
- [37] Allan Variance. “Noise Analysis for Gyroscopes”. In: Freescale Semiconductor Document Number: AN5087 Application Note Rev. 0 2 (2015).
- [38] Bloesch M , Hutter M , Hoepflinger M A , et al. Kinematic Batch Calibration for Legged Robots[C]. International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE 2013: 323-425.
- [39] S. Garrido-Jurado, R. Muñoz-Salinas, F.J. Madrid-Cuevas, and M.J. Marín-Jiménez. Automatic generation and detection of highly reliable ducial markers under occlusion. Pattern Recognition , 2014: 2280 – 2292.
- [40] Zhang J , Singh S . Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2):401-416.
- [41] Peter Biber. The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching[J]. International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2003: 2743–2748.
- [42] Martin Magnusson. The Three-Dimensional Normal-Distributions Transform—an Efficient Representation for Registration, Surface Analysis, and Loop Detection[D]. PhD thesis, Örebro University, Örebro Studies in Technology 36, 2009: 36-38.
- [43] Martin Magnusson, Henrik Andreasson, Andreas Nüchter, and Achim J. Lilienthal. Automatic appearance-based loop detection from 3D laser data using the normal distributions transform[J]. Journal of Field Robotics, 2009: 892–914.

- [44] I. Bogoslavskyi and C. Stachniss, Fast Range Image-based Segmentation of Sparse 3D Laser Scans for Online Operation, International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2016: 163-169.
- [45] Bogoslavskyi I , Stachniss C . Efficient Online Segmentation for Sparse 3D Laser Scans[J]. Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science(PFG), 2017:41-52.
- [46] T. Shan and B. Englot, Lego-loam: Lightweight and ground-optimizedlidar odometry and mapping on variable terrain, International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS).IEEE, 2018: 4758–4765.

## 攻读硕士学位期间发表其它成果

### 申请及已获得的专利

- [1] 徐文福, 徐克轶, 姚辰, 康鹏. 一种轮足全向运动机器人: 中国, 201711492554.8
- [2] 徐文福, 徐克轶, 姚辰, 康鹏. 一种可变形的全向运动机器人: 中国, 201711492154.7

### 比赛

- [1] ICRA 2018 -DJI RoboMaster AI Challenge, 亚军. 组织方:ICRA2018 和 DJI RoboMaster. 地点:澳大利亚布里斯班.
- [2] 2018 铁甲雄心, 全国 16 强. 组织方: 创客星球. 地点: 上海.

## 哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限

### 学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的学位论文《四足机器人非结构环境 3D 状态感知与自主定位方法研究》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读学位期间独立进行研究工作所取得成果，且学位论文中除已标注引用文献的部分外不包含他人完成或已发表的研究成果。对本学位论文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。

作者签名： 

日期：2020 年 1 月 7 日

### 学位论文使用权限

学位论文是研究生在哈尔滨工业大学攻读学位期间完成的成果，知识产权归属哈尔滨工业大学。学位论文的使用权限如下：

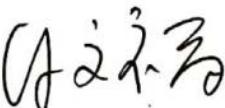
(1) 学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文，并向国家图书馆报送学位论文；(2) 学校可以将学位论文部分或全部内容编入有关数据库进行检索和提供相应阅览服务；(3) 研究生毕业后发表与此学位论文研究成果相关的学术论文和其他成果时，应征得导师同意，且第一署名单位为哈尔滨工业大学。

保密论文在保密期内遵守有关保密规定，解密后适用于此使用权限规定。

本人知悉学位论文的使用权限，并将遵守有关规定。

作者签名： 

日期：2020 年 1 月 7 日

导师签名： 

日期：2020 年 1 月 7 日

## 致 谢

逝者如斯夫，不舍昼夜。两年半的研究生生涯逐渐将要落下帷幕，回首这短暂又漫长的两年半，自己成长了很多，也学习认识到了很多东西。现在的我一路看来，研究生期间自己的成长和改变倍感欣慰的。这里首先感谢的是我的本硕母校哈工大，它教授给我专业知识，提供给我成长和锻炼的机会。

师者，所以传道-授业-解惑。感谢我的导师徐文福教授，在我学习上困惑时，在我学术上迷茫时，是他给予我帮助，为我指引方向、答疑解惑。徐老师一遍遍讲述的自己一路走来的科研经历，他在学术上的专注和钻研深深感染着自己，他是我在学术上的榜样，激励着我在学业上的不断前进与努力。

独学而无友，则孤陋而寡闻。感谢我的师兄康鹏博士在课题组的关照；感谢已毕业的徐克轶、杨宁博两位师兄对我的各种热心帮助；感谢同课题组同学王舜尧在课题上的交流讨论与分享；感谢课题组师弟杨果、王朋和徐宇峰、牟相如的协助和熬夜相伴。同时我要感谢同级的梁旭、陈鑫杰、尤开灵、张永青、郑宁靖、张恒及已毕业的严盼辉，和各位优秀的同窗“博士们”的相识很幸运也很开心。这里也还要感谢黄健、李钻、游向辉、刘心田、陈永厅、王元鹏、韩亮、闫磊、刘军涛等师兄弟们的日常帮助。同时在这里感谢我的本硕同学宋谨、李四林和他们实验室的各位小伙伴们在课题上的指教。感激之情不胜言表，祝我们友谊长存，也祝大家都有远大前程和美好未来！

谁言寸草心，报得三春晖。由衷感谢我的父母让我有幸成为他们双胞胎孩子中的一员，感谢你们竭尽全力的提供支持，给我一个温暖的家，关心鼓励着我的一路他乡求学。同时感谢我的两位哥哥，在我困顿停滞时总有你们的倾听与鼓励。也要感谢我的女朋友，希望你也能顺顺利利进入下一个人生阶段。祝我爱的人们能够健健康康，开开心心，你们是我最大的幸福和人生财富！

士不可以不弘毅，任重而道远。马上又到了下一个人生十字路口，希望自己能够追逐未曾放弃梦想的心，听从内心的召唤。就如王小波所说，“以后我要真诚地做一切事情，我要像笛卡尔一样思辨，像堂吉柯德一样攻击风车。”

最后，感谢百忙之中抽出时间的各位论文评审老师及答辩老师们，感谢你们在学术上的指导和批评指正！谢谢！