中图分类号：TP000.0 论文编号：000000000

学科分类号：000.0000 密 级：

**XX大学研究生学位论文**

**XXXXXXXX**

**（申请硕士学位）**

一级学科： **计算机科学与技术**

学科专业：**计算机科学与技术**

研究方向：**计算机视觉**

作者姓名：**李四**

校内指导教师：**张三 教授**

**2025年12月**

**Thesis Submitted to XX University for the Master’s Degree**

**XXXX and Planning of Inspection Robots.**

By

Liefeng Guo

Supervisor

XXXXX

March. 2023

**独创性声明**

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 XX大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名： 签字日期：2024年2月20日

**学位论文版权使用授权书**

本学位论文作者完全了解 XX大学 有关保留、使用学位论文的规定。特授权 XX大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编，以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复本和电子文件。

学位论文作者签名： 导师签名：

签字日期：2024年2月20日 签字日期：2024年2月20日

摘要

随着工业自动化程度的不断提高，巡检机器人在现代工业中扮演着日益重要的角色。然而，多模态融合的巡检机器人感知与规划依然面临一系列挑战和问题。本研究旨在利用多传感器解决机器人的定位、精确规划及表盘读数的问题，以满足机器人对巡检任务的需求，为改善机器人完成巡检任务提供了有力的整套方法。对此，本文开展了如下研究：

（1）设计了基于激光雷达和视觉惯性融合的SLAM：针对机器人在巡检过程中的稳健定位问题，本文中通过一种基于激光雷达和视觉惯性融合的同步定位与地图构建（SLAM）系统进行巡检机器人的建图与定位。该系统通过综合利用激光雷达、视觉和IMU传感器各自的优点以弥补单一传感器的不足，实现了高精度的机器人定位和地图构建，从而提高了巡检机器人在复杂环境中的导航能力。

（2）提出了基于融合超声传感器的精确路径规划：为了解决机器人在巡检过程中的贴边行驶和有效感知机器人周围障碍物的问题。本文引入了超声波传感器，并提出了基于超声波传感器的精确路径规划方法。通过在机器人上安装多个超声传感器，使得机器人能感知到周围环境，判断障碍物和路缘石以进行更精确地规划路径，避免出现避障过程中，因无法感知到障碍物长度盲区，在返回原先路径过程中发生碰撞的问题，通过多次实验表明，结合超声波可提高机器人的规划能力和巡检任务的效率和安全性。

（3）提出了基于深度学习的工业表盘识别方法：工业表盘识别是巡检任务中的一个关键环节。为了解决基于工业表盘上的指针和刻度线读数物理意义的问题，本文采用了深度学习技术，提出了一种基于目标检测模型和语义分割模型的工业表盘识别方法。通过目标检测模型和语义分割模型，机器人能够准确检测到工业设备上的表盘，并对表盘上的刻度线和指针进行分割，最后通过指针与刻度线的相对位置读出表盘的数值，实验结果表明，表盘的读数整体相对误差可低至0.9%，实现了对工业参数的实时监测和记录。

综上所述，本研究提出了一种多模态融合的巡检机器人感知与规划框架，解决了在巡检任务中常见的SLAM、路径规划和工业参数监测等问题。通过综合利用不同传感器和深度学习技术，本文的方法可以提高机器人巡检的效率和精度，为工业自动化提供了有力的支持。未来的研究可以进一步优化和拓展这一框架，以满足不同应用场景的需求。

关键词：点云，SLAM，巡检机器人，路径规划，计算机视觉

**Abstract**

As industrial automation continues to advance, inspection robots are playing an increasingly important role in modern industry. However, multimodal fusion in inspection robot perception and planning still faces a series of challenges and issues. This study aims to use multiple sensors to address the problems of robot positioning, precise planning, and dial reading, meeting the requirements of inspection tasks and providing a comprehensive method to improve the performance of robots in inspection tasks. To this end, the following research has been conducted:

(1) Designed a SLAM based on the fusion of Lidar and Visual-Inertial Sensing: For robust positioning of robots during inspection, this paper uses a Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) system based on the fusion of lidar and visual-inertial sensing. This system leverages the advantages of lidar, vision, and IMU sensors to compensate for the shortcomings of a single sensor, achieving high-precision robot positioning and map construction, thereby enhancing the navigation ability of inspection robots in complex environments.

(2) Proposed a precise path planning method based on the integration of ultrasonic sensors: To address the challenges of edge-following driving and effective perception of surrounding obstacles during inspection, this paper introduces ultrasonic sensors and proposes a precise path planning method based on them. By installing multiple ultrasonic sensors on the robot, it can perceive its surroundings, identify obstacles and curbs for more precise path planning, avoiding collisions due to blind spots in obstacle length during the obstacle avoidance process. Experiments show that the integration of ultrasonics can improve the planning capability, efficiency, and safety of the robot's inspection tasks.

(3) Introduced an industrial dial recognition method based on deep learning: Industrial dial recognition is a key component of inspection tasks. To address the issue of reading the physical significance of pointers and scale lines on industrial dials, this paper employs deep learning techniques and proposes an industrial dial recognition method based on object detection and semantic segmentation models. With these models, the robot can accurately detect dials on industrial equipment, segment scale lines and pointers on the dials, and then read the dial values based on the relative positions of pointers and scale lines. Experimental results show that the overall relative error of dial readings can be as low as 0.9%, achieving real-time monitoring and recording of industrial parameters.

In summary, this study proposes a multimodal fusion framework for inspection robot perception and planning, addressing common problems in inspection tasks such as SLAM, path planning, and industrial parameter monitoring. By integrating different sensors and deep learning technologies, the methods in this paper can improve the efficiency and accuracy of robot inspections, providing strong support for industrial automation. Future research could further optimize and expand this framework to meet the needs of different application scenarios.

**Key words：**Point cloud, Three dimensional reconstruction, inspection robot , Cable parameters calculation, Computer vision

目 录

[第一章 绪论 - 1 -](#_Toc153619912)

[1.1 研究的背景和意义 - 1 -](#_Toc153619913)

[1.2 国内外研究现状 - 2 -](#_Toc153619914)

[1.2.1 基于多传感器的SLAM技术研究现状 - 2 -](#_Toc153619915)

[1.2.2 移动机器人路径规划及跟踪技术研究现状 - 3 -](#_Toc153619916)

[1.2.3 工业表盘的检测及读数识别技术研究现状 - 4 -](#_Toc153619917)

[1.3 本文主要研究内容 - 5 -](#_Toc153619918)

[1.4 本文组织结构 - 6 -](#_Toc153619919)

[第二章 相关理论基础 - 9 -](#_Toc153619920)

[2.1 多传感器SLAM基础理论 - 9 -](#_Toc153619921)

[2.1.1 SLAM统一的数学模型 - 9 -](#_Toc153619922)

[2.1.2 点云配准 - 10 -](#_Toc153619923)

[2.1.3 卡尔曼滤波 - 11 -](#_Toc153619924)

[2.2 本章小结 - 12 -](#_Toc153619925)

[第三章 基于激光雷达和视觉惯性融合的SLAM系统 - 13 -](#_Toc153619926)

[3.1 系统流程框架 - 13 -](#_Toc153619927)

[3.2 IMU预积分 - 14 -](#_Toc153619928)

[3.3 激光雷达子系统 - 16 -](#_Toc153619929)

[3.3.1 点云特征提取 - 16 -](#_Toc153619930)

[3.3.2 激光点云运动补偿 - 17 -](#_Toc153619931)

[3.3.3 激光点云匹配 - 18 -](#_Toc153619932)

[3.4 视觉子系统 - 19 -](#_Toc153619933)

[3.4.1 特征点深度关联 - 19 -](#_Toc153619934)

[3.4.2 视觉残差构建 - 21 -](#_Toc153619935)

[3.5 实验与结果分析 - 21 -](#_Toc153619936)

[3.5.1 多传感器融合SLAM的三维地图构建 - 21 -](#_Toc153619937)

[3.6 本章小结 - 25 -](#_Toc153619938)

[第四章 基于融合超声传感器的精确路径规划方法 - 26 -](#_Toc153619939)

[4.1 基于Pure pursuit优化的路径跟踪算法 - 26 -](#_Toc153619940)

[4.1.1 路径跟踪算法 - 26 -](#_Toc153619941)

[4.1.2 预瞄点选择优化策略 - 27 -](#_Toc153619942)

[4.2 超声波传感器融合路径跟踪方法 - 27 -](#_Toc153619943)

[4.2.1 超声波位置及数据预处理 - 28 -](#_Toc153619944)

[4.2.2 基于超声波检测路缘石的状态的贴边策略 - 30 -](#_Toc153619945)

[4.2.3 基于超声波的局部规划的优化 - 31 -](#_Toc153619946)

[4.3 实验与结果分析 - 32 -](#_Toc153619947)

[4.3.1 超声波预处理实验 - 32 -](#_Toc153619948)

[4.3.2 超声波融合路径跟踪贴边实验 - 33 -](#_Toc153619949)

[4.3.3 超声波融合局部规划实验 - 35 -](#_Toc153619950)

[4.4 本章小结 - 36 -](#_Toc153619951)

[第五章 基于深度学习的工业表盘识别方法 - 38 -](#_Toc153619952)

[5.1 工业表盘的检测及指针分割 - 38 -](#_Toc153619953)

[5.1.1 基于YOLOv5的工业表盘检测 - 39 -](#_Toc153619954)

[5.1.2 基于U2-Net的表盘分割 - 40 -](#_Toc153619955)

[5.2 工业表盘读数识别 - 42 -](#_Toc153619956)

[5.2.1 图像预处理 - 42 -](#_Toc153619957)

[5.2.2 基于传统方法的读数识别 - 43 -](#_Toc153619958)

[5.3 工业表盘读数实验及分析 - 45 -](#_Toc153619959)

[5.3.1 实验平台及评价指标 - 45 -](#_Toc153619960)

[5.3.2 基于YOLOv5网络的表盘检测实验结果与分析 - 46 -](#_Toc153619961)

[5.3.3 基于U2-Net网络的语义分割实验结果与分析 - 48 -](#_Toc153619962)

[5.3.4 工业表盘读数识别实验结果与分析 - 49 -](#_Toc153619963)

[第六章 结论与展望 - 51 -](#_Toc153619964)

[6.1 结论 - 51 -](#_Toc153619965)

[6.2 未来展望 - 52 -](#_Toc153619966)

[参考文献 - 53 -](#_Toc153619967)

[在学期间取得的科研成果和科研情况说明 - 58 -](#_Toc153619968)

[致 谢 - 59 -](#_Toc153619969)

# 绪论

## 研究的背景和意义

随着工业自动化的持续进步，机器人在工业巡检中的角色越发凸显。传统的巡检方式主要依赖人工，其固有的局限性如效率问题、安全风险以及数据一致性问题，成为了提高工业生产效率和安全性的瓶颈。工业环境的复杂性，涵盖了众多设备、材料和工作条件，进一步增加了机器人在多变场景中执行巡检任务的挑战。如图 1.1 所示，是一个常见的工业巡检机器人模型。

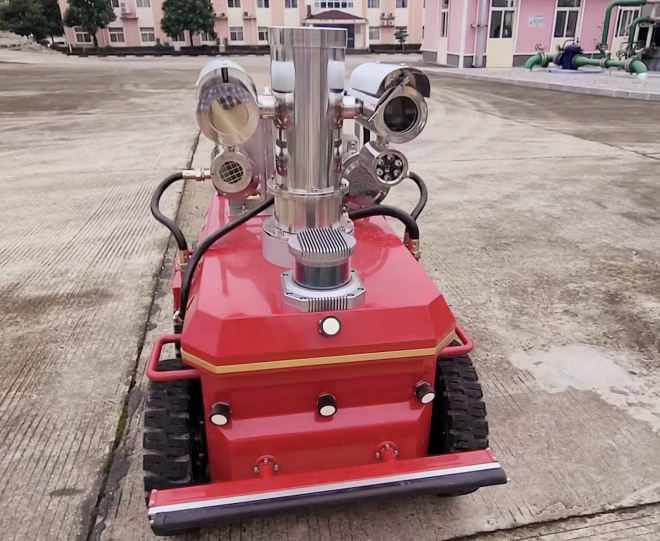


图1.1 巡检机器人的模型图

多模态融合的机器人感知与规划面临的挑战并不少见。在环境感知方面，单一传感器在某些场景容易出现传感器数据的噪声、不确定性导致机器人在多变环境中的定位和导航存在困难。路径规划不仅要考虑高精度的导航需求，还需考虑工业设备间的空间限制，使得规划过程更为复杂。此外，对于工业设备的细微差异和参数复杂性，机器人需要具备高度智能化的识别与监测能力。

本研究旨在针对上述挑战提供综合性的技术方案。通过激光雷达与视觉惯性数据的融合，能有效增强机器人在复杂工业场景的环境感知及导航能力。利用SLAM定位系统结合超声传感器，能确保在狭小的工业空间内实现高精度路径规划。而深度学习为基础的工业表盘识别方法，则为机器人提供了识别并读取各类工业参数的能力，进而实现对工业设备的智能监测。

总的来说，该研究对于工业自动化领域具有深远的价值。通过提升机器人[1]巡检的效率和精确性，不仅能减少人工巡检中的潜在风险，而且能促进生产效率的提高。这有助于进一步优化工业生产的质量和可靠性，并为降低生产成本提供可能[2-5]。此研究所构建的方法为机器人在各种工业环境中的巡检任务提供了通用性的技术支撑，展现了广泛的应用潜力。

## 国内外研究现状

多模态融合的巡检机器人感知与规划主要包括多传感器的SLAM定位与建图算法，路径规划及运动控制和工业表盘的检测分割及读数。所以，本节主要从多传感器SLAM、路径的规划及跟踪和目标检测这三个领域的研究情况进行讨论。

### 基于多传感器的SLAM技术研究现状

SLAM[6-7]主要包括前端和后端[8]，其中前端[9]主要包括：从传感器接收到的数据进行过滤以及关联数据的联系。首先，前端大致流程[10]，提取数据中明显的特征（比如图像中的特征点），然后在数据中找到特征的关联，包括有短时间内的数据关联（如视觉SLAM中前后帧及局部地图的特征跟踪），以及长时间的数据关联（如闭关检测）。将数据经过前端处理后，可以建立起关于自身位姿与建图的数学模型，通常被定义为一个最大后验估计（Maximum A Posteriori，MAP）问题，该问题将会在后端进行求解，通常可以将问题转化为最小二乘问题，而最小二乘问题可以使用非线性优化的一些方法求解，如Gauss-Newton, DogLeg, Levernberg-Marquardt等[11]。后端主要是求解状态量的估计，将前端得到的观测值进行建模，通过一系列数学方法（如构建最小二乘问题、卡尔曼滤波器(Kalman Filter[12])等）。卡尔曼滤波器是一种递推预测的算法，还推导出扩展卡尔曼滤波器（Extended Kalman Filter,EKF）。在基于EKF的SLAM[13-14]方法中，以高斯分布的形式来表示机器人自身位姿和路标等，并且其在求解速度和精度的表现良好和被广泛使用，使得EKF成为了早期SLAM求解方法的主流。此外，SLAM陆续出现了一些基于无迹卡尔曼滤波，扩展信息滤波器，粒子滤波器的方法。

2007年，Andrew Davision等提出了能实时运行的单目视觉SLAM系统MonoSLAM[13-14]，实现了可小范围内精确的6DoF（Degrees of Freedom, 自由度）位姿估计和稀疏建图。同年，Klein等人提出了PTAM[15]定位与建图系统，将视觉特征的跟踪和建图分为了两个并行的线程，视觉特征跟踪线程主要负责提取特征点和跟踪。建图线程主要负责关键帧的选择、视觉特征优化和增删等。2014年，Forster等[16-18]人提出了半直接单目视觉里程计（Semi-Direct Monocular Visual Odometry，SVO）优化像素的光度误差。通过贝叶斯估计融合多个时刻的深度测量值，以逐渐减少深度估计的不确定性。2015年Raul等[19]人延续了PTAM的思路，提出了ORB-SLAM系统，该系统主要包括视觉特征跟踪，局部地图构建，闭环检测和优化三个线程，具有良好的鲁棒性和广泛性使用。在闭环线程中，基于词袋模型（Bag of Words）的DBoW2算法[20]进行闭环检测，同时结合位姿图优化来完善全局地图。2019年，Shen Shaojie团队[21]提出并开源了一套视觉与imu融合的定位算法（Visual Inertial Navigation System，VINS）。引入imu后，可以大大提高SLAM系统的鲁棒性。

近年来，基于激光雷达（Light Detection And Ranging，LiDAR）的SLAM算法也获得了许多进展。2014年，Ji Zhang等人[22]提出了一个鲁棒低漂移的激光雷达算法LOAM，主要是通过计算特征的曲率来区分其中的边特征和面特征，使得能够更好的进行特征匹配，从而提高算法的鲁棒性。由于LOAM算法的特色表现，随后出了许多基于LOAM开发的系统，如融合了视觉、imu的V-LOAM[23]，将三种传感器融合到系统中，结合各个传感器的优点，使得V-LOAM 能够适应在运动激烈的场景中。2018年，Tixiao Shan 等人基于LOAM提出了一个轻量级，能提供机器人实时的6DoF位姿估计的算法Lego-LOAM[24]。2020年，Shan等人在Lego-LOAM基础上提出了LIO-SAM[25]，添加了IMU预积分因子和GPS因子。作者使用帧-局部地图匹配代替了LOAM的帧-全局地图匹配，从而提高了帧图匹配的效率。

### 1.2.2 移动机器人路径规划及跟踪技术研究现状

在机器人研究领域，路径规划及跟踪技术是实现移动机器人自主导航的核心组成部分[26]。这涉及到从机器人的当前位置导航至目标位置的过程中，如何有效地规避障碍物，同时考虑机器人的动力学和运动约束。本节将从路径规划和路径跟踪这两个关键部分的研究现状进行介绍。

路径规划的目的是确定机器人在复杂环境中的最佳移动路径[27]，以满足多个关键要求。首先，碰撞避免是路径规划的首要考虑因素。确保机器人在移动过程中不与障碍物碰撞，以维护任务的安全性至关重要。其次，路径规划需要寻找最短路径，以降低导航的时间和能源消耗。同时，考虑机器人的动力学约束，以确保规划的路径可以由机器人实际执行。最后，路径规划还需要具备动态环境适应性，能够适应动态环境中的变化，例如移动障碍物或临时障碍[28-30]。

目前，路径规划方法可分为全局路径规划和局部路径规划两大类。全局路径规划方法通常基于地图信息，如地图搜索算法的A\*算法[31]或采用采样点的RRT算法[32]来搜索整个导航路径。局部路径规划方法则在全局规划的基础上，根据机器人的当前状态和周围环境实时调整路径，以避免碰撞。

A\*算法[31]作为一种经典的全局路径规划方法，一直备受研究者们的关注。其核心思想是通过综合考虑启发式评估函数和实际路径代价，以搜索最优路径。除了传统的A\*算法，研究者们提出了多种A\*算法的改进和变种，以适应不同导航场景的需求。其中，由Anthony Stentz提出的D\*算法[33]，该算法可以增量式地重新规划路径,适用于环境变化的情况。D\*算法相比A\*算法的主要改进是利用了上一次搜索结果,在环境发生变化时只重新规划局部的受影响区域,而不是从头开始全局搜索,这样可以大幅提高重新规划的效率。MHawa等研究者开发了Light-assisted A\*算法[34]，相对于传统A\*算法更加灵活。该算法能够更快地扩展搜索树，特别适用于具有复杂形态的路径，而不需要大量的网络拓扑结构。此改进在多种导航场景中取得了显著的效果。

当前，巡检机器人的动态避障领域主要采用DWA[35]（Dynamic Window Approach）算法。这种算法已经成为ROS和ROS2导航包中的核心组件。在最近几年，众多科研人员对DWA算法进行了深入的研究和优化。L Chang[36]等人则提出了一种基于Q-learning的DWA算法的改进版本。此外，2020年，AK Kashyap等人结合了DWA算法和基于TLBO（Teaching-Learning-Based Optimization）技术的混合方法[37]，并成功应用于NAO人形机器人的导航系统。DWA算法以其卓越的实时性表现脱颖而出，即便在有限的计算资源下，也能够确保局部路径规划的可靠性和稳定性。这一算法已经成为移动机器人领域中应用广泛的核心局部路径规划方法。

### 1.2.3 工业表盘的检测及读数识别技术研究现状

工业表盘的检测及读数作为巡检机器人任务的最后一道环节，在机器人学和深度学习的不断发展中，越来越多的工程师开始关注对工业表盘进行读数操作。工业表盘主要分为两种类型：数值表盘和指针表盘。数值表盘可以直接读取数值，而指针表盘则需要先观察刻度线的量程，然后根据指针与刻度线的相对位置来获取准确的数值信息。在实际的工业应用中，指针表盘占据主导地位，因此，本文主要着眼于通过深度学习与传统方法的结合，以更准确地读取表盘中指针的物理意义。

在工业表盘读数的研究现状方面，主要集中在目标检测、语义分割和传统方法这三个领域。其中，目标检测技术着重于对表盘的准确识别。这一领域的重大进展包括Girshick等人提出的RCNN[38]和Fast RCNN算法[39]。这些方法的核心在于首先利用网络生成初步的候选区域，随后对这些区域进行精确的分类和定位。虽然这些算法在检测精度上表现出色，但它们在区域选择上仍然依赖于计算成本较高的选择性搜索算法，这限制了它们的速度和效率。

为了解决这一问题，Ren等人提出了Faster RCNN算法[40]。该算法的创新之处在于使用区域建议网络（Region Proposal Network, RPN）来替代Fast RCNN中的选择性搜索算法。Faster RCNN利用从特征提取网络中获得的特征来进行区域选择，显著降低了计算成本，并提高了候选区域生成的速度。这一改进不仅加速了处理过程，还提高了工业表盘读数系统的整体性能。为进一步提升检测效率，Joseph等人做出了显著的贡献。他们推翻了传统的区域选择方法，转而直接使用网络提取的特征来预测目标的位置和类别[45]。这一创新导致了一阶段目标检测算法的诞生，即YOLOv1[41]至YOLOv3[42]。这些算法在极大提高检测速度的同时，也简化了整个检测流程。然而，这些方法在预测过程中产生了大量的候选框，需要通过后续处理来优化结果。

为了克服这个限制，Zhou等人提出了CenterNet模型[43-44]，这是一种无需候选框的检测方法。CenterNet通过省去耗时的非极大值抑制（NMS）后处理操作，进一步提高了检测算法的性能。

工业表盘检测过程中，存在一图多表和模糊的情况，需要模型有优秀的特征提取能力及预测能力，另外需要模型具有很及时的实时性。对比如今主流的检测模型，如DETR、Faster R-CNN、EfficientDet时发现，DETR由于其较大的模型大小和复杂的计算需求，DETR在实时应用中的性能可能不如一些更轻量级的模型，Faster R-CNN 采用了区域建议网络（RPN）来生成潜在的物体候选区域，这增加了模型的计算复杂度。因此，与某些更轻量级的检测模型相比，它在处理速度上可能较慢。虽然EfficientDet在通用物体检测任务中表现良好，但对于一些特定的应用场景（如非常小的对象检测或极端天气条件下的检测），其性能可能不如专门为这些任务设计的模型。YOLOv5网络是目前目标检测网络的可圈可点的模型，具有速度快、精度高的特点，而且能够满足多种场景。由于检测工业表盘的系统对实时性的要求比较高，以及对鲁棒性要求较高。因此，本文所采用的检测模型为YOLOv5，对不同版本的YOLOv5进行比较，为满足网络的实时性和检测精度，选择两者兼顾中庸之道的YOLOv5s。

## 1.3 本文主要研究内容

1. 结合上述研究现状并考虑到巡检机器人各个模块目前存在的问题，本文主要解决巡检机器人在巡检过程中遇到的困难，以XXX，论文的主要工作分为三个部分：基于多传感器融合的SLAM建图与定位系统；基于融合超声波的精确路径规划；基于深度学习的工业表盘识别方法。具体研究内容包括：

## 1.4 本文组织结构

本文的围绕多模态融合的巡检机器人的感知规划进行展开分析，针对巡检机器人设计了整体方案，实现对工业园区进行巡检查表，主要对巡检机器人的多传感器融合的SLAM系统、超声波辅助的路径规划、检测与表盘读数等领域进行研究。本文的章节安排如下图1.2所示：

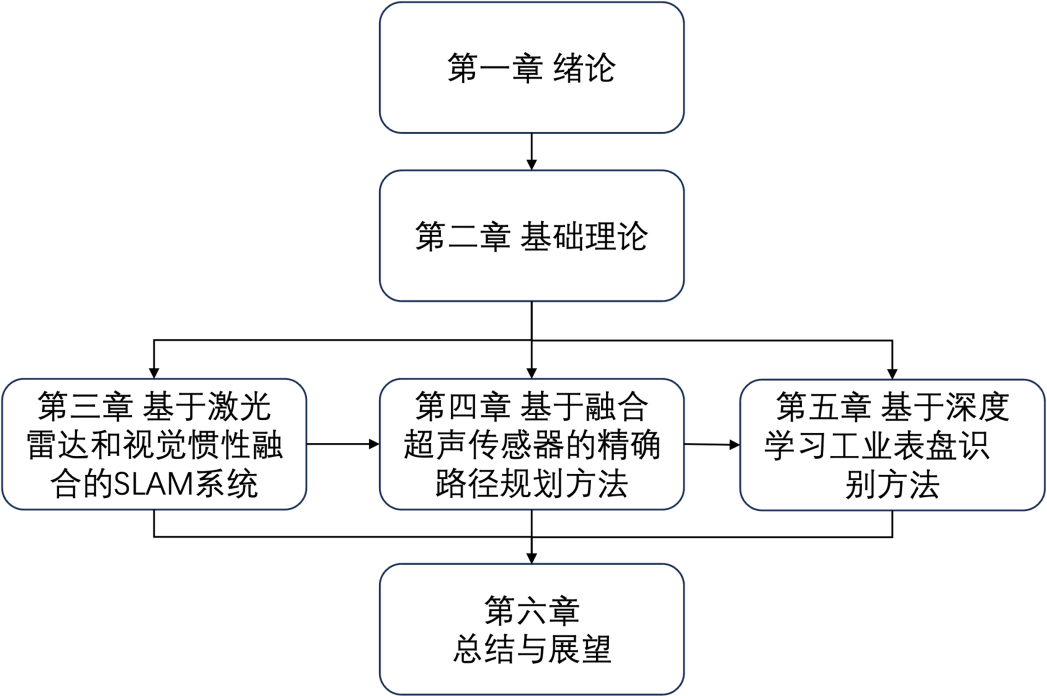


图1.2 论文章节关系图

第一章为绪论，介绍本文的研究背景及意义，首先介绍巡检机器人的重要性，以及讨论巡检机器人在定位、规划、感知存在的问题，并分析目前多传感器融合SLAM 、路径规划及跟踪和表盘的检测及读数识别的存在的问题。然后，针对本文的研究工作，从三个方面分别介绍了基于多传感器的SLAM技术研究现状、移动机器人路径规划及跟踪、工业表盘的检测及读数识别。最后，阐述了本文的研究内容以及对应的创新点。

第二章为相关理论基础，介绍了巡检机器人在多传感器SLAM的基础理论，主要先讲述了SLAM统一的数学模型，然后介绍了点云配准技术、卡尔曼滤波算法。

第三章为基于激光雷达和视觉惯性融合的SLAM系统，首先会介绍了整个系统的流程框架，主要通过激光雷达、相机、IMU传感器进行定位告诉机器人在哪里，接着介绍IMU预积分，IMU可以有效防止其他传感器出现场景退化时出现定位失败，然后介绍激光雷达子系统，主要先介绍了点云特征的提取、点云的运动补偿、以及点云的匹配为系统提供相应的残差部分，下一步介绍视觉子系统，先讲述了特征点的深度关联，还有介绍视觉残差如何构造。最后进行实验验证本文采用的算法的可靠性。

第四章为基于融合超声传感器的精确路径规划，主要介绍了巡检机器人的路径跟踪算法以及改进方法，接着介绍了超声波的安装位置以及数据预处理，过滤不稳定的数值，然后利用超声波传感器进行检测路缘石进行贴边行驶以及优化超声波的局部规划算法。最后进行了贴边行驶实验和局部规划实验验证了本文算法的可行性。

第五章为基于深度学习的工业表盘识别方法，主要介绍了机器人巡检过程中对表盘识别读数的方法，首先介绍了利用YOLOv5模型对表盘进行检测，然后再通过U2-net模型对表盘上的指针和刻度线进行分割，接着设计一套方法依据刻度线和指针的相对位置读出表盘的数值。最后通过实验证明了文中算法的可行性。

第六章:总结与展望。对全文进行总结。梳理本文针对多传感器融合的SLAM系统、融合超声波传感器的精确路径规划和基于深度学习的工业表盘识别方法的主要工作，并展望未来研究方向。

# 相关理论基础

## 2.1 多传感器SLAM基础理论

### SLAM统一的数学模型

同步定位与地图构建（Simultaneous Localization and Mapping，SLAM）是一种在机器人和自动驾驶领域广泛应用的技术[46]，其核心目标是在一个未知环境中，通过传感器获得的数据，同时确定机器人的轨迹并构建环境的地图。多传感器SLAM则利用来自多个传感器的数据，通过融合不同类型传感器的信息，以期获得更为精准且鲁棒的定位和建图结果。在标准的SLAM框架中，我们常将问题的核心分解为两个主要的数学模型[47]：运动模型和观测模型。

运动模型描述了在已知机器人或智能体在时刻的状态和控制输入的前提下，其在时刻状态的预测。在离散时间框架下，运动模型可以通过如下公式（2.1）表示：

其中， 表示时刻下的状态，代表在时间间隔，内施加的控制输入，函数描述了状态的演变过程，而 描述了由于各种因素产生的预测误差或者噪声。

观测模型 则关注于如何通过当前的状态以及环境特征位置生成观测数据。若假设地图由一系列特征 构成，并且在时刻 观测到特征 , 则观测模型可以表述为：

这里， 是机器人在时刻观测到的与特征 相关的数据，函数 解释了从当前状态和地图特征到观测数据的映射关系，而 代表观测过程中的噪声或误差。

在实际的SLAM问题解决过程中，通常借助这两个模型在已知控制输入和观测数据的条件下，求解整个轨迹 和地图 的最优估计。这一过程通常可表述为一个最大后验概率（MAP）问题：

其中，表示一系列观测数据，表示一系列控制输入。

本节简要介绍了SLAM的基本数学模型，包括了核心的运动模型和观测模型，为后续更加深入的算法探讨和多传感器数据融合方法的研究奠定基础。

### 点云配准

点云配准在多个领域有着广泛应用，例如计算机视觉、机器人学和医学图像处理等。常用的点云配准算法有：ICP[48]（Iterative Closest Point）算法、NDT[49]（Normal Distributions Transform）算法、GICP[50]（Generalized-ICP）算法、Fast Global Registration[51]等。

特别地，ICP算法是点云配准中最经典的一种方法。它通过迭代地估计点之间的关联关系和调整点云的位置来逐步减小点云间的距离，直至收敛到一个局部最优解。ICP的核心在于交替进行“寻找最近点”和“最小化点对之间的距离”这两个步骤，而如何有效并准确地进行这两步是算法效率和精度的关键。关于ICP的更详细分析和变种将在后续部分进行深入的探讨。

点云配准是一个在三维空间中寻找两个或多个点云之间的最优几何变换，以便最大限度地减小它们之间的差异的过程。给定两个点云和，其中，点云配准的目标就是找到一个最优的刚体变换（一个旋转矩阵和一个平移向量），使得配准后的点云和之间的距离度量最小。

这个距离度量通常用以下代价函数描述，这里以欧式距离为例：

其中表示与最近的点的映射，并且和 是需要寻找的最优刚体变换参数。

正态分布变换（NDT）是一种点云配准方法，NDT 算法的基本思想是，首先对待配准点云进行栅格化处理，将其划分为指定大小的网格。与直接在点云上进行操作不同，NDT为每个网格通过正态分布的方式，构建其概率分布函数。给定一个网格内的点云集合，其中每个点为三维空间中的一个坐标。每个网格中所有点云的均值 和协方差矩阵 可以由以下方式(2.6),(2.7)计算：

其中， 是网格中所有点云的点数。

配准的目标是找到一个刚体变换 。通过优化，目的是使得源点云的概率密度分布达到最大，从而实现两个点云之间的最佳匹配。这通常通过最小化以下目标函数完成：

其中，是源点云中经过刚体变换 的点。

使用NDT进行点云配准时，会依据上述方法重复计算目标函数，并使用例如牛顿法或梯度下降法的优化方法进行求解。

### 卡尔曼滤波

在自动驾驶和机器人导航系统中，状态估计是至关重要的环节，卡尔曼滤波（Kalman Filter, KF）[52]提供了一种优雅的数学方法来连续地估计系统的状态，尤其是在面对有噪声的数据时。KF的基本概念是通过线性系统的动态模型和观测模型，使用一组数学方程来估计过程的状态，同时最小化估计误差。系统的状态方程可以描述为：

其中，表示在时刻 的状态， 是状态转移矩阵， 是控制输入矩阵， 是控制输入， 是过程噪声。

观测模型被表达为：

这里，是在时刻 的观测量， 是观测矩阵，而 是观测噪声。

在预测步骤中，系统状态和误差协方差的估计由以下方程给出：

其中：是预测误差协方差矩阵，表示预测状态的不确定性。

在更新步骤中，卡尔曼增益（记作） 用于平衡预测状态和观测之间的权重。其定义如下：

其中： 是卡尔曼增益矩阵，决定了在估计更新时，新观测的权重。是观测噪声协方差矩阵，表示观测中的不确定性。

卡尔曼增益是一个优化问题的解，它使得后验误差协方差最小。在每一步更新中，卡尔曼滤波器根据新观测调整状态估计，并更新误差协方差。

更新步骤中状态的估计和误差协方差的更新由以下方程给出：

这里， 是更新后的状态估计，是更新后的误差协方差，是在时刻的观测向量。

卡尔曼滤波器的设计巧妙地利用了马尔可夫性质，即系统的当前状态仅由上一状态决定，而与更早的历史状态无关。这种性质保证了卡尔曼滤波器在进行状态估计时具有递归特性，仅需利用上一时间步的预测和更新结果，而无需回溯整个系统的观测历史。这种基于马尔可夫假设的递归处理使得卡尔曼滤波器尤其适用于实时和在线系统，因为它可以即时处理连续到来的数据，而不会因为数据量的增加而显著增加计算负担。

## 本章小结

本章重点阐述了巡检机器人在多传感器SLAM领域的基础理论。首先，对SLAM统一的数学模型进行了详细讲解，为后续内容提供了理论基础。随后，介绍了点云配准技术和卡尔曼滤波算法，这两者在多传感器融合SLAM中发挥了关键作用，有助于提高定位和建图的准确性。

## 未来展望

本文围绕着多模态融合的巡检机器人感知与规划展开工作，实现了巡检机器人完成巡检以及对工业园区的表盘进行检查，虽本文中的方法能满足基本需求，但文中所描述的方法仍有许多可改进的空间，个人认为可以从以下几方面进一步展开工作，具体如下：

未来的研究可进一步深化多模态感知与规划的融合，探索更多先进传感器（如毫米波雷达、红外传感器等）的整合，以提升机器人在各种复杂环境下的感知精度和鲁棒性。此外，可以考虑引入更高级的融合算法，如NeRF等，以更全面地理解机器人周围环境。

自主学习与优化算法的引入。未来研究可探讨在机器人感知与规划中引入自主学习和优化算法。通过机器学习技术，机器人可以从实际运动中不断学习，适应不同环境的变化。此外，优化算法的引入可以提高路径规划的效率，使机器人在执行任务时更加智能、灵活。

人机协同与智能交互：。研究人机协同系统，进一步改善机器人与人类操作员之间的交互体验，提高机器人在协作任务中的适应性。探索自然语言处理、手势识别等技术，促进更智能、直观的人机交互。

深度学习在感知与识别领域的应用： 将深度学习应用于更广泛的感知与识别任务，包括目标检测、环境理解和语义分割等。进一步优化深度学习模型，提高其在复杂工业场景下的泛化能力，同时研究在有限数据集条件下的迁移学习和增强学习方法。

# 参考文献

1. 胡春旭. ROS 机器人开发实践M . 北京: 机械工业出版社 2018:78.
2. 张贵峰,张志强,沈锋.变电站巡检机器人现状与发展综述[J].云南电力技术, 2022, 50(06):2-8.
3. 鲁锦涛,王庆,董元帅,等.基于激光雷达巡检机器人的变电站三维地图构建[J].传感 器与微系统,2021,40(02):44-46.
4. 郑颖霞.基于视觉感知的智能巡检机器人全局避障路径规划[J].自动化应用, 2021(03):167-168.
5. 韩耀廷,赵志梅,郝晓宇,等.变电站巡检机器人路径规划智能算法优化[J].内蒙古电 力技术, 2021, 39(06):58-61.
6. Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous loca-lization and mapping: towards the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32 (6): 1309-1332.
7. Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. MIT Press, 2005: 245-266.
8. Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
9. 左星星.面向鲁棒和智能化的多源融合SLAM技术研究[D].浙江大学,2021.DOI:10.27461/d.cnki.gzjdx.2021.001206
10. 余兆鸿. 基于激光视觉惯性耦合的 SLAM 系统研究[D].哈尔滨工业大 学,2020.
11. Leutenegger S, Furgale P, Rabaud V, et al. Keyframe-based visual-inertial slam using nonlinear optimization[C]. Robotics: Science and Systems (RSS), 2013: 1-8.
12. Mourikis A I, Roumeliotis S I. A multi-state constraint kalman filter for vision-aided inertial navigation [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2007: 3565-3572.
13. Davison A J. Real-time simultaneous localisation and mapping with a single camera [C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2003: 1403-1410.
14. Davison A J, Reid I D, Molton N D, et al. Monoslam: real-time single camera slam[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (6): 1052 -1067.
15. Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping on a camera phone[C]. IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), 2009: 83-86.
16. Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[C]. Euro-pean Conference on Computer Vision (ECCV), 2006: 430-443.
17. Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32 (1): 105-119.
18. Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. Svo: fast semi-direct monocular visual odome-try[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2014: 15-22.
19. Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardos J D. Orb-slam: a versatile and accurate monoc-ular slam system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31 (5): 1147-1163.
20. Galvez-Lopez D, Tardos J D. Bags of binary words for fast place recognition in image sequences[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28 (5): 1188-1197.
21. Qin T, Li P, Shen S. Vins-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34 (4): 1004-1020.
22. J. Zhang and S. Singh, “Loam: Lidar odometry and mapping in real-time.” in Robotics: Science and Systems, vol. 2, no. 9, 2014.
23. Zhang J, Singh S. Visual-lidar odometry and mapping: Low-drift, robust, and fast[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2015: 2174-2181.
24. T. Shan and B. Englot, “Lego-loam: Lightweight and groundoptimized lidar odometry and mapping on variable terrain,” in 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018, pp. 4758–4765.
25. Shan T, Englot B, Meyers D, et al. Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]//2020 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS). IEEE, 2020: 5135-5142.
26. 王铭艺, 贺利乐, 李育,等. 多传感器信息融合的移动机器人定位算法研 究[J]. 测试科学与仪器, 2020,11(2):152-160.
27. 李杨. 基于 ROS 的室内全向自主导航机器人研究[D]. 中国矿业大学,2020.
28. 黄山，吴振升，任志刚等. 电力智能巡检机器人研究综述[J]. 电测与仪表，2020，57(2): 26-38.
29. 王致，马力，洪永健等. 基于电力巡检机器人巡视系统的设备故障诊断研究[J]. 自动 化与仪器仪表，2019，(1):68-71.
30. 肖佳,杨微,张志威.基于图像识别技术的机器人移动中障碍物定位研究[J].自动化与 仪表, 2022, 37(12):34-38.
31. Min H, Xiong X, Wang P, et al. Autonomous driving path planning algorithm based on improved A\* algorithm in unstructured environment[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 235(2): 129-145.
32. Silva C, Tonidandel F. DVG+A\* and RRT Path-Planners: A Comparison in a Highly Dynamic Environment[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 101(3): 33- 39.
33. Stentz A. The focussed d^\* algorithm for real-time replanning[C]//IJCAI. 1995, 95: 1652-1659.
34. Hawa M. Light-assisted A⁎ path planning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(2): 888-898.
35. Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
36. Chang L, Shan L, Jiang C, et al. Reinforcement based mobile robot path planning with improved dynamic window approach in unknown environment[J]. Autonomous Robots, 2021, 45: 51-76.
37. Kashyap A K, Parhi D R, Muni M K, et al. A hybrid technique for path planning of humanoid robot NAO in static and dynamic terrains[J]. Applied Soft Computing, 2020, 96: 106581.
38. Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014: 580-587.
39. Girshick R. Fast r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015: 1440-1448.
40. Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28.
41. Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 779-788.
42. Redmon J, Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
43. Duan K, Bai S, Xie L, et al. Centernet: Keypoint triplets for object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2019: 6569-6578.
44. Zhou X, Wang D, Krähenbühl P. Objects as points[J]. arXiv preprint arXiv:1904.07850, 2019.
45. 桂方俊,李尧. 基于CBA-YOLO模型的煤矸石检测[J]. 工矿自动化,2022,48(6):128-133. DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2022020033.
46. 高翔 自动驾驶与机器人中的SLAM技术：从理论到实践 M . 电子工业出版社 2023.
47. 高翔 张涛等. 视觉SLAM1 4 讲: 从理论到实践 M . 电子工业出版社 201 7.
48. Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-icp[C]//Robotics: science and systems. 2009, 2(4): 435.
49. Biber P, Straßer W. The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching; proceedings of the Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003)(Cat No 03CH37453), F, 2003 [C]. IEEE.
50. Koide K, Yokozuka M, Oishi S, et al. Voxelized GICP for fast and accurate 3D point cloud registration[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 11054-11059.
51. Zhou Q Y, Park J, Koltun V. Fast global registration[C]//Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part II 14. Springer International Publishing, 2016: 766-782.
52. Welch G, Bishop G. An introduction to the Kalman filter[J]. 1995.
53. Shan T, Englot B, Ratti C, et al. Lvi-sam: Tightly-coupled lidar-visual-inertial odometry via smoothing and mapping[C]//2021 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). IEEE, 2021: 5692-5698.
54. Forster C, Carlone L, Dellaert F, et al. IMU preintegration on manifold for efficient visual-inertial maximum-a-posteriori estimation[C]. Robotics: Science and Systems (RSS), 2015: 1-10.
55. Forster C, Carlone L, Dellaert F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33 (1): 1-21.
56. Orchard M T, Sullivan G J. Overlapped block motion compensation: An estimation-theoretic approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(5): 693-699.
57. Macenski S, Singh S, Martín F, et al. Regulated pure pursuit for robot path tracking[J]. Autonomous Robots, 2023: 1-10.
58. Qin X, Zhang Z, Huang C, et al. U2-Net: Going deeper with nested U-structure for salient object detection[J]. Pattern recognition, 2020, 106: 107404.

# 在学期间取得的科研成果和科研情况说明

**取得的科研成果：**

XX

# 致 谢

阿巴阿巴。