

## 基于 RK3588 的智能电站巡检机器人

### 摘要

本项目设计并实现了一款基于瑞芯微 RK3588 芯片的智能电站巡检机器人，旨在提升电站巡检的效率和智能化水平。该机器人融合了先进的视觉感知、自主平衡控制，并以 ROS2（机器人操作系统 2）为核心软件框架，在其上运行模型检测算法及多传感器融合 SLAM 算法，使其能够在复杂电站环境中执行高精度巡检任务以及对特定目标的追踪。RK3588 上集成的 6TOPS 算力 NPU 为实时高性能的 AI 推理提供了强大支持，使得机器人能够同步运行多个复杂的深度学习模型。在视觉感知方面，机器人能够实时执行仪表盘检测模型，精准识别电站仪表盘物体，确保在复杂环境下也能准确捕捉目标。随后，系统将检测到的仪表盘送入仪表读数网络下进行表盘特征提取以及 CRNN 数字识别。最后结合位置信息和数字刻度计算出最后的读数值。在自主导航与运动控制方面，RK3588 作为核心计算平台，在 ROS2 框架下运行了 2D 激光雷达与 RGB-D 深度相机融合的 SLAM 算法。通过该融合算法，机器人能够高效获取环境信息，实时构建电站内部的高精度地图，这为机器人的精准定位和复杂的路径规划提供了坚实基础。同时，为保障高效、鲁棒的目标位置跟踪，并能在一定程度上处理尺度变化、部分遮挡和目标变形，在目标跟踪模块加入了 KCF 跟踪算法。在运动控制方面，RK3588 在 ROS2 框架下与 STM32 核心板进行通信，从而实现机器人精准的前进、后退与转弯，满足巡检路径的灵活调整需求。整个系统通过 ROS2 框架将各个模块（摄像头数据采集、YOLO 检测、仪表组件检索与读数、地图构建、路径规划与运动指令发布）进行解耦与集成，实现了模块化、高并发的运行，提高了系统的稳定性、可扩展性，并充分利用了 RK3588 的多核异构计算能力。

## 第一部分 作品概述

### 1.1 功能与特性

本次设计的智能电站巡检机器人以瑞芯微 RK3588 芯片为核心主控，凭借其强大的多核异构算力（包括 CPU 与 NPU），实现了高度智能化的巡检功能。

RK3588 主要运行 ROS2（机器人操作系统），并在其上执行核心的 AI 算法与导航任务。在视觉感知方面，RK3588 能够实时运行 YOLOv8 目标检测模型，精准识别电站仪表。对于检测到的仪表区域，我们使用基于 VGG16 的主干网络进行特征提取，再使用多尺度特征融合进行像素回归，最后通过语义分割技术，精确识别指针、刻度及数字区域，并通过双向 LSTM 和 CTC 序列识别器计算出准确读数。这些复杂的 AI 推理任务均由 RK3588 的 NPU 高效加速，并通过多线程调度，确保在流畅显示视频流的同时，智能地呈现处理结果。此外，RK3588 还实现了 KCF 目标跟踪算法，增强了对动态目标的持续监控能力。

在自主导航与运动控制方面，RK3588 在 ROS2 框架下，利用 2D 激光雷达与 RGB-D 深度相机融合 SLAM 算法，实时构建电站高精度地图，并进行精准定位与路径规划，实现了机器人高效的自主导航。机器人的 PID 平衡控制由独立的 STM32 微控制器完成，RK3588 通过 ROS2 与 STM32 通信，发出前进、后退、转弯等运动指令，实现对机器人的整体协调控制。

### 1.2 应用领域

这款基于 RK3588 的智能电站巡检机器人，其核心应用领域聚焦于提升电力基础设施的运维效率与安全性。机器人能够替代人工，在电站内执行常态化巡检任务。它利用车载摄像头和 NPU 算力，实时识别各类指示仪表（如电压表、电流表、温度计、压力表等），并自动读取仪表盘上的数据。机器人搭载 ROS2 系统，可实现高精度自主导航，使其能在复杂且受限的电站环境中规划并执行巡检路径。通过摄像头与激光雷达，它还能实时构建电站内部的高精度地图（SLAM），为机器人的精准定位和未来路径优化提供基础数据。这确保了机器人能高效、准确地覆盖所有巡检区域，即使在 GPS 信号受限的室内环境也能可靠运行。同时通过 KCF 目标跟踪算法来调整检测距离，实现更好的仪表读数效果。

### 1.3 主要技术特点

本项目智能电站巡检机器人核心技术特点在于对瑞芯微 RK3588 芯片多核异构算力的深度利用与 ROS2 框架的精巧集成,构建了高效、稳定的机器人平台。机器人以 RK3588 为核心,其 NPU 高效加速 YOLOv8 目标检测模型,实现电站仪表快速精准识别。进一步利用基于 VGG16 的特征提取进行语义分割,精确获取仪表指针和刻度信息,并结合 LSTM 与 CTC 序列识别器完成数字读数。同时,RK3588 还负责执行 KCF 目标跟踪算法,增强对动态目标的持续监控能力。整个视觉处理链通过多线程并发与 NPU 的并行计算,确保实时性和高吞吐量,并智能调度显示,保障视频流流畅。在 RK3588 上,机器人运行基于 ROS2 框架自主设计的 2D 激光雷达与 RGB-D 深度相机融合 SLAM 算法。此技术创新性地结合了激光雷达的距离精度与 RGB-D 相机的纹理信息,实现了在复杂电站环境下的高精度实时建图、厘米级定位及鲁棒的自主路径规划,极大提升了环境适应性。机器人软件核心构建于 ROS2 框架之上,实现了各功能模块(如感知、建图、规划、控制)的高度解耦与集成。RK3588 作为主控,不仅承担复杂的 AI 计算和 SLAM 任务,还通过 ROS2 与负责底层 PID 平衡控制的 STM32 微控制器进行高效通信,发布运动指令,实现了上层智能决策与底层精确执行的无缝协同,确保了双轮机器人的高机动性与稳定性。

### 1.4 主要性能指标

PC 上位机(GPU 为 RXT 3060)和 RK3588 板端推理时间比较,如下表 1-1 所示。

模型名称	PC 推理时间(ms)	RK3588 推理时间(ms)
YOLOv8	116.4	48.49
VGG16 主干特征提取网络	1410	833
CRNN	1010	820

表 1-1 模型推理时间对比

激光-视觉融合 SLAM 建图对比纯激光、视觉 SLAM 建图,如下表 1-2 所示:

传感器配置	绝对轨迹误差 (ATE)	回环检测成功率	建图耗时
纯激光 SLAM	0.25m	78%	8min
纯视觉 SLAM	0.41m	42%	12min
激光-视觉融合	0.08m	95%	6min

表 1-2 建图算法对比

### 1.5 主要创新点

1. 多核异构算力融合的精细化仪表识别流水线：充分利用 RK3588 NPU，集成了 YOLOv8 目标检测、基于 VGG16 的语义分割（精确识别指针与刻度）及结合 CRNN 的数字序列识别，实现了端到端的高精度仪表自动化读数。

2. RK3588 平台上的实时 SLAM 与高精度自主导航：基于 RK3588 强大的计算能力，深度融合 ROS2 框架，实现了电站环境的高精度实时建图（SLAM）与复杂场景下的自主路径规划及导航，赋予机器人强大的环境适应与行动能力。

3. 兼顾流畅性与智能显示的系统调度：创新采用多线程并发与 NPU 高效调度策略，确保核心视觉任务（如仪表识别）在后台运行的同时，主显示界面视频流保持极致流畅，并智能地仅在检测到仪表时才显示处理结果。

### 1.6 设计流程

设计流程框图如下图 1-1 所示。在机器人的平衡方案上我们选择了非同轴双轮机器人，机器人的外观以自行车为主体。机器人的平衡算法使用比较成熟的 PID 控制算法。利用 2D 激光雷达和 RGB-D 深度相机数据进行融合 SLAM 建图，实时构建高精度地图。仪表检测模型我们选择了比较成熟的 YOLOv8 模型，可以保持较高的实时性和准确性，方便嵌入式设备部署。关键的仪表检测模型我们采用了 VGG16 作为主干网络进行特征提取，然后将不同分辨率的特征图进行上采样和逐像素相加的方式进行融合。最后通过解码模块综合上面信息对仪表读数进行解算。

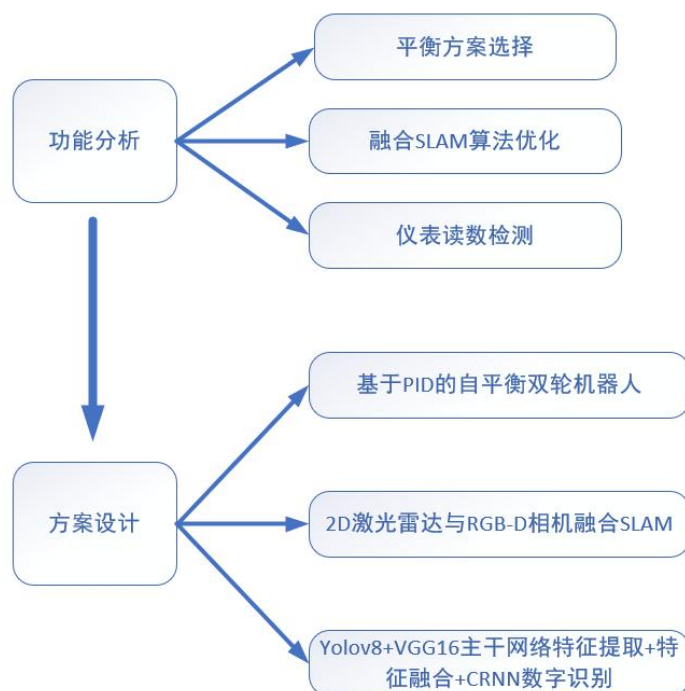


图 1-1 系统设计流程

## 第二部分 系统组成及功能说明

### 2.1 整体介绍

系统整体框图如下图 2-1 所示。在平衡控制部分，其检测单元采用了 CH100DK 姿态传感器模块，用于精确采集机体的横滚角度和横滚角速度，并通过编码器实时获取驱动轮及动量轮电机的转速，为平衡算法提供关键输入。执行单元则包括数字舵机以及在 ODrive 双驱 FOC 控制器驱动下的动量轮和驱动轮电机，负责机器人的姿态调整和行进。平衡与运动控制算法在 MCU 上高效执行，该 MCU 根据传感器数据做出决策，并将控制信息精确传达至执行单元，驱动机器人做出相应反应，确保在各种状态下的稳定平衡与灵活运动。同时 RK3588 通过发送控制信息可以对机器人进行运动控制。

基于 SLAM 的激光视觉融合算法我们采用 CSM（相关扫描匹配）方法进行帧间匹配，融合深度点云和 2D 激光雷达点云，在各自构建的概率栅格图中进行加权分数评价以合成位姿。匹配完成后，将点云数据插入子地图中并进行重投影优化，当帧数达到特定大小时，将其保存为关键帧。随后，通过无迹卡尔曼滤波

（UKF）进一步融合 CSM 合成的位姿与里程计信息，以显著提高定位精度。最后系统基于由 2D LiDAR 点云和 RGB-D 点云降维生成的 2D 点云，创建高精度的栅格地图。这套融合 SLAM 系统有效结合了不同传感器的优势，显著提升了机器人在复杂电站环境下的定位与建图鲁棒性和精度。

仪表读数检测模块采用 YOLOv8 对仪表区域进行识别与分割，然后送入 VGG16 骨干网络进行特征提取，VGG16 会输出多个不同分辨率的特征图（例如，Conv2\_x, Conv3\_x, Conv4\_x, Conv5\_x 等层的输出），这些特征图会被后续的特征融合模块利用。不同分辨率的特征通过上采样（Upsampling）和逐像素相加（Element-wise Addition）的方式，将 VGG16 中间层的特征图进行融合，以创建更丰富、更具语义信息的特征表示。最后通过语义分割得到指针位置图、关键刻度位置图、关键数字区域图。其中的关键数字区域图送入 CRNN 网络进行数字识别。最终解码模块综合上述信息进行数值解算。

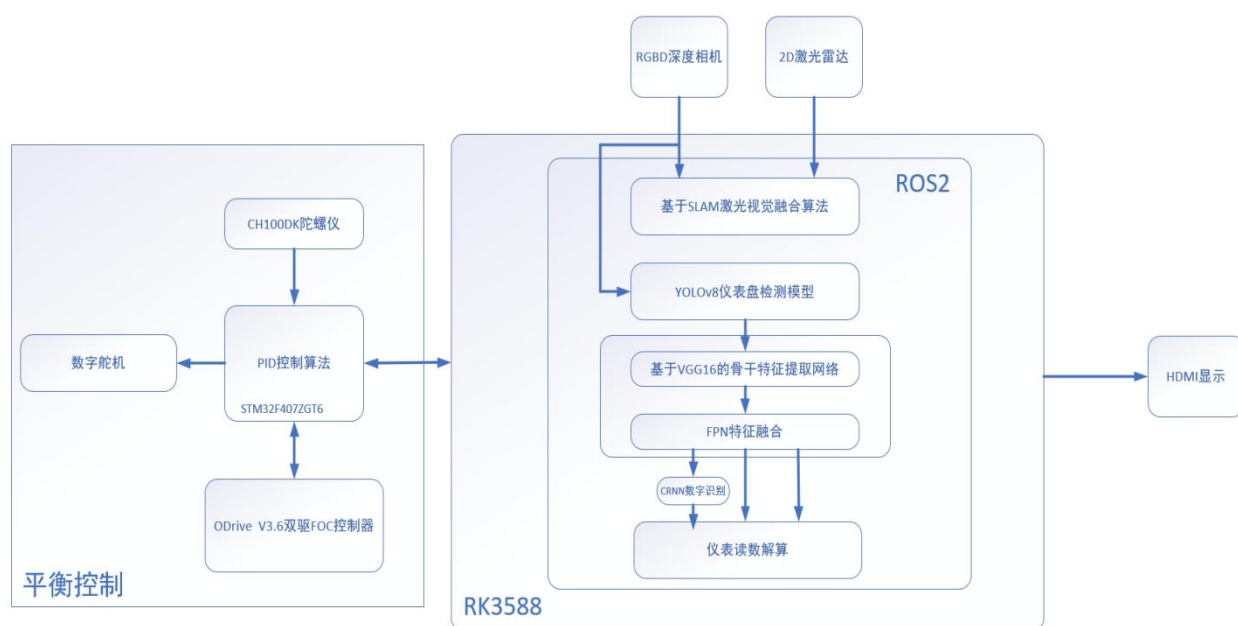


图 2-1 系统整体框图

## 2.2 硬件系统介绍

### 2.2.1 硬件整体介绍

系统核心采用搭载瑞芯微 RK3588 芯片作为主控平台的 ELF 2 开发板。负责运行上层复杂的 ROS2 系统、AI 视觉算法（包括仪表识别与 KCF 目标跟踪）以及多传感器融合 SLAM 算法。如下图 2-2 所示。



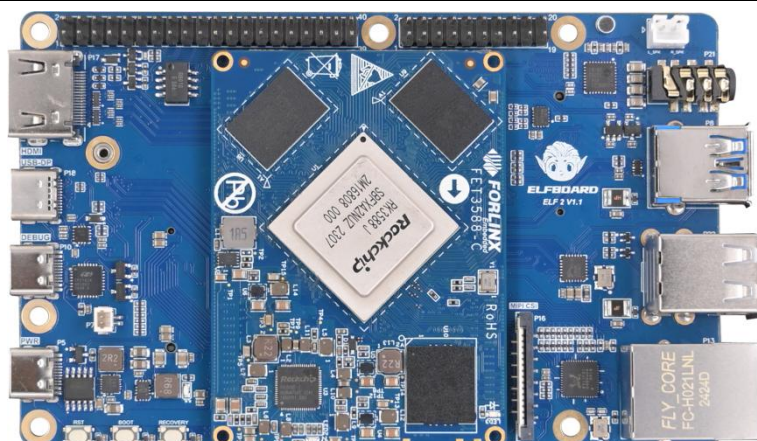


图 2-1 ELF2 开发板

雷达选择镭神智能 2D 激光雷达 M10P，如下图 2-3 所示。采用成熟的 TOF（飞行时间）探测原理，能够对周围 360°环境进行二维扫描检测。测量精度可达 $\pm 3\text{cm}$ ，最大探测距离通常为 25 米（在 70%反射率下）。扫描频率为 10Hz/12Hz，接口为 USB 接口。



图 2-3 镭神 M10P 激光雷达

RGB-D 深度相机选择奥比中光 Astra Pro Plus RGB-D 相机，如图 2-4 所示。该相机是一款基于单目结构光 3D 成像技术的 RGB-D 深度相机，能够采集并输出 0.6 米至 8 米范围内的深度数据，提供高分辨率的深度图像，本次输出的图像分辨率为 640x480@60fps，接口为 USB 接口。



图 2-4 Astra Pro Plus RGB-D 相机

平衡控制采用 M4 内核 32 位的 STM32F407ZGT6 芯片,其主频高达 168MHz,具有 DSP 指令集。检测单元通过 CH100DK 姿态传感器模块对机体横滚角度、横滚角速度进行采集,通过编码器采集驱动轮、动量轮电机转速,如下图 2-5 所示。执行单元包括数字舵机、ODrive 双驱 FOC 控制器驱动下的动量轮及驱动轮电机(连接方式如下图 2-6 所示);通过软件执行控制算法,将平衡和运动控制的决策信息传达到执行单元驱动机器人做出反应。



图 2-5 MCU 与 CH100DK 姿态传感器

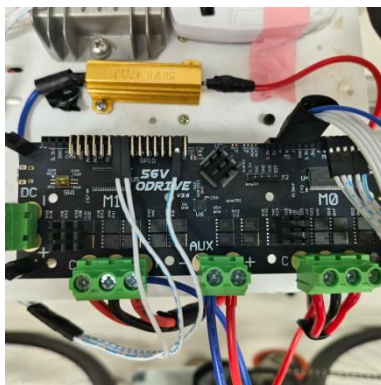


图 2-6 ODrive 双驱 FOC 控制器



### 2.2.2 机械设计介绍

针对非同轴双轮机器人，无论是在驾驶中还是在智能控制中，本质都是要达成动态平衡。即在动态过程中以某一因素为变量，不断调节系统中的其他因素的参数，实现整个系统处于稳定的动态平衡中。非同轴双轮机器人的机械外观以自行车为主体，在车身三角区中安装了两个半径 115mm 内加 74mm 的动量飞轮组合。根据角动量守恒原理，当机体产生倾角时，控制动量轮转动产生与倾角相反方向的力矩，力矩足够大可以在一定程度后可抵消机体所受重力和外部扰动影响，达到消除倾角的作用，从而保持平衡。如下图 2-6 所示。



图 2-7 双轮机器人的机械结构

### 2.2.3 电路各模块介绍

平衡控制系统除了采用 STM32 作为主控芯片之外，同时集成了陀螺仪模块，还包括复位电路、时钟电路、串口通讯电路，为软件提供了 ODrive 接口、两路串口、陀螺仪接口、SWD 下载口等外设以供调试，无其他多余外设，最大程度的简化电路。此外，机体通过 6S 航模锂电池供电，并且通过稳压电路板转换成 3.3V 和 5V 电源，其中 3.3V 来给 STM32 以及陀螺仪供电。ODrive 驱动板通过 24V 供电，RK3588 则通过外部降压模块转成 12V 供电。

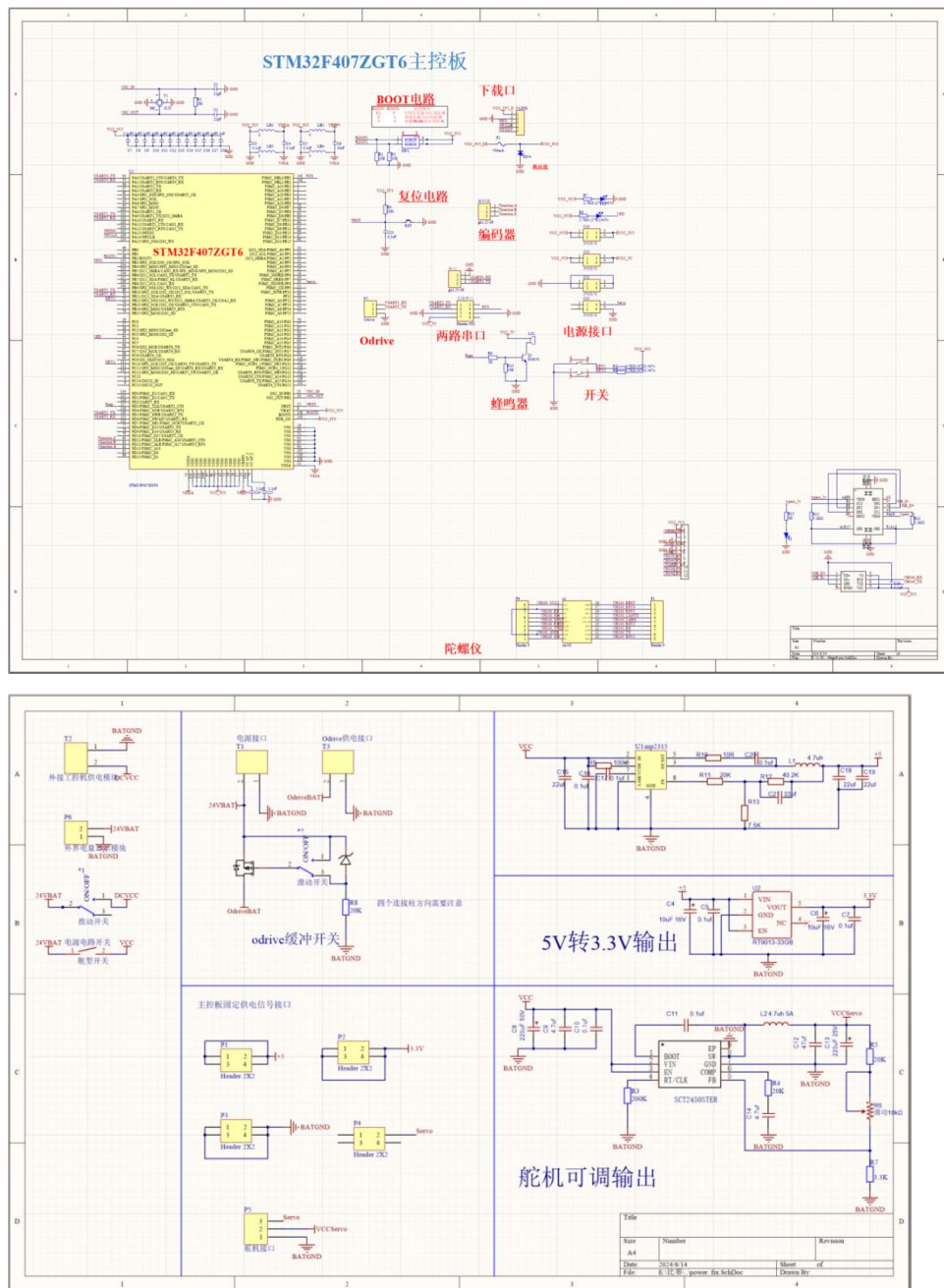


图 2-8 原理图

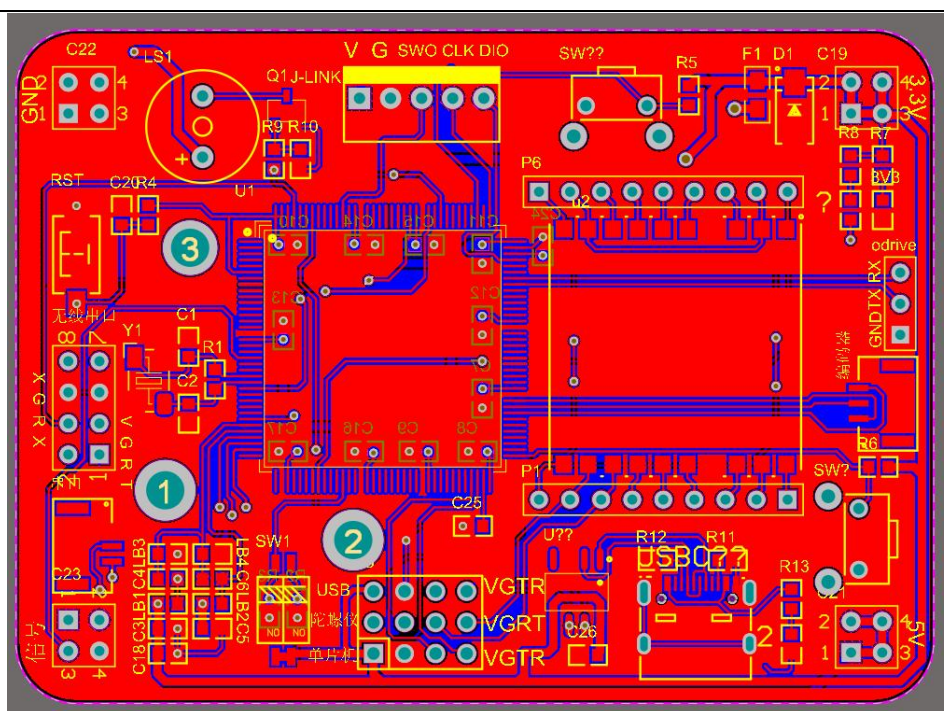


图 2-9 MCU 以及姿态传感器

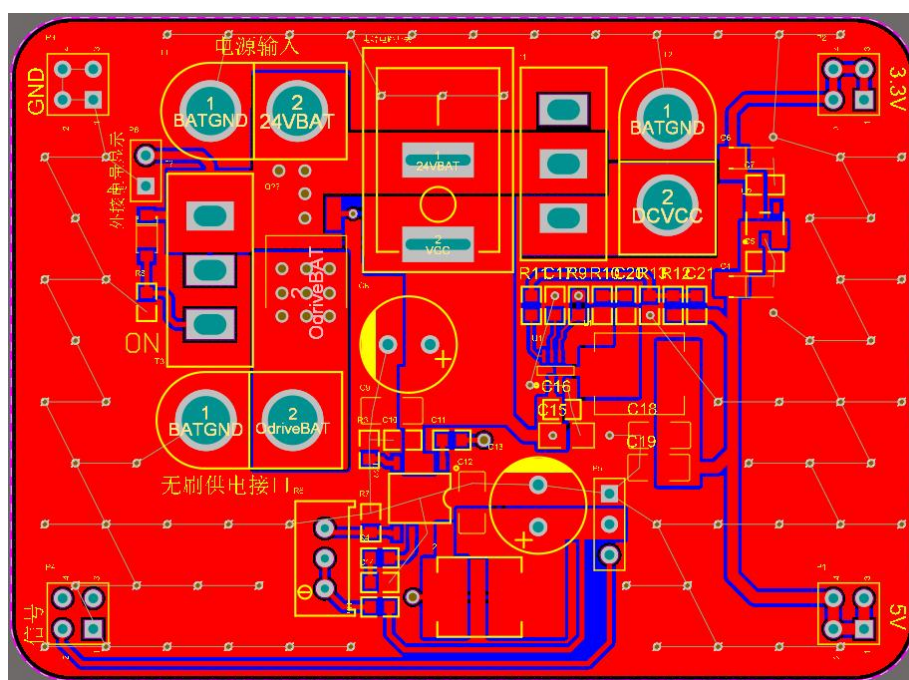


图 2-10 电源板

### 2.3 软件系统介绍

软件系统整体设计旨在高效协调各功能模块，确保机器人能够自主感知、智能决策并精准执行巡检任务。其主要功能模块包括：PID 控制算法、激光视觉融

合 SLAM 算法、AI 视觉感知算法、KCF 目标跟踪算法。

### 2.3.1 PID 控制算法

在角速度 PD 控制基础上采用串级 PID 控制。由于机体的平衡控制主要输入偏差为机体倾角，需要输出能对偏差快速做出响应，所以将角度 PD 控制器作为串级控制的内环。速度 PI 作为外环。其结构如图 2-11 所示。

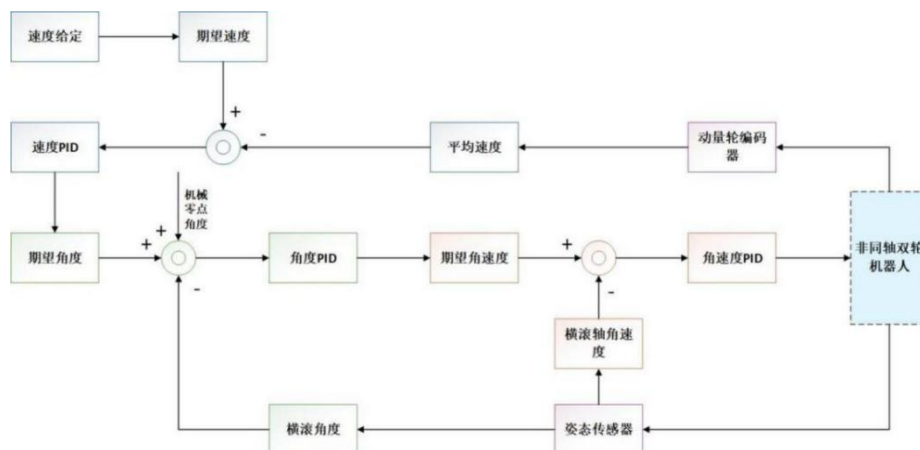


图 2-11 串级 PID 结构图

上述串级 PID 算法的实现在于角速度环、角度环和速度环控制的不同周期。初始化程序完成之后，启动周期为 2ms 的定时中断。PIT 中断要为循环中的算法提供程序执行的时序标志位控制，根据标志位实现不同周期执行不同控制环节，这种程序结构有助于提高算法的执行效率以及实时性。如下图 2-12 所示。

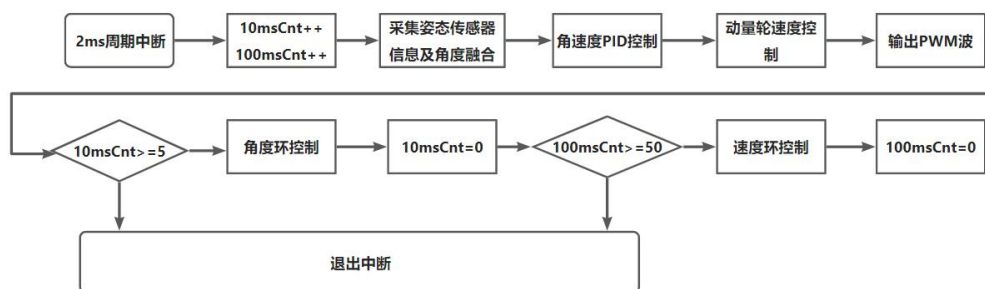


图 2-12 算法流程图

### 2.3.2 激光视觉融合算法

多传感器图优化 SLAM 系统，包括数据采集、位姿获取、后端优化和地图创建四个模块。如图 2-13 所示。



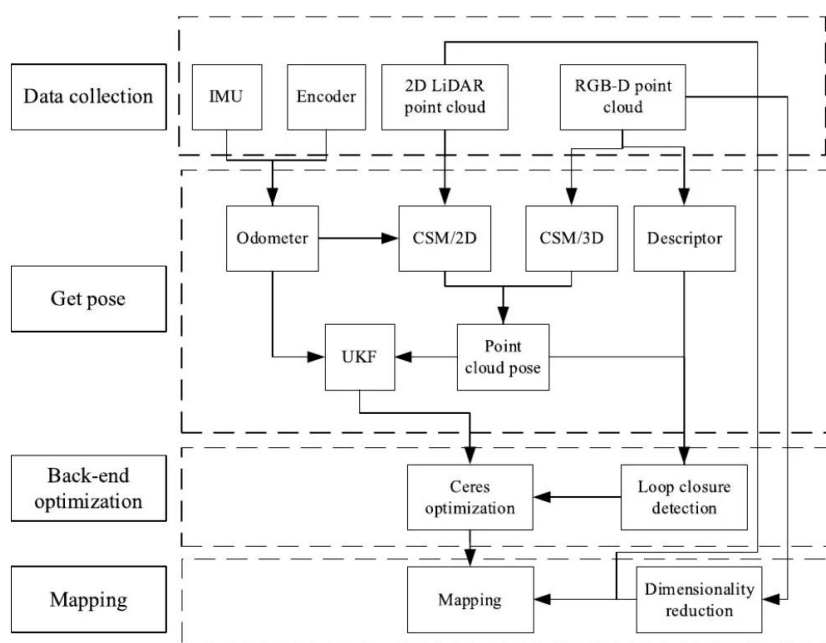


图 2-13 算法流程图

IMU 和编码器通过 EKF 融合发布里程计信息。通过二维 LiDAR 和 RGB-D 点云的扫描匹配来合成位姿，然后融合 UKF 来提高定位精度。同时利用 RGB-D 点云的描述符对回环检测进一步匹配求解，并在后端优化模块中通过回环检测对点云信息进行优化，还原机器人的实际运动位姿。建图模块基于由 2D LiDAR 点云和 RGB-D 点云降维生成的 2D 点云创建栅格地图。

#### (1) 融合深度点云和激光雷达点的 CSM 配准

首先，获取 LiDAR 数据和深度相机数据，并将其转换到世界坐标系；其中，RGB-D 相机采集的数据为三维点云数据。为了减少计算量，对 3D 点云进行了过滤。滤波方法采用双边体素滤波，对边缘点进行滤波以降低噪声。

然后，采用 CSM 方法进行帧间匹配。从子图中的 LiDAR 点云和相机点云构建概率栅格图，然后将转换后的 LiDAR 点云和相机点云投影到各自的栅格图上进行分数评价，最终结果为两者的加权分数之和。

最后，将点云数据插入到子地图中，对 LiDAR 数据进行重投影，构造最小二乘问题，通过优化进一步提高匹配精度。匹配完成后，将当前 LiDAR 点和 RGB-D 相机点插入到子地图中。当帧数达到一定大小时，将其保存为关键帧，用于后续的闭环检测和新关键帧的建立。

#### (2) 结合 3D 点云描述符的 LiDAR 回环检测



数据采集部分接收到新帧数据后，先通过 CSM 算法在子图中搜索 2D LiDAR 的扫描数据以检测环路闭合。当检测到闭环时，再检测原始数据中的深度相机 3D 点云与对应子图中的 3D 点云描述符是否匹配。如果结果匹配，则输出当前姿态与子图之间的相对姿态，并在姿态图中添加新的约束。一旦检测到回环检测，需要进行优化调整姿态。闭环优化问题被描述为一个非线性最小二乘问题。

### 2.3.3 AI 视觉感知算法

首先通过 YOLOv8 算法对仪表盘目标区域进行提取，由于 YOLOv8 算法已经很成熟，因此在此不再次介绍。经过 YOLOv8 网络得到裁剪的仪表盘区域进入基于 VGG16 的特征提取模块，该模块结构如下图 2-14 所示。通过对 VGG16 的不同层级的特征进行组合，生成新的特征金字塔，使得每个层级的特征都既包含丰富的语义信息（来自深层），又包含精细的空间信息（来自浅层）。最终输出三个特征图，这三个特征图分别对应指针位置信息、参考点位置信息、数字区域信息。

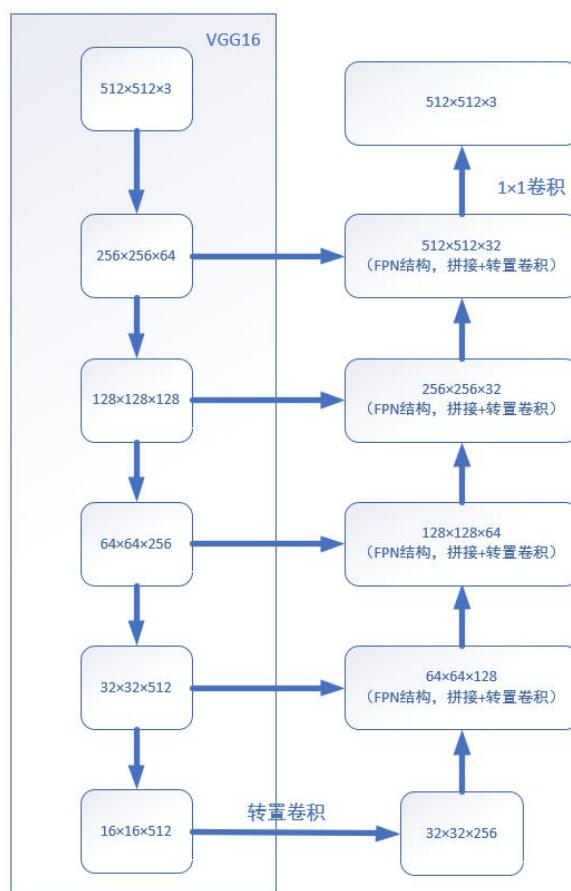


图 2-13 基于 VGG16 的特征提取网络

得到的三个特征图通过阈值分割的结果如下图所示：

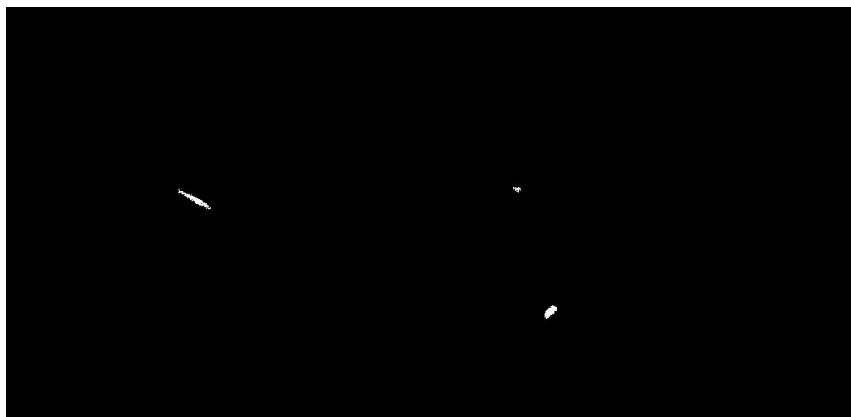


图 2-14 指针轮廓

图 2-15 参考点轮廓

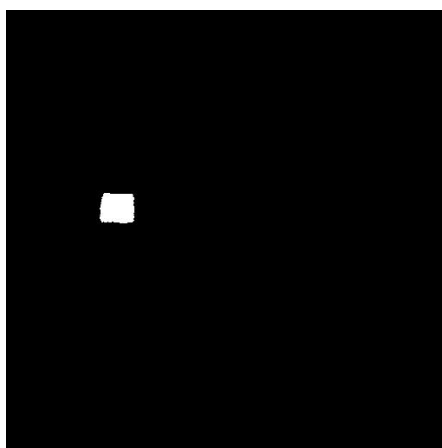


图 2-16 数字区域轮廓

通过 opencv 可以将指针轮廓的两个端点坐标求解出来，因此得到了指针向量。两个参考点分别是表盘 0 刻度点和离 0 刻度最近的刻度点，同样通过 opencv 可以将两个点坐标求出。利用得到的指针向量和两个刻度点便可以求得现在的指针向量角度是对应数值的角度的多少倍。最后一步将数字区域轮廓的图像送入 CRNN 网络，得到数字区域的数值，即可计算出表盘数值。CRNN 网络结构如下图 2-17 所示。

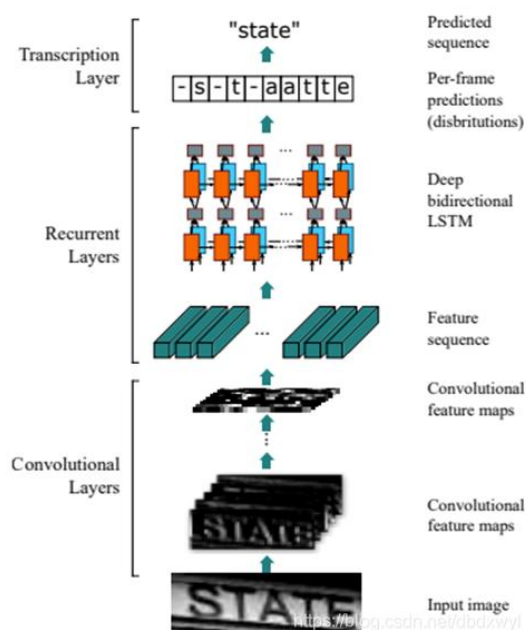


图 2-17 CRNN 网络

### 2.3.4 KCF 目标跟踪算法

为保障高效、鲁棒的目标位置跟踪，并能在一定程度上处理尺度变化、部分遮挡和目标变形，在目标跟踪模块加入了 KCF 跟踪算法<sup>⑩</sup>。其处理速度和简洁性完美适配嵌入式系统低功耗高效率的特点。其中设计了五个模块：用户交互与目标初始化模块、KCF 目标跟踪核心模块、深度感知与运动控制模块、系统管理与通信模块、核心算法优化模块。架构图如下图 2-18 所示。

其中，结合视觉跟踪与深度空间定位、水平方向 PID 居中+深度方向 PID 维持距离三维控制实现多模态感知融合；在实时性优化方面，使用 FFT 将  $O(n^2)$  相关计算降为  $O(n \log n)$  实现频域加速，利用旋转不变性合成大量样本；动态适应机制包括多尺度跟踪与模型在线更新。

<sup>⑩</sup>X. Du, J. Sha, H. Xu and Y. Zhong, "An Anti-occlusion Object Tracking Algorithm Using KCF and ORB Feature Detector," 2023 5th International Conference on Robotics and Computer Vision (ICRCV), Nanjing, China, 2023, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICRCV59470.2023.10329036.

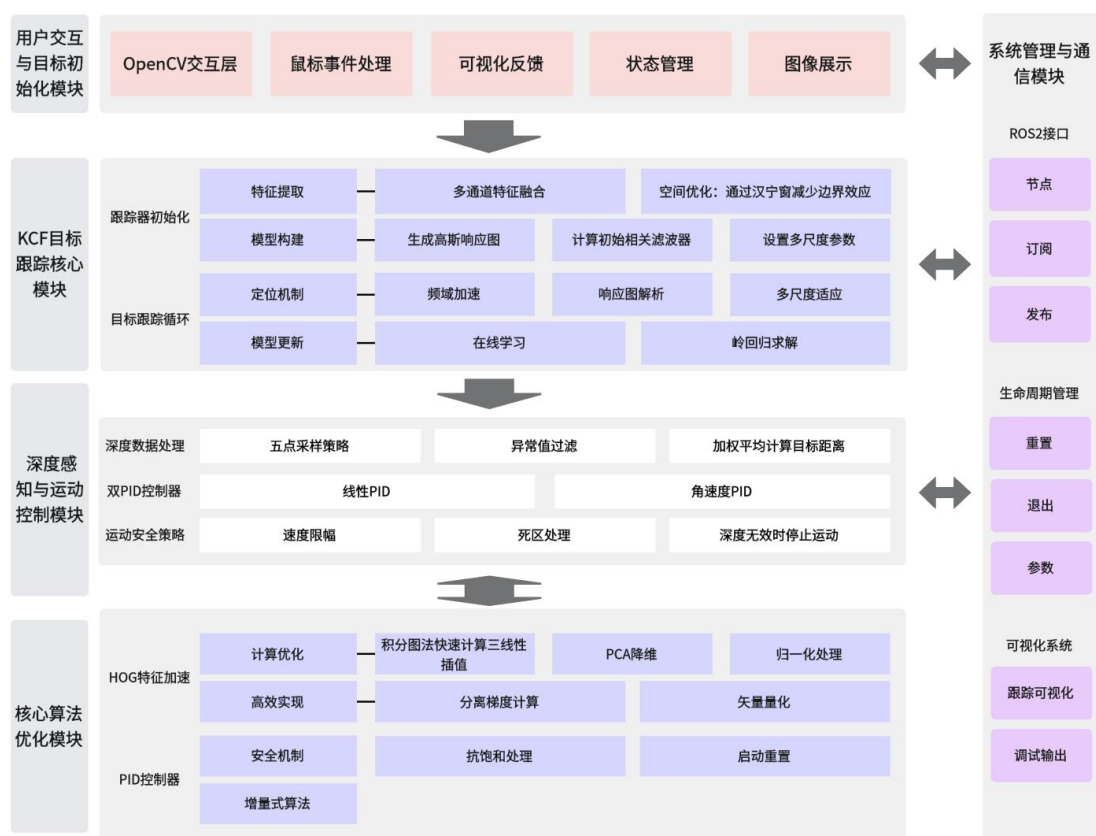


图 2-18 KCF 目标跟踪架构图

## 第三部分 完成情况 & 性能参数

### 3.1 整体介绍

非同轴双轮机器人的机械外观以自行车为主体，在车身三角区中安装了两个半径 115mm 内加 74mm 的动量飞轮组合，通过带增量式编码器的无刷电机闭环控制动量轮保持平衡，后轮驱动也采用相同编码器和电机直接接触；舵机固定在车梁前端，通过双臂结构连接车把控制转向；RGB-D 相机和雷达固定在车头上方；MCU 及电机驱动板固定在车梁上；电池及固定在车身下方实现车体重心下移。RK3588 核心控制版固定在自行车的斜杠上面，通过 USB 口连接 RGB-D 相机和雷达，通过 USB 转串口连接 MCU。如下图 3-1 所示。



图 3-1 整体架构

### 3.2 工程成果（分硬件实物、软件界面等设计结果）

#### 3.2.1 机械成果



图 3-2 机械结构



### 3.3 特性成果

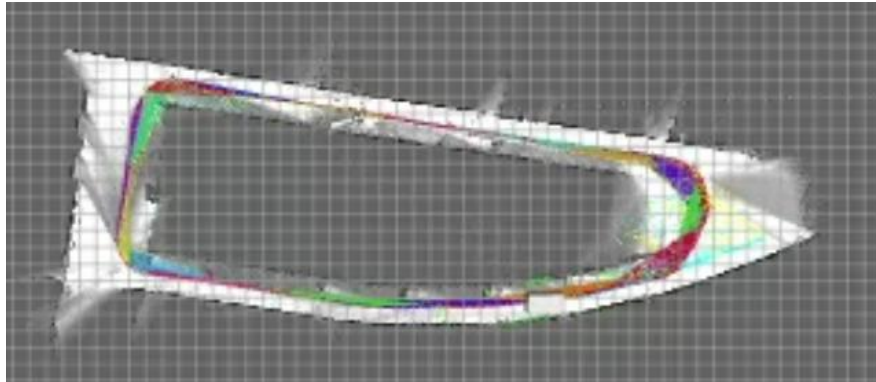


图 3-3 走廊融合建图（栅格分辨率 1m）

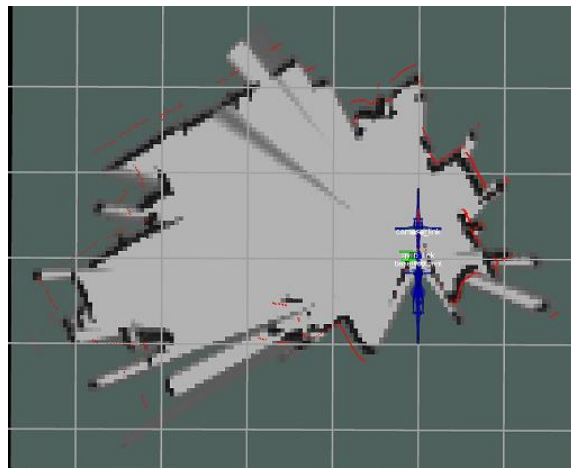
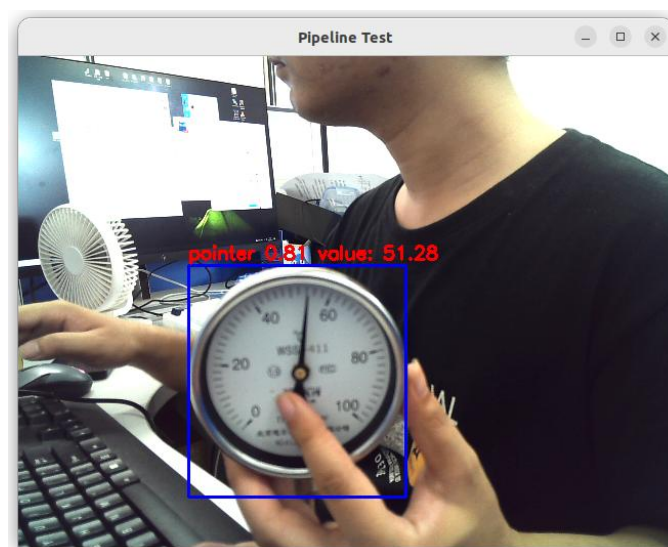


图 3-4 室内融合建图效果图（栅格分辨率 1m）



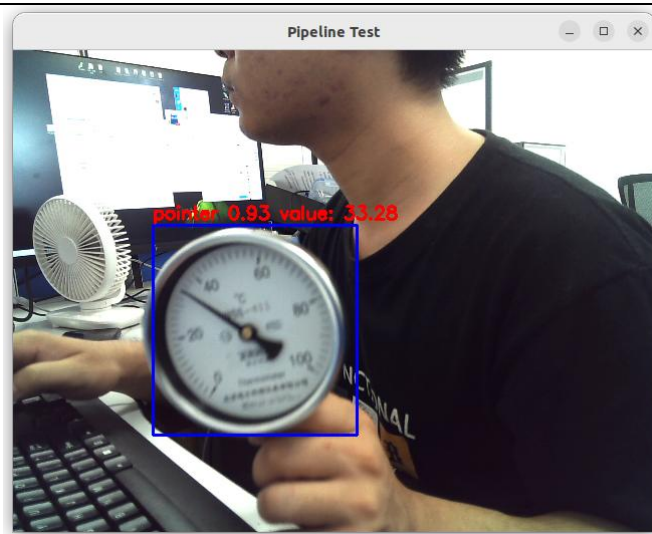


图 3-5 仪表检测结果

## 第四部分 总结

### 4.1 可扩展之处

整个软件系统构建于 ROS2 框架之上，其模块化和分布式特性是实现高可扩展性的核心。这意味着未来可以轻松添加新的传感器驱动、感知算法、决策逻辑或执行器控制模块，而无需对现有核心系统进行大幅改动。例如，新增的传感器（如热成像相机、气体传感器）或执行器（如机械臂）可以作为独立的 ROS2 节点快速集成。

RK3588 芯片内置强大的 CPU、GPU 和 NPU，当前的算力利用主要集中在特定 AI 推理和 ROS2 系统运行。未来可利用其丰富的计算资源，进一步升级 AI 模型（如支持更复杂的识别任务、实时数据分析和异常预测），或引入更先进的感知算法（如 3D 点云处理、多机器人协作 SLAM），甚至探索端侧模型训练，以适应更复杂的环境变化和任务需求。

现有系统已融合了激光雷达、RGB-D 相机和摄像头。未来可接入更多类型传感器，如高精度 3D 激光雷达以构建更精细的三维环境模型，或超声波传感器进行短距离精确避障。在功能上，可以通过增加小型机械臂实现简单的操作（如开关阀门、按动按钮），将机器人从单一的“侦测者”扩展为“操作者”。

### 4.2 心得体会

项目的核心目标是开发一款能在复杂电站环境中进行高精度巡检的智能机

机器人，以替代人工巡检的重复性和潜在危险。最初，双轮自平衡机器人的设计就带来了巨大的挑战。非完整约束下的姿态调控是其最大的特点，也意味着控制算法的复杂性远超常规四轮机器人。我们选择了瑞芯微 RK3588 作为核心主控，看中了它强大的多核异构算力（CPU、NPU），这为我们后续运行 ROS2 系统和复杂的 AI 算法奠定了基础。同时，为了保证机器人的极致稳定，我们决定采用独立的 STM32 微控制器来专门处理底层的 PID 平衡控制，这是对系统分层设计理念的初步实践。

ROS2 框架的引入，为我们构建了一个模块化、高并发的软件体系。然而，在 RK3588 上部署并优化 ROS2 各节点，尤其是将复杂的 AI 模型和多传感器融合 SLAM 算法跑起来，并非易事。在视觉感知方面，我们首先面临的是如何在边缘设备上实现高效的仪表识别与读数。YOLOv8 模型用于目标检测相对成熟，但要在此基础上结合 VGG16 进行特征提取、语义分割，再通过 LSTM 和 CTC 进行字符识别，并保证实时性，需要对模型进行大量剪枝、量化和 NPU 适配优化。每一次模型部署到板端后的性能调试都耗费了大量精力，深刻体会到算法效果与实际部署性能之间的权衡。KCF 目标跟踪算法的引入，也进一步考验了我们对实时视频流处理和算法轻量化的理解。

多传感器融合 SLAM 是项目的另一大难点，也是创新点所在。传统的单一传感器 SLAM 在复杂电站环境（如光照变化、结构重复）下容易失效。我们自主设计并实现了 2D 激光雷达与 RGB-D 深度相机的融合 SLAM 算法。这不仅涉及到两种不同类型传感器数据的精确同步与标定，更关键的是如何设计高效的融合策略（如 CSM 配准、UKF 融合）和鲁棒的回环检测机制（结合 3D 点云描述符）。从理论推导到代码实现，再到实际测试中反复出现的定位漂移和地图畸变，每一次迭代都是一次对细节和原理的深挖，我们学到了数据一致性、传感器噪声模型以及后端优化对于最终地图质量的决定性作用。

## 第五部分 参考文献

- [1] 曾静.无人自平衡自行车系统的设计[D].重庆大学 2020.DOI:10.27670/d.cnki.gcqdu.2020.001554.
- [2] L. Mu, P. Yao, Y. Zheng, K. Chen, F. Wang and N. Qi, "Research on SLAM Algorithm of

- 
- Mobile Robot Based on the Fusion of 2D LiDAR and Depth Camera," in IEEE Access, vol. 8, pp. 157628-157642, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3019659.
- [3] Xu X, Zhang L, Yang J, et al. A review of multi-sensor fusion slam systems based on 3D LIDAR[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2835.
- [4] Chen W, Zhou C, Shang G, et al. SLAM overview: From single sensor to heterogeneous fusion[J]. Remote Sensing, 2022, 14(23): 6033.
- [5] Olmez Y, Koca G O, Akpolat Z H. Clonal selection algorithm based control for two-wheeled self-balancing mobile robot[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2022, 118: 102552.
- [6] Gorges C, Öztürk K, Liebich R. Road classification for two-wheeled vehicles[J]. Vehicle system dynamics, 2018, 56(08): 1289-1314.
- [7] Trentin J F S, da Silva S, Ribeiro J M S, et al. An experimental study to swing up and control a pendulum with two reaction wheels[J]. Meccanica, 2021, 56(4): 981-990.
- [8] C. Tian, H. Liu, Z. Liu, H. Li and Y. Wang, "Research on Multi-Sensor Fusion SLAM Algorithm Based on Improved Gmapping," in IEEE Access, vol. 11, pp. 13690-13703, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3243633.
- [9] Gao, J.W., Xie, H.T., Zuo, L., Zhang, C.H.: A robust pointer meter reading recognition method for substation inspection robot. In: 2017 International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS). pp. 43 – 47. IEEE (2017).
- [10] He, P., Zuo, L., Zhang, C., Zhang, Z.: A value recognition algorithm for pointer meter based on improved mask-rcnn. In: 2019 9th International Conference on Information Science and Technology (ICIST). pp. 108 – 113. IEEE (2019).
- [11] Qin, S., Bissacco, A., Raptis, M., Fujii, Y., Xiao, Y.: Towards unconstrained end-to-end text spotting. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) (October 2019) .