

内容摘要

本课题探讨一种基于机器视觉识别技术的智能移动垃圾分拣机器人系统。该系统实现了简单背景下进行路径规划遍历待清扫区域，目标对象的识别和定位。系统采用深度学习的方法实现简单背景下目标垃圾的真实性识别，由目标检测模块、导航模块以及分拣控制模块三大部分组成。自动导航基于 ROS 分布式框架，采用激光雷达采集清扫区域环境信息，运用扫描匹配算法的 SLAM 功能，通过最优路径算法进行路径规划遍历清扫区域。机器人遍历过程中，目标检测模块通过 SSD_MobileNet_V2 深度学习算法对摄像头获取的图像进行目标检测以及目标分类，获取目标的坐标及其角度信息作为分拣控制模块的输入信息，控制分拣控制模块执行垃圾抓取任务。

关键词：机器视觉 垃圾分拣 深度学习 自动导航

Abstract

This paper discusses an intelligent mobile garbage sorting robot system based on machine vision recognition technology. The system realizes the path planning, traversing the area to be cleaned, and identifying and locating the target object in a simple background. The system uses the method of deep learning to realize the authenticity identification of the target garbage in the simple background, which is composed of three parts: the target identification unit, navigation unit and the sorting control unit. Based on the ROS distributed framework, automatic navigation uses lidar to collect the environment information of the cleaning area, uses the slam function of scanning matching algorithm, and uses the optimal path algorithm to plan and traverse the cleaning area. In the process of robot traversal, the target recognition unit detects and classifies the image acquired by the camera through the SSD_MobileNet_V2 deep learning algorithm, obtains the coordinates and angle information of the target as the input information of the sorting control unit, and controls the sorting control unit to perform the garbage grabbing task.

Key Words: Machine vision, Garbage sorting Deep Learning Automatic pilot

目 录

第一章 绪论	6
1.1 课题研究背景与意义	6
1.1.1 研究背景	6
1.1.2 研究意义	6
1.2 国内外研究现状	7
第二章 总体设计方案	9
2.1 任务需求与功能分析	9
2.1.1 任务需求	9
2.1.2 功能分析	9
2.2 系统构成	10
第三章 硬件电路设计	11
3.1 硬件选型	11
3.1.1 导航模块主控制板选型	11
3.1.2 摄像头模块选型	12
3.1.3 舵机选型	13
3.1.4 激光雷达选型	14
3.1.5 微控制器选型	14
3.2 总体结构分布	15
第四章 系统软件设计	17
4.1 目标检测模型制作	17
4.1.1 前期准备	17
4.1.2 模型建立与评估	17
4.2 激光 SLAM 运用	19
4.2.1 SLAM 导航系统框架	19
4.2.2 建图系统框架	20
4.3 软件流程	21
第五章 系统调试	23

5.1 模型训练设置	23
5.1.1 数据增强	23
5.1.2 模型训练	23
5.2 性能指标测试	24
5.3 结论	25
参 考 文 献	26
致 谢	27

第一章 绪论

1.1 课题研究背景与意义

1.1.1 研究背景

从 2000 年以来，中国在经济方面取得了飞速发展，虽然生活水平得到了显著提高，但是优质生活所带来的困扰也在不断增加，特别是生活废品、垃圾的飞速增长，导致我国逐渐成为受垃圾污染最严重的国家之一。有关部门统计表明，生活垃圾的产量与 GDP 增长存在一定关系，随着经济的飞速增长，人均生产垃圾也会随之飞速增长，中国人口基数的庞大也是最重要的原因之一。在 2019 年国务院发布了一则重要通告，是有关于在全国地级城市进行生活垃圾分类工作的重要指示，决定在 2019 年起对全国地级及以上城市全面启动垃圾分类工作。尽管全国各地都在积极推动人民要积极进行垃圾分类处理，也都采取了各种措施来实施垃圾分类，即使垃圾分类的重要试点——上海，推行相关政策 20 多年，但是从实际执行的过程及效果来看，并没有达到政府所预期的成果。综合来看，居民对于垃圾的分类意识不强烈、分类知识欠缺、地方执行监管力度不够严格、未从根源分类等都可能是造成分类效果不理想的原因。我们所面临的难题依然：是如何才能促进发明更加节省人力又有效的垃圾分类方式。

在许多发展中国家，垃圾分类和减量势在必行，在这些国家，固体废物的快速增长与处理能力不足之间的不平衡可能是一个挑战。城市固体废物管理是当今城市社会面临的一个重大挑战，因为它占公共预算的很大一部分，如果处理不当，会导致环境和社会问题。分类是指将生活垃圾放入不同的垃圾桶中，通过不同的清洁、运输和回收方式，使其成为新的资源。但是自从出现了与人们乱丢垃圾导致水污染、生态灾害、大气污染和垃圾围城等有关的问题之后，环境在以我们控制不了的速度持续恶化，这种行为应该得到制止。

由于西方国家和一些亚洲国家城市化水平相对较高，城市垃圾问题也就更早的显现出来，现在国外主流措施对垃圾的源头控制、市场与经济调控。日本在垃圾分类处理方面属于世界顶尖水平。由于日本的孩子从小就接受环保方面的教育，最主要的优点是他们对垃圾分类方面的宣传与教育，公共场诸如：公交车、地铁等所都会用自带的垃圾袋去装垃圾。在分类方式上日本垃圾分类比较细致。他们本身就存在着非常完善的垃圾管理系统，对于居民源头分类是最有效的办法，居民分类指导、经济鼓励性和强制性手段可促进居民的源头分类。

1.1.2 研究意义

在这种形势下，垃圾分类收集已成为当务之急和现代化建设的必然趋势。我们

普通公民的义务是垃圾分类回收，这不单单是国家的职责，我们的家园应该由我们每一个人保护。目前，分类垃圾桶在我国城市街道上大部分只是贴有标签的普通垃圾桶，需要人为去识别垃圾种类，这种分类桶缺乏自控能力，再加上我国对垃圾分类宣传力度不够，可回收垃圾的种类是很多人的知识盲区，使其分类并没有达到想要的结果，回收后的再次分类消耗了大量的时间，依然需要安排人力对其进行处理。目前，人工垃圾分类效率低的缺点需要改进，取而代之的是机器人抓取系统。

本课题研究的是一种智能移动垃圾分拣机器人，其基于机器视觉识别技术^[1]扫描识别垃圾并抓取垃圾和通过路径规划遍历清扫需要人工清理的区域。本系统由分拣控制模块、目标检测模块以及导航模块三大模块组成。导航模块基于 ROS 分布式框架，机器人遍历过程中，使用基于扫描匹配算法的 SLAM 功能，利用安装在地盘上的激光雷达采集扫描周围区域环境的整体信息并进行建图，通过最优路径算法进行路径规划遍历需要代替人工清扫的区域。目标检测模块是由计算机连接摄像头，通过 SSD_MobileNet_V2 深度学习算法对摄像头获取的图像进行目标检测以及分类，分拣控制模块通过处理后所获取的目标坐标及其角度信息作为的输入信息，控制执行对垃圾进行抓取任务。

1.2 国内外研究现状

国外对于机器视觉技术的运用已经相对成熟，尤其是工业化程度较高的国家。如德国、美国、日本等国家，已经被广泛的应用在其工业生产中，其技术及应用已经走在世界的前列。日本的研究学者曾设计一款可除杂草并收割蔬菜的机器人，其利用机器视觉系统识别杂草的位置，在通过机械结构割除的同时收割蔬菜。研究学者曾用傅里叶函数对收集的开心果图片进行图像特征点提取，同时利用 CNN 卷积神经网络实现开心果的等级选择，从这个事例中也可看出卷积神经网络可以提取更准确的特征，实现对开心果的精细分类。早在二十世纪 90 年代，英国就基于机器视觉技术开发了一种蘑菇采样机器人，利用图像检测和识别技术实现对蘑菇的识别、分类及定位。

在垃圾分类处理方面，荷兰的一家机器人公司开发了一款垃圾分类机器人，该机器人的分拣系统都是由荷兰已经制造的现成的工业机器人零部件组装而成，不仅可以对垃圾进行分拣的同时，还能够对机器人上的各个部位进行任意功能部件的添加，其所佩戴的新的测量装置，安装在其机械臂上的摄像头、能够对重物进行测量的重量测量仪、触觉反馈和金属探测器所采集的综合数据，不仅能对金属、塑料、木材，甚至对混凝土等的较难判断的软质物质进行分类，还能降低有害物质对人体

的危害。为机器人系统上电后，根据系统设定，可以让机器人从各种各样的垃圾中分拣出可回收以及不可回收利用的垃圾材料，将需要被分拣的废品放在垃圾传送带上，机器人的机械手将废品等垃圾拣起并通过机器视觉技术进行分析，机器人将能识别出垃圾的种类，识别后放在不同的垃圾回收分类箱里。从而进一步提高这种单双臂机器人的识别和分拣成功率，对于环境保护和节省人员有巨大的优势。

在 2019 年 11 月 09 日，上海进博会的 ABB 公司展出了一款垃圾分类机械臂，整套系统是听过一云计算、深度学习、边缘计算以及机器人自动化^[2]等前沿技术的综合性应用使其能够默契配合，并以此实现了各种各样垃圾包括瓶子、纸巾、塑料袋等识别和分拣的自动化和无人化。分拣堆区域的单机械臂 ABB 机器人负责把收集到的垃圾桶里的垃圾放入投料区并对它进行精准识别。随后发送给分拣区的双机械臂 ABB 机器人，最终实现垃圾的分类与回收工作。

第二章 总体设计方案

2.1 任务需求与功能分析

2.1.1 任务需求

在生活的垃圾回收处理系统中，垃圾分类是整个系统的关键过程，其速率能够制约整个生产线的效率，因此垃圾分拣是最关键的环节。目前，全世界范围内的生活垃圾分拣线主要还是采用传统的人工分拣的方式，以传送带将生活垃圾持续平铺传送，其两侧站立多名工人，以手动抓取的方式对垃圾进行分拣。传送带不间断运行，工人长期在垃圾旁边进行重复性的垃圾分拣工作，手工分拣工作不仅量大、自动化程度差，而且工人会因为长期的工作而容易疲劳，从而使垃圾分拣工作效率降低，且具有工作环境恶劣、有害垃圾对人体的伤害等弊端。因此，生活垃圾处理生产线急需采用自动化机器人系统替代人工分拣，将垃圾处理厂打造成无人化、智能化的智慧工厂。当前复杂环境下的目标检测识别是当前机器视觉检测^[3]技术的关键难题，到目前为止，针对具有粘连和遮掩的目标对象的分类，尚未有成熟的视觉处理产品可以满足此需求。特别是与工业机械臂实时配合的视觉辨识技术也没有成熟的解决方案。本文以国内当前急需发展的环保产业为中心点，展开智能移动垃圾分拣机器人系统相关技术的讨论，以实现无人化、垃圾分拣生产线智能化为目标，最终还可将相关技术推广运用到分类及物料智能辨识等相关行业领域，应用面广泛。

2.1.2 功能分析

课题所述的智能移动垃圾分拣机器人系统需要将生活中的垃圾进行识别分类，通过分类后的结果将垃圾进行分拣处理回收，需要满足以下需求：

（1）能在稳定充足的光照环境或者各种理想环境下，激光雷达扫描环境区域，进行 3D 建图，获取周围的环境信息。

（2）通过安装在计算机上的摄像头实现实时传输图像功能，获取符合要求的图像数据。

（3）计算机将在简单理想环境下，对摄像头所拍摄的实时情况进行目标检测分类识别，并且将处理结果保存，最终进行数据对比。

（3）机械臂能通过现有所组装的元件实现对垃圾的分类和抓取或者通过气泵吸取入桶。

（4）整个系统的功能模块搭配密切，具有较好的稳定性和抗干扰性，能够持续稳定的进行整套流程的操作。

（5）该系统有一定的模块可组可拆化，可以进行拆卸、非核心部件的组合等，为后续的功能实现提供更大可能性。

2.2 系统构成

该基于机器视觉的智能移动垃圾分拣机器人系统主要包括：目标检测模块、导航模块、分拣控制模块，下图 2.1 所示是整个系统构成图：

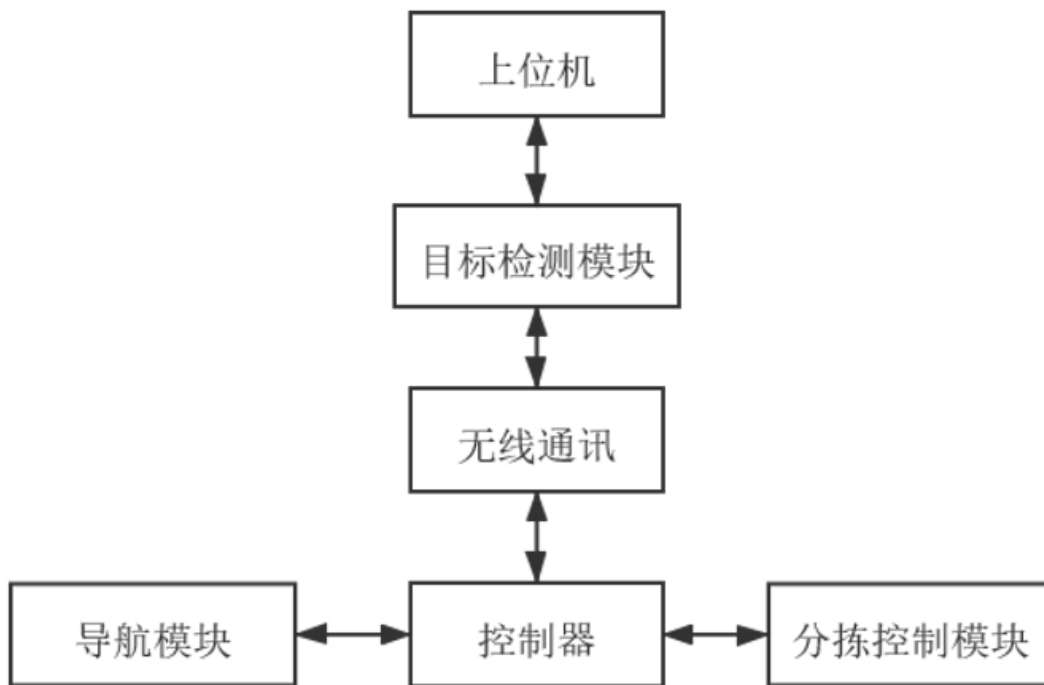


图 2.1 系统构成图

根据课题开发了一款基于机器视觉识别技术的智能移动垃圾分拣机器人，该机器人的总体框架分为三大模块：导航模块、目标检测模块以及分拣控制模块。导航模块由软硬件结合构成，分别为 ROS^[4] 机器人操作系统和激光雷达。目标检测模块硬件上由摄像头、计算机构成，软件上由谷歌开源 TensorFlow 框架负责垃圾类别的目标检测。分拣控制模块为能够夹取垃圾的机械臂、吸附木板或者纸巾的气泵。

智能移动垃圾分拣机器人的工作流程如下：首先，开启网络以及无线通讯系统，使机器人正常启动。在进行垃圾分拣前，将机器人放置于待清理的区域中，控制机器人行走整个待清理区域，让机器人上的激光雷达扫描待清理区域的环境，使用上位机建立待清理区域的 2D 平面图，上位机建立完 2D 平面图后，机器人将根据平面图的自拟路线，按照导航模块的指示，自动巡航整个待清理区域。机器人在行走的过程中，摄像头会将每一帧图像数据送达上位机，上位机的目标检测模块将每帧图像处理后的图像计算取得特征数据，与经过训练后的识别模型系统库所存储的垃圾图集特征数值进行对比，若对比后的特征值数据相似度超 90% 以上，目标检测系统则会将其判别为垃圾，控制器控制分拣控制模块，使机械臂对垃圾进行清理，往返

循环。

第三章 硬件电路设计

3.1 硬件选型

3.1.1 导航模块主控制板选型

导航模块需要接收通过激光雷达采集的大量环境数据，进行里程等大量数据计算，这要求处理器需要足够优秀的运算能力。有以下两种主控制板供选择：

第一种是世界著名的Nvidia制造商旗下的JetSon Nano人工智能计算机,如图3.1所示。

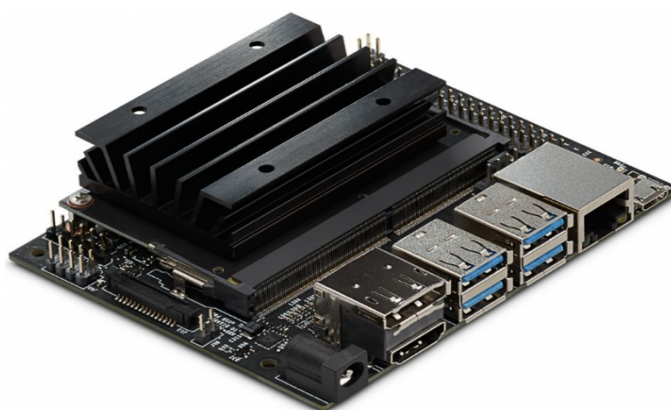


图 3.1 JetSon Nano

这是一款个人便携式设备，其主打低功耗，虽然使用了相比 Pascal 老一代的 Maxwell 架构 GPU，但是包含的 128 个视觉 CUDA 核心足够应付大多数小型嵌入式系统的视觉需求，在电量仅为 5W 的情况下能将运算浮点提高达到 472 GFLOPS。其技术规格如下表 3.1 所示：

参数名称	技术规格
GPU	128-core Maxwell
CPU	Quad-core ARM A57 @ 1.43 GHz
内存	4 GB 64-bit LPDDR4 25.6 GB/s
存储	microSD (not included)
视频编码	4K @ 30 4x 1080p @ 30 9x 720p @ 30 (H.264/H.265)
视频解码	4K @ 60 2x 4K @ 30 8x 1080p @ 30 18x 720p @ 30 (H.264/H.265)
摄像头	1x MIPI CSI-2 DPHY lanes
连接	Gigabit Ethernet, M.2 Key E
屏幕	HDMI 2.0 and eDP 1.4
USB	4x USB 3.0, USB 2.0 Micro-B
其他	GPIO, I2C, I2S, SPI, UART
引脚规格	69 mm x 45 mm, 260-pin edge connector

表 3.1 JetSon Nano 技术规格

第二种是价格比较相对 JetSon Nano 较为低廉的树莓派 3B+, 如下图 3.2 所示:



图 3.2 树莓派 3B+

其是一种基于 ARM 的小型个人电脑, 相较于较早型号的树莓派 3B, CPU 最高到达 1.4GHZ, 拥有更强的 WIFI 连接 (支持 5G 频段以及 BT4.2&BLE) 功能, 无线连接支持 5GHZ 的 WiFi 频段能够使计算机操控树莓派更加方便。其主要配置如下表 3.2 所示:

参数名称	技术规格
SOC	Broadcom BCM2837BO
GPU	64 位 1.4GHZ
以太网	HAT
有线网络	1000M
WiFi	802.11AC 无线; 2.4GHZ/5HZ 双频 WiFi
同等条件功耗测试	1.67A
同等条件温度测试	81°

表 3.2 树莓派 3B+规格

由主控制器只用来控制驱动板块和分拣控制模块的运行, 从性能方面, 树莓派 3B+能够胜任用来处理激光雷达传输数据的速度并同时绘制 2D 平面图; 从主机整体面积上测量方面, 树莓派 3B+占用空间相较于 JetSon Nano 更小, 更易于携带。从成本方面, 树莓派只有不到 JetSon Nano 三分之一的价格, 因此完全符合本课题的制作需求。

3.1.2 摄像头模块选型

题主要有两种摄像头供选择, 一种是可以进行视觉导航、红外扫描周围环境的深度摄像头; 另外一种则是普通摄像头, 只用来进行 2D 视频的获取。

第一种是来自 Intel 公司的 D415/D435 深度摄像头, 它的用途广泛, 能够进行物体识别、定位和跟踪; 实现现代流行的人脸面部识别、整只手臂骨骼的跟踪和手势控制。它的强大之处不仅仅在视觉方面, 还包括了一个双阵列高精度回音消除麦克

风。如下图 3.3 所示：



图 3.3 D415 深度摄像头

D415 规格如下表 3.3 所示：

参数名称	技术规格
深度技术	主动红外（IR）立体
输出分辨率	1280 x 720
深度流输出帧率	90fps
最小深度距离	0.3m
RGB 传感器分辨率和帧速度	30fps 时为 1920 x 1080
红外信号发射器功率	可配置至达 440 毫瓦

表 3.2 D415 规格

第二种是 CMOS Sensor 摄像头。RGB 数据除了能表示红绿蓝三种颜色之外，各自色阈控制在 0 至 255 之间，还能表示任何一种由红绿蓝组合而成的颜色。

在本课题的机器视觉系统中，拍照部分由摄像机和镜头两部分组成，因为所要分拣研究的对象是垃圾，所以需要快速且精准的捕捉运动中的物体图像，并且考虑其在实际操作中的空间限制等问题，本课题只需采用一般的摄像头元器件即满足对自动垃圾分类的探索条件。机器视觉方面采用 1/2.7 OV2710 CMOS Sensor。在一般情况使用下能够保持较好的低照度，模组搭配 1080P 1/2.7 " 3.6mm 高清拍摄镜头，照度可达星光级 0.038Lux。高速 640X480@120fps，1280X720@60fps，1920X1080@30fps。除了用于普通广告机、视频会议和高清监控等领域，还能支持 USB2.0 OTG 协议和接入 OTG 设备。

3.1.3 舵机选型

本课题研究选取机械臂由自己组装而成，采用 5 个 MG996R 型号的舵机来机械臂三自由度抓取。由于本次垃圾分为 2 类，所以旋转机构除了旋转精度高、扭力较大之外，还需要有较大的转动角度。故依据实验研究要求，本次选择大扭力单轴数字舵机 MG996R 如下图 3.4 所示：



图 3.4 MG996R 舵机

另外其具有 4.8V/9kg-cm 的超大扭力，能实现 180 度大角度转动，具体规格参数如下表 3.4 所示：

参数名称	技术规格
扭矩	9kg/cm(4.8V), 11kg/cm(6V)
电压	4.8 ~ 6V
齿轮类型	金属齿轮
死区	5us (微秒)
速度	0.19 秒/60°(4.8V), 0.18 秒/60°(6V)
角度	180°
重量	55jigug
尺寸	40.7mm × 19.7mm × 42.9mm

表 3.4 MG996R 规格参数

3.1.4 激光雷达选型

激光雷达购买了思岚 A1 雷达，其在国产一些 SLAM 导航^[5]项目中得到广泛应用，而且价格相对合理，测距的经典范围在 0.15—12 米，扫描角度为 0—360°，其性能参数刚好适合于实验场景。性能参数如下表 3.5 所示：

参数名称	技术规格
角度分辨率	≤1
单次测距时间	0.5ms
测量频率	2000-8000Hz 可调节
扫描频率	5-10Hz 可调节

表 3.5 思岚 A1 雷达参数

3.1.5 微控制器选型

由于微控制器的得负责移动和接收树莓派 3B+反馈的数据进行行走，并且需要

进行机械臂的控制，因此需要选择频率相对较高的微控制器。意法半导体开发的 STM32F405 拥有 168MHz 频率的主频，采用 ART 自适应实时存储加速器，能够完美释放 Cortex-M4 内核的性能；当 CPU 工作于所有允许频率时，可以达到几乎零等待周期的性能，并且拥有 5 个串口通讯设备，完全满足课程需求。

3.2 总体结构分布

机械部分分为上下两层结构，第一层放置高性能笔记本，第二层放置其他模块。主要由车轮、车架、目标检测模块、导航模块、分拣控制模块五部分组成。机器人总体结构如图 3.5 所示：

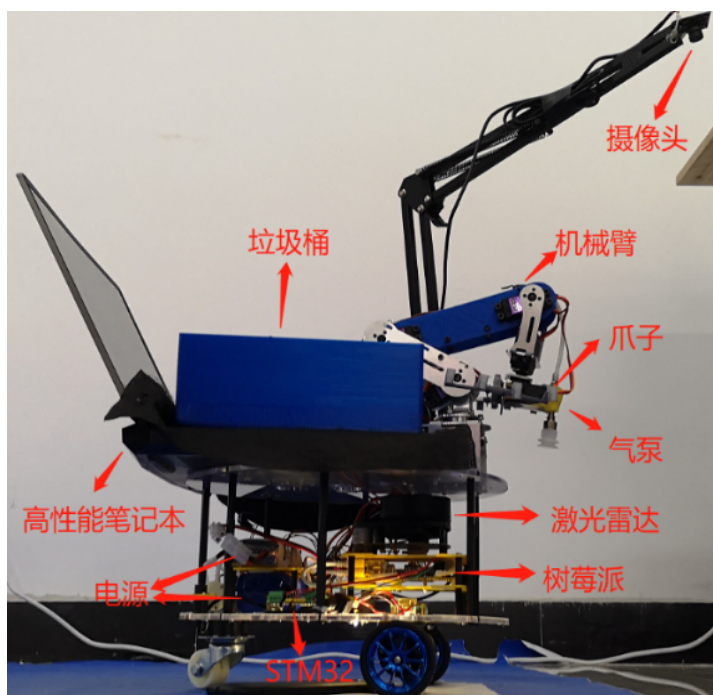


图 3.5 机器人总体结构

- 1) .树莓派 3B+：作为激光雷达的系统搭建，为了能让机器人以最快速度的进行导航，轻巧易于携带、性能好。
- 2) .OV2710 摄像头：采用 1/2.7 CMOS Sensor。拥有很好的低照度，照度可达星光级 0.038 Lux。模组搭配 3.6mm 1080P 高清镜头。高速 640X480@120fps，1280X720@60fps，1920X1080@30fps。用于广告机、视频会议、高清监控等领域；支持 USB2.0 OTG 协议，可接入 OTG 设备。
- 3) .舵机：主要用于使机械臂进行运动，综合速度与力度的考虑，最终选定了 MG996R。
- 4) .思岚 A1 激光雷达:使用最高模式 8000 采样频率可以实现对环境的 360 度全方位扫描测距检测，确保机器人快速运动时地图构建的质量并获得周围环境的轮廓图，最后构建 2D 平面图。

- 5) .驱动控制微处理器：主要用于控制减速直流电机。拥有频率可达 168MHz 的 STM32F405 可以提高反应的速度，缩短机器人清理垃圾运作时间。
- 6) .机器人上下层：为了便于对机器人进行加工和组装模块，减轻机器人的整体运行重量，本课题采用了亚克力板作为机器人搭载硬件的主体。直径 32cm，厚度 1cm 的圆形。为了增大空间，机器人分为了上下两层，第一层搭载高性能计算机、摄像头、垃圾存储盒以及机械臂；第二层搭载树莓派 3B+、STM32F405 和电源等小型设备。
- 7) .车轮：用于运载所有设备，一个搭载在底部亚克力板的万向和两个在前方的动力轮。两个动力轮带有防止打滑的橡胶轮胎，提高机器人对于环境的自适应能力。
- 8) .机械臂和气泵：用于拾取垃圾、纸巾和木板。
- 9) .高性能计算机：为了实现实时拍摄并且能够尽可能地快处理每一帧照片与模型库进行对比，机器人使用性能较好的计算机。
- 10) .垃圾存储盒：20cm*19cm*10cm 的 3D 打印垃圾存储盒。

第四章 系统软件设计

4.1 目标检测模型制作

4.1.1 前期准备

首先在上位机端安装深度学习 Tensorflow 框架与 Python 语言框架进行编程，Tensorflow 是由谷歌公司发明的神经网络框架，是一个用于 Python 编写的高级神经网络 API，能同时支持循环神经网络和卷积神经网络，两者可以紧密组合，在 CPU 和 GPU 上无缝衔接运行，可以实现训练模型的快速化训练和实现；把你的想法转为实验结果尽可能缩短时间上的限制。所以基于 Tensorflow 框架搭建 CNN 的有模块化、简单快捷、易扩展性等特点。垃圾的图像为瓶子、纸巾以及木板，但是这些原始图像有一些外来干扰因素导致数据不符合模型训练的基本条件，因此需要对图像进行以下处理：

1) .清洗数据

首先，数据清洗指的是对图像数据进行检验和重新审查。为了保证图像数据属性的一致性问题，需要纠正原本存在未标注、标注的错误和删除重复的图像信息。首先，为了保证图像的质量问题，需要花费大量时间在人工查看图像数据上，由于一些体型较大的垃圾，如木板，不易折叠缩小体积，使得整个图像空间被占满，算法模型会难以提取其特征数据，导致训练后的最终模型不能进行目标检测识别，从而导致数据和计算时间的浪费，需予以剔除。

第二是必须保持图像数据一致性。因为在拍摄数据集的过程中，可能会有与待标注垃圾的无关物品出现，因此要在多种环境、背景下进行数据集采集。

2) .分类数据

在进行图像存储时，需要将图像保持在不同类别的文件夹，使垃圾类别与文件夹名字一一对应。需要保证每张照片都分在对应的类别中。

3) .分类数据二次采集

图像数据经过清洗和分类后，已经初步满足模型训练的基本要求，但是如果在训练过程中，出现识别率从高到低的大幅下跌曲线，可以确定是数据没有得到完全准确标注或者数据集不够完好，需要进行二次采集。

4.1.2 模型建立与评估

1) .交叉验证数据

目标检测系统的搭建主要包括三个部分：数据读取并进行人工处理、模型训练以及最终版本的模型测试。数据读取处理是利用交叉验证法，把原本的数据集划分为三个集合，分别为训练集、验证集和测试集；并同时使用人工数据增强技术对训

练数据加以增强来提升其模型的泛化能力。模型训练部分是通过预训练的 SSD_MobileNet_V2^[6]模型作为基础框架搭建深度卷积神经网络进行迁移学习，并使用经过数据增强的训练集对模型进行训练，且使用验证集的数据验证训练效果，也就是识别正确率的高低。模型最终测试部分，通过实际情况中拍摄的图像检验最终模型的性能，以此确定模型的识别率。

由于数据集的数量不是很充足，因此本课程将训练集的数量控制为 1050 张，验证集和测试集都为 225 张，占比分别为 70%、15%、15%，这样划分的目的是降低过拟合的发生几率。

2) .SSD_MobileNet_V2 深度卷积神经网络

本课题构建基于 SSD_MobileNet_V2 模型的训练模型，主要框架与官网 API 的 SSD_MobileNet_V2 模型一致，但是分类的类型较少，因此保留了输入层、池化层和个卷积层，去除了 2 个全连接层来防止过拟合的情况发生。如下图 4.1 所示：

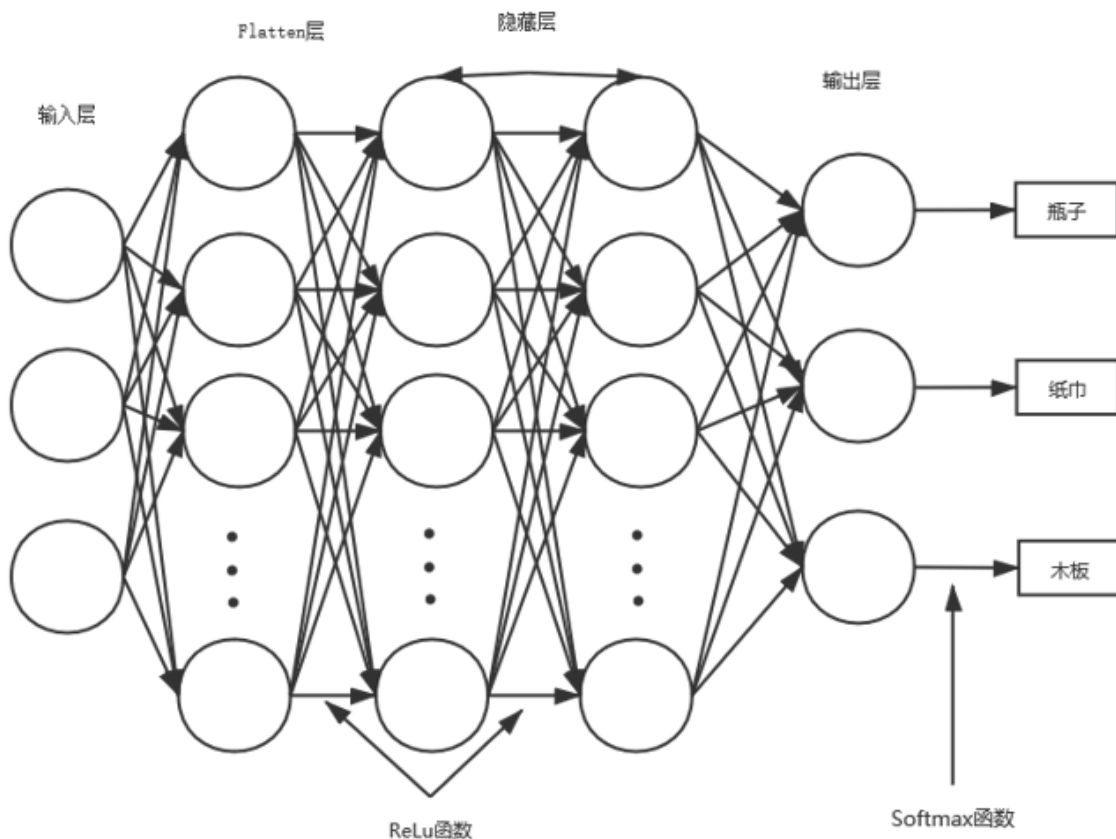


图 4.1 SSD_MobileNet_V2 简化模型

3) .模型训练

由于 Adam 模型训练算法有计算方便实现、计算快速、内存占用较少等优点，因此选择此算法为最佳模型训练算法。每个输出概率所属置信度，选用对损失函数

进行计算，具体公式（1）如下：

$$\log_loss = -1N \sum_{i=1}^N y_i \log p_i + (1 - y_i) \log(1 - p_i) \quad (1)$$

4.2 激光 SLAM 运用

ROS 机器人系统是一个以机器人编程框架，有别于 Windows、Mac 不同的是：它只是一个中间桥梁，负责在 Linux 与应用程序之间进行联系。使得机器人的感知、控制算法和决策可以更好地组织和运行。ROS 分为两种版本，本课程选择 Kinetic 作为树莓派 3B+ 的搭载版本，另一个版本是 Indigo 版本官网已经不再进行维护更新，对后期实验具有很大影响。

4.2.1 SLAM 导航系统框架

激光 SLAM 系统框架指的是在激光 SLAM 系统中，导航包 RVIZ 利用栅格地图，Gmapping 是基于滤波 SLAM 算法获取激光雷达扫描的反馈的环境信息以及行走时编码器里程计数据可动态的生成 2D 栅格地图，里程计数据和激光雷达数据做出适合的路径规划和定位^[7]，最后转换为机器人的速度指令。如下图 4.2 所示，激光 SLAM^[8]系统的框架，方框是传感器获得的数据或者生成的数据，椭圆里为 ROS 节点所发布或者获得的消息队列。

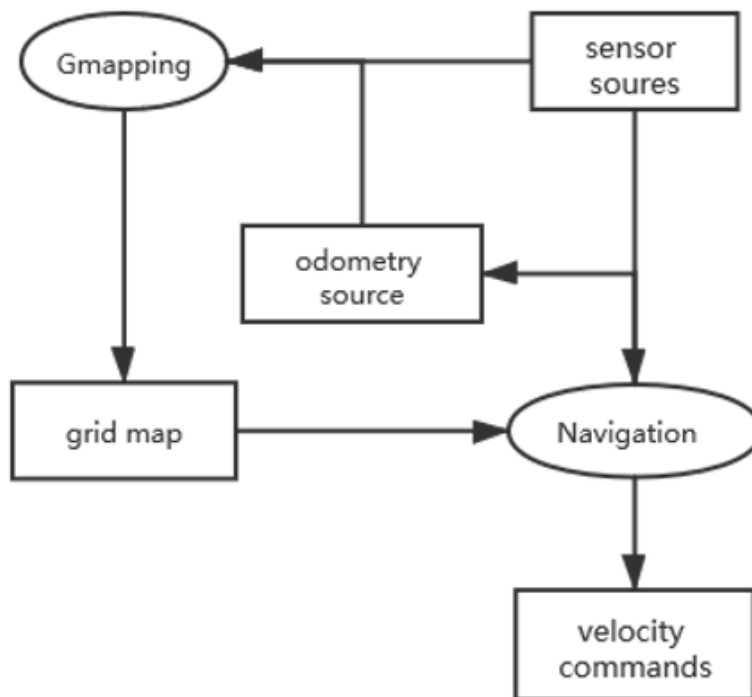


图 4.2 SLAM 导航系统框架

4.2.2 建图系统框架

如下图所示 4.3 所示：

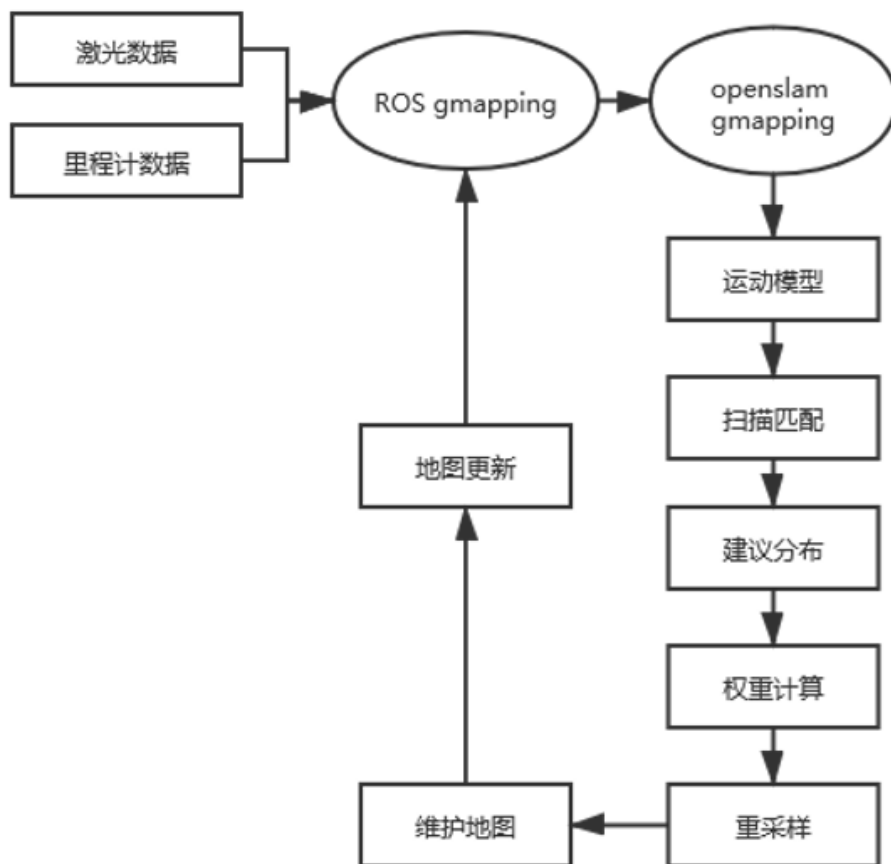


图 4.3 建图系统框架

1) 数据输入和运动模型确定

开启建图 RVIZ 后，首先需要将获取激光和里程计数据传入 ROS mapping 中，传入开源的 openslam 滤波算法地图 openslam gmapping 包中，在下一时间的建图导航时，根据上一时刻计算的粒子位姿。通过里程计数据来确定距离，在初始值的基础上，通过增加高斯采样的噪点来预测现在时刻的粒子位姿，为下一时刻提前做数据准备。

2) 扫描匹配与建议分布

Gmapping 默认采取 40 个采样对每个粒子实行扫描匹配算法。扫描匹配的作用是为后面粒子权重更新做充分准备以及计算，通过找出每个粒子在下一时间位姿，进行位姿判断计算机器人的精准坐标点。如果这个环节的扫描匹配失败，则必须对粒子权重更新，并采用默认的似然进行估计。通过混合观测模型和运动模型的建议分布来使当前粒子位置能够满足该均值方差的高斯分布，对于小于某阈值则进行均值与方差的计算，根据上一步扫描匹配获得的最佳坐标来围绕该坐标取若干位置样本距离差值。

3) . 粒子维护地图与地图更新

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。

如要下载或阅读全文，请访问：

<https://d.book118.com/166132035043010110>

4)