

分类号: TP242.6

单位代码: 10335

密 级: 无

学 号: 21325064

浙江大学

硕士学位论文



中文论文题目: 基于双目视觉的轮式机器人动态避障研究

英文论文题目: Research on the dynamic path planing of wheeled mobile robot based on Binocular vision

申请人姓名: 韩 信

指导教师: 姚 斌 教授

合作导师: 朱笑丛 副教授

专业名称: 机械电子工程

研究方向: 双目视觉、路径规划

所在学院: 机械工程学院

论文提交日期 2016 年 3 月

基于双目视觉的轮式机器人动态避障研究



论文作者签名: _____

指导教师签名: _____

论文评阅人 1: _____

评阅人 2: _____

评阅人 3: _____

评阅人 4: _____

评阅人 5: _____

答辩委员会主席: _____ 胡旭东 教授

委员 1: _____ 姚斌 教授

委员 2: _____ 朱笑丛 副教授

委员 3: _____ 吴世军 副教授

委员 4: _____ 杨灿军 教授

委员 5: _____

答辩日期: 2016 年 3 月 14 日

浙江大学研究生学位论文独创性声明

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及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，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 浙江大学 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谢意。

学位论文作者签名： 签字日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 浙江大学 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和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名： 导师签名：

签字日期： 年 月 日 签字日期： 年 月 日

致谢

感谢导师姚斌教授和朱笑丛副教授对我的悉心指导。姚老师和朱老师学识渊博，治学严谨，在专业领域传授了我很多知识，让我在社会上有了竞争力，所谓一日为师，终身为师，我将用我的一生时间来向两位老师学习。

感谢朱世强教授对我科研和生活上的关心。朱老师不但在机器人领域有极高造诣，更是在为人处世上让我受益良多，每次和朱老师对话总能使我受益良多，临近毕业，越来越珍惜听从老师教诲的日子。师母杨立忠女士待人宽厚，平日对实验室的同学照顾得无微不至，让我们在实验室感受到了家的温暖。

两年多研究生生涯，除了要感谢各位恩师的栽培，还有太多人在各方面帮助过我。每每想起都让人热泪盈眶，十分不舍大家与我共同度过的漫长岁月。

感谢实验室张学群博士、陈庆诚博士、陈志伟博士、靳兴来博士、杜佳玮博士、罗召成博士、李超博士、陈珊博士、潘忠强硕士等师兄师姐在科研、生活上对我帮助。几位师兄师姐不仅在学术上有很强造诣，经常在学术上指导、建议我，在生活中也为人热情，待人宽厚，永远是我学习的榜样。还要感谢实验室同届研究生、师弟师妹们以及班级同学们，我会永远怀念我们一起学习、进步的时光。感谢未企和研创的小伙伴，难以忘记我们共同经历的项目岁月和娱乐时光。

感谢我的父母和家人，你们给了我能力范围内最好的条件，你们是我永远的依靠。我将在接下来的职业生涯中努力工作，回报父母！

韩信

2016年3月于求是园

摘要

随着科技的进步，轮式移动机器人在工业、军事、民用等多个领域得到了广泛应用。因此轮式移动机器人的避障成为研究热点。本文基于一个典型的两轮驱动的轮式移动机器人，通过双目立体视觉技术设计了一套可进行动态避障的轮式机器人系统。

第一章，介绍了国内外范围内的移动机器人发展和应用情况，介绍了具有代表性的移动机器人产品，并对双目立体视觉技术和移动机器人避障技术的基本概念和研究现状做了重点阐述。调研了移动机器人避障的现有算法，并做分析。最后阐述了本课题的研究意义和研究内容。

第二章，首先介绍了双目立体视觉系统的成像原理，阐明了相机的线性透视投影模型和存在的非线性畸变。使用棋盘法对相机的进行标定实验。在得到相机的内、外参数后，对所得的左右相机标定结果做了非线性优化，得到了较为准确的双目相机成像模型。

第三章，首先介绍了立体匹配的原理和基本方法。然后介绍了极线校正和约束匹配的概念。在 **OpenCV** 平台下对图像进行极线校正。最后对双目图像进行了立体匹配。

第四章，针对对三维环境进行全局三维重建的计算量过大的问题，研究了障碍物特征点的识别和跟踪问题，并做了实验验证。然后介绍了三维重建的基本概念。使用最小二乘法进行了较为准确的三维重建实验，对双目视觉系统做了障碍物测距和测速的研究。

第五章，介绍了传统的人工势场法的基本原理和存在的固有缺陷。针对动态环境的避障，将速度引入人工势场的构建中，并改进了目标点不可到达和局部极小陷阱的问题。在 **Matlab** 平台下对改进的人工势场法进行了仿真实验。

第六章，介绍了用于本课题验证的轮式移动机器人平台及其硬件结构和软件架构，并针对该机器人平台的差动驱动机械结构进行运动学分析。为机器人避障构建局部避障地图。在该平台上构建障碍物环境，并进行了动态避障的实验验证。

关键词：轮式移动机器人；双目立体视觉；相机标定；立体匹配；人工势场法

Abstract

The wheeled mobile robot has been applied in various kinds of field like industry, military and domestic use, since the rapid development of robot technology. As a consequence, the obstacle avoidance of mobile robot has become a hot research field. This thesis will propose a wheeled mobile robot system, with a differential-wheel-structure, based on the technology of binocular stereo vision, which can automatically avoid the avoidance in a dynamic environment.

The first chapter introduces the research and application status of mobile robots, introduces representative mobile robot products, and emphatically clarified the basic concepts and research status of binocular stereo vision technology as well as obstacle avoidance techniques for mobile robots. Investigation of the existing algorithms for mobile robot obstacle avoidance is also done to make related analysis. The final part states the significance and content of the subject.

The second chapter introduces the imaging principle of binocular stereo vision system to clarify the linear perspective projection camera model and the presence of non-linear distortion. It uses checkerboard method to perform camera calibration experiments. After getting internal and external parameters of the camera, this paper does nonlinear optimization on the left and right camera's calibration results, to give a more accurate binocular camera imaging model.

The third chapter introduces the basic principles and methods of stereo matching, and then introduces the concepts of the pole line correction and constraint matching. This chapter also uses Bouguet algorithm in OpenCV platform for correcting image's pole line, and uses SIFT algorithm for three-dimensionally matching binocular images.

The fourth chapter, focusing on the problem that the calculation of the whole reconstruction for the three-dimensional environment is excessively large, makes research on the problem when identifying and tracking the feature obstacles points, and does experiments. Then it introduces the basic concepts of three-dimensional reconstruction. It also uses the least squares method for progressing a more accurate three-dimensional reconstruction experiments, which helps the study of measuring the obstacles distance and speed for binocular vision system.

The fifth chapter introduces the basic principles and existing limitations of traditional artificial potential field. In terms of obstacle avoidance in dynamic environment, this chapter proposes to introduce speed into the construction of artificial potential field, and solves the

problems of regional minima traps and that target cannot be reached. Finally, it shows the simulation experiment results of the improved artificial potential field, which is made under Matlab platform.

The sixth chapter introduces the hardware architecture and software architecture of the wheeled mobile robot platform used in this study, and does analysis on the differential driven structure of wheeled mobile robot. Practically, the paper shows the construction of a regional obstacle avoidance map for robots, where obstacle environment is constructed, and experimental verification of dynamic obstacle avoidance is done to prove the results.

Key Words: Wheeled Mobile Robot; Binocular Stereo Vision; Camera Calibration; Stereo Matching; Artificial Potential Field

目 录

摘要	1
Abstract	III
1 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 双目立体视觉	3
1.2.2 轮式移动机器人的动态避障	4
1.3 课题研究意义和研究内容	6
1.3.1 课题研究意义	6
1.3.2 本文研究内容	7
2 双目立体摄像机的标定	8
2.1 引言	8
2.2 双目立体视觉原理	8
2.2.1 双目立体视觉系统理想模型	8
2.2.2 一般双目立体视觉系统模型	9
2.3 相机模型	10
2.3.1 相机线性透视投影模型	10
2.3.2 相机非线性畸变	13
2.3.3 消除非线性畸变	14
2.4 摄像机标定	15
2.4.1 张氏标定法	15
2.4.2 张氏标定法原理	15
2.4.3 标定实验及结果	17
2.4.4 非线性优化	19
2.5 小结	20
3 立体匹配	21
3.1 引言	21
3.2 立体匹配原理	21

3.2.1	基本思想.....	21
3.2.2	几何极线原理.....	22
3.2.3	极线校正.....	23
3.2.4	匹配约束.....	24
3.3	使用 SIFT 算法进行立体匹配.....	24
3.4	立体匹配实验及结果.....	29
3.4.1	基于 OpenCV 的 Bouguet 算法的极线校正.....	29
3.4.2	应用 SIFT 算法的立体匹配实验.....	30
3.5	总结.....	31
4	障碍物三维重建研究.....	32
4.1	特征识别与跟踪.....	32
4.1.1	特征点检测与提取.....	32
4.1.2	特征点跟踪.....	35
4.1.3	实验验证.....	37
4.2	距离测量.....	38
4.2.1	三维重建原理.....	38
4.2.2	测距实验及结果.....	39
4.3	速度测量.....	40
4.3.1	实验分析.....	41
4.4	虚拟地图建立.....	41
4.5	小结.....	42
5	改进人工势场法的动态避障.....	43
5.1	传统人工势场法.....	43
5.1.1	引力场.....	44
5.1.2	斥力场.....	44
5.1.3	总势场.....	45
5.1.4	传统人工势场法存在的问题.....	45
5.2	改进的人工势场法.....	47

5.2.1	改进的引力势场函数.....	48
5.2.2	改进的斥力势场函数.....	49
5.2.3	改进目标物不可到达问题.....	51
5.2.4	改进局部极小陷阱.....	52
5.3	仿真实验.....	54
5.4	小结.....	56
6	移动机器人平台搭建与实验.....	57
6.1	实验平台系统.....	57
6.1.1	硬件架构.....	57
6.1.2	软件结构设计.....	59
6.1.3	轮式移动机器人运动学分析.....	60
6.2	实验与分析.....	61
7	总结及展望.....	63
7.1	全文总结.....	63
7.2	展望.....	63
	参考文献.....	65

1 绪论

1.1 研究背景

近几年，随着机器人技术在各个领域的应用愈加广泛，用户对机器人的智能化程度的要求也愈来愈高。随着科技的进步，智能机器人愈发具备了更多的功能，包括：环境监测、导航和路径规划、行为决策和执行^[1]。其中移动机器人就是一种极具代表性的智能机器人。作为目前机器人研究最活跃的领域，它集合了信号处理、机械设计、软件工程、电气信息、自动化工程、控制理论及人工智能等多个学科的研究成果，是机电一体化的重要标志^[2]。

上世纪 60 年代，斯坦福研究院的尼尔森和罗森等人为了探究人工智能技术在复杂情况下能否完成对周围环境的探测和认知、运动控制和自行移动导航的动作，设计出世界第一台自行走移动机器人 **Shakey**，这个机器人被认为是移动机器人研究的开端^[3]。在几乎同样的时期中，莫瑟尔也研发出了世界上第一台可适应多种步态的行走机器人：**General Electric Quadruped**^[4]。虽然该机器人有极高的自由度，因此具有良好的越野能力，但是足部机构的控制需要依靠经过专门培训的技术人员，难以大范围推广。

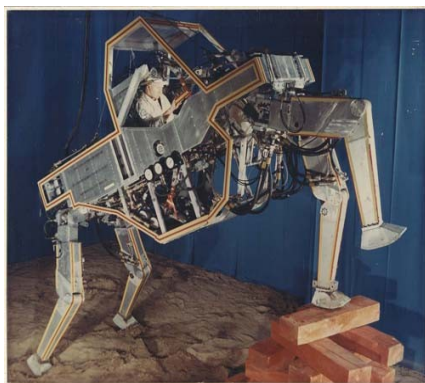


图 1.1 General Electric Quadruped



图 1.2 Shakey 机器人



图 1.3 索尼机器狗



图 1.4 谷歌无人驾驶汽车

自上世纪 70 年代末以来, 计算机技术取得了巨大进步并获得广泛使用, 加上现代测试技术的提高, 移动机器人的研究与应用随之出现了百花齐放的形势。无法忽视的是, 美国国防部下属的高级研究计划局从上世纪 80 年代初开始赞助了由麻省理工学院、卡内基梅隆大学和斯坦福大学等科研院所开展的室外无人驾驶车辆 (ALV) 的研制^[5]; 同一时间, 美国能源部制定了机器人及综合智能系统项目^[6], 这个项目总时长 10 年, 针对移动机器人做了大量研究, 后来又开展了空间机器人计划^[7]; 随后, 日本和欧洲各国也不甘示弱, 纷纷制定了本国的移动机器人研究计划, 如日本的工业机器人计划和仿人机器人计划^[8]; 欧洲尤里卡中心的移动机器人开发项目等。除了各国的科研院所以外, 众多举世闻名的科技企业为了在未来潜力巨大的的机器人市场分一杯羹, 也陆续投入大量人力物力开始研发移动机器人。

真正实用的移动机器人出现在上世纪 90 年代以后。当时, 世界上的多种尖端科研领域中发生了惊人的进步, 移动机器人成系列得被研制出, 并变得越来越智能。大量耳熟能详的智能型移动机器人粉墨登场, 展现出尖端科技的实用成果。其中的重要研究成果包括: 由卡内基梅隆大学 (CMU) 设计的 Navlab 系列移动机器人系统^{[9][10][11]}; 美国谷歌公司以及特斯拉公司的无人驾驶汽车^[12]; 德国梅赛德斯公司的 Vamors-P 汽车和卡拉维尔机器人^[13]; 由日本本田公司研制的 P 系列机器人和阿西莫人型机器人^{[14][15]}; 由日本索尼公司研制的 SDR-3X 人型机器人和艾宝机器狗^[16]等。这些移动机器人形态, 用途各异, 是移动机器人领域的各项先进技术成果的杰出代表。其中, 以轮式结构作为驱动装置的移动机器人因为其良好的运动性能, 较为简单的实现能力以及广泛的适用性成为了移动机器人研究与应用的主流类型^[17]。本文的移动机器人动态避障问题的研究就是使用轮式移动机器人系统做实验验证。

人们研究移动轮式机器人的主要目的是代替人类进行货物搬运、清扫、侦查和防御等枯燥或危险的工作^[18]。当轮式移动机器人在工作环境中按指令工作时经常会遇到与障碍物相撞的风险, 障碍物不仅包括墙壁、桌子和建筑物等静态的物体, 更多的是无预期得出现在轮式移动机器人工作路径上的动态障碍物, 这不但会使轮式移动机器人脱离正常工作状态, 更严重的话还是使移动机器人出现损坏故障, 因此研究轮式移动机器人如何避开障碍物以恢复工作状态是轮式移动机器人研究的重要课题^[19]。轮式移动机器人避障的一般步骤为: 在轮式移动机器人上搭载摄像头、红外线发射器和超声波探测器各类传感器件来监测

障碍物的形状、数量、运动状态及位置等信息，并建立周围环境的避障地图，然后采用有效的控制策略避开障碍物，并恢复工作状态。

在移动机器人领域，双目立体视觉技术被大量应用于环境感知，地图探测等方面。本文使用两台工业相机组成双目立体视觉系统以获取障碍物信息，如障碍物的数量、相对位移、相对速度等信息，为下一步轮式移动机器人动态避障做准备工作。

轮式移动机器人的避障和路径规划也是移动机器人领域的重要课题。移动机器人大多在非结构化的动态环境中执行任务，工作过程中会不可避免的遇到一些障碍物，其中不仅包括墙壁、桌子和建筑物等静态的物体，更多的是突然出现在轮式移动机器人工作路径上的动态障碍物。如果要避免发生碰撞，不但需要能检测到障碍物的数量、方位和形状等信息，还要能采用有效的避障策略避开障碍物并恢复工作状态。

1.2 国内外研究现状

轮式移动机器人作为一种具有巨大应用前景的机器人系统，国内外许多科研机构都对它做了大量的研究工作，主要包括双目视觉等先进传感器的研究应用以及避障及路径规划策略的研究。

1.2.1 双目立体视觉

双目立体视觉，顾名思义，就是采用两个摄像机传感装置对同一环境从不同角度同时进行拍摄，然后根据视差原理获取该环境的三维立体信息，也可以使用一个摄像机在不同角度拍摄同一环境再恢复三维信息。人的双眼就是一个典型的双目立体视觉系统，是人类获取信息的主要器官，而人们也一直希望能用机器模拟出人的双眼。随着科技的蓬勃发展，人工智能，摄像机技术，计算机技术等得到极大发展，使人类制造人造双眼的梦想得以实现。双目立体视觉技术出现于上世纪六十年代，当时罗伯特茨^[20]开始进行了三维图像的研究。经过数十年的发展，如今双目立体视觉技术已逐渐成熟。双目立体视觉技术的主要步骤如图 1.5 所示^[21]：

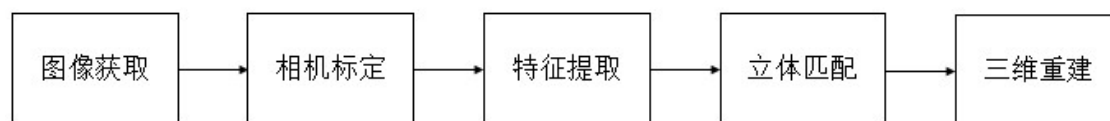


图 1.5 双目立体视觉技术主要步骤

(1) 图像获取

双目立体视觉系统的第一项工作是获取数字图像。数字图像的采集主要使用摄像机、图像视频采集卡等图像采集和处理装置,通过两台不同位姿的相机对同一环境同时进行摄制,得到两幅不同角度下的同一环境的数字图像。图像采集的要点在于:所采集的数字图像需要满足实验对图像的清晰程度,分辨率,亮度等指标的要求。

(2) 相机标定

在双目视觉系统中,我们需要获取世界坐标系中的环境点与其在图像成像平面上成像点的对应关系^[22]。为此需要构建摄像机的成像模型,并求出相机的位置参数及一些内部参数来构造实际的双目立体成像模型。只有建立精准的相机模型,才能准确地获取环境物体的实际三维信息,为进一步工作打好基础。

(3) 特征提取

获取数字图像后,为了减少计算量,提高系统实时性,并进一步进行图像匹配等工作,需要对数字图像进行特征点提取、跟踪等工作。根据不同的匹配策略需要提取不同的特征。提取特征点后可以通过计算特征点在世界坐标系的坐标来获取有用信息。

(4) 立体匹配

图像的立体匹配过程代表使双目摄像机产生的两幅图像建立一一对应的关系^[23]。为此,需要确定两台相机的极线约束关系,并计算出所谓的本质矩阵。然后以此求出更多的匹配点来得出更精确的极线约束。近几十年来,立体匹配得到了巨大的发展,世界各国的研究者提出了不同的立体匹配算法,如能量极小值理论^[24],图像分割优化算法^[25]等。准确的立体匹配对拍摄环境的光照条件、被摄内容的几何形状、干扰噪声、相机参数性质等条件都有一定要求,否则容易出现较大的匹配误差。

(5) 三维重建

双目在不同位置和角度同时间观察同一物体就会形成视差,视差能反映物体与相机的相对位置,即深度信息。通过获取深度信息,就能在计算机中重建被摄环境的三维模型,通过进一步计算还能得到被摄物体与双目相机的相对位置、相对速度等信息。

1.2.2 轮式移动机器人的动态避障

移动机器人的避障和路径规划技术是机器人学的重要课题^[26]。对移动机器人系统的正常运行和导航控制具有重大意义。因此避障算法得到了各大高校和科研机构的大量研究。

国内外众多研究者提出了许多避障的策略和理论。有学者将轮式移动机器人的避障方法分为三种类别^[27]：根据场景模型的避障策略、根据案例学习的避障策略和根据行为模式的避障策略；从移动机器人避障的范围来看，又可分为全局避障和局部避障；根据工作环境是否有时变的性质又可分为静态避障策略和动态避障策略。由于目前移动机器人的一般工作环境都是存在动态障碍物的场所，如马路、人流较大的公共区域、室内生活办公场所等，因此，针对动态障碍物的避障策略更具有现实意义。

根据避障策略的出现时间顺序和基本原理，可以把避障策略分为传统算法和智能算法两大类。其中，传统算法包括模板匹配避障策略、人工势场法、模糊逻辑算法、地图构建技术等。智能算法包括神经网络避障算法、蚁群算法、遗传算法等。下面针对几种典型策略的基本思想和研究现状做简要介绍。

（1）案例匹配避障策略

案例匹配法的基本思想是：利用过去进行避障时所使用和产生的信息建立案例数据库。该数据库中的每一个避障案例中包括了某次避障时的外部环境信息及避障的路径信息，可通过具体的索引方式搜索出这些案例。当轮式移动机器人使用该策略进行避障时，在案例库中搜索与当前情况最匹配的避障案例，经过一定修正后作为此次避障的路径。研究证明，当环境中的障碍物信息确定并保持静止时，该方法有较好的效果^[28]。

采用案例匹配法时，如案例和现实情况能匹配成功时，能产生较好的避障效果，但是如果案例库中没有较匹配的案例，则无法进行正确的避障。因此该策略需要有足够的匹配案例，并且该策略无法在变幻莫测的动态障碍物环境中使用^{[29][30][31]}。

（2）人工势场法

人工势场法的基本策略为：将轮式移动机器人、环境障碍物和目标点置于一种虚拟的人工势场中，使轮式移动机器人在势场的作用下发生位移。分别来说，以目标点为中心产生对移动机器人的人工引力势场，以各个障碍物为中心产生对移动机器人的人工斥力势场。因为人工引力势场的存在，机器人上会出现指向目标点的引力，而人工斥力场会对机器人产生远离障碍物的斥力。轮式移动机器人在吸引力和排斥力的合力控制下，从起始点移动到目标点并重新规划路线避开障碍物^{[32][33][34]}。

在早期的研究中，研究者通常在静态环境中考虑人工势场避障策略。在静态环境中，机器人、目标点和障碍物都被认为是静止的、并不考虑轮式移动机器人、目标点和障碍物

的相对速度。为了解决动态环境下移动机器人的避障问题，Fujimura、Ko、Dennis、Jaradat 等学者都提出了自己的改进方法，但仍未能很好的解决动态避障的问题^{[35][36][37][38][39][40]}。

人工势场法计算简单，易于底层实现，在实时避障上有较好的效果，但因为存在局部极小点问题、目标不可到达问题等固有缺陷，使得应用受到了限制。

(3) 神经网络法

神经网络算法 (Neural Network) 作为人工智能领域一种广泛使用的算法，也被一些学者应用在了移动机器人的避障和路径规划上。神经网络算法模拟了高等动物的神经网络行为，使用了分布式并行的信息处理方法。但是因为移动机器人避障的环境难以用数学公式来描述，所以难以使神经网络算法发挥其特点和作用，在避障方面的效果并不能令人满意^{[41][42][43][44]}。

(4) 蚁群算法

蚁群算法 (Ant Colony Algorithm) 的基本思想为：当蚁群外出寻找食物时，每只蚂蚁都会在走过的路线上留下一定浓度的被称为信息素的物质，后来的蚂蚁不但可以通过探测信息素来了解这条路径是否有蚂蚁走过，还能感受到信息浓度。此时，如果某条路径上信息素的浓度很高，说明蚂蚁在此路径上的遍历次数很多。因为后来的蚂蚁在选择路径时会倾向于选择信息素浓度较高的路径，使得信息素浓度对蚂蚁的路径选择起到正反馈作用，因而信息素浓度较高的最短路径最终会被获取^{[45][46]}。该算法通过迭代运算来仿真蚁群的觅食行为。其优点在于全局性好，具有并行性并且易于计算机计算等。但是同时也有计算量大，易产生局部最优解等缺点。

1.3 课题研究意义和研究内容

1.3.1 课题研究意义

轮式移动机器人有着巨大的应用前景，特别是在工农业生产、安全保卫、医疗救护、太空探测和抢险救灾等领域中。然而在轮式移动机器人的工作环境中，往往存在大量的数量、运动状态不可预知的障碍物，因此，亟需要开发一个能进行有效的动态环境避障的轮式移动机器人系统。这就需要在轮式移动机器人系统的各个子系统做大量研究工作。首先，需要开发一套探测系统，使该系统能够有效检测到机器人的工作环境，并能够还原工作环境的三维信息，获取障碍物的形状、大小、数量、距离和运动状态等信息。双目立

体视觉技术经过多年的发展,形成了一套较为完整的体系,具有较好的空间三维还原效果。但是在为轮式移动机器人的动态避障提供障碍物信息上,还需要进一步研究。轮式移动机器人的避障算法经过多年发展,形成了大量理论,而大部分方法都有其各自的局限性。人工势场法计算简单,理论完善,虽然存在目标点不可到达,最大极小点问题等缺点,但是通过改进克服这些问题,具有较高的应用价值。

1.3.2 本文研究内容

本文主要工作是针对轮式移动机器人在动态环境下的避障设计了一套完整的基于双目立体视觉的轮式移动机器人系统。并针对系统要求设计了双目立体视觉系统,通过改进人工势场法,以实现三维环境信息的重建,障碍物信息的获取和动态环境避障。主要内容包括:

第一部分为双目立体摄像机的标定,首先介绍了双目立体视觉系统的成像原理,阐明了相机的线性透视投影模型和存在的非线性畸变。使用张氏标定法对相机的进行标定实验。在得到相机的内、外参数后,对所得的左右相机标定结果做了非线性优化,得到了双目相机成像模型。

第二部分为双目摄像机的立体匹配,首先介绍了立体匹配的原理和基本方法。然后介绍了极线校正和约束匹配的概念。在 OpenCV 平台下使用 Bouguet 算法对图像进行极线校正。最后使用 SIFT 算法对双目图像进行了立体匹配。

第三部分为障碍物的测距、测速研究,研究了障碍物特征点的识别和跟踪问题,并做了实验验证。然后介绍了三维重建的基本概念。使用最小二乘法进行了较为准确的三维重建实验,对双目视觉系统做了障碍物测距和测速的研究。

第四部分为改进人工势场法的研究,介绍了传统的人工势场法的基本原理和存在的固有缺陷。针对动态环境的避障,将速度引入人工势场的构建中,并改进了目标点不可到达和局部极小陷阱的问题。在 Matlab 平台下对改进的人工势场法进行了仿真实验。

第五部分,介绍了用于本课题验证的轮式移动机器人平台及其硬件结构和软件架构,并针对该机器人平台的差动驱动机械结构进行运动学分析。为机器人避障构建局部避障地图。在该平台上构建障碍物环境,并进行了动态避障的实验验证。

2 双目立体视觉系统的标定

2.1 引言

双目立体视觉系统能够从获取的两幅数字图像信息中通过相应的运算获取我们所需的信息。双目立体视觉系统得以正常运行的前提是了解相机的内外部参数及其相机模型，从而我们才能了解从相机获取的二维图像信息到实际观察的三维实体信息的定量转换关系。以上就是双目立体视觉系统的标定过程。只有准确获取了双目摄像机的各种内外参数，我们才能继续下一步的研究工作^[47]。因此，相机的标定分为两步，第一步要确定相机的基本模型，第二步是通过一定的标定方法求出模型中的参数，包括相机的位置、角度和镜头参数等内、外参数。

2.2 双目立体视觉原理

要知道相机标定的意义，首先要知道双目立体视觉的工作原理。双目立体视觉系统主要由两个摄像机组成。两个摄像机同时对被摄物体进行拍摄，会得到两幅存在视差的二维平面图像。下面介绍双目视觉系统的成像模型。

2.2.1 双目立体视觉系统理想模型

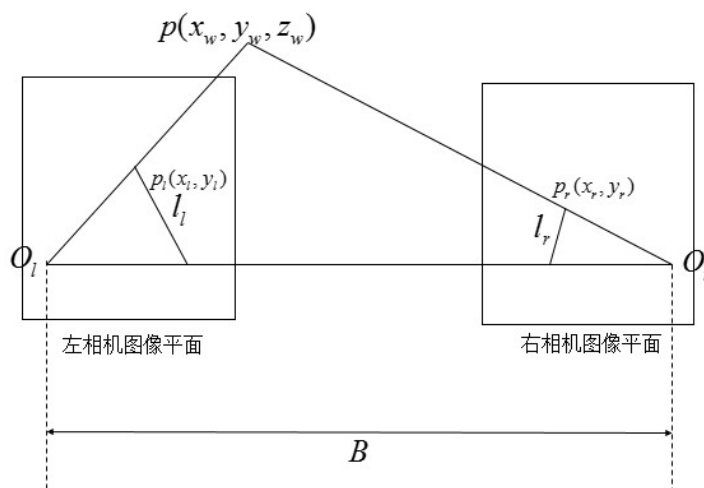


图 2.1 双目立体视觉系统理想模型

图 2.1 中的双目立体视觉系统为理想模型，特征为两摄像机的光轴和相应成像平面的坐标轴分别平行，且成像平面处在同一平面上。如图 2.1 所示，其中 B 是基线，即双目摄像机分别的光心的中心连线，其长度的大小为基线距；假设 P 点为两台摄像机公共拍摄空

间的某一点，该点在世界坐标系下的三维坐标值为 (x_w, y_w, z_w) ，则该点在两相机成像平面的成像点 p_l, p_r 的坐标分别为：

$$\begin{cases} p_l = (x_l, y_l) \\ p_r = (x_r, y_r) \end{cases} \quad (2-1)$$

由图 2.1 可知道，点 P 和两成像平面的投影点 p_l, p_r 构成一个三角形。根据理想双目立体视觉的特性可知， $y_l = y_r$ 。因此，根据三角法可知：

$$\begin{cases} x_l = f \frac{x_w}{z_w} \\ x_r = f \frac{(x_w - B)}{z_w} \\ y_l = y_r = f \frac{y_w}{z_w} \end{cases} \quad (2-2)$$

式 (2-1) 中， f 为摄像机镜头的焦距。定义 $D = x_l - x_r$ 为两摄像头的视差。因此点 P 用其在两成像平面的投影点的坐标表示为：

$$\begin{cases} x_w = \frac{B \cdot x_l}{D} \\ y_w = \frac{B \cdot y_l}{D} \\ z_w = \frac{B \cdot f}{D} \end{cases} \quad (2-3)$$

由上式 (2-3) 可知，如果我们找到空间某一点 P 在两个成像平面的两对应投影点在相应摄像机坐标系下的坐标值，就能计算出该点在世界坐标系下的三维坐标值。这个过程就是理想双目立体视觉系统的三维重建。

2.2.2 一般双目立体视觉系统模型

图 2.2 为一般情况下双目立体视觉的系统模型。一般情况下的双目立体视觉系统没有那么理想化，两摄像机的光轴和摄像机坐标轴不可能严格平行，镜头也会存在各种畸变。因此需要对摄像机进行标定求出摄像机内外参数，并做一定的校正才能继续进行三维重建等进一步工作。

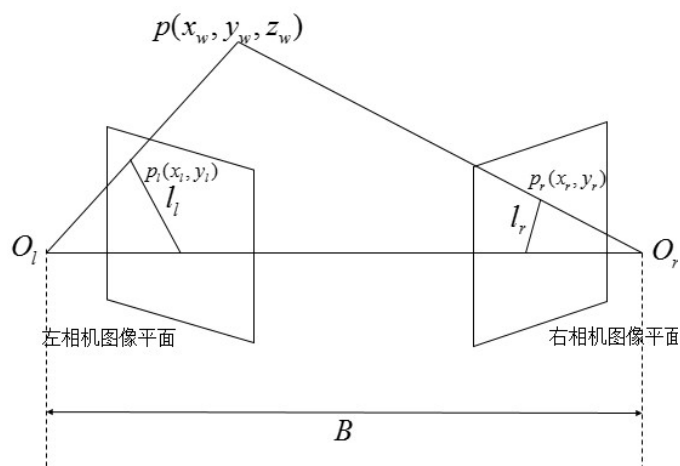


图 2.2 一般双目立体视觉系统成像模型

2.3 相机模型

2.3.1 相机线性透视投影模型

相机的线性透视模型如图 2.4 所示。相机线性透视投影模型任意一个在相机成像范围内的物体，从它所在的三维空间到它在相机的成像平面形成的投影，将会涉及不同的坐标系。为了简化之后的分析，成像面像素尺度坐标系、成像面物理尺度坐标系、相机三维坐标以及世界坐标系这四个坐标系在本节中被创建出，作为全文所使用的坐标系。

(1) 成像面像素尺度坐标系

目前我们大多数所使用的相机为数码相机，可以输出数码图像。数码图像在计算机内的存储方式为一个二维的 $M \times N$ 数组，该数组每一个元素表示一个像素点， M 和 N 分别是数码图像的行数和列数， M 和 N 的数值越大，说明图像分辨率越高。若该图像为灰度图像，则每个像素点的值代表该点的灰度值 (0-255)。如图 2.3 所示，图像像素坐标系为以图像左上角为原点，以像素行为横坐标，像素列为纵坐标的二维坐标系 u_0v 。其中每一个像素的坐标 (u, v) 为该像素点在 $M \times N$ 数组的行数和列数。

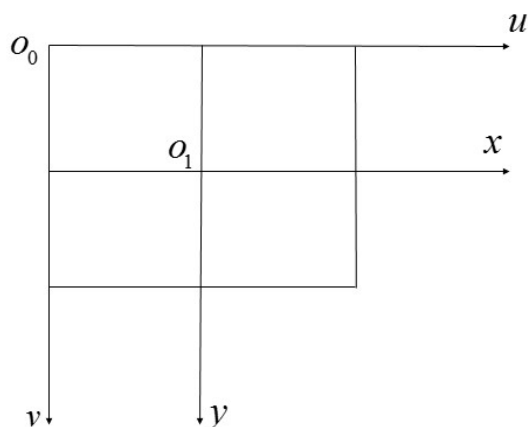


图 2.3 成像面像素尺度坐标系与成像面物理尺度坐标系

(2) 成像面物理尺度坐标系

成像面物理尺度坐标系是用来标示由摄像头镜头的光学结构投影到成像平面上的坐标系,由成像面像素尺度坐标系形成的 $M \times N$ 数组的行数和列数只能表征出某点在某幅双目图像的其中一幅图像中像素尺度的位置,该点在成像平面中的精确位置相对于物理上的尺度仍然不够精确,如图 2.3 中,可以看出成像面物理尺度坐标系,其中左相机的坐标系为 x_l, o_l, y_l , 右相机为 x_r, o_r, y_r ,为了描述简单下文用 x, o, y 代表普遍状态下相机成像平面的坐标系。其与成像面像素尺度坐标系的主要区别在于,镜头的光心轴与成像平面所产生的交点为成像面像素尺度坐标系的原点。该点即处于图像中央位置的中心点;该平面坐标系的 x 轴和 y 轴与成像面像素尺度坐标系的 u 轴和 v 轴在几何上分别为平行的关系;图 2.3 中更为直观的表现出了该坐标系的几何位置关系,可以理解为将成像面像素尺度坐标系从原点 o_0 平移到主点并做顺时针 90 度旋转。设 o_1 在成像面像素尺度坐标系 u, o_0, v 下的坐标为 (t_x, t_y) , 每个像素点在 u 轴和 v 轴方向上的物理长度分别为 du 和 dv , 则两坐标的坐标转换关系为:

$$\begin{cases} u = \frac{x}{du} + t_x \\ v = \frac{y}{dv} + t_y \end{cases} \quad (2-4)$$

如使用齐次坐标上式 (2-4) 可表示为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/du & 0 & t_x \\ 0 & 1/dv & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

(3) 相机三维坐标系

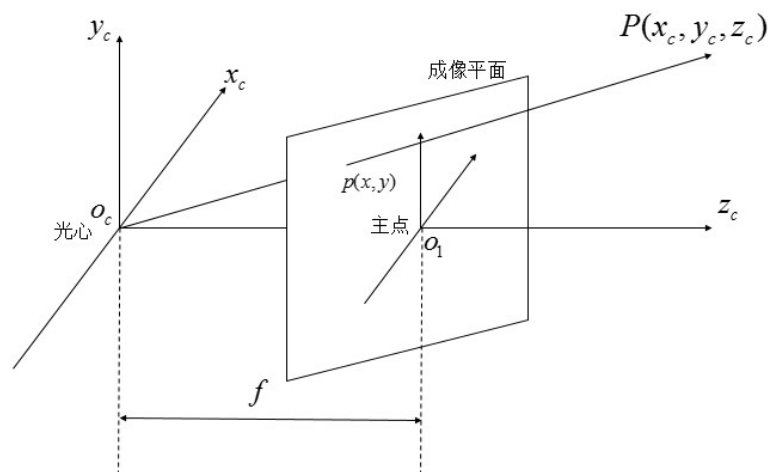


图 2.4 相机线性透视投影模型

如果采用线性透镜投影模型来描述相机成像的几何模型，则相机的成像模型如图 2.4 所示。此时所有光线都会汇聚在成像平面后一点，该点被称为光心。光心到成像平面的垂直距离即为焦距 f 。相机三维坐标系的原点 o_c 在光心上， x_c 轴和 y_c 轴和双目相机的成像平面的 x 轴和 y 轴分别具有平行的几何关系，其中，称与成像平面相互垂直的轴为双目相机镜头的光轴，即 z_c 轴。而 z_c 轴与成像平面的交点即图像物理长度坐标系的原点 o_1 。 $o_c - x_c y_c z_c$ 即相机三维坐标系。

(4) 世界坐标系

世界坐标系是轮式移动机器人运动空间的绝对坐标系，它被用于描述真实三维场景。世界坐标系通常表示为 $o_w - x_w y_w z_w$ 。设 R 为旋转矩阵， t 为平移向量，则相机三维坐标系和世界坐标系的关系可以表示为式 (2-6)：

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + t \quad (2-6)$$

用齐次坐标表示为

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ \mathbf{0}_3^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

如果三维空间中存在一点 P ，其在成像平面上的投影点为 p ，从上式可知：

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x & 0 & m_0 & 0 \\ 0 & a_y & n_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M_1 M_2 x_w = M x_w \quad (2-8)$$

式中： a_x 为 u 轴上的归一聚焦， a_y 为 v 轴上的归一聚焦； 3×4 矩阵 M 为投影矩阵； M_1 由 a_x ， a_y ， m_0 、 n_0 等相机的内部参数决定；而从 M_2 可以运算出双目相机的三维坐标系和世界坐标系之间的几何关系，因此该矩阵是双目相机的外部参数。

2.3.2 双目镜头的非线性畸变

现实情况下，任何相机都不可能存在决定线性的状态，因为相机内部零件的安装、加工误差，相机成像系统会出现一系列的畸变。因此，为了更准确的得到某一物体和其成像点之间的位置关系，必须要考虑非线性畸变对相机标定及立体匹配精度的干扰。较为普遍的畸变如下所述：

(1) 离心性畸变：

众所周知，现代摄像机是一个非常精密的光线设备，内部的构成既复杂也有很高的精度要求。然而，由于透镜加工和安装的误差不可避免，使得相机镜头内部的各个透镜的光轴无法完全重合。造成光心无法处在成像平面的中心，这就是离心性畸变。

(2) 径向畸变：

由于加工工艺的限制，相机镜头的透镜的曲率会在径向上存在畸变，使得被摄物体的成像点发生偏移。图像上的物体出现径向的拉伸或者压缩现象。

(3) 薄透镜畸变：

由于相机镜头制作工艺上存在误差，使得透镜存在微小的偏移量，造成的效果就像在镜头前安装了薄透镜，从而造成图像畸变。

在现实生活中，相机总会或多或少的存在上述的几种非线性畸变，使得被摄物体在成像面的实际投影与理想线性透视模型中的理想状态存在径向偏差。一般情况下镜头在切向上的畸变可忽略不计。有公式(2-9)：

$$e^2 = (X' - u_0)^2 + (Y' - v_0)^2 \quad (2-9)$$

上式中： (X', Y') 为被摄点在图像上的实际坐标值， (u_0, v_0) 为其理想坐标值。 e 为该像点到成像平面中心的偏移量。则根据上式可知，若成像点离成像平面的中心越远，则会产生更大的径向畸变值。设成像点在径向上的畸变分别为 δ_x 和 δ_y ，分别为 X 轴方向和 Y 轴方向上的畸变，则径向畸变的修正量可表示为：

$$\begin{cases} \delta_x = (X' - u_0)(k_1 e^2 + k_2 e^4 + \dots) \\ \delta_y = (Y' - v_0)(k_1 e^2 + k_2 e^4 + \dots) \end{cases} \quad (2-10)$$

如用一阶方程来描述非线性畸变，则上式可转化为：

$$\begin{cases} \delta_x = (X' - u_0)k_1 e^2 \\ \delta_y = (Y' - v_0)k_1 e^2 \end{cases} \quad (2-11)$$

其中， k_1, k_2 为非线性模型的畸变参数。

2.3.3 消除非线性畸变

为了消除相机非线性畸变对立体视觉系统三维重建效果的影响，必须要尽可能消除非线性畸变。本文采用的是LM算法的最小二乘法。其基本思想为当从相机拍出的视频中截取出 n 帧截图，总共有 m 个标定点在这些截图中被标记出，因此这组截图中存在了特性类似并互相独立的误差信号。使用最小二乘法使式(2-12)的结果出现最小值。

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|m_{ij} - \hat{m}(A, R_i, t_i, M_j)\|^2 \quad (2-12)$$

式中， $\hat{m} = (\hat{u}, \hat{v})$ 是标定物上第 j 个点在第 i 幅图像上做过畸变校正的投影点；经过标定求解出的 A, R, T 可以作为 A, R_i, T_i 的初始值。

迭代的求解公式如下：

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \eta I]^{-1} J^T e_k \quad (2-13)$$

2.4 摄像机标定

所谓的相机标定，就是在相机基本透视模型的基础上，采取一定方法求出相机的基于模型的内外参数。相机标定步骤如图所示：

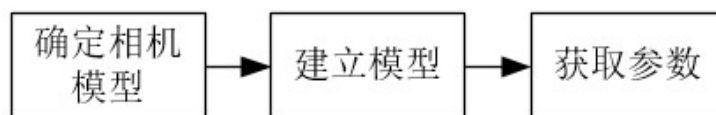


图 2.5 相机标定步骤

本文所采用的相机标定方法为张氏标定法。

2.4.1 张氏标定法

张氏棋盘标定法是相机标定的常用方法。简单来讲其过程为：采用一副事先确定的标定物体在相机前旋转平移，根据拍摄所得的图像信息计算相机线性模型的参数最优解，再使用最大似然法做非线性处理，并求出精确的相机内外部参数。该方法的实施较为简单有效，并且能较为精确的获得相机内外参数，因此得到了广泛的使用。理论上来说任何具有较明显表面特征的物体都可被用来作为标定物体，而实际中经常使用如图所示的黑白相间的棋盘格作为标定物体。下面针对张氏标定算法的原理做简单介绍。

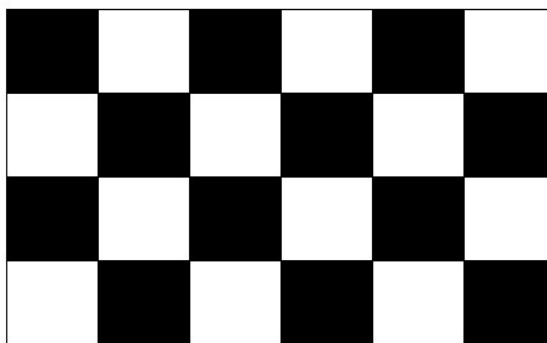


图 2.6 标定棋盘格

2.4.2 张氏标定法原理

张氏标定法首先要从两种以上的不同角度对同样的棋盘格模板做拍摄。棋盘上每个方格的角点为标定点。设棋盘上存在某一点 B ，该点在相机坐标系下的齐次坐标值为 $Q=(x_c, y_c, z_c, 1)$ ，点 b 为点 B 在成像平面上的投影点，该点在图像物理长度坐标系下的齐次坐标值为 $q=(u, v, 1)$ 。则该点从世界坐标系到图像物理长度坐标系的线性转换为：

$$q = k \cdot A[R \ T]Q \quad (2-14)$$

上式 (2-14) 中, $k \neq 0$ 为比例因子; 矩阵 R 和矩阵 T 分别为相机的旋转矩阵及平移矩阵; 矩阵 A 为相机的内参数矩阵。若棋盘模板所处位置的世界坐标系的 z 值为零, 则上式可写成:

$$k \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = k \cdot A \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = k \cdot A \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

上式中, r_i 为旋转矩阵 R 的第 i 列。现设

$$\begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 \end{bmatrix} = \mu A \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & T \end{bmatrix} \quad (2-16)$$

式 (2-16) 中, μ 为一比例系数。因 r_1 和 r_2 正交, 故可得

$$\begin{cases} t_1^T A^{-T} A^{-1} t_2 = 0 \\ t_1^T A^{-T} A^{-1} t_1 = t_2^T A^{-T} A^{-1} t_2 \end{cases} \quad (2-17)$$

为了方便求解 (2-17), 设

$$D = A^{-T} A^{-1} = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & D_{13} \\ D_{21} & D_{22} & D_{23} \\ D_{31} & D_{32} & D_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{a_x^2} & 0 & \frac{-m_0}{a_x^2} \\ 0 & \frac{1}{a_y^2} & \frac{-n_0}{a_y^2} \\ \frac{-m_0}{a_x^2} & \frac{-n_0}{a_y^2} & -\frac{m_0}{a_x^2} - \frac{n_0}{a_y^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (2-18)$$

由上式可知 D 是一个对称矩阵, 再定义一 6 维向量 d 来表示 D , 如下所示:

$$d = [D_{11} \quad D_{12} \quad D_{22} \quad D_{13} \quad D_{23} \quad D_{33}]^T \quad (2-19)$$

可将式和式改写为以 d 为未知数的两个齐次方程:

$$\begin{bmatrix} v_{12}^T \\ (v_{11} - v_{22})^T \end{bmatrix} d = 0 \quad (2-20)$$

叠加在不同方位拍摄的 n 幅图像所得方程组, 可得

$$\begin{bmatrix} v_{12}^T \\ (v_{11} - v_{22})^T \\ \vdots \\ (v_{12}^n)^T \\ (v_{11}^n - v_{22}^n)^T \end{bmatrix} d = 0 \quad (2-21)$$

整理后可得：

$$Vb=0 \quad (2-22)$$

上式(2-22)中， V 是某个 $2n \times 6$ 矩阵。

当 $n \geq 3$ 是， d 是唯一的；当 $n=2$ 时，可使 $D_{12}=0$ 。因此，可以使用 $[0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]b=0$ 作为式的一个附加方程。该式的解为 $V^T V$ 的最小特征值所对应的特征向量。根据求得的 d 可根据式得到矩阵 D ，再展开得到所求的相机内部参数。其中旋转矩阵 R 和平移向量 T 可通过矩阵 A 求得，如下式所示：

$$\begin{cases} k \cdot r_1 = A^{-1}h_1 \\ k \cdot r_2 = A^{-1}h_2 \\ r_3 = r_1 \times r_2 \\ T = sA^{-1}h_3 \end{cases} \quad (2-23)$$

$$\text{上式中， } s = \frac{1}{\|A^{-1}h_1\|} = \frac{1}{\|A^{-1}h_2\|}。$$

在实际应用中，当双目相机固定安装完毕后，采用棋盘标定法标定这两个摄像机，以此便能够完整得求解出该双目摄像机的一对内外部参数矩阵。然而因为相机的各个部件的各种误差的存在，还需使用非线性优化来校正畸变，就能得到摄像机的精确参数。

2.4.3 标定实验及结果

本课题使用 OpenCV 平台对双目摄像机进行标定工作，具体的步骤如下所述：

- (1) 采用 9×11 ，格子边长为 $22mm$ 的黑白棋盘格图片作为标定物，将图像固定在一个硬纸板上并放置在离相机镜头 $600mm$ 左右的位置。为了能对坐标系位置及相机参数精确求解，本课题分别在每个相机上以一秒一张的速度采集了不同视角的20张棋盘格照片。

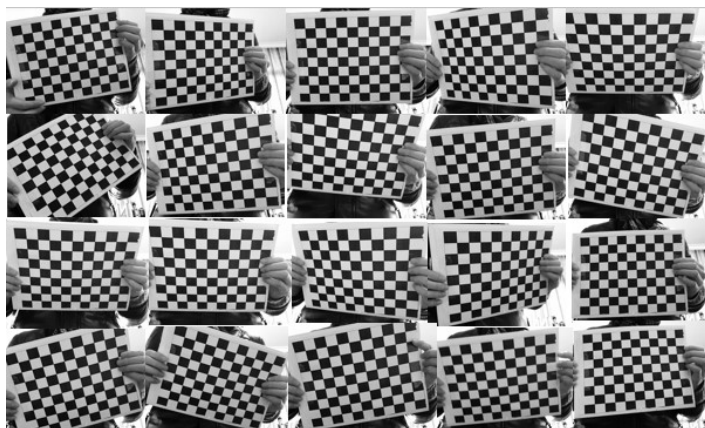


图 2.7 左相机采集的棋盘格图像

- (2) 使用 OpenCV 库中的函数 `cvCvtColor()` 将采集到的 RGB 图像转化为灰度图；使用函数 `cvCalibrateCamera2` 计算出相机的内参数和外参数；再利用函数 `cvFindChessboardCorners` 寻找棋盘图像中的角点；当角点被顺利地检测出来时，须对角点做亚像素尺度的精准化探测，其中利用的 OpenCV 函数为 `cvFindCornersSubPix()`；再次，调用出 `cvDrawChessBoardCorners()` 函数绘制出角点。

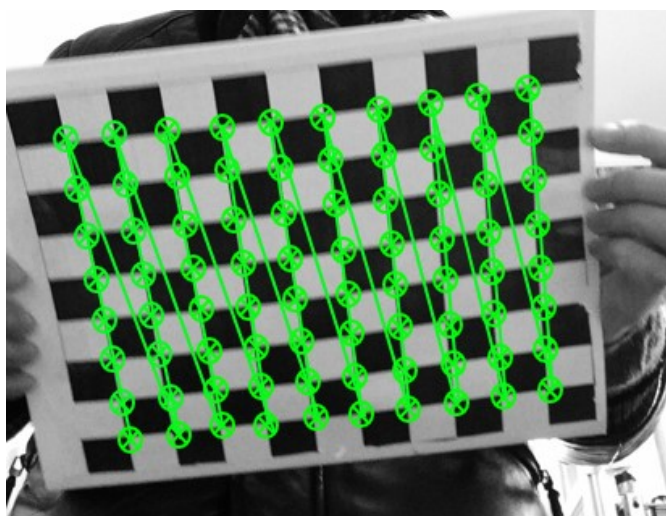


图 2.8 棋盘格角点提取

- (3) 通过计算确定相机的内参数和外参数。

经计算后所得的相机内、外参数和畸变系数。其中，外参数矩阵 M_o 为：

$$M_o = \begin{bmatrix} R & T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \quad (2-24)$$

相机的标定结果如表 2.1、表 2.2 所示：

表 2.1 双目摄像机内部参数

左摄像机	标定结果
内参数矩阵 M_{li}	$\begin{bmatrix} 543.637384 & 0.000000 & 325.733647 \\ 0.000000 & 540.627364 & 178.736273 \\ 0.000000 & 0.000000 & 1.000000 \end{bmatrix}$
畸变系数向量 v_l	$[0.009283 \quad 0.002837 \quad -0.082732 \quad 0.002716]$
右摄像机	标定结果
内参数矩阵 M_{ri}	$\begin{bmatrix} 535.673623 & 0.000000 & 322.839483 \\ 0.000000 & 542.837483 & 167.837849 \\ 0.000000 & 0.000000 & 1.000000 \end{bmatrix}$
畸变系数向量 v_r	$[0.019733 \quad -0.007382 \quad -0.083928 \quad 0.007382]$

表 2.2 双目摄像机外部参数

参数	标定结果
旋转矩阵 R	$\begin{bmatrix} 0.849384 & 0.000023 & 0.029823 \\ 0.000032 & 0.993827 & -0.029182 \\ -0.012736 & 0.012837 & 0.983743 \end{bmatrix}$
平移向量 T	$[-93.738273 \quad 0.128374 \quad 0.372615]$

2.4.4 非线性优化

上一节求出的结果为镜头内外参数的初始值，还需考虑非线性畸变做进一步优化，使用 LM 算法对参数做迭代优化，经计算，31 次迭代后收敛优化后的参数如 2.3、表 2.4 所示。

表 2.3 优化后的双目摄像机内部参数

左摄像机	标定结果
内参数矩阵 M_{li}	$\begin{bmatrix} 541.734833 & 0.000000 & 319.736473 \\ 0.000000 & 543.738473 & 176.837483 \\ 0.000000 & 0.000000 & 1.000000 \end{bmatrix}$
畸变系数向量 v_l	$[0.001029 \quad 0.003948 \quad -0.080928 \quad 0.001902]$
右摄像机	标定结果
内参数矩阵 M_{ri}	$\begin{bmatrix} 533.849584 & 0.000000 & 323.738473 \\ 0.000000 & 541.782374 & 162.738473 \\ 0.000000 & 0.000000 & 1.000000 \end{bmatrix}$
畸变系数向量 v_r	$[0.012334 \quad -0.006542 \quad -0.081232 \quad 0.006543]$

表 2.2 优化后的双目摄像机外部参数

参数	标定结果
旋转矩阵 R	$\begin{bmatrix} 0.839284 & 0.000009 & 0.028748 \\ 0.000123 & 0.989389 & -0.027432 \\ -0.011234 & 0.011234 & 0.965432 \end{bmatrix}$
平移向量 T	$[-91.383742 \quad 0.123343 \quad 0.328493]$

2.5 小结

本章的主要内容是相机的标定，在开头完整阐述了双目立体视觉技术的的技术概要，然后针对双目视觉系统中用到的几个坐标系做了定义。并介绍了相机成像的线性透视数学模型，及其非线性畸变。阐述了对摄像机进行标定的因由以及摄像机标定方法的理论基础。最后利用较长使用的棋盘标定法对双目相机做了标定，并使用 LM 算法迭代来进行非线性优化。

3 立体匹配

3.1 引言

双目立体视觉技术区别与单目视觉的主要特征就是能够获取摄像机拍摄环境的深度图像。深度图像区别与普通 RGB 图像在于使用图像中每个像素点的灰度值 (0-255) 来描述该像素点所对应像点与摄像机的距离。一般来说数字图像上某物体的灰度值越小代表物体离摄像机越近。只有获取了环境的深度信息,才能识别出环境中的障碍物,为进一步避障做准备工作。如果要计算双目摄像机范围内某一点离摄像机的距离 D ,就要知道左右相机的焦距 f , 相机基线长度 B 以及该点在两台相机所成像的成像平面中的视差 d 。本文在之前的标定中已经求出了两台相机的焦距及基线长度,因此只须求出该点的视差就可以求出该点与相机的距离。而视差 $d = x_l' - x_r'$ 。因此须要找出所求点在左相机成像平面的横坐标 x_l' 并找出其在右成像平面对应的 x_r' , 而这个过程就被称为立体匹配。

3.2 立体匹配原理

3.2.1 基本思想

立体匹配的基本思想为:找出双目摄像机共同拍摄空间中一点在两个摄像机成像平面对应的图像点,并将两个点匹配出来。立体匹配是双目立体视觉技术基础而重要的工作。目前,立体匹配主要有两种方式:特征点匹配和区域块匹配。

(1) 特征点匹配

特征点匹配的基本思想是:对图像做预处理,并寻找图像中的边缘点、角点、拐点、局部灰度极大点等特征点,最后将两幅图像中的特征点一一对应。特征点匹配的优点在于对两幅图像的灰度变化具有较强的鲁棒性,并且由于特征点数目较少,计算量小,具有较好的实时性。

(2) 区域匹配

区域匹配的基本思想是:把数字图像作为二维数字信号,用统计学的方法来计算局部像素点群的相关性,当相关性超过一定阈值时,便认为两幅图像中的区域相互匹配。

3.2.2 几何极线原理

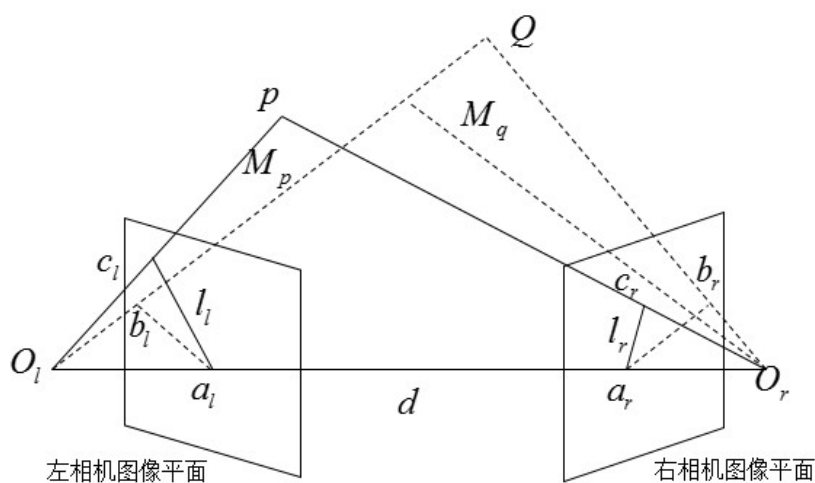


图 3.1 极线几何原理图

根据极线几何原理，空间上一点 P 与其在相机成像平面的两个成像点 p_l 和 p_r 存在特定的关系。如上图所示， O_l 和 O_r 为左右两相机镜头的光心，它们的连接线是基线 d ；基线 d 与左右相机的成像平面分别相交在极点 a_l 和 a_r ； P 点、 O_l 和 O_r 点在极平面 B 上；极平面与左右相机成像平面的相交线被称为极线 l_l 和 l_r ；由图 3.1 可知，当空间点中的点发生位移时，如从 P 点移动至 P' ，极线的交点就是其所在成像平面的极点。

在理想情况下，两台摄像机的坐标轴和其光轴分别具有平行的几何关系，其两个成像平面更是处于一个平面上，两个相机的极点 a_l 和 a_r 将处在无穷远处；每一条极线都将与其所在的成像平面 x 轴平行，并且重合与该像点所在的像素行。当已知点 p 在左成像平面的成像点 p_l ，须求其在右成像平面的匹配点 p_r 时，只要在右图像中与 p_l 等高的那一行像素中寻找，就可以找出匹配点。这个方法的优点是：将搜索范围从二维平面缩小到一维像素行，既可以加快搜索速度又可以提高匹配准确性。

但是，现实情况下，双目相机系统不可能满足理想视觉模型，两个相机镜头的光轴和成像平面的相对坐标轴不可能严格平行。一般情况下双目视觉系统获取的图像往往存在非固定的垂直视差。为了使摄制的两幅图像满足理想立体视觉模型的特性，需要对图像进行极线校正。

3.2.3 极线校正

极线校正的基本方法是对两幅图像做投影变换,使两幅图像上的对应匹配点所在的极线共线。本质上就是将相机固有的透视矩阵经过相应的几何变换得到新的透视矩阵,使得转换后的两幅图像的极线保持水平。本文采用 **Bouguet** 算法极线校正双目图像。

使用 **Bouguet** 算法进行其极线校正的基本原理为:首先要最大限度得降低两幅双目图像中各帧的相同投影频次,其次要使每一帧的相同投射误差最小,最后尽量增加其观测的面积。设右相机成像平面到左相机成像平面的旋转矩阵为 R_c ,然后把它分解为两个子旋转矩阵 r_1 和 r_2 。当使用这两个左右转换矩阵分别旋转左右相机时,两相机刚好能产生 $1/2$ 角点上的旋转量,因此主光线向量的朝向能和旋转前维持一致。假设旋转矩阵 R_c 在开始时间和极点 a_1 为同向,并设主点 $((t_x, t_y)$ 为左图像的原点,故如式 3-1 所示,这对摄像机的投射中心具有平行的平移向量和极值点:

$$a_1 = \frac{T}{\|T\|} \quad (3-1)$$

创建新的向量 a_2 ,它具有和正交于主光线方向相同的方向,同时沿着成像平面,因此:

$$a_2 = \frac{[-T_y, T_x, 0]^T}{\sqrt{T_x^2 + T_y^2}} \quad (3-2)$$

再定义一个与向量 a_1 与 a_2 正交的向量 a_3 , 即:

$$a_3 = a_1 \times a_2 \quad (3-3)$$

则矩阵 R_1 可将左相机的极点转换至无穷远处:如下式所示:

$$R_1 = \begin{bmatrix} (a_1)^T \\ (a_2)^T \\ (a_3)^T \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

把左图像以投影中心为轴旋转 R_1 ,此时极线处在水平方向且极点处于无穷远处,使用下式可对准左右相机的行:

$$\begin{aligned} R_l &= R_1 r_1 \\ R_r &= R_1 r_r \end{aligned} \tag{3-5}$$

同上，计算出校正后的左右相机内参数矩阵 M'_l 与 M'_r ，并返回到投影矩阵 P_l 和 P_r 中，得：

$$\begin{cases} P_l = M'_l P'_l \begin{bmatrix} f_{xl} & 0 & t_{xl} \\ 0 & f_{yl} & t_{yl} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ P_r = M'_r P'_r \begin{bmatrix} f_{xr} & 0 & t_{xr} \\ 0 & f_{yr} & t_{yr} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{cases} \tag{3-6}$$

将齐次坐标中的三维点转换为齐次坐标系下的二维点即得投影矩阵：

$$P \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ t \end{bmatrix} \tag{3-7}$$

式中， $\begin{pmatrix} x \\ y \\ t \end{pmatrix}$ 为图像像素坐标。

3.2.4 匹配约束

针对立体匹配，先前的研究者提出了一些匹配约束条件来减少匹配的计算量以及提高匹配准确度。如 D.Marr 提出了相似性约束、唯一性约束和连续性约束。一般所采用的约束有：

相似性约束指：由于两匹配点是由两个相机在同一时刻以不同角度拍摄，以此两点因具有相似的物理或几何特性，如相似的灰度值等。

唯一性约束指一个像素点在另一个成像平面的匹配点应该是唯一的，反之亦然。

连续性约束指：各匹配点在两幅图像上应该有相同的顺序。

3.3 应用尺度不变特征算法的立体匹配

尺度不变特征算法又叫 SIFT 算法，是一种采用提取图像局部特征（SIFT 特征）的办法来进行匹配的算法，该方法最早由大卫罗威进行实践。该方法的主要步骤为：抓取在比例空间中的极限值点的特征的恒定旋量、比例、方位等信息。该种算法的优点为：提取图像的局部特征,对图像局部特征的平移、缩放、旋转、甚至仿射变换能保持不变性；因其

有较强的唯一性，即使数据库中存放了繁多的特征案例，仍能在极短的时间内进行精准匹配。应用 SIFT 算法实现特征点的匹配要进行五个关键运算,具体实现 workflow 如下图：

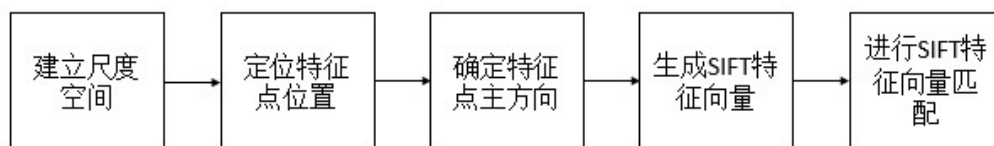


图 3.2 SIFT 算法 workflow

(1) 创建比例空间

为了仿真出数字图像在多个比例范围内的特征，要创建比例空间。其方法为应用高斯卷积内核在比例空间上转化初始得到的数字图像。高斯卷积内核在比例空间内的转化具有独特性，并且能做线性变换。我们可认为二维平面的比例空间如下所示：

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \tag{3-8}$$

式中 $G(x, y, \sigma)$ 是可变尺度的高斯函数：

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \tag{3-9}$$

式中， x, y 为图像上像素点的坐标； $I(x, y)$ 为数字图像矩阵； L 表示数字图像的比例空间； σ 为比例因子，其值反映了图像被平滑的程度大小， σ 越小，则平滑度越小； σ 越大，则平滑度越大。使用式 (3.10)，对数字图像矩阵 $I(x, y)$ 和不同比例因子下的高斯内核 $G(x, y, \sigma)$ 进行卷积，便可求得高斯金字塔 (Gaussian Pyramid)。

为了使寻找出的关键点更加具有可靠性，还需进一步计算，即使用高斯差分比例空间 (Difference of Gaussian, DOG)：

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \tag{3-10}$$

根据上式，使高斯金字塔中的相邻的尺度空间函数进行相减，可以求出 DoG 金字塔，如图所示：

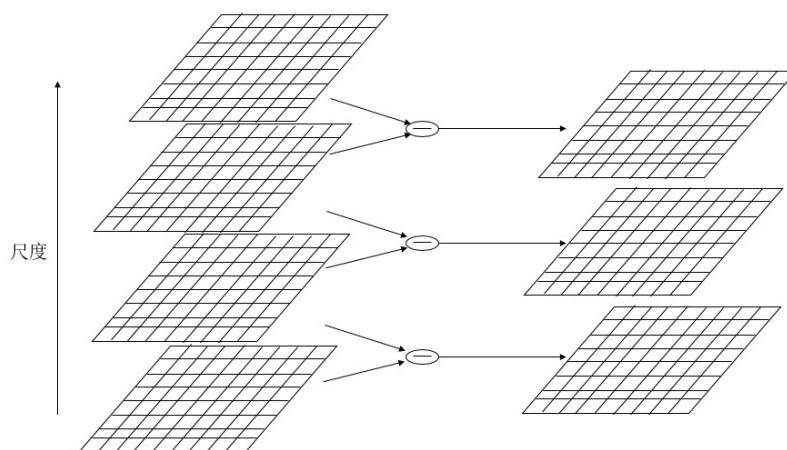


图 3.3 高斯金字塔（左）与 DoG 金字塔（右）

通过将 DoG 空间的中间层的像素点与其相邻的 26 个像素点进行比较，其中 26 个像素点包括与所对比像素点同层的相邻 8 个点及上下两层的相邻的 9 个点，如图所示，来检测出 DoG 空间内的最大值和最小值。这样就能确保 DoG 空间中和二维平面内都能够检测出极值点。

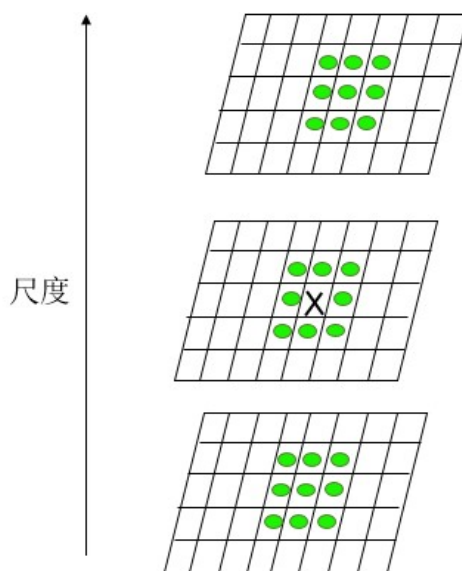


图 3.4 在 DoG 空间内检查局部极值点

在一定条件下，图 3.4 中由黑色叉号代表的像素点，其高斯差分比例的值会比它紧挨着的 26 个像素点都要大或者都要小，则称该点为极值点，然后标注其位置和尺度。

(2) 特征点位置精确定位

为了排除误差,提高匹配稳定性,加强噪能力,需要进一步检验检测所得极值点,并对这些极值像素点做拟合。高斯差分空间比例函数 $D(x, y, \sigma)$ 在改极值点处的泰勒展开公式为:

$$D(x, y, \sigma) = D(x_0, y_0, \sigma_0) + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (3-11)$$

上式中, $X = (x, y, \sigma)^T$ 为样本偏移值。当导数为零时,可求出 X 的极值 X_m , 为:

$$X_m = \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (3-12)$$

若 X_m 在任意方向上都大于 0.5 时,可以使用差值代替该点。在 X 的极值位置,差值估计值为:

$$D(x_m) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial X} X_m \quad (3-13)$$

本文隐去了所有 $|D(X_m)| < 0.26$ 的所谓对比度较小的候补极值点,故当定义 [0.1] 为图像中像素点的取值范围时,便可得到特征点的准确比例和方位。

(3) 特征点方向的确定

需要通过观察图像局部的特征使每个特征点都具有一个固有的方向,这样做得目的是让 SIFT 算子能不随旋转而发生变化。方向的确定主要是依靠特征点周围的像素群的梯度和方向在布局上的唯一性,相应的计算公式如下:

$$m(x, y) = \sqrt{L(x+1, y) - L(x-1, y)^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (3-14)$$

$$\theta(x, y) = \alpha \tan 2((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (3-15)$$

以上两个公式(3-14)，(3-15)分别为特征点处的梯度和梯度的方向公式。其中每个关键点各自在的尺度为L的尺度。

(4) SIFT 特征向量产生

为保证 SIFT 算子旋转不变的特性，首先向特征点方向旋转坐标轴。再使用以特征点为中心， 8×8 大小的匹配窗格。如下图 3.5 所示。左图中特征点用黑色点表示，双目图像的像素点用绿色格子表示，其中的黑色箭头代表了像素点梯度的方向。

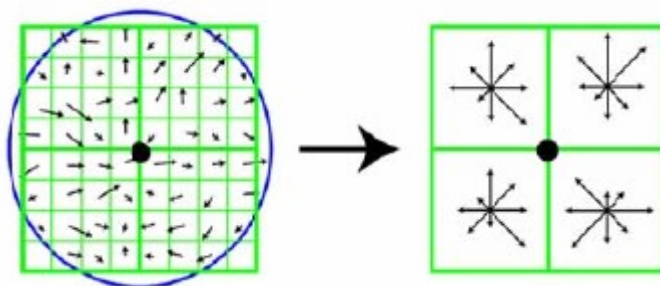


图 3.5 通过领域梯度得出特征向量

在上图，蓝色的圆形线代表了高斯加权的比例，其中高斯权值的作用范围用环形线的半径表示，梯度的几何长度即黑色箭头的几何长度。如右图所示，取出 4×4 的绿色方块代表像素块，再画出每个像素上在八个方向上的直方图。每四个像素点可组成一个关键点，每个像素点中存储了之前算出的八个方向上的梯度数据。在邻域上组合了这些信息后，我们可以使结果不受图像的抖动、放大缩小和转向等不良影响，如果再透过处理使各特征向量具有同样的长度后，可以使结果不受光照变化而变化。

如果能让匹配愈发稳定的产生并能降低光照的影响，在该方法实际使用的过程中，我们需要采用 4×4 共 16 个种子点来表示出每一个关键点，从而使得 128 个数值被赋予了每一个关键点，因此可知之前计算出的 SIFT 特征向量具有 128 个维度。然后统一这些 SIFT 特征向量的长度后，特征向量的寻找便可排除一些外部因素的影响。

(5) 特征点匹配

当图像对的 SIFT 特征向量被获取之后，下一步要通过运算来得出特征点对应特征向量的几何距离，从而计算距离最短的两个几何距离长度直比。若该值小于某一事先确定的阈值，则这一对特征点被认为是匹配点。该方法可被用来判断两幅图像中特征点的相似性。如果想要增加算法的稳定性，可以降低给定的阈值，此时匹配点对的数量会减少。

在对特征向量进行匹配时，会难以避免得产生一些错误匹配。为提高算法的稳定性，可以将错误匹配的特征点剔除。剔除的原理主要是几何特性或是光度的限制。通常会使用 RANSAC(随机抽样一致)的算法来消除这些错误匹配特征点的干扰。

3.4 立体匹配实验及结果

3.4.1 基于 OpenCV 的极线校正

本文使用 OpenCV 实现 Bouguet 的极线校正。使用函数 `cvStereoRectify()`，输出结果为校正后的左右摄像机的旋转矩阵 R_l 和 R_r ；左右摄像头的投影矩阵 P_l 和 P_r ；从视差信息得到深度信息的映射矩阵 Q 。输出结果如表所示：

表 3.1 极线校正后的输出参数矩阵

参数矩阵	输出结果
左摄像极线 校正旋转矩阵 R_l	$\begin{bmatrix} 0.938473 & 0.039483 & -0.039212 \\ 0.039483 & 0.983726 & 0.039282 \\ -0.103943 & 0.094832 & 0.938273 \end{bmatrix}$
右摄像极线 校正旋转矩阵 R_r	$\begin{bmatrix} 0.974822 & 0.043922 & 0.039212 \\ -0.042912 & 0.904982 & 0.048372 \\ 0.092382 & -0.083748 & 0.994382 \end{bmatrix}$
左摄像机校正 后的投影矩阵 P_l	$\begin{bmatrix} 521.392832 & 0 & 321.382732 & 0 \\ 0 & 521.392832 & 254.372821 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$
左摄像机校 正后的投影矩阵 P_r	$\begin{bmatrix} 521.392832 & 0 & 321.382732 & -39483.439321 \\ 0 & 521.392832 & 254.372821 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$

视差-深度信息	1	0	0	321.382732
映射矩阵 Q	0	1	0	254.372821
	0	0	0	521.392832
	0	0	0.039283	0

得到上述输出矩阵后，对摄像机的原图像进行校正，即可得到如下图 3.6 的结果。

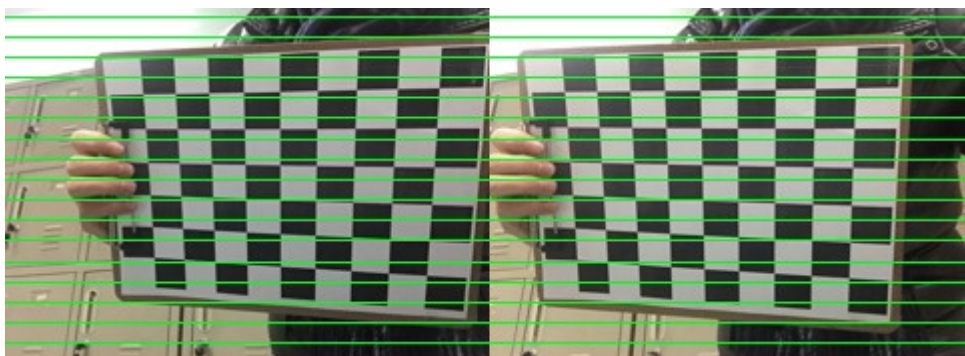
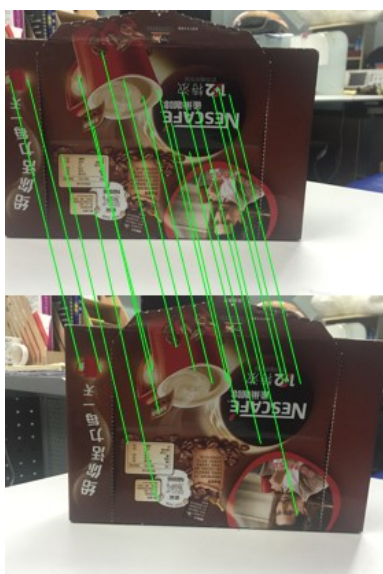


图 3.6 极线校正后的棋盘格图片

如图所示，经极线校正后，左右摄像头的图像上，对应点都在同一水平线上。

3.4.2 应用 SIFT 算法的立体匹配实验

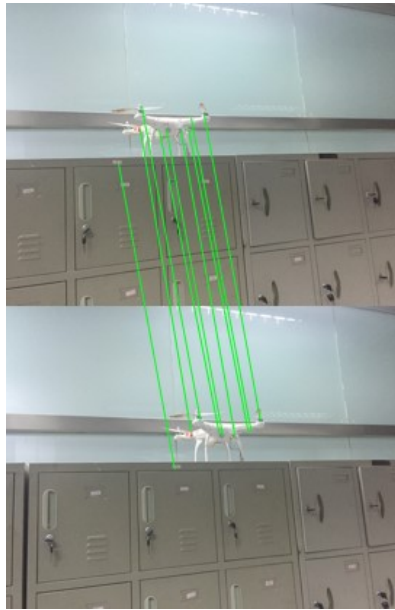
本文使用双目摄像头在不同环境下拍摄了多组图像对，再使用 SIFT 算法进行了立体匹配实验，结果如图 3.7 所示。



(a) 近景的匹配效果图



(b) 不同尺寸图片的匹配效果图



(c) 远景的匹配效果图

图 3.7 SIFT 算法匹配实验结果

图 3.7 中, 图(a)为在近景对复杂场景的匹配结果, 图中连线连接的为相互匹配的点对。图 (b) 中, 两幅图像使用了不同的分辨率, 上图的尺寸为下图的一半, 但仍取得了很好的匹配效果, 可见匹配不受左右图像的大小差异的影响, 具有较好的稳定性。图 (c) 中的远景的匹配效果, 将特征点限定在四轴飞行器上, 取得了较好的匹配效果。

3.5 总结

本章首先介绍了立体匹配的原理和基本方法。然后介绍了极线校正和约束匹配的概念, 以及匹配的约束条件。阐述了 SIFT 算法的原理; 在 OpenCV 平台下使用 Bouguet 算法对图像进行极线校正。最后使用 SIFT 算法对双目图像进行了立体匹配, 并通过不同情境的实验验证了匹配效果。

4 障碍物三维重建研究

通过双目立体视觉系统可以获取轮式移动机器人工作空间内的两幅存在视差的图像。通过对两幅图像进行特征提取和立体匹配,就能进一步对轮式移动机器人的工作空间进行三维重建。但是仅仅如此还无法完成机器人避障。由于本文采用改进的人工势场法作为动态避障策略,因此需要获取工作空间中的障碍物信息,包括障碍物相对距离及相对速度等信息。由于对全局环境进行三维重建计算量太大,因此可以在障碍物上寻找一些特征点,以它们的运动信息表示障碍物的运动信息。

4.1 特征识别与跟踪

双目立体视觉系统在计算时会产生大量计算,消耗大量计算机资源。当障碍物出现在双目立体视觉范围内时,如果要对整个障碍物范围实施跟踪,必然会使的计算机的运算能力产生极大的浪费。为了降低运算量,须使用一些特点明显的特征点来代替目标物体。一般采用角点作为特征点。角点包含了足够的信息,当物体没有受到遮蔽时,可以从连续的视频图像帧中稳定的检测出来。因此通过角点就能得到目标物的重要信息,因此减少了需要进行处理的信息数据,降低的计算机资源的消耗,大大提高了计算效率和实时性。

4.1.1 特征点检测与提取

特征点有很多类型,本文所提取的特征点是角点,才有 Harris 角点检测法来提取双目图像中的特征点,该算法的基本原理如下:

当我们对图像做灰度化后,往往图像中的角点具有较强的灰度波动,因此若须确定图像上的某个点是否为角点,需要知道该点范围内的灰度波动。通常使用相关性函数来量化双目图像某位置的局部灰度变化,它可以表示为:

$$E(x, y) = \sum_{u, v} w_{u, v} |I_{x+u, y+v} - I_{u, v}|^2 \quad (4-1)$$

式(4-1)中, $E(x, y)$ 代表双目图像某位置的灰度总体波动值,当移动一对灰度检测窗口时,窗口中的灰度值会发生波动; w 代表了灰度检测窗口; I 是图像的灰度值。如在图像的某个点周围, $E(x, y)$ 的值出现了肉眼能观察的差异,我们认为这个点为角点候选点。

如在像素点 (u,v) 上使用泰勒级数展开 $E(x,y)$ ，则上式可以表示为：

$$E(x,y) = Ax^2 + By^2 + 2Cxy \quad (4-2)$$

上式中， A 、 B 、 C 为近似的二阶方向微分，可以表示为：

$$A = X^2 * h(x,y), B = Y^2 * h(x,y), C = XY * h(x,y) \quad (4-3)$$

式 (4-3) 中：

$$X = I * [1 \ 0 \ -1] \approx \frac{\partial I}{\partial x} \quad Y = I * [1 \ 0 \ -1]^T \approx \frac{\partial I}{\partial y}$$

式中， $h(x,y)$ 代表高斯平滑滤波函数，分别用图像灰度值和 x 轴方向的差分算子 $[1 \ 0 \ -1]$ 和 y 轴方向的差分算子 $[1 \ 0 \ -1]^T$ 表示其在一阶方向上的微分值 X 和 Y 。据此可知，要求出二阶方向的微分，只须将高斯平滑滤波函数和一阶方向的微分乘积卷积。

因此，上式可写成：

$$E(x,y) = [x \ y] M \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

M 可用 $E(x,y)$ 的近似 *Hessian* 矩阵表示：

$$E(x,y) = \begin{bmatrix} A(x,y) & C(x,y) \\ C(x,y) & B(x,y) \end{bmatrix} \quad (4-5)$$

根据上式，通过近似计算 M 矩阵的特征值，可以了解到双目图像上任意某点 $E(x,y)$ 在极值上的曲率大小，其中 $E(x,y)$ 是该点灰度大小的相关性函数。如果计算得出的特征值超过一定阈值，也就是当 $E(x,y)$ 在两个正交方向上的极值曲率较大时，即可认为该点是角点。

计算可知，极值曲率在正交方向上的值的乘积和 $|M|$ 的数值正相关，故该特征点检测器如下所示：

$$R(x,y) = |M| - k \cdot \text{trace}^2 [M(x,y)] \quad (4-6)$$

式中， $|M|$ 为矩阵 M 的行列式， $|M| = AB - C^2$ ， $\text{trace}[M] = A + B$ 。若某点的 $R(x,y)$ 的值过大，超出了设定值，则这个点就被认为是特征点；先取 k 为 0.04。

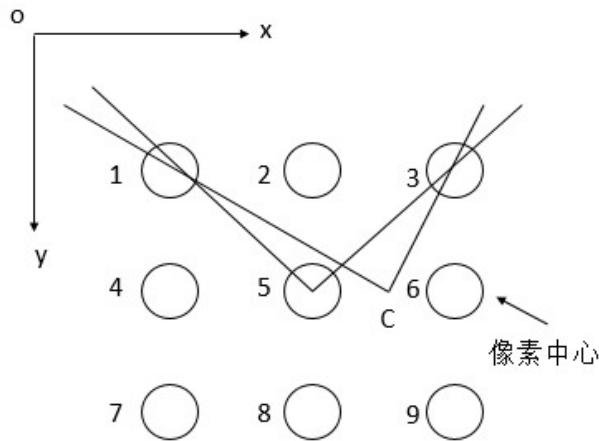


图 4.1 特征点子域亚像素精度的拟合内插

从上文可知，Harris 特征点检测算法检测角点时的精度只能到像素尺度，这个精度还无法满足实验的要求。为了提高精度，可以对角点邻域中的灰度值进行内插拟合计算经过计算后可得出更精确的角点位置，如图 4.1 所示，C 点是特征点在亚像素级更精确的位置。

计算中选取的拟合内插计算函数为高斯曲面函数，其表达式为：

$$f(x, y) = ce^{-\frac{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (4-7)$$

式中， (x_0, y_0) 是拟合所得角点的内插位置。根据高斯曲面函数性质得：

$$\begin{cases} f(x, y) = f(x)f(y); \\ f(x) = \sqrt{c} \cdot e^{-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma^2}}; \\ f(y) = \sqrt{c} \cdot e^{-\frac{(y-y_0)^2}{2\sigma^2}} \end{cases} \quad (4-8)$$

式 (4-8) 对式 (4-7) 做出简化，变为两个一维高斯曲面函数的拟合，再做相应运算后，特征点的位置精度测量便被提高了一个级别。

Harris 角点检测算法不受图像旋转的影响，对灰度变化和噪声信号不敏感，具有较强的稳定性；只须对灰度值做一次微分运算，计算较为简单；因此能对图像中的每一个像素点进行运算，能提取出最合理的特征值；通过设置不同的阈值能定量得提取不同数量的角点特征点；若要得到跟精确的角点位置可以对之前求出的角点的灰度值做拟合内插。

4.1.2 特征点跟随

要实现三维重建，单单对特征点进行检测还不够，还需要能连续不断的获取被摄物的运动信息并形成运动轨迹，因此还须对特征点进行跟随，其基本原理为：通过分析某个特征点在双目视觉图像相邻两帧中位置与运动状态的变化来实时监测被摄物体的运动轨迹。KLT 跟随算法因其优良的效果在本文中被应用来进行特征点跟随。

KLT (Kanade-Lucas-Tomasi) 算法的理论基础是 LK 算法，为了理解 KLT 算法首先要介绍 LK 算法的原理。一般来说测算图像相邻帧间的运动有两种方法，一是建立图像中各个像素点与速度的关系，二为建立其与相邻两图像帧间位移的关系，通过以上步骤可获得所谓的稠密光流。然而如果要对图像的像素点进行逐一运算需要极大的运算量，因此又定义了所谓的稀疏光流，这样就只需要对图像中某几个点做运算，这些特征点就是上文提出的角点，通过这种方法的跟踪效果具有稳定可靠和实时性强的优点。而光流方程运算的常用方法就是 LK 算法，如果要跟随运动速度极快的特征点，还可以将其与图像金字塔关联。其中，采用 LK 算法的前提条件是：

- (1) 光照条件不变，用数学来描述就是说所跟踪的像素点具有时间上恒定的灰度值，其数学表达式：

$$f(x, t) \equiv I(x(t), t) = I(x(t + dt), t + dt) \quad (4-9)$$

- (2) 被跟踪物体的运动状态连续，在相邻的图像帧中不存在运动突变；
 (3) 被摄物体的表面上的任意相邻的点具有相同的运动状态，并且这些点在成像面上的投影也具有相同的位置关系。

接下来的推导中，将先从一维直线的情况考虑光流方程，再考虑二维平面的情况。

使用偏微分方程的链式规则，从 LK 算法的第一个假设中可知：

$$\underbrace{\frac{\partial I}{\partial x}}_{I_x} \underbrace{\left(\frac{\partial x}{\partial t} \right)}_v + \underbrace{\frac{\partial I}{\partial t}}_{I_t} = 0 \quad (4-10)$$

上式中， I_x 为图像的偏导， I_t 为图像随时间 t 的导， v 是所求速度。故可知简单一维直线的光流速度等式为：

$$v = \frac{I_t}{I_x} \quad (4-11)$$

光流公式的求解步骤为：对速度做出估计后，使用该估计值作为初始值做第二次计算，然后反复做以上计算，最后便可得到较为近似的值。根据经验通过五次上述的迭代计算便可收敛出近似准确值。

接下来扩展到二维平面，若速度在 y 轴方向上为 v ， x 轴方向上为 u ，则：

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (4-12)$$

由于每一个像素点的约束条件数量都小于未知量的个数，因此只能计算出无法直接计算出该点的运动轨迹。从上述第三点假设可知，若要跟踪主像素的运动状态，可以通过求解主像素相邻像素的系统方程来得到。下式(4-13)为当相邻像素的范围是 5×5 时所建立的系统方程组：

$$\underbrace{\begin{bmatrix} I_x(P_1) & I_y(P_1) \\ I_x(P_2) & I_y(P_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(P_{25}) & I_y(P_{25}) \end{bmatrix}}_{A_{25 \times 2}} \underbrace{\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}}_{d_{2 \times 1}} = \underbrace{\begin{bmatrix} I_t(P_1) \\ I_t(P_2) \\ \vdots \\ I_t(P_{25}) \end{bmatrix}}_{b_{25 \times 1}} \quad (4-13)$$

然后对式(4-13)做最小平方化，通过下式求解 $\|Ad - b\|^2$ 的最小化：

$$\underbrace{A^T}_{2 \times 2} \underbrace{A}_{2 \times 1} \underbrace{d}_{2 \times 1} = \underbrace{A^T b}_{2 \times 2} \quad (4-14)$$

上式(4-14)可更详细的表示为：

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \sum I_x^2 & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y^2 \end{pmatrix}}_{A^T A} \begin{pmatrix} du \\ dv \end{pmatrix} = - \underbrace{\begin{pmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{pmatrix}}_{A^T b} \quad (4-15)$$

根据上式便可分别计算出在运动量在 u 与 v 方向上的分量。

本文采用 KLT 角点跟踪法的原因在于：该算法不但能够忽略被摄物体表面性质的不同，更能因此使得被摄物的运动轨迹更明显。

除了特征点检测器的 R 值以外，KLT 角点跟踪算法与 Harris 角点探测算法具有大同小异的步骤。 R 值计算方法如下式所示：

$$R = \lambda_{\min} \quad (4-16)$$

KLT 特征点跟踪法分为四步，如下所示：

- (1) 设置迭代计算的次数；
- (2) 创建光流方程，其范围是以特征点 (x,y) 为中心的邻域内，然后通过迭代对该方程进行求解；
- (3) 最终会出现匹配上最佳的点，并对该点进行仿射变换：

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (4-17)$$

(4) 建立的邻域具有相同的几何尺寸并以点 (x',y') 作为形心， S 为两相邻域相互的像素差的平方和，如果 S 比之前设置的阈值更大，这该特征点会被隐去，反之，则点 (x',y') 被确定为特征点。

4.1.3 检测实验验证

本文采用的验证方法是使用双目摄像头拍摄室内场景的视频，从中截取一帧作为实验素材。实验中配置了以下值：隐藏非极大值的相邻窗口的长度设置为 6，确定是否角点的下限值设置为 4800，高斯函数中的方差设置为 0.4，平面高斯窗口的长度设置为 5。

图 4.2 所示的为双目相机拍摄的视频中截取的一帧图像对。



图 4.2 对一般场景的角点检测结果

图 4.2 中应用 Harris 角点探测算法寻找出的角点用有颜色的叉型符号所表示。实验结果图很明显的反映出双目摄像头所拍摄的图像中的角点被一一检测出了。

4.2 距离测量

要测算障碍物距移动机器人的距离，就要恢复机器人和障碍物之间的三维信息，这就是所谓的三维重建。

4.2.1 三维重建原理

当完成双目摄像机的标定工作，并通过立体匹配求解出空间某特征点在两个相机成像平面上的映射点 P_l 和 P_r 的像素长度坐标。根据上文式 (2-8) 可知

$$z_{cl} \begin{bmatrix} u_l \\ v_l \\ 1 \end{bmatrix} = M_l \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4-18)$$

式(4-18)中， $(u_l, v_l, 1)$ 和 $(u_r, v_r, 1)$ 分别表示点 P 两个投影点 P_l 和 P_r 在各自图像物理长度坐标系的齐次坐标； $(X, Y, Z, 1)$ 为点 P 在世界坐标系的齐次坐标；两个摄像机的内外参数矩阵 M_l 和 M_r 可以写成：

$$M_l = \begin{bmatrix} m_{l11} & m_{l12} & m_{l13} & m_{l14} \\ m_{l21} & m_{l22} & m_{l23} & m_{l24} \\ m_{l31} & m_{l32} & m_{l33} & m_{l34} \end{bmatrix} \quad (4-19)$$

$$M_r = \begin{bmatrix} m_{r11} & m_{r12} & m_{r13} & m_{r14} \\ m_{r21} & m_{r22} & m_{r23} & m_{r24} \\ m_{r31} & m_{r32} & m_{r33} & m_{r34} \end{bmatrix} \quad (4-20)$$

将式 (4-19) 和式 (4-20) 消去 z_{cl} 和 z_{cr} ，将所得式子整理成关于 X, Y, Z 的线性方程组：

$$\begin{cases} (u_l m_{l31} - m_{l11})X + (u_l m_{l33} - m_{l12})Y + (u_l m_{l33} - m_{l13})Z = m_{l14} - u_l m_{l34} \\ (v_l m_{l31} - m_{l21})X + (v_l m_{l33} - m_{l22})Y + (v_l m_{l33} - m_{l23})Z = m_{l24} - v_l m_{l34} \\ (u_r m_{r31} - m_{r11})X + (u_r m_{r33} - m_{r12})Y + (u_r m_{r33} - m_{r13})Z = m_{r14} - u_r m_{r34} \\ (v_r m_{r31} - m_{r21})X + (v_r m_{r33} - m_{r22})Y + (v_r m_{r33} - m_{r23})Z = m_{r24} - v_r m_{r34} \end{cases} \quad (4-21)$$

由上式(4-21)可知，其几何意义表示了过 $O_l P_l$ 和 $O_r P_r$ 的直线。由于直线 $O_l P_l$ 和 $O_r P_r$ 交于点 P ，因此对式求解就能求得点 P 的坐标。但是上式存在四个独立方程，却只有三个未知

数 X 、 Y 和 Z ，存在冗余约束，可知是因为存在噪声信号。可以使用最小二乘法来求出 X, Y, Z 的近似解。

假设

$$\begin{aligned}
 f(X, Y, Z) = & [(u_l m_{l31} - m_{l11})X + (u_l m_{l33} - m_{l12})Y + (u_l m_{l33} - m_{l13})Z - (m_{l14} - u_l m_{l34})]^2 \\
 & + [(v_l m_{l31} - m_{l21})X + (v_l m_{l33} - m_{l22})Y + (v_l m_{l33} - m_{l23})Z - (m_{l24} - v_l m_{l34})]^2 \\
 & + [(u_r m_{r31} - m_{r11})X + (u_r m_{r33} - m_{r12})Y + (u_r m_{r33} - m_{r13})Z - (m_{r14} - u_r m_{r34})]^2 \\
 & + [(v_r m_{r31} - m_{r21})X + (v_r m_{r33} - m_{r22})Y + (v_r m_{r33} - m_{r23})Z - (m_{r24} - v_r m_{r34})]^2
 \end{aligned} \tag{4-22}$$

由上式(4-21)可知， $f(X, Y, Z) \geq 0$ 。若存在一组 X 、 Y 、 Z 的值使 $f(X, Y, Z)$ 的值最小，则这组 X 、 Y 、 Z 就是方程组的最小二乘解。

根据最小值定义可知，满足最小二乘的解应满足以下条件：

$$\frac{\partial f}{\partial X} = \frac{\partial f}{\partial Y} = \frac{\partial f}{\partial Z} = 0 \tag{4-23}$$

设

$$A = \begin{bmatrix} u_l m_{l31} - m_{l11} & u_l m_{l33} - m_{l12} & u_l m_{l33} - m_{l13} \\ v_l m_{l31} - m_{l21} & v_l m_{l33} - m_{l22} & v_l m_{l33} - m_{l23} \\ u_r m_{r31} - m_{r11} & u_r m_{r33} - m_{r12} & u_r m_{r33} - m_{r13} \\ v_r m_{r31} - m_{r21} & v_r m_{r33} - m_{r22} & v_r m_{r33} - m_{r23} \end{bmatrix}; X_0 = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}; b = \begin{bmatrix} m_{l14} - u_l m_{l34} \\ m_{l24} - v_l m_{l34} \\ m_{r14} - u_r m_{r34} \\ m_{r24} - v_r m_{r34} \end{bmatrix}$$

因此由上式可得：

$$A^T (AX_0 - b) = 0 \tag{4-24}$$

上式为矛盾方程组(4-21)的正则方程。由上式可知，如存在一组 X 、 Y 、 Z 使 $\|AX_0 - b\|^2$ 最小，则其为方程组的正则方程解。所求出的 X 、 Y 、 Z 即为特征点 P 在世界坐标系下的坐标值。因而就可以求解出障碍物距移动机器人的距离及方位。

4.2.2 测距实验及结果

本课题采用 Harris 算法检测角点，再使用 KLT 算法对角点进行跟踪。使用一本 22cm 高，12cm 宽的书籍作为测量物体。以障碍物在不同的方向上运动设计了三组实时测距实验。其中，相机每秒采集 5 帧（组）图像，使用精度为 1mm 的皮尺做参考测量。

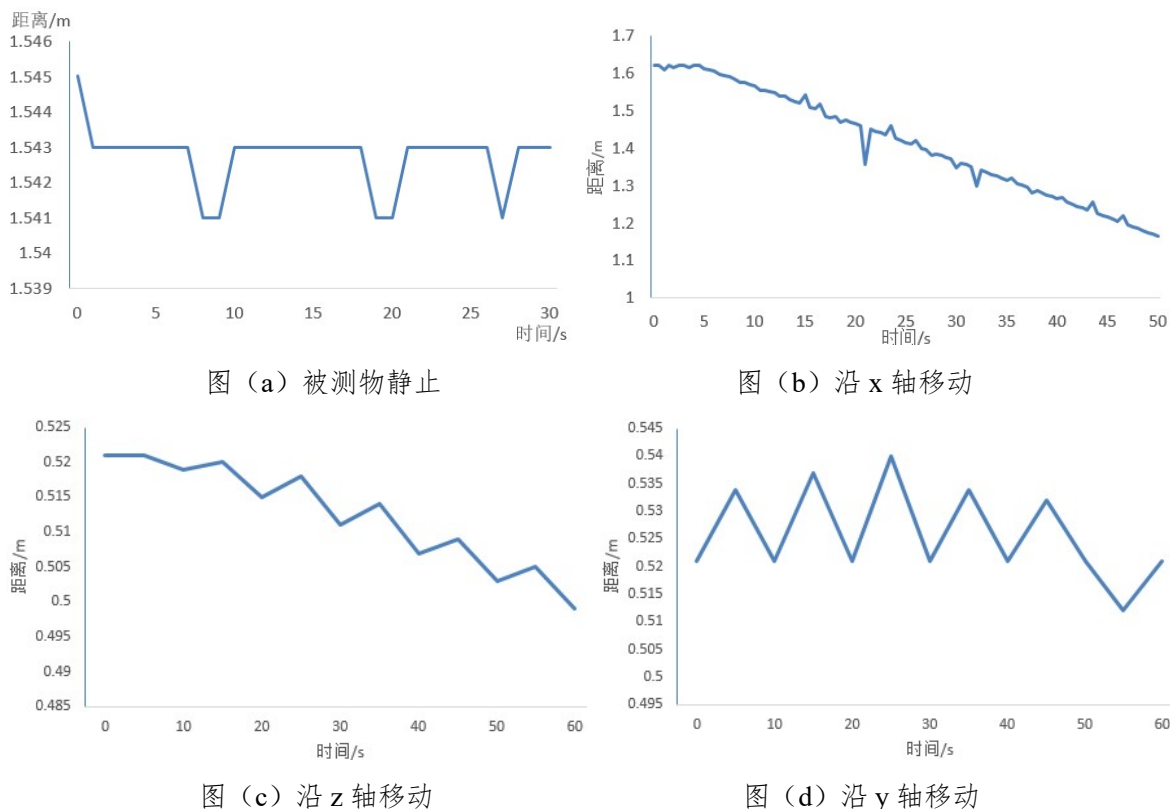


图 4.4 测距实验输出图

图 a 为被测物静止时的测距结果。可见测量值的波动范围为 $\pm 2\text{cm}$ ，较为精准。图 b 为被测物从距摄像机 1.62m 处沿 X 轴方向向摄像机移动至 1.1m 时的测量曲线，可见曲线较为光滑，虽然存在一个噪声数据但可通过后期做平滑处理。图 c 为被测物沿 Z 轴方向横向移动时测量的数据，可见测量值处在 $\pm 2\text{cm}$ 的波动范围内。图 d 为被测物沿 Y 轴方向做上下移动时的测距曲线，测量值存在 $\pm 2\text{cm}$ 的浮动，可通过平滑滤波处理。

4.3 速度测量

障碍物速度测量的基本原理如式 4-25 所示：

$$v = \sqrt{(x-x')^2 + (y-y')^2 + (z-z')^2} / t \tag{4-25}$$

式 4-25 中， $p(x,y,z)$ 为物体某特征点 p 在某一帧时在相机坐标系下的坐标， $p'(x',y',z')$ 为该点在 t 时间后相机坐标系下的坐标。经过上式运算可得该点在这段时间内的平均速度，因障碍物上特征点的运动状态和该障碍物相差无几，可以通过跟踪该点的速度来测算障碍物的速度。

4.3.1 实验分析

同样采用测距实验使用的书本进行测速实验，使书本以变速沿 X 轴方向移动，并使用测速仪采集速度信息作为测量值进行对比。对比结果如表 4.1 所示。

表 4.1 测速实验结果

时刻 (s)	测量值 (m/s)	计算值 (m/s)
1	0.125	0.129
2	0.205	0.220
3	0.154	0.171
4	-0.172	-0.154
5	-0.256	-0.234
6	0.132	0.143
7	0.224	0.234
8	0.104	0.121
9	-0.197	-0.182
10	0.053	0.083

由上表可见，运算值虽然存在误差，但是可以满足实际需要。

4.4 虚拟地图建立

为了使人工势场法在实际中得到应用，需要实时对工作环境建立虚拟地图，虚拟地图需要能够实时反映工作空间中移动机器人，目标点，障碍物等的运动信息和位置信息。本课题使用 OpenCV 对工作空间进行三维重建后，随即实时构建虚拟地图。

根据第二章推导出的相机线性透视模型可知：

$$\begin{cases} X_c = \frac{B \times (u - u_0)}{d} \\ Y_c = \frac{B \times (v - v_0)}{d} \\ Z_c = \frac{B \times f}{d} \end{cases} \quad (4-26)$$

从上式可知工作空间某点 P 从相机图像坐标到双目相机三维坐标的转换关系。为了得到机器人与障碍物的相对位置，需要将障碍物在相机三维坐标中的坐标转换为机器人坐标系的坐标。图 4.5 表示了机器人本体坐标系与相机三维坐标系的转换关系。

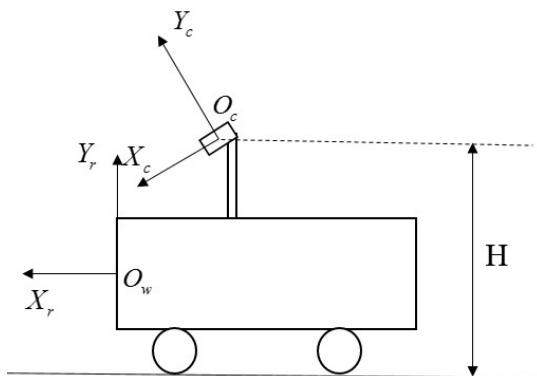


图 4.5 移动机器人坐标系与相机坐标系转换示意图

由图 4.5 可知，机器人坐标系与相机坐标系的转换关系为：

$$\begin{bmatrix} X_r \\ Y_r \\ Z_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + \vec{T}_{O_c O_r} \quad (4-27)$$

式 4-27 中， α 为相机的俯仰角； $\vec{T}_{O_c O_r}$ 为移动机器人坐标原点与相机坐标系原点之间的平移矢量。

4.5 小结

本章首先介绍了 Harris 角点检测算法和 KLT 角点跟踪的算法，并对其原理做详尽推导。在 VS2005 的环境下利用 OpenCV 实现了在工作环境下对特征点的检测、识别和跟踪。然后介绍了三维重建的概念和原理，并介绍了三维重建的基本方法和位姿运算方法。根据上文中的特征点提取和立体匹配算法，代入三维重建公式，设计了测距实验方案，得出了对被测物的三维重建的结果，并做了测速距法和测速算法的实验分析。最后介绍了虚拟地图的原理。

5 改进人工势场法的动态避障

人工势场法 (Artificial Potential Field Method) 由 Khatib 在上世纪八十年代提出。传统的人工势场法假设在环境障碍物上施加针对轮式移动机器人的斥力势场, 在目标点施加对移动机器人的引力势场, 势场的大小受移动机器人、障碍物、目标点三者位置的影响。当移动机器人接近障碍物时, 斥力增大; 当移动机器人远离目标点时, 人工吸引力逐渐增大。因此轮式移动机器人便在人工引力和人工斥力的合成力的推动下躲避相应障碍物并最终到达目标点位置。使用这个方法能较好的适应未知的工作环境, 得到了广泛的研究。本章首先介绍了传统的人工势场法及其缺陷, 并提出了改进的方案, 然后在 Matlab 平台下进行仿真验证。

5.1 传统人工势场法

人工势场法最早应用于上世纪九十年代, 其中人工势场法的经典方法为: 当轮式移动机器人在工作空间中运动作业时, 在机器人、障碍物和目标点上施加的虚拟的力势场。其中, 添加的虚拟人工势场可分为斥力势场和引力势场两种类型: 障碍物对轮式移动机器人产生斥力势场 f_{rep} , 势场方向为从障碍物指向轮式移动机器人, 并随着障碍物与轮式移动机器人相对位置的减小而增大; 目标点对轮式移动机器人产生引力场 f_{att} , 势场方向为从轮式移动机器人指向目标点, 并随着轮式移动机器人与目标点相对位置的增大而增大。

运动空间中的所有斥力场和引力场叠加为合力势场。轮式移动机器人在所有斥力和引力的合力作用下避开障碍物并到达目标点。下图 5.1 所示为传统人工势场法的示意图。

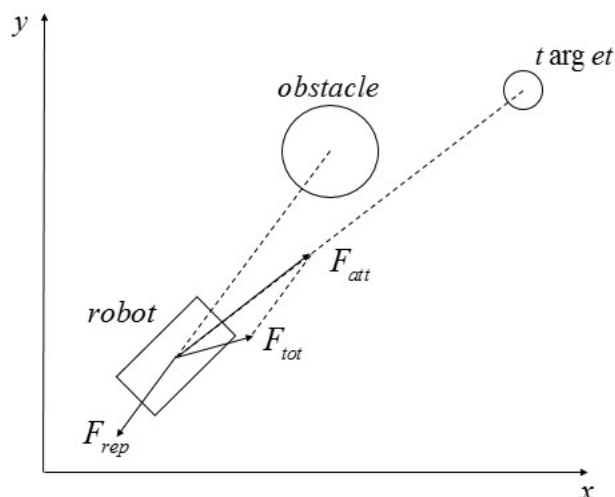


图 5.1 传统人工势场法的受分析意图

5.1.1 引力场

在传统的人工势场法中，引力场 f_{att} 的大小由轮式移动机器人与目标点的距离决定，当轮式移动机器人远离目标点时，引力场增大；当轮式移动机器人接近目标点时，引力场减小；直到轮式移动机器人到达目标点，引力场大小为零。因此移动机器人才能实现在目标位置的软着陆，即轮式移动机器人能够以较小的速度接近并到达目标点。轮式移动机器人就在引力势场产生的引力的作用下逐渐靠近目标点。

传统的人工势场法的引力势场函数为：

$$f_{att}(d) = \frac{1}{2} k_a |d|^2 \tag{5-1}$$

式中， $k_a > 0$ 代表引力场常数， d 代表由轮式移动机器人指向目标点的矢量。人工引力势场的距离的梯度就是目标点对移动机器人的人工引力。因此，引力场在移动机器人上产生的引力为：

$$F_{att}(d) = -\nabla f_{att}(d) = k_a \cdot |d| \tag{5-2}$$

引力作用在轮式移动机器人上，方向为平行与轮式移动机器人与目标位置之间的连线，从移动机器人指向目标点位置。

5.1.2 斥力场

同样的，传统的人工势场法，斥力场 f_{rep} 的大小由轮式移动机器人与障碍物的距离所决定，当轮式移动机器人远离障碍物时，斥力场减小；当轮式移动机器人接近障碍物时，

斥力场增大；因此可知斥力势场与电磁场的性质相类似。轮式移动机器人就在斥力势场产生的斥力的作用下避开障碍物。

传统人工势场法的斥力势场函数为：

$$f_{rep}(d) = k_r / |d| \quad (5-3)$$

式中， k_r 代表斥力场常数， d 代表由轮式移动机器人指向障碍物的矢量，因此，斥力场在移动机器人上产生的斥力为：

$$F_{rep}(d) = -\nabla f_{rep}(d) = \frac{k_r}{|d|^2} \quad (5-4)$$

5.1.3 总势场

轮式移动机器人在工作环境空间内的人工总势场即所有障碍物产生的人工斥力势场和目标位置产生人工引力势场的总和，它们满足叠加原理，因此，人工势场总函数为：

$$f(d) = \sum_{i=1}^n f_{rep}(d_i) + f_{att}(d_{tar}) \quad (5-5)$$

上式考虑了环境空间中存在多个障碍物的情况，其中 d_{tar} 为轮式移动机器人到目标点的矢量。因此，机器人所受的合力为：

$$F_{tot}(d) = -\nabla f_{tot}(d) = -\nabla f_{att}(d) - \nabla f_{rep}(d) = \sum_{i=1}^n F_{rep}(d_i) + F_{att}(d_{tar}) \quad (5-6)$$

5.1.4 传统人工势场法存在的问题

传统人工势场法计算较为简单，易于实现，能在未知的静态环境中取得较好的效果。但同时也存在一些问题。例如：目标点无法到达问题、局部最小陷阱以及无法应用在动态环境中的问题。

5.1.4.1 目标点无法到达

轮式移动机器人在工作环境中的运行依靠所受斥力场产生的斥力和引力场产生的引力，而斥力和引力主要由轮式移动机器人与障碍物以及轮式移动机器人与目标点的相对位置决定。当移动机器人非常接近障碍物时，障碍物会对轮式移动机器人产生很大斥力。当

障碍物靠近目标点时，由障碍物产生的斥力可能会大于目标点对移动机器人的吸引力，使得轮式移动机器人无法到达目标点。这就是所谓的目标点无法到达问题。

如图 5.2 所示，为移动机器人传统人工势场法避障的仿真图像，运行时间 40S，当机器人靠近目标点时，在障碍物斥力的作用下无法到达目标点，始终在目标点周围转圈。

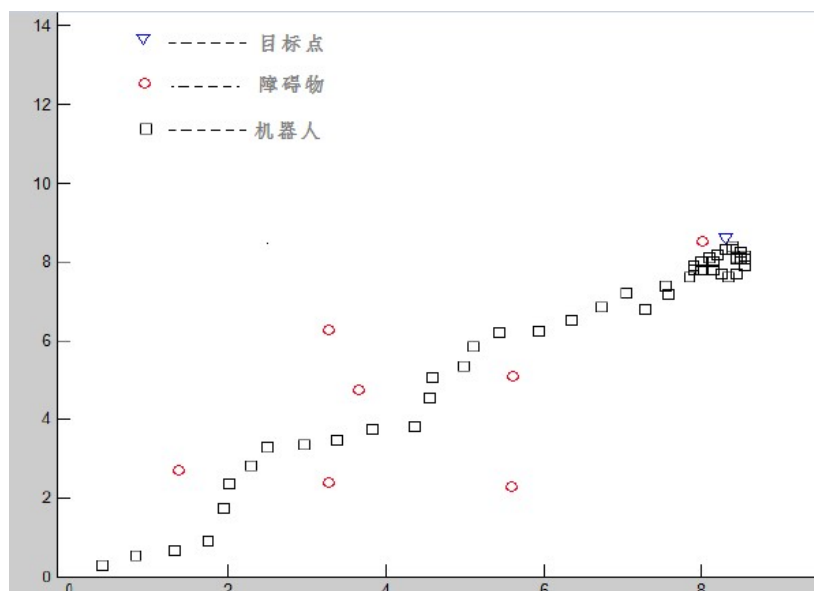


图 5.2 目标点无法到达

5.1.4.2 局部最小陷阱

根据上文可知，工作空间中的人工总势场是各个势场的叠加。因此，有可能出现某个位置，当机器人处于该位置时，斥力和引力刚好达到平衡，导致无法移动。这样的位置点就被称为局部最小点。典型的局部最小点情况如图 5.3 所示。



图 5.3 局部最小陷阱示意图

当障碍物处于移动机器人和目标点中间时，可能会出现人工斥力和引力平衡的情况，使得移动机器人陷在局部最小点无法移动。

5.1.4.3 动态环境下的避障

传统的人工势场法只考虑了障碍物与目标点静止不动的静态环境。在静态环境中，虽然势场函数只考虑了相对位置也能取得较好的避障效果。但是，如果当轮式移动机器人处于目标点和障碍物都可移动的动态环境下时，传统的人工势场法却无法取得很好的效果。如图 5.4 所示，当障碍物以一定速度 v 接近移动小车时，尽管移动小车在人工排斥力势场的作用下，产生了使其驱离相应障碍物的排斥力，由于斥力势场只考虑了两者的相对位置，因此产生的斥力过小依旧无法避免机器人与障碍物发生碰撞。

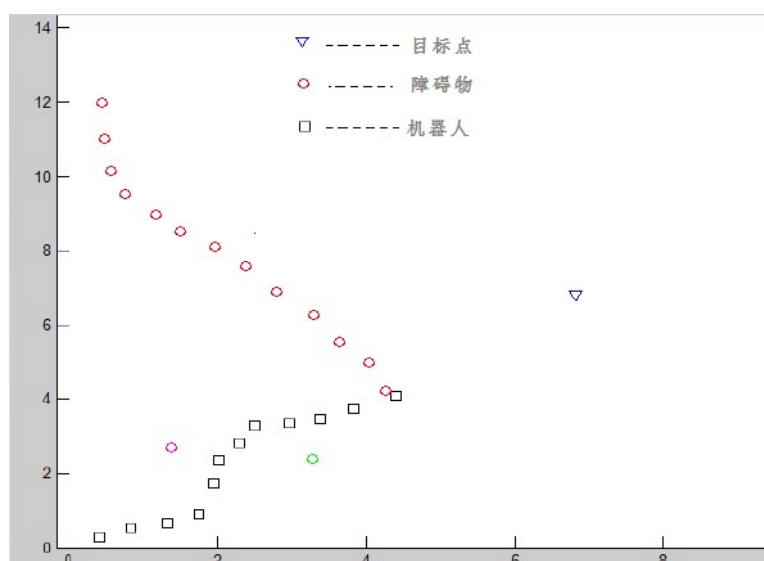


图 5.4 采用传统人工势场法时的动态避障

5.2 改进的人工势场法

为了将传统人工势场法应用在动态环境中，需要对传统人工势场法的势场函数做出改进。在动态环境中进行避障，不但要考虑轮式移动机器人与障碍物及目标点之间的距离，也要考虑它们之间的相对速度。因此，针对动态环境的避障，现将移动机器人与障碍物和目标点的相对速度引入人工势场的构建中，建立新的势场函数。

5.2.1 改进的引力势场函数

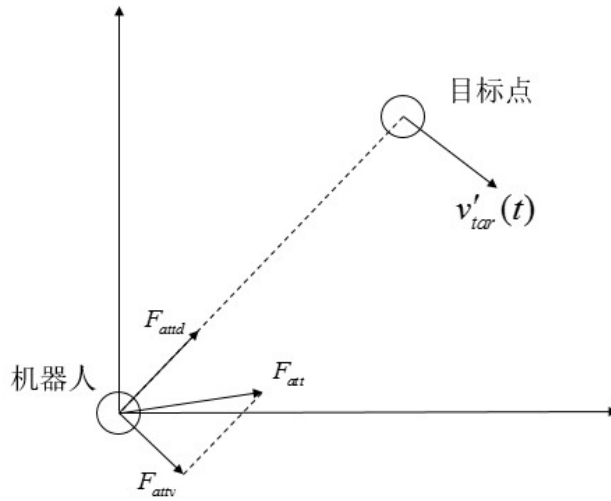


图 5.5 改进人工势场法的引力势场示意图

针对轮式移动机器人的动态避障，本文在传统的引力势场函数只考虑轮式移动机器人与目标点相对距离的基础上，额外考虑了轮式移动机器人与目标点之间的相对速度的影响。如图所示，在轮式移动机器人构造机器人坐标系，上改进后的引力势场函数为：

$$f_{att}(d, v) = k_d \|d_{tar}(t)\|^m + k_v \|v_{tar}(t)\|^n \quad (5-7)$$

式中， $d_{tar}(t)$ 和 $v_{tar}(t)$ 分别表示了轮式移动机器人与目标点之间在 t 时刻的相对位移和相对速度矢量，因此 $\|d_{tar}(t)\|$ 和 $\|v_{tar}(t)\|$ 分别是轮式移动机器人与目标点在 t 时刻的相对距离和相对速度大小； k_d 和 k_v 分别是位移常数和速度常数； m 和 n 分别是位移指数和速度指数。

由式 (5-7) 可知，只有当轮式移动机器人与目标点的相对距离和相对速度为零时，人工引力势场为零；当相对位移不变时，相对速度越大，人工引力势场越大；反之亦然。

根据改进后的人工引力势场函数，它对移动机器人与目标点间的相对距离的梯度叠加上它们之间相对速度的梯度就是人工引力。因此，由式 (5-7) 可知，人工势场施加在轮式移动机器人上的引力为：

$$\begin{aligned} F_{att}(d, v) &= -\nabla f_{att}(d, v) \\ &= -\frac{\partial f_{att}(d, v)}{\partial d} - \frac{\partial f_{att}(d, v)}{\partial v} \end{aligned} \quad (5-8)$$

将式 (5-7) 代入式 (5-8)，可得：

$$F_{att}(d, v) = F_{attd}(d) + F_{atv}(v) \quad (5-9)$$

式 (5-9) 中:

$$\begin{cases} F_{attd}(d) = mk_d \|d_{tar}(t)\|^{m-1} n_t \\ F_{atv}(v) = nk_v \|v_{tar}(t)\|^{n-1} n_t \end{cases} \quad (5-10)$$

由上式 (5-10) 可知, 当 $d_{tar}(t)$ 接近于零, 即轮式移动机器人接近目标点时。若 $0 < m < 1$, 则会产生很大的引力; 同理, 当 $v_{tar}(t)$ 接近于零时, 若 $0 < n < 1$, 则会产生很大的引力。若机器人接近目标点时引力过大, 则无法达到所谓软着陆的效果 (以相对静止的运动状态相接触), 因此一般设 $m > 1$ 且 $n > 1$ 。

5.2.2 改进的斥力势场函数

为了解决动态障碍物的避障问题, 将轮式移动机器人与障碍物的相对速度引入人工斥力势场的构造, 经过改进的人工斥力势场函数为:

$$f_{rep}(d, v) = \begin{cases} 0, d_{obs} - d_m(v'_{obs}) \geq d_0 \quad or \quad v'_{obs} \leq 0; \\ \lambda \left(\frac{1}{d_{obs} - d_m(v'_{obs})} - \frac{1}{r_0} \right), \quad 0 < d_{obs} - d_m(v'_{obs}) < r_0 \quad and \quad v'_{obs} > 0 \\ f_m, v'_{obs} > 0 \quad and \quad d_{obs} - d_m(v'_{obs}) < 0 \end{cases} \quad (5-11)$$

式中, $f_{rep}(d, v)$ 为斥力势场函数; d_{obs} 为障碍物到轮式移动机器人的最小距离矢量, 其方向为从; v'_{obs} 为移动机器人与障碍物间在从移动机器人指向障碍物的方向上的相对速度, 若机器人与障碍物相互靠近, 则其值为正, 否则为负; r_0 为事先确定障碍物的影响范围; f_m 为事先定义的斥力势场最大值; λ 为一正值系数; $d_m(v'_{obs})$ 为当轮式移动机器人以当前与障碍物间的相对速度为起点, 以最大的制动力开始制动, 所需要的滑行距离, 称为最大制动距离, 其定义如下式:

$$d_m(v'_{obs}) = \frac{(v'_{obs}(t))^2}{2a_m} \quad (5-12)$$

式中 a_m 为轮式移动机器人的最大制动加速度。

由式 (5-11) 中可见, 人工斥力势场的值分三种情况: (1) 若轮式移动机器人到障碍物的最小距离减去此时轮式移动机器人的最大制动距离仍然大于障碍物的影响范围, 或

者此时障碍物与轮式移动机器之间的相对速度为负，即障碍物正在远离移动机器人，则此时认为该障碍物对轮式移动机器人的运动不存在影响，故忽略此障碍物，并且此时人工斥力场为零；（2）若轮式移动机器人到障碍物的最小距离减去此时轮式移动机器人的最大制动距离小于或等于障碍物的影响范围，并且此时障碍物正面向移动机器人运动，则此时的人工势场大小为式中所示；（3）若障碍物正面向移动机器人运动并且此时轮式移动机器人和障碍物间的最小距离小于最大制动距离，此时如果移动机器人和障碍物的运动状态维持不变，则移动机器人将不可避免的和障碍物相撞，为了将此时碰撞造成损失降到最低，则设定人工斥力势场为以事先确定的最大值，该值将使移动机器人以最大的制动加速度制动，

和人工引力势场类似，此时对人工斥力势场函数求相对位移与相对速度的全微分即可得到该障碍物对移动机器人的人工斥力：

$$\begin{aligned} F_{rep}(d, v) &= -\nabla f_{rep}(d, v) \\ &= -\nabla_d f_{rep}(d, v) - \nabla_v f_{rep}(d, v) \end{aligned} \quad (5-13)$$

移动机器人与障碍物间在从移动机器人指向障碍物的方向上的相对速度 v'_{obs} 为：

$$v'_{obs} = \vec{v}_{obs}^T \cdot n_r \quad (5-14)$$

式中， \vec{v}_{obs} 为机器人与小车的相对速度矢量，方向为从机器人指向障碍物； n_r 为从机器人指向障碍物的单位向量。

根据上式（5-14）可得：

$$\begin{aligned} \nabla_v v'_{obs}(t) &= n_r \\ \nabla_d v'_{obs}(t) &= \frac{1}{\|d_{obs}\|} \times [v'_{obs} n_r - v_{obs}] \end{aligned} \quad (5-15)$$

因此，由障碍物产生的人工斥力可以表示为：

$$F_{rep}(d, v) = \begin{cases} 0, & d_{obs} - d_m(v'_{obs}) \geq d_0 \quad \text{or} \quad v'_{obs} \leq 0; \\ \lambda(F_{rep1} + F_{rep2}), & 0 < d_{obs} - d_m(v'_{obs}) < r_0 \\ & \text{and} \quad v'_{obs} > 0 \\ ma_m, & v'_{obs} > 0 \quad \text{and} \quad d_{obs} - d_m(v'_{obs}) < 0 \end{cases} \quad (5-16)$$

式中：

$$\begin{cases} F_{rep1} = \frac{-1}{d_{obs} - d_m(v'_{obs})} \left(1 + \frac{v'_{obs}}{a_m}\right) n_r \\ F_{rep2} = \frac{v'_{obs} v'_{obs\perp}}{d_{obs} a_m (d_{obs} - d_m(v'_{obs}))^2} n_{r\perp} \end{cases} \quad (5-17)$$

其中， $v'_{obs\perp}$ 是机器人与障碍物相对速度在机器人指向障碍物方向的垂直方向的分量。
 $n_{r\perp}$ 为机器人指向障碍物方向的垂直方向上的单位向量。改进后产生的人工斥力在移动机器人二维工作平面的示意图如下图所示：

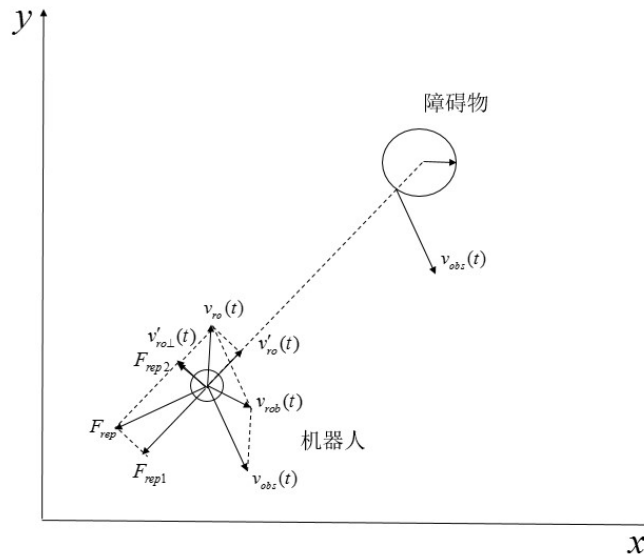


图 5.6 改进后的人工势场的受力分析

在计算出人工引力和人工斥力之后，它们的合力可以表示为：

$$F_{tat} = F_{att} + F_{rep} \quad (5-18)$$

若环境中存在多个障碍物，则总的人工斥力为各个障碍产生的斥力的合力，为：

$$F_{rep} = \sum_{i=1}^{n_0} F_{repi} \quad (5-19)$$

式 (5-19) 中， n_0 为工作环境中的障碍物个数， F_{repi} 为第 i 个障碍物的人工斥力。

5.2.3 改进目标物不可到达问题

本文所针对的环境为动态环境，环境中的障碍物会在工作空间中做无规则运动。因此工作空间中的总人工势场总是处在动态变化中，一般情况下很难出现目标物不可到达。但是在特殊的情况下仍有可能使移动机器人无法到达目标点。如图 5.7 所示，此时障碍物十

分靠近目标点，并与目标点呈相对静止状态，此时由于障碍物的斥力过大而使得机器人无法靠近目标点。因此本文针对这种特殊情况做出改进。

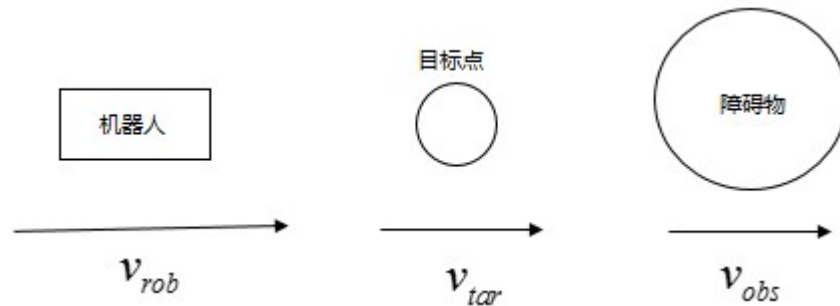


图 5.7 动态环境下的目标点无法到达

当移动机器人出现目标不可到达问题时，会因障碍物斥力过大而无法移动而在附近徘徊。此时移动机器人与目标点的相对位置将在一个较小范围内变化。考虑到此时为动态环境，因此可能过了一段时间障碍物和目标点的位置就会发生变化并自动解除，因此提出判定条件：当移动机器人与目标点的相对距离保持不变的时长超过 t_1 时间，且移动机器人与目标点间不存在障碍物时，就认为此时轮式移动机器人陷入了局部极小点。此时触发动作使目标点的引力势场变为：

$$\begin{aligned} f_{att}'(d, v) &= \lambda f_{att}(d, v) \\ &= \lambda [k_d \|d_{tar}(t)\|^m + k_v \|v_{tar}(t)\|^n] \end{aligned} \quad (5-20)$$

式中：

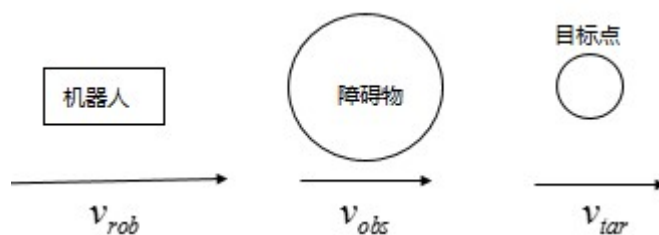
$$\lambda = e^{kt}, 0 < k < 1 \quad (5-21)$$

其中， k 为逃离增益系数。当轮式移动机器人陷入局部极小点时，通过暂时增大引力势场来使移动机器人靠近目标点。待移动机器人开始运动后，则再次触发动作使引力势场恢复。

5.2.4 改进局部极小陷阱

当移动机器人处于目标点和障碍物都可移动的动态环境时，因为障碍物和目标点一直处于相互运动的状态，一般情况下不会出现局部最小点。但是在如图 5.3b 的特殊情况时，由于目标点和障碍物以相同的速度运动，处于相对静止状态，此时可能会出现移动机器人

人工斥力和引力相平衡的状态。使得移动机器人陷入局部最小陷阱。典型情况如图 5.8 所示：



5.8 动态环境的局部最小点

上图中，当目标点和障碍物以相同的运动速度运动时，即 $v_{obs} = v_{tar}$ ，因为此时目标点与障碍物相对静止，当移动机器人从左边接近目标点时，会因为受到来自障碍物的排斥力而无法到达目标点。

5.2.4.1 局部最小点的判定

实际情况中，由于运动环境复杂，很少会真正出现斥力引力完全为零的状态。因此往往当移动机器人陷入局部最小陷阱时会在局部地区反复震荡运动。即此时移动机器人会在一个半径为 r 的圆中反复运动。若移动机器人处于如图 5.8 所示的动态环境局部最小点，该反复运动是指相对目标点的反复运动。因此，可通过如下检测策略来判断移动机器人是否陷入局部最小陷阱：

- (1) 建立以目标点为原点的相对坐标系。设定局部稳定区域圆的半径 r_0 ；
- (2) 设定检测时间 t_0 ，其值由移动机器人速度决定。每经过 t_0 的时间就检测一次移动机器人的相对坐标 $r(x, y)$ 。
- (3) 若某两次检测的坐标值 (x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) 的距离小于 r_0 ，则认为此时移动机器人处于局部最小陷阱，开始采取逃离策略；如距离大于 r_0 ，则认为移动机器人运行正常。
- (4) 以后每隔 t_0 时间就依次类推；

5.2.4.2 建立局部目标点

当检测策略认为移动机器人正处于局部极小陷阱中，则须采用一定的逃离策略逃离。本文采用建立局部目标点的策略。在局部范围内建立虚拟的目标点，并对移动机器人产生虚拟的人工引力场，以改变此时移动机器人的局部势场最小状态，并脱离稳定区域。以障碍物和目标点都为静止的情况距离，具体策略如下：

- (1) 假设机器人、目标点、障碍物的位置可知，当检测到移动机器人处于局部极小陷阱时，绘制机器人到目标点的连线 K ；
- (2) 找到与连线有交点且最靠近移动机器人的障碍物，并在距其垂直直线 K 的方向 l_0 位置建立局部目标点，该点能产生对机器人的人工吸引势场；
- (3) 移动机器人在局部目标点的引力作用下脱离局部极小陷阱；
- (4) 如果再次陷入局部最小点，则重复以上动作。

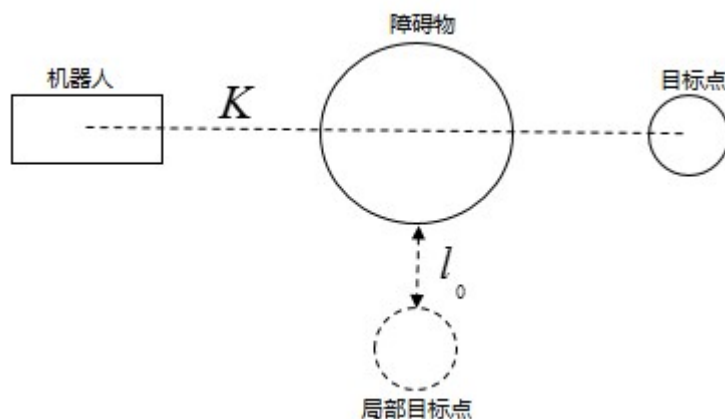


图 5.9 局部目标点示意图

5.3 仿真验证

本文使用 Matlab 对改进后的人工势场避障策略进行仿真。机器人运行在 1000×1000 的二维平面上，并在平面上设置起点，目标物，障碍物，移动机器人。为障碍物和目标点设置不同的运动轨迹，来测试改进后的人工势场法的避障效果。图 5.10 到图 5.13 为具体仿真结果。

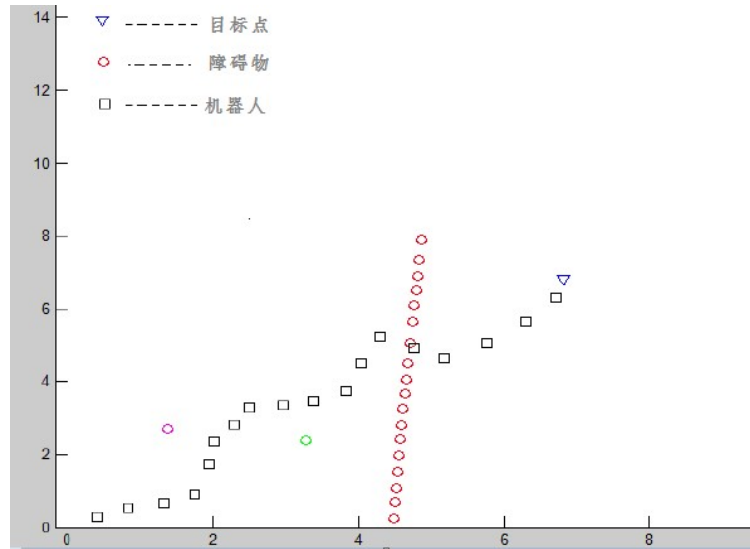


图 5.10 改进人工势场法单动态障碍物仿真结果

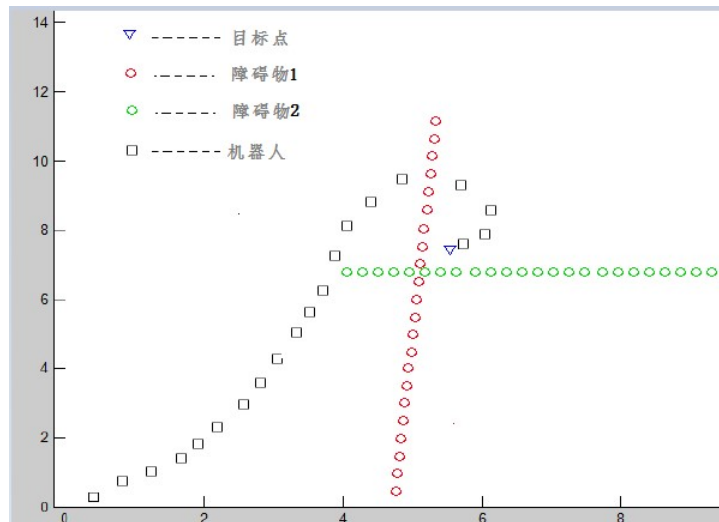


图 5.11 改进人工势场法多动态障碍物仿真结果

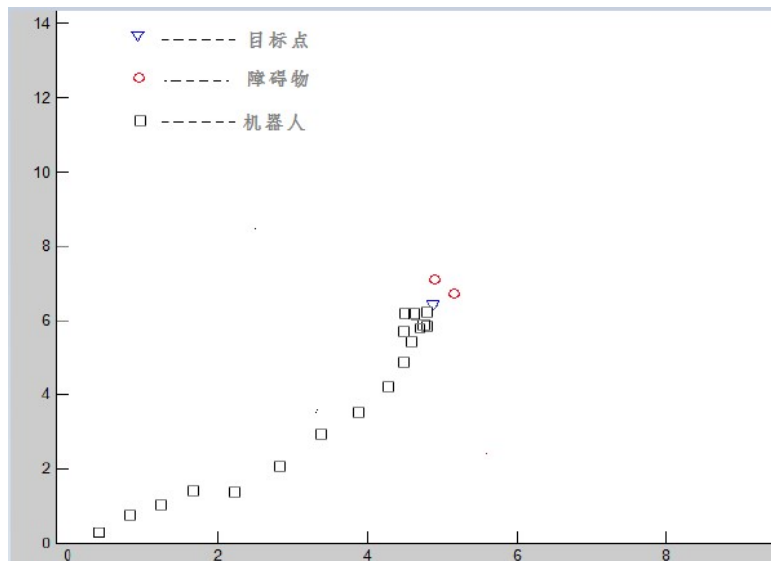


图 5.12 改进人工势场法障碍物解决目标不可到达

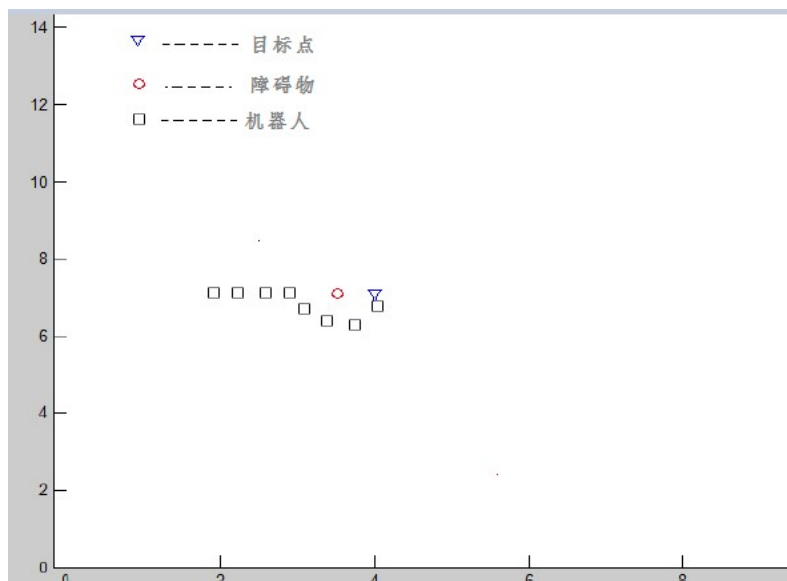


图 5.13 改进人工势场法障碍物解决局部最小陷阱

图 5.10 和图 5.11 分别为移动机器人在存在一个和多个动态障碍物情况下的避障仿真结果，可见移动机器人能够成功避开障碍物并到达目标点。图 5.12 和图 5.13 分别针对目标点不可到达和局部极小陷阱的情景做出仿真，可见移动机器人能够成功脱离徘徊状态并到达目标点。

5.4 小结

本章针对传统的人工势场法只能应用与静态环境的缺点，将障碍物与移动机器人的相对速度引入人工势场函数的创建中，并针对人工势场法的固有缺陷：目标点不可到达和局部最小陷阱做出改进。最后在 **matlab** 平台上进行仿真实验。

6 移动机器人平台搭建与实验

本课题的实验平台及研究对象是以 NI 公司的 NI Labview Robotics Starter Kit 2.0 为基础的三轮移动机器人。根据实验需要，在移动机器人平台上搭载了双目摄像机和六自由度惯性传感器。本章主要介绍轮式移动机器人平台的基本配置及软硬件结构并进行了机器人平台的动态避障实验。

6.1 实验平台系统

6.1.1 硬件架构

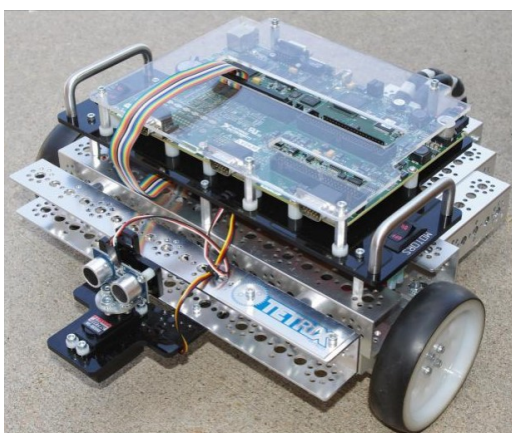


图 6.1 NI Robotics Starter Kit 2.0



图 6.2 工业相机

本课题采用国家仪器公司开发的 NI Labview Robotics Starter Kit 2.0 作为实验平台的基础架构。如图 6.1 所示，该套机器人开发包包括了可拆卸的硬件支持框架、直流电机、光学编码器、驱动轮、万向轮、双电机驱动器等。可组成一套三轮移动机器人。采用这套机器人开发包的优点在于：使用开放的机器人系统可以灵活得添加采用标准接口的传感器等配件使机器人增加新的功能。在本课题中，轮式移动机器人上又另外搭载了双目立体视觉系统，使用了如图 6.2 所示的工业相机。

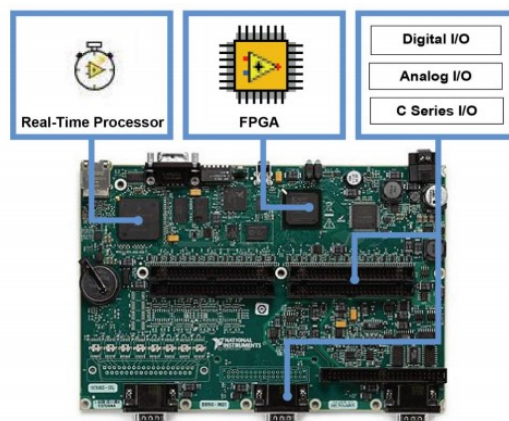


图 6.3 NI Single Board 9632

此轮式移动机器人平台搭载了由 NI 公司研发的 Single Board 9632 硬件开发板，该开发板即为移动机器人处理信号和运动控制的核心部件。该硬件开发板的主要优点包括：

可直接使用 NI 的 Labview 软件进行编程工作，大大减少了本课题在算法开发、原型机设计和实验验证上的工作量；

Labview 使用的图形化编程语言易于学习，容易上手，可极大得提高工作效率；

该开发板还具有极高的扩展性，上面集成了 realtime operation 模块和 FPGA 模块，并有足够的数字量和模拟量的 I/O 接口，可根据不同需求增加不同的硬件外设。

其中 realtime operation 模块主要用于运行一些复杂度较高的系统程序，FPGA 模块可用于采集和处理各个传感器的信号。

在 NI Single Board 9632 上可以通过以太网接口与上位 PC 机建立连接，以烧录程序，传输双目视觉信息，接受指令信息等。因此极大的方便了嵌入式系统的开发。

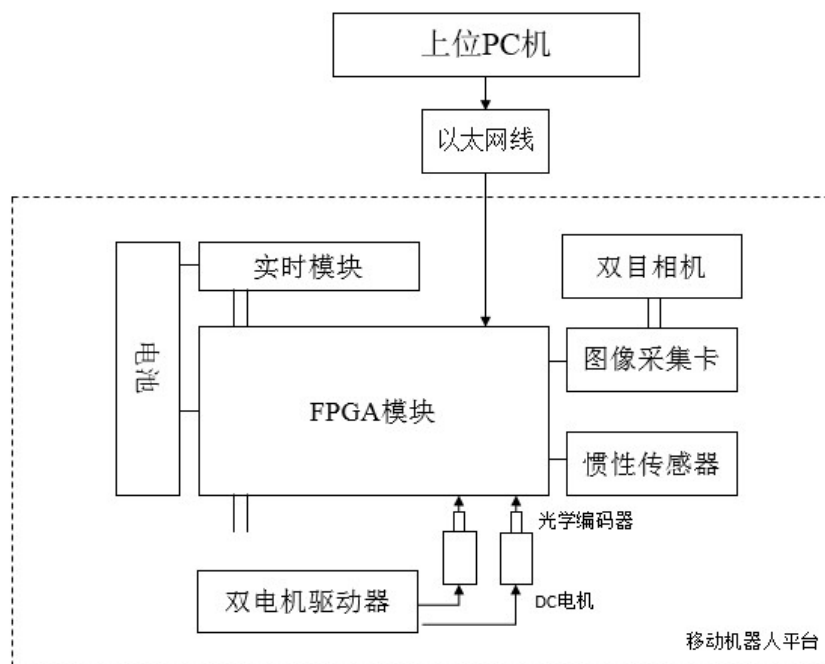


图 6.4 平台整体硬件结构图

6.1.2 软件结构设计

移动机器人平台的软件系统主要由双目立体图像获取与处理、避障策略运算、机器人位姿获取及运动控制四个部分组成。系统软件结构框图如图 6.5 所示。

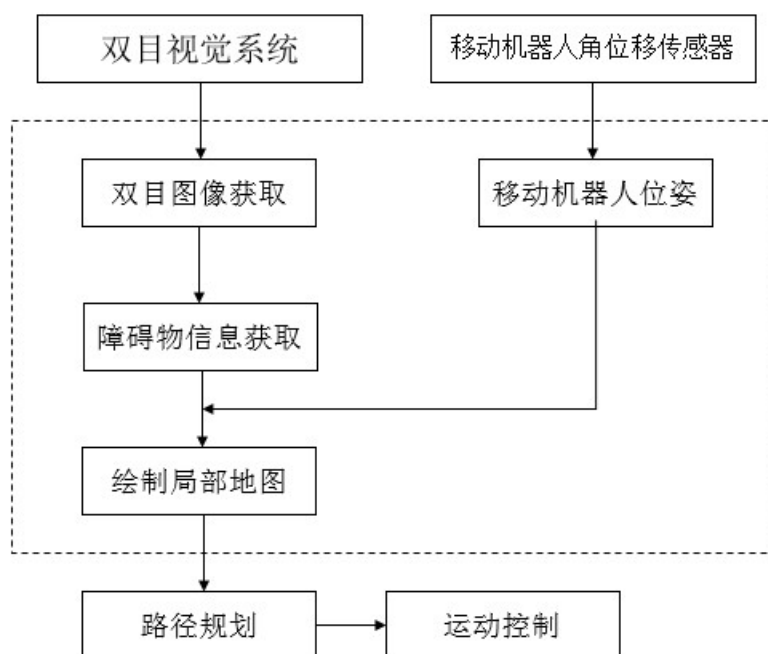


图 6.5 系统软件框图

- (1) 双目立体图像获取与处理模块主要负责：通过已标定的双目摄像机获取双目图像，通过以太网线传输到上位 PC 机中，并使用 OpenCV 进行立体匹配、障碍

物特征点识别与跟踪，并进行三维重建等环节，检测障碍物与移动机器人的相对距离和相对速度信息。

- (2) 避障策略运算模块利用上个模块得到的障碍物信息及移动机器人的自身状态构建虚拟地图，然后通过改进的人工势场避障策略进行避障。
- (3) 由于条件所限，本课题采用惯性传感器检测移动机器人的姿态（角度）信息，以跟踪目标点的方向。
- (4) 本课题的运动控制模块采用邓哲宇设计的 μ -synthesis 控制器和 ARC 控制器进行轮式移动机器人的底层运动控制^[50]。

6.1.3 轮式移动机器人运动学分析

本课题采用的轮式移动机器人为典型的 3 轮结构 (2,0) 型轮式移动机器人。该结构的典型特征为：采用两个驱动轮和一个万向支撑轮作为运动结构。其中，通过分别控制两个驱动轮的转速和转向来产生不同的运动状态，而万向支撑轮起支撑和导向作用。

这种结构的轮式移动机器人的最大特点是受非完整约束。因此轮式移动机器人无法做侧向平移，但是仍能通过转动驱动轮来达到位移的效果。由于在后期将避障策略施加在轮式移动机器人上时，需要考虑这一特性，因此须对轮式移动机器人做运动学分析。

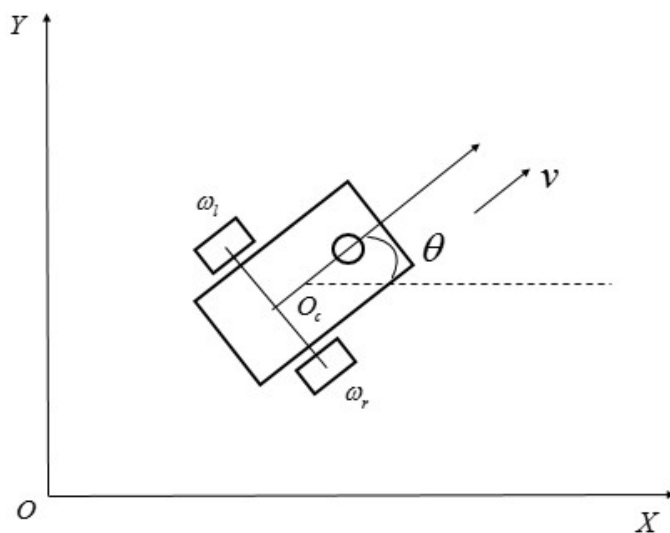


图 6.6 轮式移动机器人运动学模型

图 6.6 所示的轮式移动机器人的结构为两轮差动驱动。如设两轮的中心连线点的中点 o_c 为参考位，此时左右两驱动轮的角速度分别为 ω_l 和 ω_r ，此时运动学模型为：

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta; \\ \dot{y} = v \sin \theta; \\ \dot{\theta} = \omega \end{cases} \quad (6-1)$$

上式中

$$\begin{cases} v = \frac{r}{2}(\omega_1 + \omega_2) \\ \omega = \frac{r}{W}(\omega_1 - \omega_2) \end{cases}$$

6.2 实验与分析

本课题搭建了如图 6.7 所示的轮式移动机器人动态避障实验平台。使用一台自主设计的简单轮式小车作为动态障碍物；小车的尺寸是 0.35 米宽、0.4 米长，前方还有一块 0.4 米高的木板；实验空间为一 6 米宽 7 米长的室内平地；障碍小车与轮式移动机器人相向而行。为了保证移动机器人的运行稳定，当移动机器人处于静止状态时，需要势场达到一定阈值再开始运动。使用惯性传感器检测移动机器人的运行角度，保证移动机器人能够向目标方向运动。从图 6.8 中可以看出，移动机器人能够有效的完成动态环境下的障碍物避障动作。

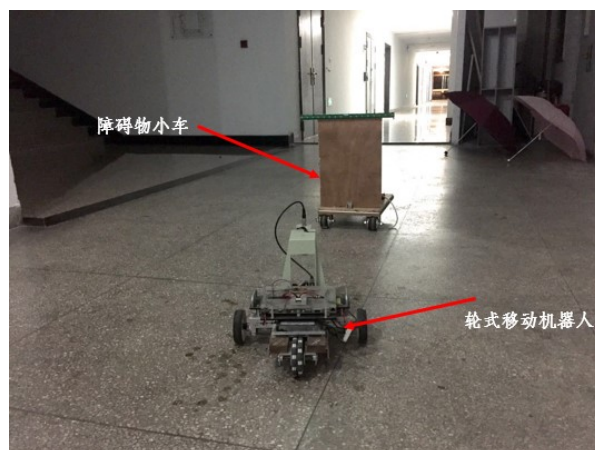


图 6.7 移动机器人动态避障平台

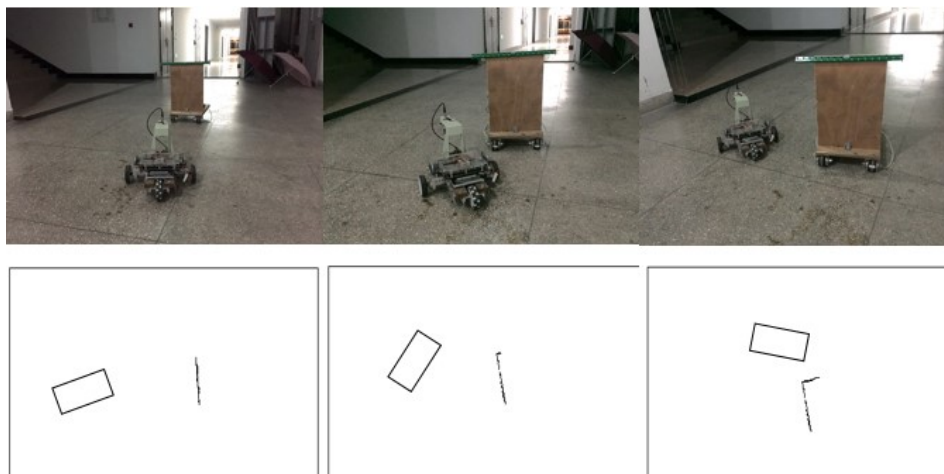


图 6.8 实验图像与虚拟地图图像

图 6.8 上面部分为避障实验动态图像，下部为虚拟地图动态图像。可知当移动机器人检测到障碍物时，能够根据与障碍物的相对关系作出避障行为，完成有效避障动作。

7 总结及展望

7.1 全文总结

本文基于双目立体视觉系统，设计了一个可在动态环境下避障的轮式移动机器人系统。本文对双目立体视觉系统、避障策略等涉及到的各项技术，从理论上进行阐述并使用 C++ 和 matlab 的工具进行编程实现，进行仿真和实际实验并做分析。在本课题实验的研究过程中，主要做了以下工作：

(1) 对双目摄像机的标定方法进行了研究与分析,结合具体应用选择了基于黑白棋盘的相机标定模型,进行了标定和非线性优化,该方法操作过程简单,精度较高,能够满足实际场景应用需要。

(2) 针对双目视觉系统的立体匹配进行研究,阐述了匹配原理和方法,介绍了极线校正的原理和方法,在 OpenCV 平台下基于 Bouguet 算法对双目图像做极线校正,应用 SIFT 算法做立体匹配,取得了较好的匹配效果。针对双目视觉的三维重建进行研究,为了提高实时性,利用特征点的性质测算障碍物的运动状态,并将工作环境描述在虚拟地图中。

(3) 介绍了传统的人工势场法的基本原理和存在的固有缺陷。针对动态环境的避障,将速度引入人工势场的构建中,并改进了目标点不可到达和局部极小陷阱的问题。在 Matlab 平台下对改进的人工势场法进行了仿真实验。搭建了轮式移动机器人平台的硬件架构和软件架构,针对轮式移动机器人的差动驱动结构做了运动学分析。在该平台上构建障碍物环境,并进行了动态避障的实验验证。

7.2 展望

由于实验平台的限制,目前的移动机器人平台还存在着一些不足,先提出一些未来的改进方向,希望能对以后的科研工作者有所帮助。

- (1) 本文中的移动机器人在避障实验时对障碍物数量和速度等由较多的限制,可以采用更先进的双目立体视觉技术和算法来使得移动机器人更能满足现如今的避障需求。

- (2) 本文中的移动机器人主要在室内平地运行，无法在室外非结构化环境工作。这要求未来的科研人员要采用其他的机器人运动结构和控制策略使机器人能够运行在非平地的工作环境。

参考文献

- [1] 徐国华, 谭民. 移动机器人的发展现状及趋势[J]. 机器人技术与应用. 2001, 3: 7-14.
- [2] 徐国保, 尹怡欣, 周美娟. 智能移动机器人技术现状及展望[J]. 机器人技术与应用, 2008(2): 29-34.
- [3] 董胜龙, 陈卫东, 席裕庚. 多移动机器人编队的分布式控制系统. 机器人, 2000, 22(6): 433~438
- [4] Mosher R S. Test and evaluation of a versatile walking truck[C]Proceedings of off-road mobility research symposium. 1968: 359-379.
- [5] J.M.Lowire. The Autonomous Land Vehicle Program Update:1987 Update. Proc. Of SPIE Mobile Robot Conference, Cambridge, MA, Oct. 1986.
- [6] 美国能源部未来 20 年的 RIM 发展计划[J]. 国内外机电一体化技术, 2006 (6) : 39
- [7] James A, Peter S. Flight telerobotic servicer: the development test flight [C] // Proceeding of Telesystems Conference. Goddard Space Flight Center, NASA, 1991: 377-383.
- [8] Toshio Nakamura, Satoru Kanno . outline of magnet wheel type ultrasonic inspection device . Robot, (4 6) : 6 8-7 4.
- [9] Thorpe Ced . Vision and Navigation: The Carnegie Mellon Navlab. Kluwer Academic Publishers, 1990.
- [10] Pomerleau D. RALPH: Rapidly Adapting Lateral Position Handler. Proc 1995 IEEE Symp on Intelligent Vehicles. IEEE Press Piscataway N J, 1995.
- [11] Jochem Tetal. PANS: A Portable Navigation Platform. Proc 1995 IEEE Symp on Intelligent Vehicles, Sept: 25~26, 1995, Detroit, Michigan, USA. IEEE Press Piscataway, N J, 1995: 107~112.
- [12] 杨帆. 无人驾驶汽车的发展现状及展望[J]上海汽车, 2014 (3) : 35-40
- [13] E.D. Dickmanns, R. Behringer, D. Dickmanns, T. Hildebrand, M. Maure, F. Thomanek, J. Schiehlen. The Seeing Passenger Car 'VaMORS-P'. Proceedings of the Intelligent Vehicles'94 Symposium, 1994: 68 - 73.
- [14] Hirai K, Hirose M, Haikawa Y, et al. The development of Honda robot[C] Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Leuven, Belgium, 1998: 1321-1326.
- [15] Honda Asimo the Honda humanoid robot Asimo[EB/OL]. <http://world.honda.com/ASIMO/>.
- [16] ZHANG Jiaqi, TOMIZUKA Masayoshi, CHEN Qijun, LIU Chengju. Dynamic Walking of AIBO with Hopf Oscillators [J] CHINESE JOURNAL OF MECHANICAL ENGINEERING, 2011, 4: 612-617

- [17]Siegwart R,Nourbakhsh I R,Scaramuzza D.Introduction to autonomous mobile robots[M]. MIT press,2011.
- [18]常健, 吴成东, 李斌. 移动机器人避障方法综述[J].仪器仪表学报, 2010 (8) : 439-442
- [19]N. Nilsson. A Mobile Automation: An application of artificial intelligence techniques. Proc of IJCAI, Washington:IJCAI, 1969:509~520.
- [20]Roberts L G. Machine Perception of Three-dimensional Solids [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology,1963.
- [21]Barnard S T,Fischler MA. Computational Stereo[J].ACM Computing Surveys,1982,12:10 — 15.
- [22]曾建兰. 摄像机标定若干问题的研究[D].硕士学位论文,华东师范大学,2008,4.
- [23]白明,庄严,王伟.双目立体匹配算法的研究与进展[J].控制与决策,2008,23(7):721 — 729.
- [24]Veksler O.Efficient graph-based energy minimization methods in computer vision[D].Cornell University,1999.
- [25]Boykov Y, Veksler O,Zabih R.Fast approximate energy minimization via graph cuts [J].Pattern Analysis and Machine Intelligence,IEEE Transactions on,2001,23(11):1222-1239
- [26]朱大奇, 颜明重.移动机器人路径规划技术综述[J].控制与决策, 2010,25 (7) : 961-967
- [27]戴博, 肖晓明, 蔡自兴. 移动机器人路径规划技术的研究现状与展望[J]. 控制工程, 2005, 12(3): 198-202.
- [28]Hofner C, Schmidt G. Path planning and guidance techniques for an autonomous mobile robot[J]. Robotic and Autonomous Systems, 1995, 14(2): 199-212.
- [29]Schmidt G, Hofner C. An advanced planning and navigation approach for autonomous cleaning robot operation[C].IEEE Int Conf Intelligent Robots System. Victoria, 1998:1230-1235.
- [30]Liu Y. Zhu S, Jin B, et al. Sensory navigation of autonomous cleaning robots[C]. The 5th World Conf on Intelligent Control Automation. Hangzhou, 2004: 4793-4796.
- [31]Arleo A, Smeraldi F, Gerstner W. Cognitive navigation based on non-uniform Gabor space sampling, unsupervised growing Networks, and reinforcement learning[J]. IEEE Trans on Neural Network, 2004, 15(3): 639-652.
- [32]Oussama Khatib. Real-time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots [J]. International Journal of Robotics Research, 1986(5): 90—98.
- [33]覃柯, 孙茂相, 孙昌志. 动态环境下的基于改进人工势场的机器人运动规划 [J]. 沈阳工业大学学报, 2003(5):568 —570
- [34]B Siciliano, L Sciavicco. A Solution Algorithm to the Inverse Kinematic Problem for Redundant Manipulators [J].IEEE Journal of Robotics and Automation, 1998(4):403 —410

- [35]Fujimura K, Samet H. A hierarchical strategy for path planning among moving obstacles[J]. IEEE Trans on Robotic Automation, 1989, 5(1): 61-69.
- [36]Conn R A, Kam M. Robot motion planning on Ndimensional star worlds among moving obstacles[J]. IEEE Trans on Robotic Automation, 1998, 14(2): 320-325.
- [37]Ko N Y, Lee B H. Avoid ability measure in moving obstacle avoidance problem and its use for robot motion planning[C]. IEEE Int Conf on Intelligent Robots and System. Osaka, 1996: 1296-1303.
- [38]Erdinc S C. Path planning using potential fields for highly redundant manipulators[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2005, 52(2): 209-228.
- [39]Jaradat M, Garibeh M H, Feilat E A. Dynamic motion planning for autonomous mobile robot using fuzzy potential field[C]. 6th Int Symposium on Mechatronics and Its Applications. Sharjah, 2009: 24-26.
- [40]Masoud A A. Managing the dynamics of a harmonic potential field-guided robot in a cluttered environment[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2009, 56(2): 488-496.
- [41]Glasius,&, Komoda,A. , Gielen,S. C. A. M. Neural network dynamics for patch planning and obstacle avoidance[J], Neural Networks,1995, 8(1), 125-133.
- [42]Chohra, A. , Farah, A. , Belloucif,M—Neuro-fuzzy expert system E—S—CQ,for the obstacle avoidance behavior of intelligent autonomous vehicles[J], Advanced Robotics, 1999, 12(6): 629-649.
- [43]Simon X. Yang,Max Meng. Neural Network Approaches to Dynamic Collision-Free Trajectory Generation[C],IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—partB: Cybernetics, 2001, 31(3), 302-318.
- [44]Parhi, D. R. , Singh, M. K. . Real-time navigational control of mobile robots using an artificial neural network[J], Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2009, 223(7): 1713-1725.
- [45]于艳艳. 蚁群算法研究综述 [J] . 科技广场, 2009(1):238—239.
- [46]董金明. 基于蚁群算法的路径规划研究 [D] . 西安: 陕西师范大学, 2009.
- [47]O.D. Faugeras, G. Toscani. Camera Calibration for 3D Computer Vision. Proc. Int.Workshop on Industrial Applications of Machine Vision and machine Intelligence. New York:IEEE, 1986:15~20.
- [48]D. Yongtaeo. Applications of Neural Networks for Stereo-Camera Calibration. Proc.Of International Joint Conference on Neural Networks. Washington: IEEE, 1999:2719~2722.
- [49]马颂德, 张正友. 计算机视觉计算理论与实践. 北京:科学出版社, 1998: 52~60.

- [50] 邓哲宇. 轮式移动机器人建模与运动控制策略研究[D]. 硕士学位论文, 浙江大学, 2015, 1.