

分类号: _____

密 级: _____

U D C: _____

学 号: 6720160388

江西理工大学

硕 士 学 位 论 文

基于双目视觉的手术器械定位技术研究
Research on the positioning technology of surgical
instruments based on binocular vision

学 位 类 别: 工程硕士

作 者 姓 名: 郭贝

学 科、专 业: 控制工程

研 究 方 向: 计算机视觉

指 导 教 师: 任金霞副教授、胡超教授

2019 年 12 月 18 日

学位论文独创性声明

本人声明所呈交的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。据我所知，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，也不包含已获得江西理工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做了明确的说明并表示谢意。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

研究生签名： 郭贝 时间： 2019 年 12 月 18 日

学位论文版权使用授权书

本人完全了解江西理工大学关于收集、保存、使用学位论文的规定：即学校有权保留按要求提交的学位论文印刷本和电子版本，学校有权将学位论文的全部或者部分内容编入有关数据库进行检索，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版。本人允许本学位论文被查阅和借阅，同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，并通过网络向社会公众提供信息服务。

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（手写）： 郭贝 导师签名（手写）： 任冬颖

签字日期： 2019 年 12 月 18 日 签字日期： 2019 年 12 月 18 日

摘 要

在科学技术和医学治疗技术高速前进的浪潮中,大型外科手术逐渐向微创手术转变,但临床手术大部分是凭借医生的经验确定手术过程,其中有些病发部分是不可见的,导致不能真正做到微创。随着双目视觉技术在医疗领域的应用,可以辅助医疗工作人员在手术中分析手术器械与病发部位的位置和方向,这对于减少手术创伤和提高手术质量有重大意义。

本文主要研究手术器械尖端的定位,在手术器械上加标识物,通过明确标识物的方位判定手术器械尖端的位置。基于双目视觉的手术器械定位技术涵盖了三个部分:摄像机标定、立体匹配和三维重建。本文重点研究了手术器械的图像分割、特征点提取和立体匹配。

摄像机标定是手术器械定位系统的基础,摄像机标定的精准度直接影响该系统定位的精确度,本文手术器械定位系统中摄像机采用张氏方法,简单、灵活、快速,实验表明该方法有效的确定摄像机内参数和外参数。

图像分割将手术器械标识物与背景区分开,本文研究蝙蝠算法优化 BP 神经网络的图像分割算法,通过蝙蝠算法优化 BP 神经网络初始的权值和阈值,以手术器械标识物的灰度值图像作为样本,训练神经网络进而图像分割,图像分割效果较普通方法分割更清晰。

特征点提取主要提取手术器械上标识物,传统方法基于图像边缘处理都是像素级别,降低了提取的精度。本文采用改进的多结构元形态学梯度提取的边缘,再用切比雪夫拟合方法将图像对行和列方向的分别进行一维插值,该插值结果有效的提取亚像素级别的图像边缘信息;由于手术器械标识物不止一个,为提高提取速度,能够实行多个目标一起提取,采用基于连通域标记的快速中心提取方法实行提取标识物中心,该方法快速,能够将特征点坐标提取至亚像素级别。

立体匹配是一个难点,本文采用凸包算法和插入算法相结合的算法进行特征点排序,除了外部点运用凸包算法进行排序外,该算法也能够将内部点运用插入算法进行整体排序。由于标识物位置是固定不变,在图像中位置也不会发生变化,因此只要特征点提取准确,就可以进行特征点匹配,该方法简单易行,也比较快速,提高效率。

最后,依据匹配的结果对手术器械标识物进行三维重建,用三角形测量法计算三维坐标,通过欧式距离计算得到手术尖端的三维坐标。实验表明,基于双目视觉的手术器械定位系统误差相当小,操作容易,判定位置迅速。

关键词：手术定位；双目立体视觉；图像分割；特征点提取；立体匹配；

Abstract

In the wave of rapid development of science and technology and medical treatment technology, large-scale surgery has gradually changed to minimally invasive surgery, but most of the clinical operations are determined by the experience of doctors, some of which are invisible, leading to the failure of truly minimally invasive surgery. With the application of binocular vision technology in the field of medical treatment, it can assist medical staff to analyze the position and direction of surgical instruments and disease sites during the operation, which is of great significance to reduce surgical trauma and improve the quality of operation.

In this paper, we mainly study the location of the surgical instrument tip, add markers on the surgical instrument, and determine the position of the surgical instrument tip by defining the orientation of the markers. The localization technology of surgical instruments based on binocular vision includes three parts: camera calibration, stereo matching and 3D reconstruction. This paper focuses on image segmentation, feature point extraction and stereo matching of surgical instruments.

Camera calibration is the basis of the positioning system of surgical instruments. The accuracy of camera calibration directly affects the positioning accuracy of the system. In this paper, Zhang's method is used in the positioning system of surgical instruments, which is simple, flexible and fast. The experimental results show that the method can effectively determine the internal and external parameters of the camera.

Image segmentation distinguishes the surgical instrument marker from the background. In this paper, bat algorithm is used to optimize the image segmentation algorithm of BP neural network. Bat algorithm is used to optimize the initial weight and threshold of BP neural network. The gray value image of the surgical device logo is used as a sample to train neural network and then image segmentation. The effect of image segmentation is clearer than that of ordinary methods.

Feature point extraction is mainly used to extract the object on the surgical instrument. The traditional method based on image edge processing is pixel level, which reduces the accuracy of extraction. In this paper, we use the improved morphological gradient of multi structure elements to extract the edge, and then use the Chebyshev fitting method to interpolate the row and column directions of the image in one dimension respectively. The interpolation

results effectively extract the sub-pixel level image edge information; In order to improve the speed of extraction, multiple objects can be extracted together. A fast center extraction method based on connected domain marks is used to extract the center of the object. This method is fast and can extract the coordinates of the feature points to the sub-pixel level.

Stereo matching is a difficult problem. In this paper, the convex hull algorithm and the insertion algorithm are used to sort the feature points. In addition to the convex hull algorithm used to sort the external points, the algorithm can also use the insertion algorithm to sort the internal points as a whole. As the location of the marker is fixed and unchanged, the location in the image will not change, so as long as the feature point extraction is accurate, the feature point matching can be carried out. The method is simple and easy, and relatively fast, and improves efficiency.

Finally, according to the matching results, the three-dimensional reconstruction of the surgical instruments is carried out, the three-dimensional coordinates are calculated by the triangle measurement method, and the three-dimensional coordinates of the surgical tip are obtained by the Euclidean distance calculation. The experiment shows that the error of the surgical instrument positioning system based on binocular vision is quite small, the operation is easy, and the position is determined quickly.

Key Words: Surgical localization; Binocular stereo vision; Image segmentation; Feature point extraction; Stereo matching;

目录

| | |
|----------------------------------|-----|
| 摘 要..... | I |
| Abstract..... | III |
| 目录..... | I |
| 第一章 绪 论..... | 1 |
| 1.1 课题研究背景及意义 | 1 |
| 1.2 研究现状 | 2 |
| 1.2.1 手术器械定位研究现状..... | 2 |
| 1.2.2 双目视觉研究现状..... | 3 |
| 1.3 本文结构与安排 | 5 |
| 1.4 本章小结 | 6 |
| 第二章 基于双目视觉的手术器械定位系统..... | 7 |
| 2.1 基于双目视觉的手术器械定位的硬件组成 | 7 |
| 2.2 基于双目视觉的手术器械定位工作流程和技术支持 | 10 |
| 2.3 本章小结 | 11 |
| 第三章 摄像机标定..... | 12 |
| 3.1 摄像机模型 | 12 |
| 3.2 三种坐标系 | 14 |
| 3.3 张氏摄像机标定法 | 16 |
| 3.4 双目视觉系统标定过程及实验结果 | 19 |
| 3.4.1 双目视觉系统标定..... | 19 |
| 3.4.2 标定结果..... | 21 |
| 3.5 本章小结 | 23 |
| 第四章 基于蝙蝠算法优化 BP 神经网络的图像分割..... | 24 |
| 4.1 BP 神经网络模型与算法..... | 24 |
| 4.1.1 BP 神经网络模型 | 24 |
| 4.1.2 BP 神经网络的算法 | 24 |
| 4.2 蝙蝠算法 | 25 |

| | |
|---------------------------------|----|
| 4.2.1 蝙蝠算法概述..... | 25 |
| 4.2.2 蝙蝠算法的步骤..... | 26 |
| 4.3 蝙蝠神经网络 | 27 |
| 4.3.1 权值和阈值蝙蝠化..... | 27 |
| 4.4 基于蝙蝠神经网络图像分割 | 27 |
| 4.4.1 训练蝙蝠神经网络..... | 28 |
| 4.4.2 图像分割..... | 29 |
| 4.4.3 仿真实验..... | 29 |
| 4.5 本章小结 | 31 |
| 第五章 特征点提取和匹配..... | 32 |
| 5.1 特征点提取 | 32 |
| 5.1.1 亚像素边缘提取..... | 32 |
| 5.1.2 基于连通域标记的快速中心提取算法..... | 36 |
| 5.2 基于凸包算法和插入算法相结合的立体匹配算法 | 38 |
| 5.3 本章小结 | 40 |
| 第六章 三维重建..... | 41 |
| 6.1 三维坐标计算..... | 41 |
| 6.2 LED 测量实验..... | 43 |
| 6.3 手术尖端定位 | 45 |
| 6.4 手术器械定位系统的误差原因分析 | 46 |
| 6.5 本章小结 | 47 |
| 第七章 总结..... | 48 |
| 7.1 全文总结 | 48 |
| 7.2 展望 | 48 |
| 参考文献..... | 50 |
| 致 谢..... | 54 |
| 攻读学位期间的研究成果..... | 55 |

第一章 绪 论

1.1 课题研究背景及意义

当前的社会、科学和医学发展需要新的医疗技术和工具，同时也需要一些小型的外科手术来达到更高的疾病治疗标准；因为微创外科手术已经存在，并且与之前的外科手术对比，伤口小，术后好的快，优势更大。临床手术通常基于医生的经验：医生使用他自己的主观方法来确定手术过程，但有些部分是不可见的，医生只有在凭借自己的经验的基础上确定的病理特点并手术，从而极大地增加了危险性。一些大型成像设备开拓了医生的视野，为医生的诊断和咨询提供了巨大的协助。因此，通过将大型设备、医疗询问和手术治疗相联合，利用这些信息结合成最佳状态依旧是一个未解决的问题。然而，计算机辅助外科^[1]（CAS）是一个将机器视觉、数据管理、数字图像处理和机械结合起来的领域。图像引导手术（Image Guided Surgery）^[2]、手术导航系统^[3]（Surgical Navigation System, SNS）是其主导技术。其中，在操纵图像引导微创手术过程愈发普遍。

图像引导手术是应用摄影设备来获取相应的图像，在匹配和融合图像的引导下，运用体外装置的定位，从而找到患者领域三维信息。

CAS 操作的导航和位置判定系统通过系统中的计算机视觉技术来完成，其中医生手持器械是一个改进的装置（通常是关于手术设备的重要信息），以便执行外科手术操作。手术前，确定了手持尖端和标识物的相对位置，保持手术器械与手术点之间的过程在控制的区域，手术器械的位置和伤口部位是实时位置判定，并显示在计算机上。

立体定位^[4]主要是判定位置的技术同样也是判定手术器械位置的重要技术，而国外所研究的手术器械定位产品，价格昂贵，技术不对外公布，很难进行再次研究。即使这样，计算机视觉中的双目视觉技术^[5]运用在判定手术器械位置方向也更加热门。

单目摄像头获取二维图像信息只能通过一个摄像头。图像处理仅在二维平面的基础上进行扩展，并有简单的结构、摄像机校准简单、很好的实时性、计算机处理方便等特点。但使用"单目视觉"摄像机来捕捉目标图像，为了获得目标的绝对位置，有必要增加对深度（目标距离）（例如激光束、超声波范围）或已知目标模型的测量，由于场景的三维信息在图像投影过程中丢失，这不仅无法实现位置判定，并且在许多应用程序中很难实现。双目视觉相比单目摄像机，有很大的优势，能将二维图像的三维信息建立三维空间模型，并能够判断空间的位置和方向。

因此，本课题基于双目视觉的手术器械定位技术研究，设计快速位置判定的立体视

觉系统，用来帮助外科医生完成高难度的手术，提高手术中的精度以减少损伤。

1.2 研究现状

1.2.1 手术器械定位研究现状

外科导航系统包括位置判定系统、图像工作室和特殊专业的外科工具，该系统可以对手术器械实时测量姿态，这对外科导航系统的精确性，是重中之重。因此，整个位置判定系统用于外科手术器械导向，并且需要非常精确、同步监测是该系统中心的主题。位置判定技术是通过一个简单的和复杂的过程来实现的，并且 19 世纪末，机械主体框架装置的立体定向仪出现。发展了近 100 年，超声波与电磁位置判定最终于 20 世纪 80 年代中期顺利兼容于医学领域，而诞生在 20 世纪 90 年代的光学位置判定技术已然是当代手术界的中流砥柱。

（1）机械定位

早期用于外科手术导航的是一种机械位置判定系统，通常有两种：机械位置判定系统和无框架机械位置判定系统。

最早外科导航系统是一个框架式的机械系统，一个轻型的三维机械躯干，固定到病人的头部，然后用 CT 或 MRI 扫描，精确地显示图像数据，将操作目标位置判定在三维空间中，这种预处理后，一个操作杆可以指导外科手术仪器找到的准确位置；无框的机械位置判定系统^[6]与机器人臂和数字控制相结合，在操作期间完成位置判定过程，可以实时控制机械臂的接头移动，间接地确定手术工具的当前空间位置和方向。机械位置判定的优点是不锁定、可靠性很高，但缺点是显而易见的，移动性和可见性很低，执行范围窄，无法找到多个设备，以及由于位置判定数据差异而导致组织变形的脆弱性。

（2）超声定位

超声定位系统^[7]：一种用于特殊用途的超声波产生器、接收机、计算机和手术台机器的系统，在手术操作过程中，应在平台上确认发生器，并以恒定速度计算不同接收机和发射机之间的相对距离，并用超声产生器为球点，形成同心面在球面交点的地方获取接收器 3D 空间；位置判定系统的准确度可以达到 0.4mm，但对判定位置的影响是不确定的环境和噪音。在实际应用中，手术室内空气的速度和温度会变得不稳定，因此如果系统中默认的空气速度是一个固定值，这更有可能导致系统在预定的风速中的位置判定错误。

（3）光学定位

光学定位^[8]是外科导航中普遍常见、使用机率更大的位置判定技术，光学定位通常

使用红色外部光成像，系统将 CCD 摄像机作为传感器并对捕捉的光信号执行测量跟踪，光学装置是分主动式和被动式的，主动式光学位置判定基于具有多个红外仪器（通常超过三个）的外科手术工具，摄像机从红外线中提取图像，记录目标坐标达到位置判定的目的。被动式基于安装有红外反射器的手术刀，并且在摄像机周围设置红外光源以收集由红外反射的位置，如图 1.1 所示。

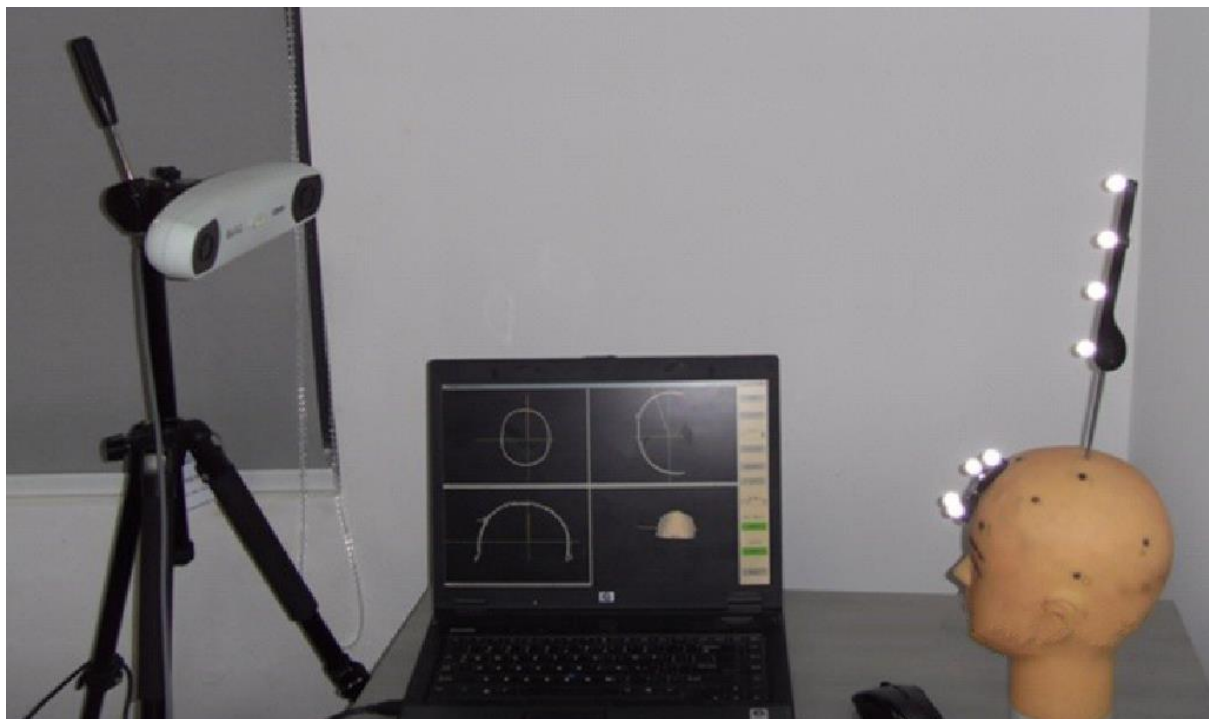


图 1.1 NDI 定位手术器械

计算机视觉光学位置判定技术包括摄像机标定、特征点提取和立体匹配以及三维重构，该技术提供了允许计算机对人类视觉系统中的对象进行建模。

1.2.2 双目视觉研究现状

用于获取外面世界最简单直接行之有效的方法就是用眼看——医学术语称之为视觉，其在日常的生活中的重要性是不可替代的存在。我们感知外界的信息绝大部分依赖眼睛。眼睛有能够精确获得一张图像中场景的信息并剔除无关的信息的能力，而这个过程是用言语很难描述清楚的，这体现了视觉的重要性。在科学技术高速前进的浪潮中，计算机视觉技术紧跟时代步伐，迅速占领医学市场，而计算机视觉中最为热门的当属双目视觉。

双目视觉模拟人眼的特征：两个摄像机从两个不同的角度捕捉同一个物体获取一组图像，并在图像中获得同一物体的视差，推导目标在场景中的三维空间信息。双目视觉在获取目标空间三维信息方面具有无以代之的优势。

双目立体视觉位置判定的技术涵盖摄像头标定、特征点提取和匹配、三维位置判定三个步骤。摄像头标定是通过摄像头拍照黑白格板进行求得摄像头内部参数，主要方式有传统的标定手段：DLT 变换(直接线性变换)^[9]、两步法^[10]、基于透视变换矩阵的摄像机标定手段，目前相对流行的自定义标定法有：基于 Kruppa 方程的自标定方法^[11]、基于主动视觉的自标定法、Faugeras 只通过周围环境来获取图像与物体的关系达到标定。特征点提取涵盖了图像的前期的预先处理、边沿的检验、和特征点提取。预先处理包括把前景物体（目标）和背景物体分离出来，图像分割的方式有迭代法^[12]、最大类间方差法^[13]：迭代法是预先设定一个阈值，在分割中不断迭代更新阈值，最终达到图像分割的目的；最大类间方差法（简称 Otsu）是通过阈值进行分类，计算两部分的占比和获取每部分相对均匀灰度值，最后得到图像的均匀灰度值，通过计算方差，当方差在某个值极大，则当前的阈值是适合的阈值。边缘提取包括了经典的 Canny 算法^[14]、Sobel 算法^[15]，为了得到更加精确的边缘，先进行粗提取，再使用拟合、插值或矩方法进行亚像素提取；特征点提取一般有 SIFT 算法^[16]、SURF 算法^[17]，这些方式快速、简便，对于特殊的特征点如物体中心提取的方式有灰度重心法、Hough 变换法^[18]、圆拟合算法。

20 世纪 60 年代，计算机视觉开始发展，Roberts 利用当时的计算机能够从多面体中提取三维结构，并由此作为他探索计算机视觉的开端。上个世纪 70 年代末，Marr 将计算理论、表达与算法、硬件实现的三个方面作为视觉转换成为信息处理的流程中最为重要之点，并由此提出视觉的计算理论。该系统被分为从图像未被处理的数据到三维空间中表达的视觉信息分三个部分阐述。第一个部分是所谓的“要素图”，它由几何元素或特征（如二维图像的边界和纹理）组成，第二部分是对图像的 2.5 维表示，换句话说，部分不完全的三维描述；第三部分是对三维数据的描述，通过对 2.5 维图像的进一步处理，得到了三维描述。

Marr 的理论和实践表明：二维图像使三维物体得以恢复，并将理论转化为机器视觉的基本知识理论。上世纪 80 年代开始，科学家们在 Marr 的基础上进行了深入的研究，并提出了许多方法。总而言之，这些方法更多的还是解决了少数问题，或者低噪声的控制、或没有普遍性或多解存在等问题。

在 1987 年，Lowe 从顶部到底部创造了一个视觉理论知识，它通过二维图像和经验来识别三维物体。主动视觉的理论框架是由马里兰州立大学的科研人员和宾西法尼亚大学的 Bajcsy 科学家共同开发的。在 90 年代，特别是人工智能自身的发展陷入停滞，世界各地的科学家们的注意力转向一个高度可用的计算机视觉。信息和机器视觉领域也出现了越来越多的新理论和新技术，它涉及一种视觉的理论框架和视觉图像处理不同的功能模块。

在国外，由日本大阪^[19]自适应力学研究所开发的自适应视觉伺服系统实现了可以

自适应跟踪未知目标的运动设备。日本高校东京大学的双目视觉，把发展机器人姿势神态、动静和同步及时的视觉系统相结合的仿真机器人^[20]。日本高校冈山大学开发了控制显微镜视觉反馈系统，通过运用显微镜、两台 CCD 摄像机和一台微型机械手来操纵细胞、基因植入和微粒。麻省理工学院的计算机科学部门的科研人员提出将传感器与智能汽车系统相结合的方法，雷达系统能够提供粗略的多目标的深度信息，然后提出了一种改进的分割算法，可以应用在多目标位置的图像视频的环境^[21]。

在中国，东南大学电子工程系提出最大程度地减少绝对灰度视差的立体对应的新方法，能够无接触测量灰度，提升无规律物体的三维空间的精度^[22]。在哈尔滨工业大学项目中，建立了一个异构双目系统，一个完全导航自由的足球机器人进行不同的活动^[23]。

“火星 863 计划课题”采用“人类三维（3D）测量的非接触方式”测定方式的“双点投影光三维测量”原理，采用双目摄像机获得的图像信息，通过对平面图像的处理，不仅可以得到服装设计需要的尺寸，可以显示所选对象的大小，如果有需要，可以获取身体图像上任何点的 3D 坐标^[24]。

手术导向方面而言，加拿大 Claren 开发了一种新的 MicroTracke2 位置判定和跟踪系统，系统是一种 6D 三维被动导航系统，可通过将图像分割、图像角度点提取的检测的双目视觉技术，并达到快速探测位置目标。华盛顿大学和微软合作开发出安装在绕火星飞行的卫星“探测者”上的系统是宽基线立体视觉系统，数千英尺的区域定位系统也可以精确判别位置，其主要原因是使用单目摄像机在不同方位拍摄图像对，拍摄不同的地域的远和近可以通过调整基线宽度实现，非线性优化算法用于计算拍摄图像对摄像机的相对精确的位置，通过最大似然概率的方式和有效检索联合一起进行图像匹配，计算取得亚像素精度的视差的目标位置判定，与以前的立体视觉统对比，这个系统测量的距离愈加准确。

用于神经外科、呼吸内科和外科整形手术的外科导航系统是深圳天安公司研发的，名字叫“610vASA”，该系统需要两个摄像机确定手术外科器械的空间位置并且能够实时检测位置和伤口周围组织的结构信息，同时分离病变的结构，尽量避免了误伤害完好的结构和关键的组织。

1.3 本文结构与安排

第一章、绪论。首先阐述了本文探究进行此项课题的背景和意义，然后进行了国内外研讨探究动态及本文工作内容与章节安排，分析了手术导航位置判定的现状和发展，最后介绍了双目视觉的现状和发展。

第二章、手术器械定位的双目视觉系统。阐述适合本课题中的手术器械的双目视觉

的硬件组成和完成手术器械定位的工作流程和技术支持。

第三章、摄像机标定。摄像机的成像模型；三个坐标系之间彼此关联；摄像机标定，本文运用张氏摄像机标定法，张氏标定法有很好的效果。

第四章、基于蝙蝠算法优化 BP 神经网络的图像分割。本文研究蝙蝠算法优化 BP 神经网络的图像分割算法，以手术器械标识物的灰度值图像作为样本，通过蝙蝠算法优化 BP 神经网络初始的权值和阈值，进而图像分割，最终的图像分割图像较普通两种方法分割更清晰。

第五章、特征点提取和匹配。在提取特征点中，先对已分割图像进行了切比雪夫多项式亚像素边缘提取，使得提取的精度比一般提取好，特征点主要提取为光斑中心，本文采用基于连通域标记的快速提取算法进行特征点提取；立体匹配运用了凸包算法结合插入算法进行特征点的排序并匹配，该方法在本文中更加简单快速。

第六章、三维重建。本文采用三角测算法中的平行运动三角测算方式对手术器械标识物实行三维坐标点计算，根据标识物与手术器械尖端的相对位置，进一步采用欧式公式计算尖端的三维信息，最后给出三维坐标计算结果和误差分析。

第七章、总结。介绍了本文每章节使用的方法的可行性及结果，并提出下一步的展望。

1.4 本章小结

本章主要介绍了手术器械位置判定的研究现状和背景，包括一些位置判定系统和双目视觉的位置判定的系统的现状和发展，并且讲述本论文的章节结构。

第二章 基于双目视觉的手术器械定位系统

手术器械的定位的最终目的是通过定位标识物的位置进行尖端的定位，在手术过程中，手术器械的尖端与病发部位相接触，导致无法直接在手术尖端进行标记，所以在除手术尖端的部位安装标识物，通过对标识物三维坐标确定后，对手术器械尖端定位，以达到确定尖端位置的作用。

2.1 基于双目视觉的手术器械定位的硬件组成

本文中手术器械定位系统硬件涵盖了带有 4 个 LED 标识物的手术器械模型、标定板、两台摄像机、一台计算机。手术器械上的标志点可以分为被动式或者主动式两种，被动式的标志点有红外反光球等用一个固定的光源照射标志物，红外反光球接收到光照后反射，通过反射的光确定红外反光球的位置，该设备中摄像机只能对特定红外光拍照，并且很容易受背景的干扰，如图 2.1 所示。因此本文主要采用主动式带有 LED 标识物的手术器械模型如图 2.2 所示，通电后四个 LED 灯会亮起，很大程度避免了背景中的光线反射干扰，拍照完成后通过识别照片中的亮度去寻找 LED 灯中心点在图像中的位置。

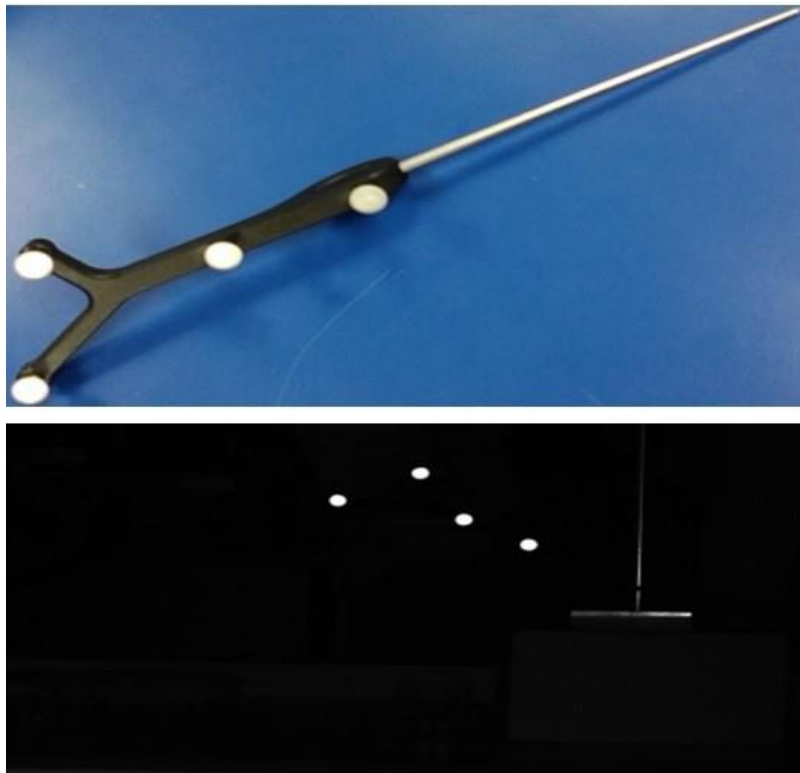


图 2.1 红外器械装置及获取图像

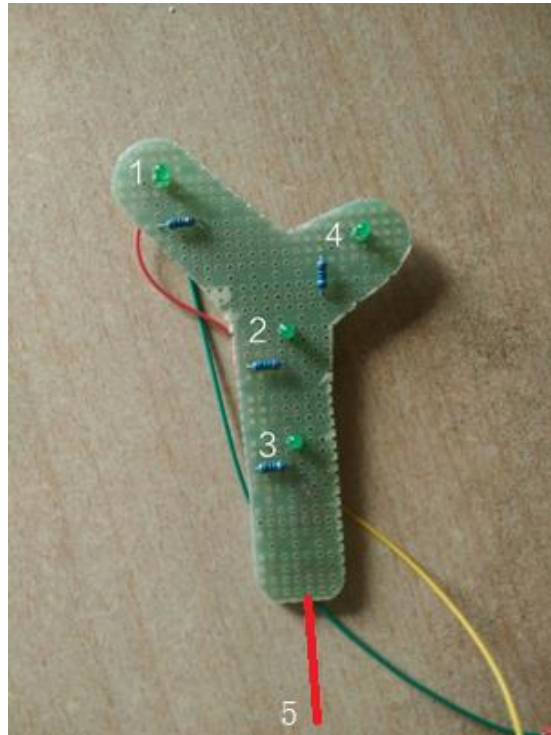


图 2.2 带有 LED 灯的手术器械模型

如图 2.2 所示为带有四个 LED 灯的手术器械，分别对其编号为 1, 2, 3, 4，其中 1 和 2、3 的水平距离为 2.5cm, 2、3 和 4 的水平距离为 1.7cm, 1 和 4 的垂直距离为 1.5cm, 4 和 2 的垂直距离为 2cm, 2 和 3 的垂直距离为 2.5cm。编号 5 代表尖端的位置，红线代表着针尖的方向，该方向与编号为 2、3 的 LED 共线。

本课题的双目视觉系统是全瑞视讯的一款双目摄像机如图 2.3 所示，它通过集线器（HUB）连接两个摄像头，可以用 USB 线将图像传输至电脑，可以识别两个独立的摄像头，两路摄像头是同时工作的，而且不需要安装驱动，免去了许多不必要的麻烦，而且二次开发方便。如表 2.1 所示是这款全瑞视讯双目摄像机的参数。

表 2.1 产品参数

| 全瑞视讯双目摄像机的参数 | |
|--------------|---|
| 产品型号: | RER-1MP2CAM002-V90 |
| 传感器: | AR0330 |
| 镜头尺寸: | 1/3 英寸 |
| 像元尺寸: | 5.07 微米 *3.38 微米 |
| 焦距: | 2.1 毫米 |
| 输出有效像素: | 1920 (H)*1080 (V) 左 1920 (H)*1080 (V) 右 |

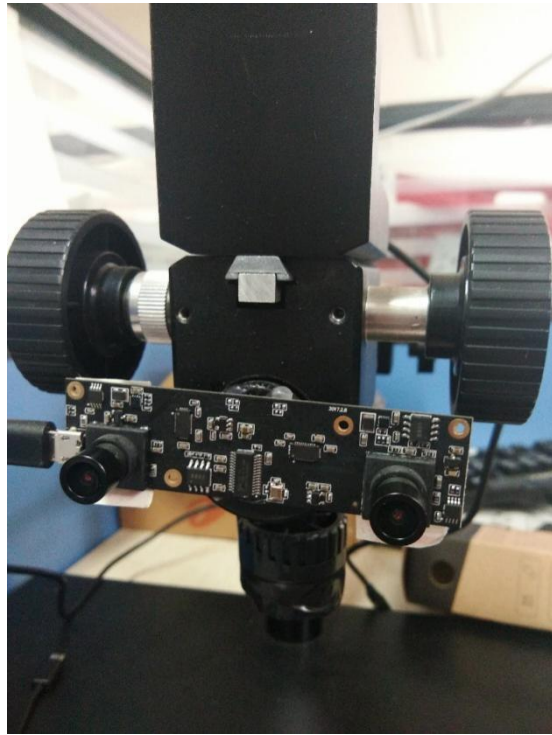


图 2.3 光轴平行的双目摄像机

如图 2.3 所示，这是一个黑白格子标定板，其中每个格子均为正方形，每个正方形边长为 20mm，在长边上共有 10 个格子，在短边上共有 7 个格子。

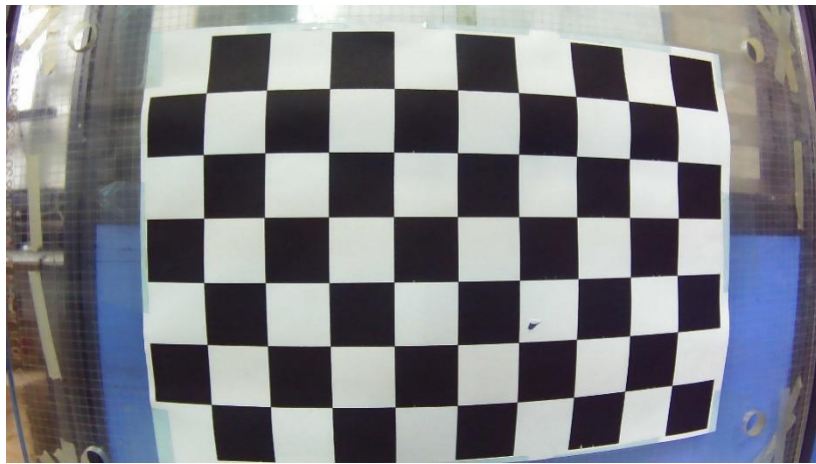


图 2.3 标定板

如图 2.4 所示，本实验中使用计算机搭载 8G 内存，硬盘 500G 的配置，处理器：AMD APU A8-5550。



图 2.4 计算机

2.2 基于双目视觉的手术器械定位工作流程和技术支持

获取手术器械标识物的三维位置信息是基于双目立体视觉技术的核心研究。标识物的 3D 位置通常需要分析两个摄像头拍摄大量图像的二维信息。因此，完善的判定手术器具的双目立体视觉系统需要大量的科学手段支持。本文中，基于双目摄像头的手术器械位置判定的工作流程如图 2.4 所示。

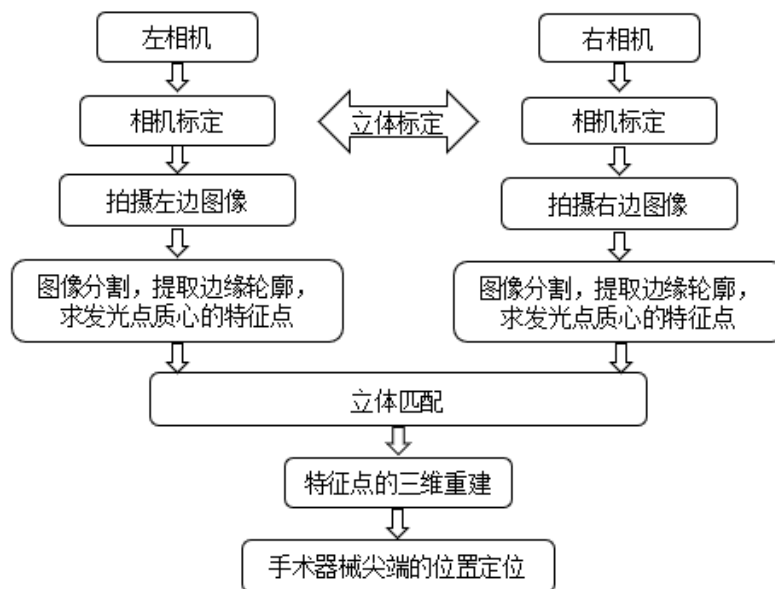


图 2.4 工作流程图

从图 2.4 流程图可以看出，基于双目立体视觉的手术器械定位技术的实施通常需要以下技术协作完成^[25]：

1、摄像机标定

摄像机标定是建立合理、有效的模型，该模型是由摄像机和三维物体的平面像素空

间的投影决定的；并求解摄像机的本身参变量和多个摄像机的外部参变量。三维位置判定的精确度，取决于摄像机标定的精确度，于是，必须选择一种操作简单、精度高的摄像机标定方法；

2、 图像采集与预处理

目标的二维图像从左右摄像机中同时采集。必须最大限度地提供目标的三维特征。由于环境、光照、两个摄像机的相对位置，需要后续对图像处理，图像预处理中包含了滤波等算法；

3、 特征提取

对于特定的空间对象，摄像机采集接收到二维图像，需要在包含目标的图像中识别和分割目标并提取目标特征。根据目标的对象的具体定义选择具体的方法，并且后续的匹配的算法也会因为识别的目标的不同而选择不同的算法；

4、 立体匹配

空间中物体投影相对于摄像机图像上的映射点是一一对应的，立体匹配的作用是要寻觅出左右图像之间相对应的映射点，用之获取相应视差。由于两个摄像机所在的空间位置的不同，那么拍摄出的二维图像的也有很大的差异。尤其在背景很复杂的场景中，匹配点是否有误差匹配，或在弱纹理的条件下，能否很好地匹配，都会决定立体匹配的好坏；

5、 三维重建及尖端定位

获得三维空间信息需要立体匹配获得的两幅寻觅特征点的图像的映射关系。求出三维空间信息就已经完成了双目摄像机位置判定系统的工作流程。双目视觉位置判定系统对精密度要求甚高，失之毫厘，谬以千里，所获取图像之质量、特征点之精度及立体匹配之结果都会影响位置判定的精度；三维重建后的坐标信息，通过欧式距离公式，确定尖端的三维位置信息。

2.3 本章小结

本章主要讲解了手术器械位置判定的双目视觉系统的组成硬件部分：手术器械 LED 标识物模型、标定板、两个摄像机、一台计算机；基于双目视觉的手术器械定位流程和主要科学手段：摄像头标定、图像采集与预处理、特征提取、立体匹配、三维重建及尖端定位。

第三章 摄像机标定

摄像机标定是研究计算机视觉的基础步骤。其目标是获得摄像机的内部参数（参变量）和空间信息，创建模型用来表达摄像机内部成像，以判断空间标注的坐标点与图像成像的坐标点间的相应关系。由于摄像机标定的精准度奠定了整个手术器械系统位置判定的精准度，因此需要确保该步骤足够的高精度。

3.1 摄像机模型

通常使用的成像模型有两种：线性和非线性模型。针孔模型毋庸置疑是经典的线性摄像机模型，由世界空间与二维图像所处平面的正中间投影。针孔模型是一种理想的模型，目前，通常在高精度位置判定系统中使用的非线性模型是将透镜的非线性失真引入到针孔的模型中，并且这个系统是在逐渐趋于完善的。

（1）线性模型

最简单的模型是线性模型，是最常见的模型之一。它负责图像的成像，最大的优势是线性成像关系，简单、实用、高准确。投影在图像上的一个点的模式来表示，在该 P 与摄像机的光学中心点 O 之间所处线 OP 与图像面的交点 P ，即在图像面上的映射点的位置。假设图像坐标是 $p(x, y)$ 点，在摄像机坐标系下的空间点的坐标 $P(x, y, z)$ ， f 是摄像机焦距，它有以下关系：

$$\begin{cases} X = \frac{fx}{z} \\ Y = \frac{fy}{z} \end{cases} \quad (3.1)$$

该公式应以齐次坐标表示：

$$s \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

在上式中， s 是一个相对系数， M 代表投影矩阵。以下是其坐标 $p(u, v)$ 和投影点坐标所代表的世界坐标 $P(x, y, z)$ ：

$$\begin{aligned}
 s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \frac{1}{dX} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dY} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} a_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & a_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} = M_1 M_2 X_w = M X_w
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

$a_x = f/dX$ 是 u 轴上的倍数因子或轴上正规化的焦距； $a_y = f/dY$ 是 v 轴上的倍数因子或轴上正规化的焦距； M 为 3×4 的矩阵，称为投影矩阵； a_x 、 a_y 、 u_0 、 v_0 的大小确定 M_1 ，叫做摄像机自身参变量；世界坐标系的相对位置确定 M_2 ，叫做摄像机世界参变量。

(2) 非线性成像模型

理想的小孔成像模型只是在实际条件下的一个假说，它只是一个物体特性上理想的图像坐标与空间坐标当中的转换联系，实际上，图像装置和镜片都有在生产制造时产生对正确度有影响的因素，空间点的图像并不在于线型模型的位置上，在摄像机成像过程能够得到更准确的说明之前，有必要考虑对畸变差异进行修正。

假设理想的成像点为 $P_u = (x_u, y_u)$ ，由于畸变其实成像点为 $P_d = (x_d, y_d)$ ，可以利用式描述非线性畸变模型。

$$\begin{cases} x_u = x_d + \delta_x(x_d, y_d) \\ y_u = y_d + \delta_y(x_d, y_d) \end{cases} \tag{3.4}$$

其中，存在与图像的图像点的位置相关联的非线性失真值 δ_x 、 δ_y 。失真的原理都有径向和切向失真，这通常是很微乎其微的切向和径向的校正失真量由距图像中央的径向间距的偶次幂多项式来表达：

$$\begin{cases} \delta_x = (X' - u_0)(k_1 r^2 + k_2 r^4 + \dots) \\ \delta_y = (Y' - v_0)(k_1 r^2 + k_2 r^4 + \dots) \end{cases} \tag{3.5}$$

其中， (u_0, v_0) 是主点位置坐标的精确值，而

$$r = (X' - u_0)^2 + (Y' - v_0)^2 \tag{3.6}$$

以上方程式显示， X 方位和 Y 方位相对应的失真值 $(\delta_x/X, \delta_y/Y)$ 与径向半径的平方成正比，即图像边沿处的失真程度大。对于普通的计算机视觉应用，描述非线性畸变基本上一阶畸变系数可以满足要求，即改写成

$$\begin{cases} \delta_x = (X' - u_0)k_1 r^2 \\ \delta_y = (Y' - v_0)k_1 r^2 \end{cases} \quad (3.7)$$

线性模型自身参变量 a_x 、 a_y 、 u_0 、 v_0 与非线性失真参变量 k_1 共同构成非线性模型的摄像机自身参变量。

3.2 三种坐标系

(1) 图像坐标系

图像坐标系通常位于正面焦距 f ，一般分成像素坐标 uO_0v 系统和物理坐标 xO_1y 系统如图 3.1 所示，定义如下：

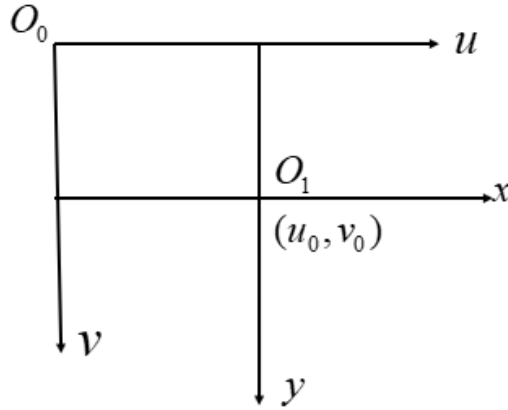


图 3.1 图像坐标系

图像假定了直角坐标系 O_0-uv ，其像素的坐标 (u, v) 分别为表格里像素的列数和行数。因此， (u, v) 是以像素为单位的图像坐标系坐标。因为只显示像素表格中的行数和列数，而图像像素的坐标不是物理单位。所以，有必要创建以物理单位的图像坐标 O_1-xy 系统。坐标系统起源于摄像机的光轴和图像平面所交叉之点 O_1 。 x 轴和 y 轴分别与 u 、 v 轴平行。如果 O_1 在 O_0-uv 坐标系统为 (u, v) ， x 方位上和 y 方位上每个像素的物理长度与 dx 、 dy 对应，则两个坐标系统中的图像像素坐标具有以下联系：

$$\begin{cases} u = \frac{x}{dx} + u_0 \\ v = \frac{y}{dy} + v_0 \end{cases} \quad (3.8)$$

上式用齐次坐标与矩阵的形式表示为：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

(2) 摄像机坐标系

摄像机坐标系的中点是“摄像头光学”中心 O ， x 和 y 平行于图像 X_c, Y_c ， Z 轴是摄像头的光学轴。如图 3.2 所示，“图像”轴和“图像平面”中点是图像坐标系的中点，由 $O-X_cY_cZ$ 构成的直角坐标系是摄像头的坐标系， OO_1 是摄像机的焦距。

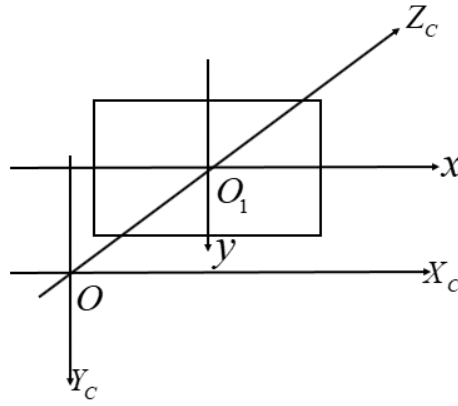


图 3.2 摄像机坐标系

(3) 世界坐标系

一个可以放置在环境中任意位置的摄像机，可以对位置的描述作为坐标系统的参考，这个系统可以用来描绘现场的所有其物体所在的场所，被叫做世界坐标系。它由 X_w, Y_w, Z_w 轴构成，这属于物理单元，旋转矩阵 R 和平移矩阵 t 可以知道摄像头坐标系与世界坐标系当中的转化的联系。因此，例如点在这两个坐标系的齐次坐标分别是 $(X_w, Y_w, Z_w, 1)^T$ 与 $(X_c, Y_c, Z_c, 1)^T$ ，那么就有此关联：

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M_1 \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

其中 R 为 3×3 正交矩阵； t 为三维平移向量； $0=(0,0,0)^T$ ； M_1 为 4×4 矩阵。

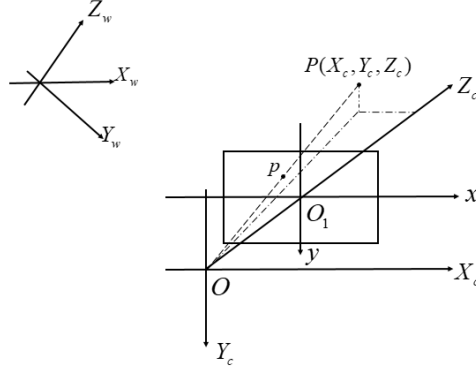


图 3.3 三大立体坐标系之间的关联

3.3 张氏摄像机标定法

本课题研究的是外科手术器械标识物设备的位置，这些设备通常由医生操作，因此有必要采用简单、灵活的摄像机标定方法，并要求高度的准确性。因此，基于这些考虑，研究并采用了根据张正友^[26] 二维平面模型提出的标定算法。微软总公司的张正友在 90 年代中后期提出的张氏标定法，该方法的优点是摄像机模型简单易得，只需要一台摄像机在不同方向拍摄标定板的一些图像，以完成标定。成熟和广泛应用是该标定算法的一大显著特征，为标定方面的灵活性和准确性提供了有力帮助。

空间中的任意一点 M 的坐标为 (X_w, Y_w, Z_w) ，该点对应的摄像机图像坐标 m 的二维坐标为 (u, v) ，则齐次坐标分别是 $\bar{M} = (X_w, Y_w, Z_w, 1)$ ， $\bar{m} = (u, v, 1)$ ，由针孔模型如下关系：

$$s\bar{m} = K[Rt]\bar{M} \quad (3.11)$$

其中， $s \neq 0$ 比例因数， $R = [r_1 \ r_2 \ r_3]$ ， t 依次表示旋转矩阵和平移向量，是摄像头的主要外部参变量， K 是摄像头的自身参变量矩阵

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

f_x, f_y 是摄像头焦距的横纵坐标， (u_0, v_0) 为中心点坐标。

在实际应用过程中，一般假设 $Z_w = 0$ ，则公式 $s\bar{m} = K[Rt]\bar{M}$ 可表示为：

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \end{bmatrix} T \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

那么, \overline{m} 和 \overline{M} 之间的关系就可由单应性矩阵 H 表示:

$$\overline{sm} = H\overline{M} \quad (3.14)$$

其中 $H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}$, 可推出

$$\begin{cases} su = h_{11}X_w + h_{12}Y_w + h_{13} \\ su = h_{21}X_w + h_{22}Y_w + h_{23} \\ su = h_{31}X_w + h_{32}Y_w + h_{33} \end{cases} \quad (3.15)$$

$$\begin{cases} h_{11}X_w + h_{12}Y_w + h_{13} = h_{31}uX_w + h_{32}uY_w + uh_{33} \\ h_{21}X_w + h_{22}Y_w + h_{23} = h_{31}uX_w + h_{32}uY_w + uh_{33} \end{cases} \quad (3.16)$$

令 $h' = [h_{11} \ h_{12} \ h_{13} \ h_{21} \ h_{22} \ h_{23} \ h_{31} \ h_{32} \ h_{33}]^T$ 得

$$\begin{bmatrix} x_w & y_w & 1 & 0 & 0 & 0 & -ux_w & -uy_w & -u \\ 0 & 0 & 0 & x_w & y_w & 1 & -vx_w & -vy_w & -v \end{bmatrix} h' = 0 \quad (3.17)$$

其中, $H = [h_1, h_2, h_3] = \lambda K [r_1 \ r_2 \ t]$ 为 3×3 矩阵, λ 为常数因子。

由于旋转向量在构造中是相互正交的 ($r_1^T r_2 = 0$), 可得两个关于摄像机内部参数的基本方程如下:

$$\begin{cases} h_1^T K^{-T} K^{-1} h_2 = 0 \\ h_1^T K^{-T} K^{-1} h_1 = h_2^T K^{-T} K^{-1} h_2 \end{cases} \quad (3.18)$$

设:

$$B = K^{-T} K^{-1} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & B_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{f_x^2} & 0 & \frac{u_0 f_y}{f_x^2 f_y} \\ 0 & \frac{1}{f_y^2} & -\frac{v_0}{f_y^2} \\ -\frac{u_0 f_y}{f_x^2 f_y} & -\frac{v_0}{f_y^2} & \frac{u_0^2 f_y^2}{f_x^2 f_y^2} + \frac{v_0^2}{f_y^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

由于 B 为对称矩阵, 可以将 B 表示成6维向量:

$$b = [B_{11}, B_{12}, B_{22}, B_{13}, B_{23}, B_{33}]^T \quad (3.20)$$

如果矩阵 H 的第 i 列向量 $h_i = [h_{i1} \ h_{i2} \ h_{i3}]^T$, 那么

$$h_i^T B h_j = v_{ij}^T b \quad (3.21)$$

其中,

$$v_{ij} = [h_{i1}h_{j1}, h_{i1}h_{j2} + h_{i2}h_{j1}, h_{i2}h_{j2}, h_{j3}h_{j1} + h_{i1}h_{j3}, h_{i3}h_{j2} + h_{i2}h_{j3}, h_{i3}h_{j3}] \quad (3.22)$$

由公式 3.20、3.21、3.22 可以得到：

$$\begin{bmatrix} v_{12}^T \\ (v_{11} - v_{22})^T \end{bmatrix} b = 0 \quad (3.23)$$

对于拍照的 N 幅黑白格标定板，有 N 个方程组，即

$$Vb = 0 \quad (3.24)$$

其中， V 为 $2N \times 6$ 矩阵。当 $N \geq 3$ 时， b 能被唯一的确定下来，获取 b 后，经过 Cholesky 的矩阵分化可获取摄像头内参变量 K 的四个未知量。

经过上面的运算，最终获得了摄像机的内参变量。那么对于外参矩阵，可通过公式进行求出：

$$\begin{cases} r_1 = \lambda K^{-1}h_1 \\ r_2 = \lambda K^{-1}h_2 \\ r_3 = r_1 \times r_2 \\ t = \lambda K^{-1}h_3 \end{cases} \quad (3.25)$$

其中， $\lambda = 1/\|K^{-1}h_1\| = 1/\|K^{-1}h_2\|$ 。

这些计算是基于线性摄像机的模型，但是使用的大部分摄像机都有一些畸变，需要考虑这些误差。张正友标定方法采用的误差模型如下：

$$\begin{cases} X_d = X_u + X_u[k_1(X_u^2 + Y_u^2) + k_2(X_u^2 + Y_u^2)^2] \\ Y_d = Y_u + Y_u[k_1(X_u^2 + Y_u^2) + k_2(X_u^2 + Y_u^2)^2] \end{cases} \quad (3.26)$$

其中包括针孔模型下图像点的物理坐标 (x_d, y_d) 和真实图像点的物理坐标 (x_u, y_u) 。定义在针孔模型下像素点的理想像素坐标 (u_d, v_d) ，以及实际像素点的像素坐标 (u_u, v_u) ：

$$\begin{cases} u_d = u_u + (u_u - u_0)[k_1(X_u^2 + Y_u^2) + k_2(X_u^2 + Y_u^2)^2] \\ v_d = v_u + (v_u - v_0)[k_1(X_u^2 + Y_u^2) + k_2(X_u^2 + Y_u^2)^2] \end{cases} \quad (3.27)$$

用矩阵形式表示：

$$\begin{bmatrix} (u_u - u_0)(X_u^2 + Y_u^2) & (u_u - u_0)(X_u^2 + Y_u^2)^2 \\ (v_u - v_0)(X_u^2 + Y_u^2) & (v_u - v_0)(X_u^2 + Y_u^2)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_d - u_u \\ v_d - v_u \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

假设摄像机拍 n 幅标定板，每幅标定板中的 q 个点，那么一共就有 $2np$ 个方程，用矩阵形式表示为：

$Dk = d, k = [k_1 \quad k_2]^T$ 这个方程的线性最小二乘解就是 $k = (D^T D)^{-1} D^T d$ 。

这样就可以求得畸变参数 k_1 和 k_2 。

3.4 双目视觉系统标定过程及实验结果

3.4.1 双目视觉系统标定

本章节即适用张氏标定法对体系平台中的摄像机标定，在 MATLAB 操作下利用 Jean-Yves Bouguet 的标定工具箱（Camera Calibration Toolbox for Matlab）完成。标定过程如下：

1) 从不同的角度拍摄了棋盘模型的不同图像，图像的数量和校准结果的精度越高，就收集了 17 张图像作为模板。

2) 在棋盘黑白格模型的二维信息中检测特征角点。

3) 确定每个摄像机的内部和外部参变量。

4) 利用自身和外界空间参变量确定摄像机的空间位置。

在安装好这两台摄像机后，固定摄像机位置不变，拍摄 17 组不同角度的模型图像对如图 3.4 所示，并提取了模型黑白模块的交点坐标。摄像机的内部参变量可以由一个目标决定，两个摄像机的相对位置可以由双目的立体测定方法决定。



(a) 左摄像机拍摄

(b) 右摄像机拍摄

图 3.4 左右摄像机拍摄到的黑白模板图像

接下来是提取角点，对十七幅图像进行依次提取，如果提取角点的位置不太正确还可以输入矫正系数（-1 到 1 之间），重新提取直到角点位置对应。

然后处理第一个图片，从左上角作为起点，按顺时针方向选择如图 3.5 所示。在校准盘上方输入网格大小，实际上是 20 毫米，如图 3.6 所示。如果检测到黑白格角点没有接近标定板上的角点，这个时候可以加入矫正系数，如果不满意还可以继续输入别的数值，直至满意为止。

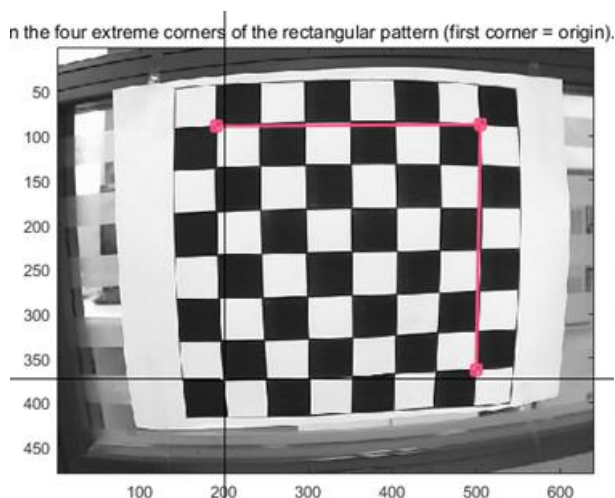


图 3.5 时钟方向选择四个角过程

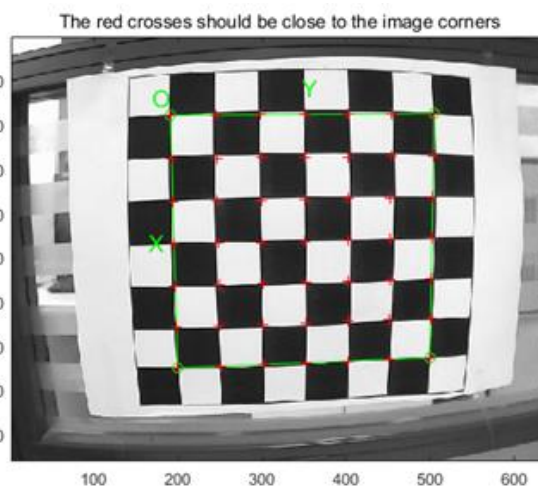


图 3.6 提取角点图像

当把矫正系数输入成-0.8 时产生如图 3.7 所示的效果，检测出的黑白格的角点与标定板上的角点已经很接近了。得到最终的角点如图 3.8 所示，放大后可以看到如图 3.9 所示，提取的黑白格的角点与标定板上的角点吻合。按以上方式提取全部 17 张图片的角点；

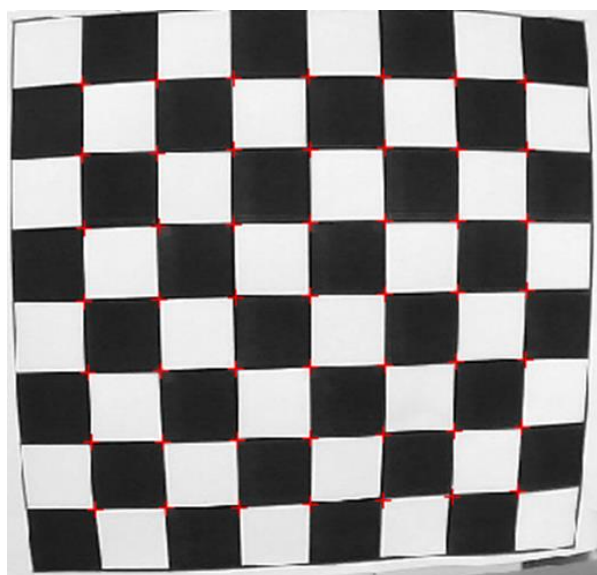


图 3.7 校正后图像

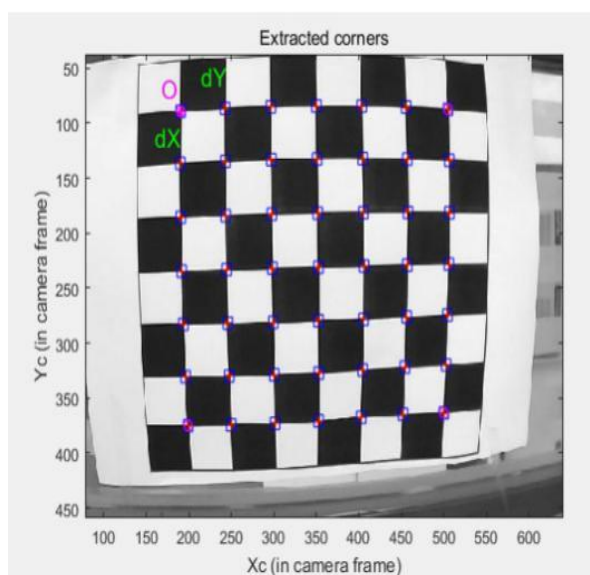


图 3.8 第一张图片的最终角点

分析误差(Analysis error), 分析误差后可知误差还是较大的 $err=[1.90883 \quad 1.66167]$, 如图 3.10 所示，可以点击误差较大的点，得知这个点所对应的图片，比如点这张图中最上面的红点，显示出图片为第 14 张，那就可以重新位置判定第 14 张图的角点来减小误差。减小后如图 3.11 所示，之前的红点向中心靠拢了许多。此时 err 的值也减小了。

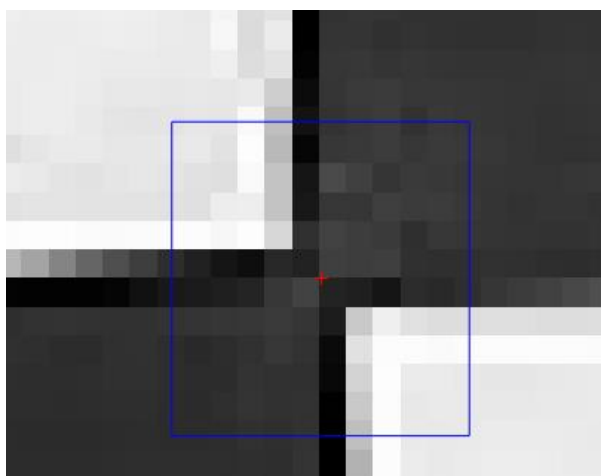


图 3.9 第一张图片的结果放大图

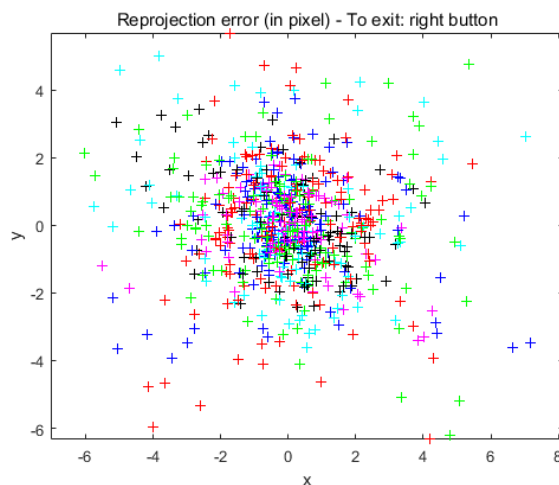


图 3.10 误差分析图

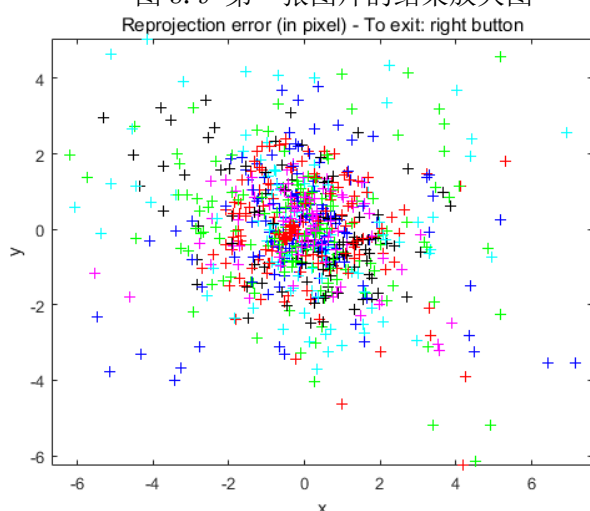


图 3.11 减小第 14 张图后的误差分析图

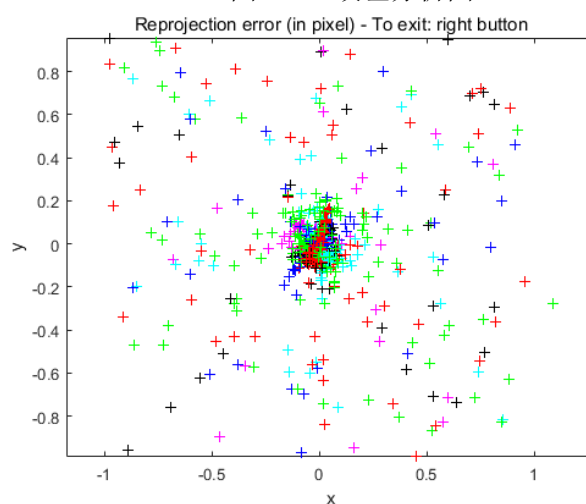


图 3.12 误差最低时的分析图

用这个方法尽可能的将误差降到最小。如图 3.12 所示，此时误差值为 $err=0.10651$ 。同理得到右摄像机的参数。

由实验中，由 17 张的误差图可以看出， x ， y 的误差汇集在 $[-2.5 \ 2.5]$ 之内，误差是很大，逐步查看误差较大的图片，并将其弃之，留下精准的图像，此时 x ， y 误差 $[-1.5 \ 1.5]$ 和 $[-1 \ 1]$ 之间，误差还是没有达到预期，再选择误差大的图像将其弃之，此时 x ， y 误差集中在 $[-0.5 \ 0.5]$ 和 $[-0.3 \ 0.3]$ ，标定结果可以满足要求。

3.4.2 标定结果

双目摄像机的相对方位如图 3.13 所示。左右摄像头标定的结果如表 3.1，3.2 所示。

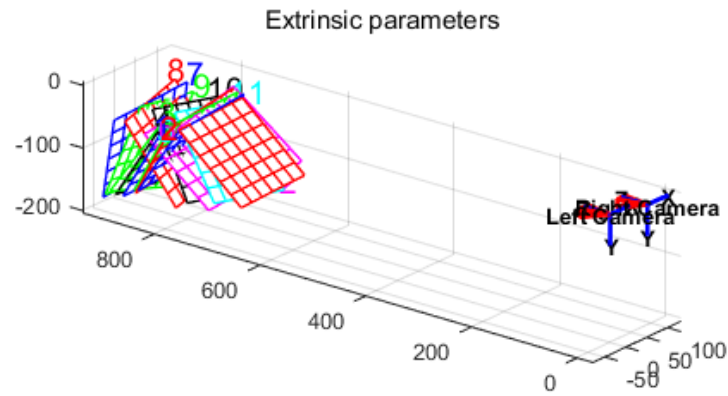


图 3.13 双目摄像机相对位置

表 3.1 左摄像机标定结果

| | |
|-------|-------------------------------|
| 焦距 fc | [644.85802, 647.45787] |
| 原点 cc | [315.73585, 244.69233] |
| 径向畸变 | [-0.42559, 0.28256, -0.16703] |
| 切向畸变 | [0.00101, 0.00169] |
| 像素误差 | 0.10651 |
| 倾斜因子 | -0.64284 |

表 3.2 右摄像机标定结果

| | |
|-------|-------------------------------|
| 焦距 fc | [645.34471, 648.23382] |
| 原点 cc | [318.61042, 256.29978] |
| 径向畸变 | [-0.42694, 0.34413, -0.44325] |
| 切向畸变 | [0.00032, 0.00152] |
| 像素误差 | 0.11163 |
| 倾斜因子 | -0.43917 |

最终获得右摄像头相对左摄像头的旋转矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} 0.9999985 & 0.0003469 & 0.0016928 \\ -0.0003477 & 0.9999998 & 0.0004642 \\ -0.0016927 & -0.0004647 & 0.9999985 \end{bmatrix}$$

平移矩阵为

$$T = [-41.9699943 \quad -0.0218131 \quad 0.5632189]$$

3.5 本章小结

本章介绍了双目立体视觉的摄像头模型与摄像机标定。具体的内容如下：

1) 摄像机的成像原理。给出了摄像头成像的针孔和非线性图像的基本模型，详细介绍了线性内参和畸变系数。

2) 三种坐标系。给出摄像机成像中所三个坐标系，在此基础上详细介绍了它们之间的转换关系以及空间中的场景点映射到图像平面的过程。

3) 摄像机标定。本小节主要运用了张氏摄像头标定方法，能够很好进行摄像头自身参变量的校正。

第四章 基于蝙蝠算法优化 BP 神经网络的图像分割

图片分门别类问题是图像分割的实质，将图片根据意愿划分两类，一是背景像素组成的集合，二是目标像素组成的集合，如何正确地将图片中这两类集合区分是解决图像分割问题的关键。

在手术时，只需要把手术器械标识物的图形分割，就可以提取特征点，从而进行位置判定。BP 神经网络在图像分割的应用上，也收获很大的成效^{[27][28][29][30][32]}。但是 BP 神经网络也有许多缺点。优化神经网络，以提高网络性能是许多研究者的专攻方向，关注神经网络本身的改进是相对传统的方法。蝙蝠算法作为一种新的案例搜索算法，是现有智能算法的主要优点与回声和新功能的完美结合，使收敛速度更快，全局搜索效果更好。基于此，本文提出基于蝙蝠算法优化 BP 神经网络的图像分割。

4.1 BP 神经网络模型与算法

4.1.1 BP 神经网络模型

BP 网络模型由 3 层神经层构成，如图 4.1 所示，左侧为“输入层”、中间为“隐含层”、右侧是输出层；输入层将输入信号输给为隐藏的节点，隐藏的节点信息输出并输出最终结果。

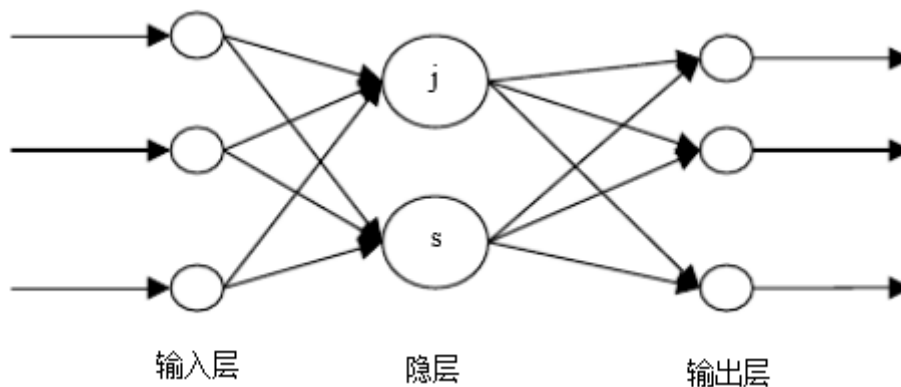


图 4.1 BP 网络模型

4.1.2 BP 神经网络的算法

BP 神经网络的设计需要考虑网络层的数量、输入节点、输出功能、传输功能、参

数、扩展和选择：

(1) 网络层的数目：与人工神经网络的一般形式不同，BP 神经网络不需要预先设置网络的层数，因为它可以包含不同的隐含层。但经人们发现，过多的隐含层会增加网络的复杂性，严重降低了算法的速度，因此在样本较少的时候，选择两层 BP 神经网络就能解决问题，在样本多的情况下，需要增加一个隐含层，但隐含层不能超过两层；

(2) 输入层节点数：输入层可以起到对存储进行缓冲的作用，它的节点数是由输入矢量的维数决定；

(3) 隐含层节点数：由于隐含层节点数过少会降低样本的学习能力，过多会增加样本学习时间，所以给出常用神经网络隐含层节点数设计公式：

$$n = \sqrt{n_i + n_o} + a \quad (4.1)$$

n ， n_i ， n_o ，分别代表隐含层，输入层，输出层， a 是一个常数， $1 \leq a \leq 10$ 。

(4) 输出层节点：输出节点是由输出数据的大小和类型就定的；

(5) 传输函数：BP 神将网络中输入函数通常是 $S(\text{sigmoid})$ 型函数，即：

$$f = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4.2)$$

BP 神经网络训练规则及过程：

它以需要教师指导的方式训练，第一步需要教师根据输入模式所需的期望输出值进行设置；第二步，输入实际的学习和记忆到网络上，逐步由输入、隐藏层传向输出层（“正向传播”）；实际输出与期望输出的差即是误差，根据误差平方最小的规则，连接到最小错误率的层的权值将从输出层持续调整到中间层，这是“误差反向传播”过程；重复“正向传播”和“误差反向”的过程；网络的真实输出接近所需的期望输出，提高了网络输入状态的准确应答率，通过这样训练，在一定数量的错误中，确定了实际产出和期望水平相差无几，确定各层的权值和阈值就可以进行工作^[33]。

4.2 蝙蝠算法

4.2.1 蝙蝠算法概述

蝙蝠算法^[35]（Bat Algorithm，简称 BA）是基于群体任意寻找全部最优的算法，蝙蝠在研究领域范畴进行探求找寻最优的研究，它们获得了全局最优，搜索区域内的每只蝙蝠都是一个相应的优化函数解，其位置是通过适应度调整来评估的，蝙蝠调节本身的脉冲频率、音强、发射率，更新速度，紧跟此刻最优蝙蝠个体。之所以 BA 能够较好地融合了 GA、PSO 等现存智能算法，是因为该算法的优势是模型浅显简明，收敛进度快，

全局找寻最优能力好。

4.2.2 蝙蝠算法的步骤

BA 算法^{[36] [38]} 是基于种群随机搜索空间的智能算法，其中单独蝙蝠个体是基本单位，每一个蝙蝠对象在搜索过程中都有简单的行动且个体行动之间没有秩序，在给定时间内可以掌握位置的最优秀信息；所有蝙蝠共同构成的群体在每个个体的协作下能够掌握全局的搜索信息，有高度的自组织性，并且能够对解空间进行有序搜索；BA 算法在搜索时，每只蝙蝠仅知道此刻适应度值，并依据此性能值调节在解空间的位置，这个位置代表了优化问题的一组解；蝙蝠寻优的过程模拟了蝙蝠发射超声波搜索猎物的过程，蝙蝠通过调整声波的波长和响度，最终捕捉猎物；在 BA 算法，蝙蝠调节频率、响度、脉冲发射率，接近极佳解，探索解的空间，最终找出符合全局极好解，达到最优目标。BA 算法是使用新的智能计算模式，可以效仿蝙蝠利用超声波应声位置判定的方式，具体步骤如下^[42]：

(1) 启动 BA 算法：设置蝙蝠的数目、最大脉冲声音和每个脉冲的最大频度、蝙蝠的生长速度、声音衰退系数、最大迭代次数和搜索精度；

(2) 记录随机激活蝙蝠的所在地 X ，寻找蝙蝠的无出其右位置；

(3) 更新蝙蝠的搜索频率、速度和位置。在群体的工作过程中，每一代的频率、速度和位置都必须改变如下：

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \times \beta, \beta \in [0,1] \quad (4.3)$$

$$V_i^t = V_i^{t-1} + (X_i^t - X^*) f_i \quad (4.4)$$

$$X_i^t = X_i^{t-1} + V_i^t \quad (4.5)$$

在公式中， $\beta \in [0,1]$ 是一个达到均匀分布的随机向量， X^* 指出了当前的最佳解，根据问题的范围， $f_{\min} = 0, f_{\max} = O(1)$ 必须被满足。在最开始状态下，每个蝙蝠的频率需符合在 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 间的匀称遍布；

(4) 随机生成数 $Rand$ ，假如 $Rand > r_i$ ，需要做的就是随机扰动当前的最优解，然后生成新的解，并且新的解是有界的；

(5) 随机生成数 $Rand$ ，假如 $Rand < A_i$ ，同时满足 $f(X_i) < f(X^*)$ ，4) 产生的新解需要按公式更新，

$$A^{t+1}(i) = \alpha A^t(i) \quad (4.6)$$

$$R^{t+1}(i) = R_0(i) \times [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (4.7)$$

- (6) 把全部蝙蝠的适应度值统一排列，寻找目前的最佳解以及无出其右的值；
 (7) 重复步骤 (3) ~ (6)，直到符合设定的最优解要求截止；

4.3 蝙蝠神经网络

4.3.1 权值和阈值蝙蝠化

BP 网络权值和阈值的蝙蝠化^[43]是指将蝙蝠的位置向量与之对应起来，也就是说，每只蝙蝠的位置向量对应着一个网络结构，位置向量的每个分量就代表着一个权值或阈值，位置向量的维数就等于网络中权值和阈值的个数总和。设三层 BP 网络的各层节点数分别为 n, q, m ，则第 i 只蝙蝠的位置向量所表示的网络为：

$$\begin{aligned} x_i &= (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \\ &= (w_{11}, \dots, w_{1q}, w_{n1}, \dots, w_{nq}, W_{11}, \dots, W_{1m}, \dots, W_{q1}, \dots, W_{qm}, \theta_1, \dots, \theta_q, \theta'_1, \dots, \theta'_m) \end{aligned} \quad (4.8)$$

其中， $d = nq + qm + q + m$ ， $w_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, q)$ ， $W_{jk} (j=1, 2, \dots, q; k=1, 2, \dots, m)$ 分别代表了输入层与隐含层之间，隐含层与输出层之间的接连权值， θ_j 、 θ'_k 指出层间的阈值；蝙蝠化后的权值、阈值，这时蝙蝠位置向量的更新迭代对应着权值和阈值的更新，通过蝙蝠个体找寻最好解的过程来获取 BP 网络初始的权值和阈值。

4.4 基于蝙蝠神经网络图像分割

手术器械标识物的图像分割是将标识物发光 LED 形成的光斑区域作为目标区域，其余的作为非目标区域，这一小节就利用蝙蝠神经网络来处理图像分割难题。蝙蝠神经网络的照片分割主要流程图，如图 4.2 所示。

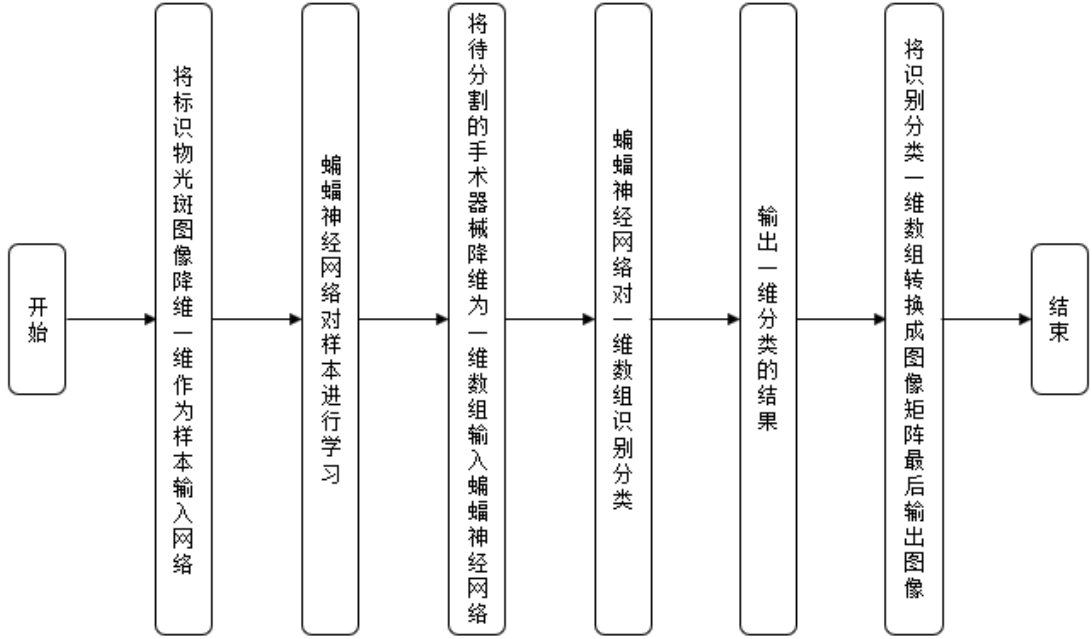


图 4.2 基于蝙蝠神经网络的图像分割主要流程

4.4.1 训练蝙蝠神经网络

(1) 样本选择

首先确定分割的对象，对于手术器械标识物的图像 LED 的光斑，即分割的目标区域，则其余的为背景区域，需要提取特征作为训练样本，将整幅手术器械标识物图像（Row 行 Col 列）的灰度值作为训练样本，在该算法中，可以将图像降维为一维数组，即样本为 $X = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1Col}, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2Col}, \dots, x_{Row1}, x_{Row2}, \dots, x_{RowCol})$ ，同一幅图像将目标区域标记为 1，将背景区域标记为 0，保存为样本的类别，同样样本类别也可以将图像降维一维数组 $Y = (y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1Col}, y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2Col}, \dots, y_{Row1}, y_{Row2}, \dots, y_{RowCol})$ 。

(2) 适应度函数

适应度评价判断种群个体能否被找到最优的位置信息，因此如何设定适应度函数就是蝙蝠神经网络的关键，由于蝙蝠算法的加入是为了提高神经网络的性能，所以蝙蝠神经网络的适应度函数设定应该以如何评估给定神经网络的性能为依据。通常蝙蝠神经网络的适应度函数如下：

$$P = \frac{f_i}{\sum_i^n f_i} \quad (4.9)$$

公式中，独个的适应度值为 f_i ，可以表示为每个误差平方的和 E ，即

$$f(i) = \frac{1}{E(i)} \quad (4.10)$$

$$E(i) = \sum_p \sum_q (Y_q - \bar{Y}_q)^2 \quad (4.11)$$

上式中， i 是蝙蝠的全部个体， p 是作为训练样本数， q 是输出节点数， Y_q 是网络的真实输出， \bar{Y}_q 是网络的期望输出。

根据这个公式，得到实际和预期输出模型误差最小的模型需要选择一个特定的适应度函数。

(3) 训练蝙蝠神经网络

将前阶段设定的样本数组和样本类别发送到蝙蝠神经网络中的。通过 4.2.2 小节中得到蝙蝠的最优解作为神经网络的初始的权值和阈值。只有均方的误差降低到指定值，或是达到最大累积次数神经网络训练完成。

4.4.2 图像分割

基于蝙蝠神经网络的图像分割主要由两部分，利用蝙蝠神经网络对样本进行学习训练为第一部分，图像分割为第二部分，其中图像分割由三个主要步骤：

(1) 读取图像，获取图像的灰度值信息，把信息降维一维操作获得输入向量；

(2) 可以将图像分割近似看作是一个二分类的过程，每个将要分类的模本向量中都是图像 T 中的对应的像素点 T_{ij} ，把模本放进蝙蝠神经网络划分，将会得到一个输出值 O_{ij} ，可以根据这个输出至对图像的像素点进行分类，即

$$T_{ij} = \begin{cases} F, O_{ij} \geq 0.5 \\ B, O_{ij} < 0.5 \end{cases} \quad (4.10)$$

其中， F 为图像目标区域， B 为图像背景区域， T 为分割后的图像；

(3) 将分类结果从一维向量转换为图像的矩阵形式，并显示分割结果。

4.4.3 仿真实验

本文的输入为图像的灰度值如图 4.3 所示，由于图像的像素为 1920x1080，显示灰度值数据巨大，因此给出灰度图像，将图像灰度值转化为一维数组，同时输出的也为一维数组。



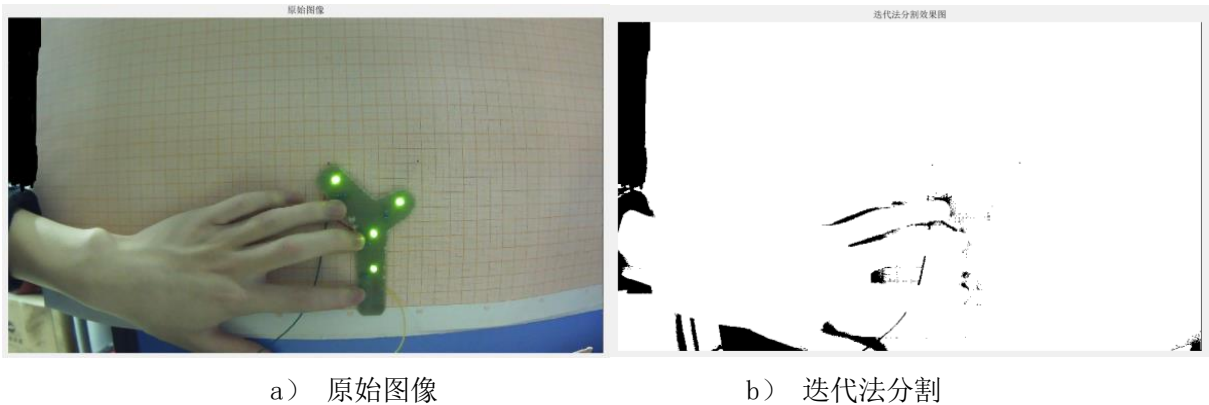
图 4.3 训练样本图像

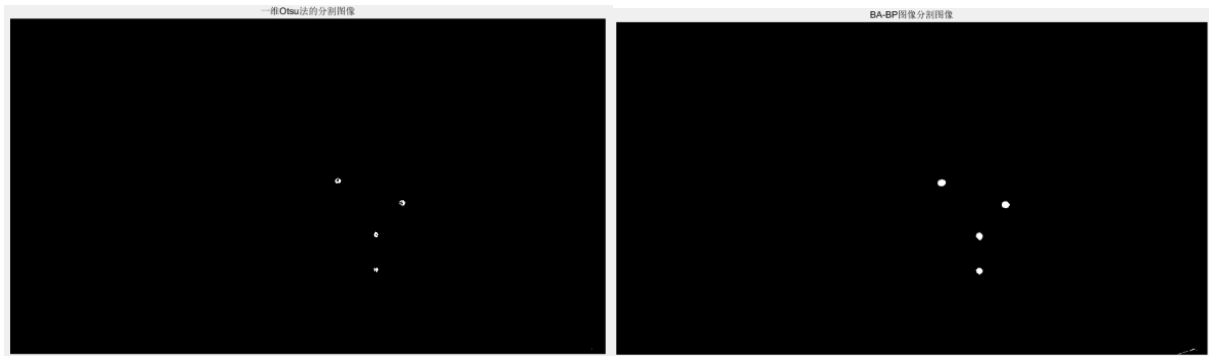
所以 BP 神经网络采用三层结构 1、8、1，迭代次数 1000，学习率 0.1，目标 0.0000001，种群为 20，音量 0.25，脉冲率 0.5，将图像灰度值转为一维数组，进行蝙蝠神经网络训练，最终训练获得最优的权值和阈值，分别是

$$w1 = \begin{bmatrix} 0.382028233140840 \\ 0.381947158379227 \\ 0.443560692470093 \\ 0.182579014851427 \\ -1.14728181932009 \\ 0.434399195158597 \\ -1.08041706378937 \\ 1.08932987330990 \end{bmatrix}, \quad w2 = \begin{bmatrix} 2.34464860543581 \\ 0.929425026156559 \\ 2.86810113280773 \\ -3.29605382631959 \\ 0.317277539958703 \\ -1.08208988254480 \\ 2.77091372557862 \\ 3.01455876697399 \end{bmatrix}, \quad b1 = \begin{bmatrix} -0.445396821245508 \\ -0.324243951702125 \\ -1.26575684162266 \\ 0.564217374726083 \\ -0.135252774410154 \\ -0.953031753944006 \\ 0.130821013515313 \\ 0.666922541468790 \end{bmatrix},$$

$$b2 = [-0.0973499818747507],$$

以左摄像头拍摄的图像为例作为原图像，原图像的大小为 1920 行×1080 列，将图像灰度值转换为一维数组 $X = (x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,1920}, x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,1920}, \dots, x_{1080,1}, x_{1080,2}, \dots, x_{1080,1920})$ ，输入训练好的蝙蝠神经网络进行仿真，最后输出分割后的图像。分别使用迭代法、最大类间方差法和蝙蝠 BP 神经网络算法进行图像分割，如图 4.4 所示。





c) 一维 Oust 分割

d) 本文 BA-BP 分割图像

图 4.4 原始图像及三种图像分割结果

由如图 4.4 所示可知，迭代分割法由于是自定义阈值，随之进行逼近的过程，可以得出，该方法无法将背景和目标物进行分割，效果很差；一维 Oust 分割法能够将背景和目标物进行分割，因为目标物是圆形，但是一维 Oust 方法得出的结果不完全是圆形，反而是不规则的图形，该方法要比迭代法好，但是也不能满足需求；BA-BP 分割方法能够较好的把目标物分割出，并且还完整的保留圆形，能够达到预期的效果，符合本文的需求。

4.5 本章小结

本章重点提出 BA 算法优化 BP 神经网络在图像分割的应用，介绍包括 BP 神经网络和 BA 算法的基本内容，完成 BA-BP 神经网络方法及其仿真。结果表明，BA-BP 神经网络图像分解能够取得预期效果，比其他两种方法更有利。

第五章 特征点提取和匹配

特征点是最能反应图像特点的信息，特征点提取是视觉位置判定中的关键步骤。本文中，最能反应图像中的特征的信息是安装在手术器械上的 LED 标识物，则标识物 LED 是需要提取的特征点。特征点的精度决定了手术器械的定位精度，因此本文采用改进后的形态学和切比雪夫拟合提取亚像素边缘，采用连通域提取 LED 标识物中心点。立体匹配是同一物体的两张图相对应的像素点进行匹配，本文提出凸包算法和插入法相结合的方法实现快速准确的特征点匹配。

5.1 特征点提取

目标特征点是指便于利用图像处理的方法获得坐标的点，在手术导航的光学位置判定中，通常以手术器械的标识点作为特征点进行跟踪位置判定。特征点是象征邻里局部性的“正威度量”，具有与目标相同的运动特性。因此特征点提取是确定目标位置的重要步骤。根据几何学的图形，目标会产生不同的特征点，圆形的特征点是圆形的中心，直线和曲线对象的特征点是中心，棋盘对象的特征点是角点，由此类推。由于大部分布局目标都具有中心的对称性，中心提取是最常用的特征点提取方法之一。

5.1.1 亚像素边缘提取

目前之所以使用亚像素边缘提取，是因为经典的边缘提取算子只能检测出不满足需求的像素级别的信息。亚像素边缘检测算法通常有 3 大种：曲线拟合法、插值法和矩方法。韩东、李煜祺、武彦辉先用经典算法 Canny 边缘算子检查提取出图像像素级别的粗边界，为了提取精确边界使用高斯拟合，精度晋升为亚像素级，与以前的亚像素边缘提取算法对比，运算时间更少，精度更加精确，并且有较好的鲁棒性^[44]。舒启林、山博采用改进 Canny 算子是将高斯滤波、领域法计算梯度幅度和基于迭代法的阈值分割方法相结合，用改进的 Canny 算子提取粗边界，并用高斯拟合进行亚像素提取，与经典 Canny 算法相比，该方法降低了信息的位置误差，保护了边缘信息、提高了准确性^[46]。张璐、孔凡国首先图像粗提取是运用模板匹配对目标区域位置判定，在此基础上采用 zernike 矩方法进行亚像素边缘^[48]。

本文首先对图像处理，包括滤波处理和平滑处理，使用的技术为中值滤波和数学形态学的开闭运算；像素级别的粗提取的技术为改进的数学形态学梯度实行；在此基础上，

进行切比雪夫插值得到亚像素边缘信息，与其他方法进行对比，该方法精度更加精确，图像边缘更加清晰，并且边缘没有冗余信息。

1. 图像处理及边缘粗提取

(1) 滤波处理

从处理得到的二值图像能够看出，在光斑周围还是会有一些很小的噪声，白色的光斑内也有颗粒噪声，去噪的方法是采用中值滤波。如图 5.1 所示。

中值滤波器是消弭随机噪音的好方法。在本节中，图像滤波由大小为 7x7 的模板中值滤波器处理。如图 5.1 所示。

$$\hat{f}(x, y) = \underset{(s, t) \in S_{xy}}{\text{median}} \{g(s, t)\} \quad (5.1)$$

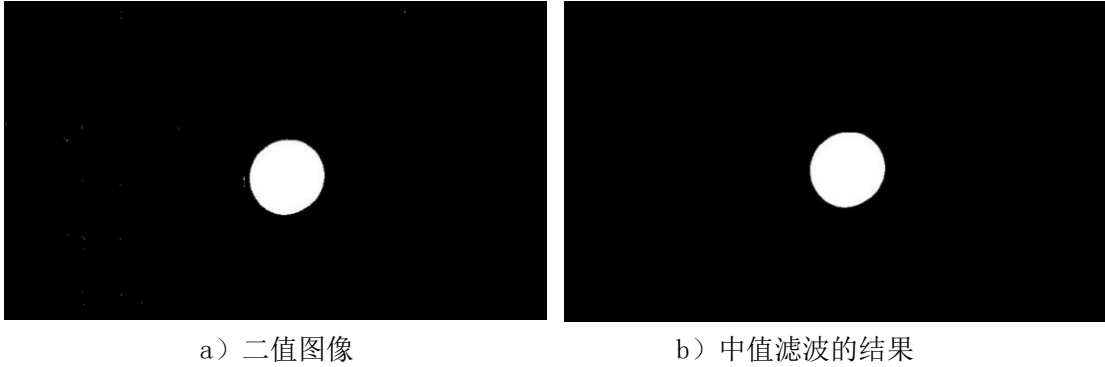


图 5.1 滤波图像处理

(2) 平滑处理

本文使用数学形态学来平滑图像的边界。会减少和消除图像边缘的细节和噪声。

首先，对图像开运算会平滑主体的边界、断开褊狭移除突起的局部，然后进行闭运算过程，弥合空间的逼仄情况，消除小洞、填补断裂。当观察光斑的可视化图像时，除了光斑外，靠近边缘的内部区域之间似乎还有联系，这将影响边缘的提取，因此需要对图像进行孔洞填充，该算法是将图像的孔洞进行 1（‘1’表示白色，‘0’表示黑色）填充，如图 5.2 所示。

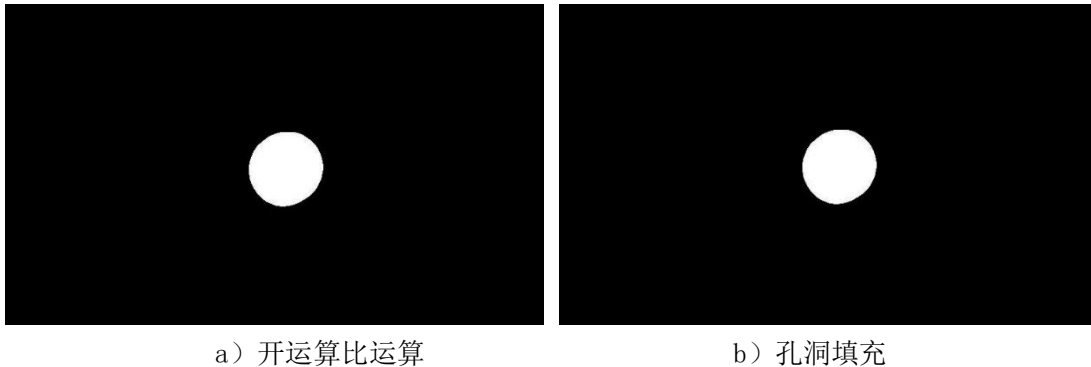


图 5.2 平滑图像处理

(3) 图像边缘粗提取

传统的边缘检测算法有 Sobel 算法^[51]、Canny 算法^[52]、Prewitt 算法和形态学边缘检测算法^[53]。

本文运用日臻完善形态学边缘检测算法,形态学可以得出3种典型的边缘检测算法:内边缘提取算法、外边缘提取算法、形态学梯度边缘提取算法。

其中,形态学梯度定义为:

$$Grad[A] = (A \oplus B) - (A \ominus B) \quad (5.2)$$

形态学梯度的好与坏取决于结构元的大小和数量,一般选取单一的结构元提取的效果很不好,所以改进单一的形态学梯度^[54][53] :

$$IGrad[A] = c_1 IGrad1[A] + c_2 IGrad2[A] \quad (5.3)$$

式中 c_1 、 c_2 为权系数, $IGrad1$ 、 $IGrad2$ 为不同结构元所相应的改善形态学梯度。

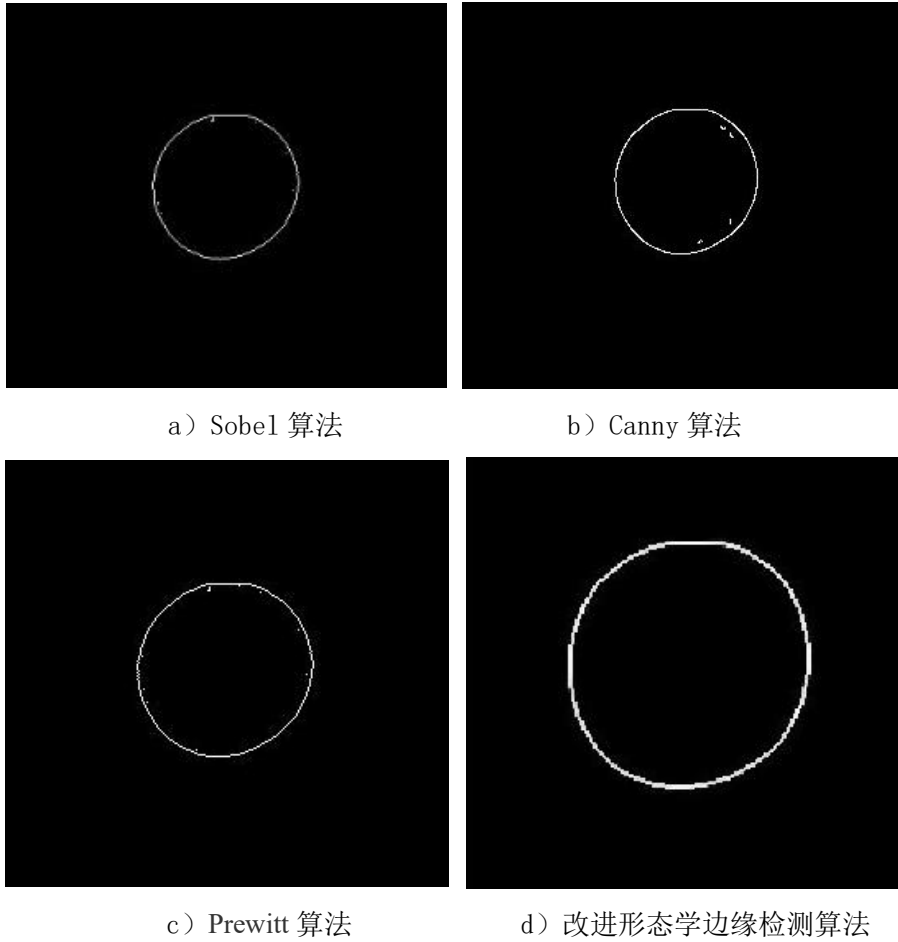


图 5.3 图像边缘提取

通过如图 5.3 所示结果可以很明显的看出,改进的形态学边缘检测完整的把边缘表达出来,而其他边缘算子表达出的边缘都存在多余的信息。

2. 切比雪夫多项式插值亚像素边缘检测方法

通过改善的形态学梯度算法取得的像素级的边界，为了更加精确的边界信息，本文对像素级边界信息实行切比雪夫插值^[57]，最终获取到精确的亚像素边沿信息。

$$T_n(x) = \cos(n \arccos x) \quad (5.4)$$

式中， $n \in N, x \in R$ 。

切比雪夫多项式 T_i 的递推公式如下^[59]：

$$\begin{cases} T_0(x) = 1 \\ T_1(x) = x \\ T_k(x) = 2xT_{k-1}(x) - T_{k-2}(x) \end{cases} \quad (|x| \leq 1, k \geq 2) \quad (5.5)$$

图像是二维的，如果对图像进行二维的插值，插值模型比较复杂，并且求解难度更大。将二维图像的边缘检测转化为两个方向的一维图像检测，分别是行方向的一维图像检测和列方向的一维图像检测，它不仅可以简便插值的计算，而且可以很容易地处理边界问题。

一维函数 $P(x)$ 可展开为：

$$P_N(x) = \sum_{k=0}^N c_k T_k(x) = c_0 T_0(x) + c_1 T_1(x) + \cdots + c_N T_N(x) \quad (5.6)$$

现实使用时，方便能够计算， $f(x)$ 在区间 $[-1, 1]$ 上次数小于等于 N 的切比雪夫逼近多项式 $P_N(x)$ 可以写为

$$f(x) \approx P_N(x) = \sum_{i=0}^N c_i T_i(x) \quad (5.7)$$

系数 c_i 可用公式

$$c_0 = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N f(x_k) T_0(x_k) = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N f(x_k) \quad (5.8)$$

$$c_i = \frac{2}{N+1} \sum_{k=0}^N f(x_k) T_i(x_k) = \frac{2}{N+1} \sum_{k=0}^N f(x_k) \cos\left(\frac{i\pi(2k+1)}{2N+2}\right) \quad (5.9)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, N$

3. 实验分析及结果

基于 MATLAB 进行实验编程。在本文中，摄像机拍摄的发光标志物的图像，二值处置后，使用改进后的形态学梯度提取粗边缘信息。确定和保存图像边缘的位置信息，在对这些边缘位置结合切比雪夫多项式进行进一步的检测，得到亚像素图像，图像结果如图 5.4 所示。

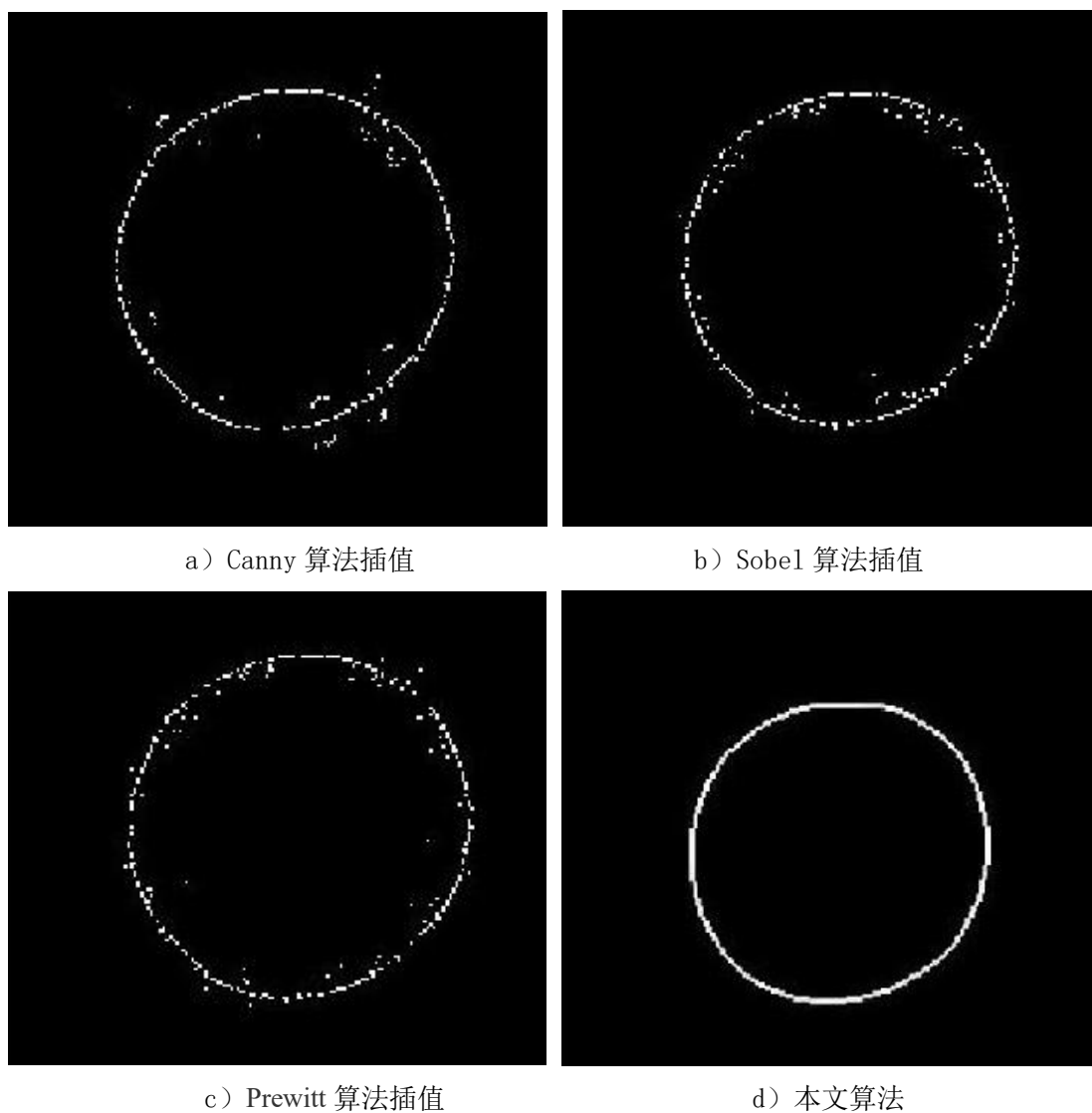


图 5.4 图像边缘亚像素提取

实验仿真结果如图 5.4 所示，与其他的插值算法相比，本文中的算法边缘清晰，几乎没有断点，精确的精度，更加方便图像后续的处理。

5.1.2 基于连通域标记的快速中心提取算法

本节提出了使用基于连通域的快速提取中心方案，可以提升效率，确保真实性和高精密度和实时性。以下给出算法陈述。在亚像素提取后的图像上使用连通域标记提取中心特征点。连通域标记分为两类：4 连通域标记方法和 8 连通域标记方法，如图 5.5 所示。根据目标特征，本小节适用 8 连通域标记方法。

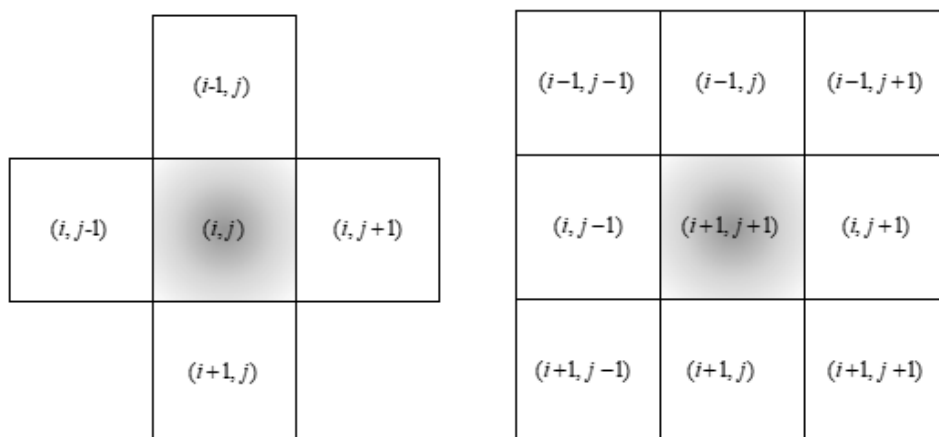


图 5.5 4 连通域和 8 连通域标记法

然后，根据物体的特性，确定了与所定义的目的相关的检测能力，例如物体通常具有中心对称性、所连接的域的高度和宽度非常接近，相应的目标域是根据两者之间的差异来决定的，确定目标区域的位置依据的是连通域标记情况，即对应域可能包含的最小矩形，最后，在目标区域内确定中心坐标 (x_c, y_c) ，采用的方法是灰度质心法，灰度质心法公式如下式：

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum x \cdot f(x, y)}{\sum f(x, y)} \\ y_c = \frac{\sum y \cdot f(x, y)}{\sum f(x, y)} \end{cases} \quad (5.10)$$

式中， x 横轴坐标， y 代表纵轴坐标， $f(x, y)$ 代表当前点的灰度值，由于发光标识物属于几何，所以当目标呈中心几何时，质心就是目标的中心^[65]。

将双目摄像头拍摄的左右图像，进行亚像素提取，并使用连通域提取该图像圆形的质心，如图 5.6, 5.7 所示，左右图像提取的特征点如表 5.1, 5.2 所示。

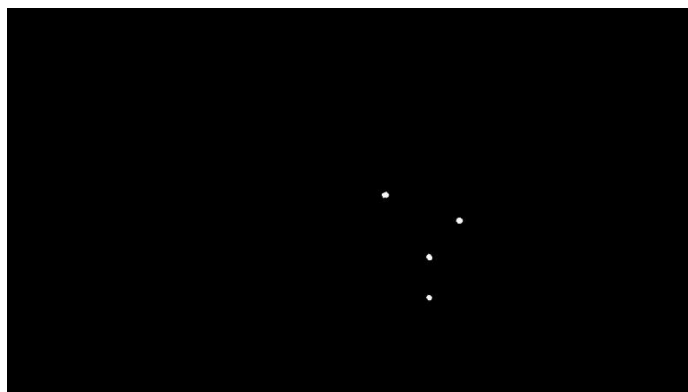


图 5.6 左图像结果图

表 5.1 左图像各点坐标

| 左图像像素级坐标 | 左图像亚像素坐标 |
|-------------|---------------------------|
| (1058, 523) | (1058.135658, 522.534884) |
| (1181, 696) | (1180.901785, 695.982142) |
| (1181, 809) | (1180.596685, 808.889502) |
| (1265, 594) | (1265.116935, 594.608064) |

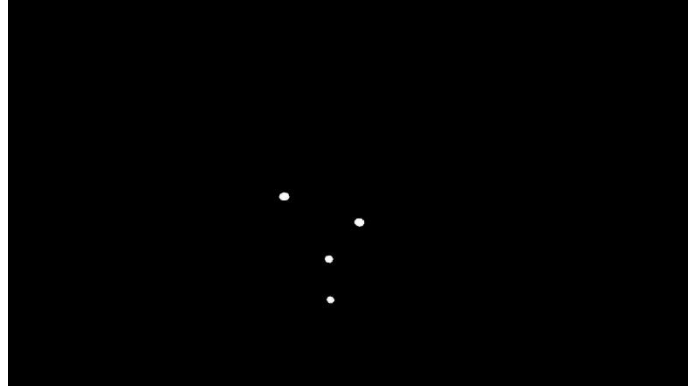


图 5.7 右图像结果图

表 5.2 右图像各点坐标

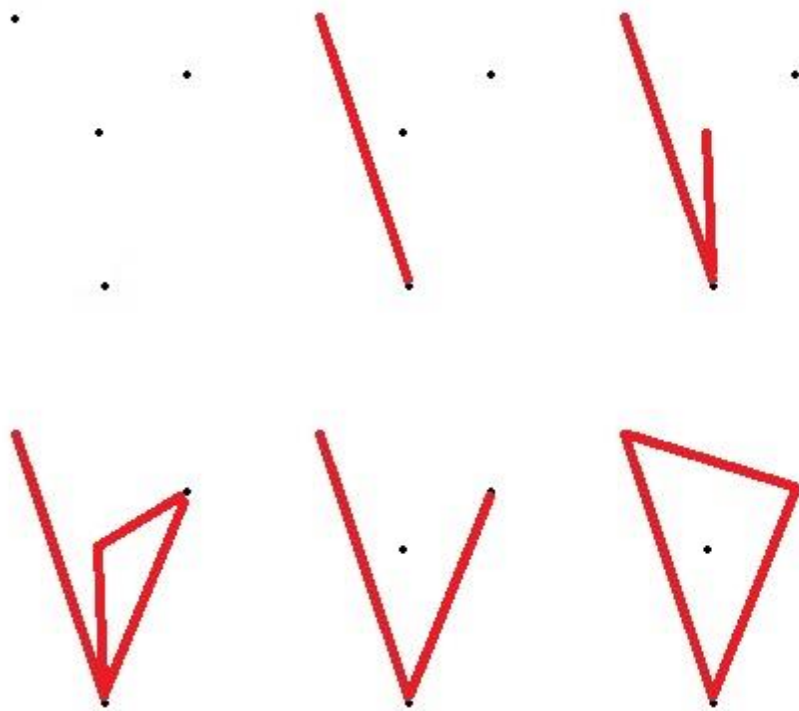
| 右图像像素级坐标 | 右图像亚像素坐标 |
|------------|--------------------------|
| (774, 550) | (773.818181, 550.435203) |
| (899, 726) | (898.885333, 725.687999) |
| (903, 839) | (903.183870, 839.248387) |
| (984, 623) | (983.830000, 622.628000) |

5.2 基于凸包算法和插入算法相结合的立体匹配算法

在上一节中,两张图像上的标记点可以正确提取。本部分使用快速简便的匹配方法。由于手术器械上标识物的特性,标识物的位置是不会发生变化的,两张图像同时进行相同顺序的排列,此时一一对应,不会出现错误匹配的情况。因为在大多数情况下,很难保证排列顺序绝对不变,所以本文使用基于改进凸包算法^[68]进行坐标点排序,凸包算法可以将外部点以一定的形式连接组成一个凸多边形,并且内部包括所有点。凸包算法使用 **Graham** 扫视法^[69], **Graham** 扫视法首先找一点确定为凸包上的点,从这点逆时针找出最外边的点组成凸包。对于内部的坐标点来说并没有进行排序,所以凸包算法在坐标排序方面还是存在缺陷的。将找寻的坐标点放入一个组,对于一般排序主要针对 x 轴或者 y 轴进行排序,这样很容易造成坐标点排序的不准确,所以使用插入算法^[72],按照

x 轴和 y 轴进行综合考虑的方法。将凸包内部的点根据 x 轴和 y 轴的双重考虑插入到刚排序好的序列中，此时坐标点就是排序好的顺序。

方法如下：首先，找出坐标点中处于最低位置的点（一般选取 y 轴坐标最小的点，如果有相同的 y 坐标，那么选取 x 轴最小的坐标），那么此点位置判定于外边缘，然后，将该点作为基本点，其他点与基本点组成的方向线段，判断该方向线段与 x 轴形成的角度是否为最大，组成的角度由大到小沿钟的顺时针扫描，反之实行相反方向扫视。其次，判别该点能不能在凸包上，它是根据前两点和后两点来评估的。同样，有必要确保每条相邻凸包线条的偏转方向是一致的。并与扫面的方向相反。如果将新点形成的线条的方向与前一段的偏转方向相反，就可以确定之前的点不在凸包上，但新加的点此时在凸包上，用此方法扫视全部点，可最终形成凸包。凸包算法的好处可以将外围的点按顺序进行连线，也就是相当于排序，最后运用插入算法，将未进行排序的坐标点进行排序。如图 5.8 所示。



(a) 凸包算法图



(b) 插入算法图

图 5.8 凸包算法和插入法过程图

将左右两幅图像按照该方法进行特征点排序，因为位置已经固定了，即排序好的坐标点一一对应即是匹配点。如表 5.3 所示即是基于凸包算法和插入法结合的特征点匹配结果。该算法能够快速准确的特征点匹配，且没有差错匹配点。

表 5.3 基于凸包算法和插入法结合的左右图像特征点匹配

| 左图像顺序特征点 | 右图像顺序特征点 |
|---------------------------|--------------------------|
| (1058.135658, 522.534884) | (773.818181, 550.435203) |
| (1180.901785, 695.982142) | (898.885333, 725.687999) |
| (1180.596685, 808.889502) | (903.183870, 839.248387) |
| (1265.116935, 594.608064) | (983.830000, 622.628000) |

5.3 本章小结

本章介绍了图像特征点的提取和匹配，主要包括运用改进后的形态学方法进行平滑、填充和边缘提取，边缘无关信息进行剔除的方法是使用切比雪夫拟合对图像进行亚像素检测，进而只对边缘提取，并且在求取亚像素坐标时，边缘断点减少、精度更加精确；多目标圆中心的提取是通过一种快速有效的连通域标记法来实现的，该方法适合多目标提取，快速有效；立体匹配运用基于凸包算法和插入算法相结合的排序立体匹配改进算法，该方法省去了错误匹配。

第六章 三维重建

立体位置判定^[73] 是一种从多张或两张图像中得到目标三维几何信息的过程，本章采用三角测量法计算手术标识物的三维位置信息，通过测量标识物与尖端的相对位置，采用欧式距离公式计算尖端的三维位置信息。

6.1 三维坐标计算

用视觉的方法获取三维点的坐标是最基本的，本文采用三角测量法求解点的三维坐标。

三角测量法^[76]：当摄像机在不同方向拍摄同个物体时，两个摄像机、图像和空间坐标点组成类似三角形。该几何三角可用于计算空间点的三维几何坐标。三角测量法主要涵盖了平行运动摄像机三角测量和普通三角测量。

1 平行运动摄像机三角测量原理

在特殊情况下，尤其是当摄像机仅在一个方向上移动时，前摄像机和后摄像机的光轴处于相同的方向上，如图 6.1 所示，使得整个设计比非平行摄像机的模型要简单得多，方便计算。

首先选取世界坐标系 $O-xyz$ ，一般选取左摄像头光心， B 是左右摄像头光轴的距离，左右摄像头的坐标系分别是 $O_l-X_lY_l$ ， $O_r-X_rY_r$ ，世界坐标系中的一点 $P(x, y, z)$ ，通过摄像，投射在左右成像平面是 $O_l(X_l, Y_l)$ ， $O_r(X_r, Y_r)$ ，左右摄像头的光轴点只在 x 方向运动，那么左右成像平面在同一个面上，则 $Y_l = Y_r = Y$ ，依据透视原理：

$$X_l = f \frac{x}{z} \quad (6.1)$$

$$X_r = f \frac{x-B}{z} \quad (6.2)$$

$$Y_l = Y_r = Y = f \frac{y}{z} \quad (6.3)$$

由式 6.1、式 6.2 与式 6.3，能够得出计算点 P 的坐标的公式：

$$\begin{cases} x = \frac{BX_l}{X_l - X_r} \\ y = \frac{BY_l}{X_l - X_r} \\ z = \frac{Bf}{X_l - X_r} \end{cases} \quad (6.4)$$

由摄像机标定得到的摄像机的焦距 f ，对图像进行分割、亚像素提取的特征点，通过式 6.4 的三维坐标计算公式，可以得到标识物在世界坐标中的三维几何坐标。

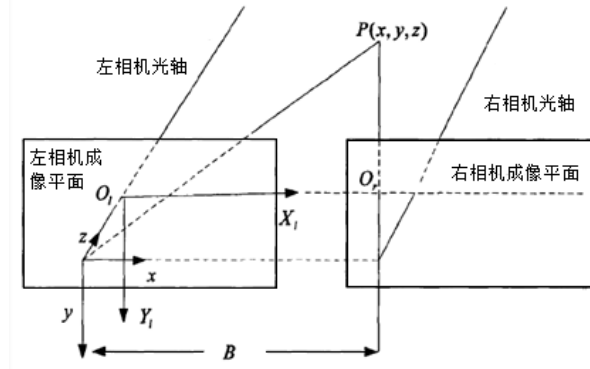


图 6.1 摄像机平行运动成像原理

2 普通三角测量原理

在一般情况下，由于场景的不同、位置的不同，两台摄像机无论角度如何摆放，运动状态都很难达到平行状态，如图 6.2 所示，此时的模型更符合现实，并且相对于比平行运动摄像机模型计算、理解更加复杂。首先选取世界坐标系 $O-xyz$ ，一般选取左摄像头光心， B 是左右摄像头光轴的距离，左右摄像头的坐标系是 $O_l-X_lY_l$ ， $O_r-X_rY_r$ ，世界坐标系中的一点 $P(x, y, z)$ ，通过摄像投射在左右成像平面是 $O_l(X_l, Y_l)$ ， $O_r(X_r, Y_r)$ ，根据透视原理得到：

$$X_l = f \frac{x}{z} \quad (6.5)$$

$$X_r = f \frac{x_r}{z_r} \quad (6.6)$$

$$Y_l = f \frac{y}{z} \quad (6.7)$$

$$Y_r = f \frac{y_r}{z_r} \quad (6.8)$$

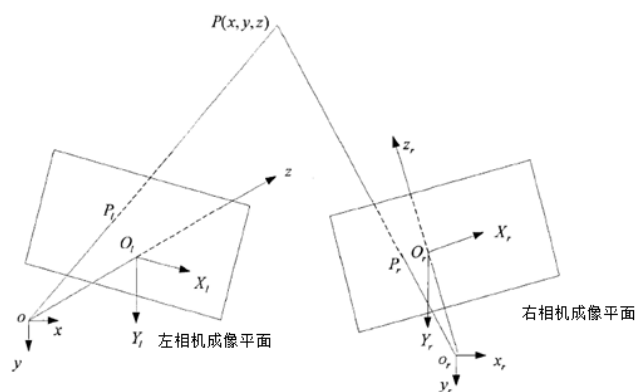


图 6.2 普通摄像机成像原理

那么三维世界坐标系 $O-xyz$ 和 $O_r-x_r y_r z_r$ 可以表示：

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.9)$$

其中， M 为空间转换矩阵

$$M = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_x \\ r_4 & r_5 & r_6 & t_y \\ r_7 & r_8 & r_9 & t_z \end{bmatrix} = [R \quad t] \quad (6.10)$$

R 与 t 分别为两台摄像机立体标定的旋转矩阵与平移矢量。通过式 6.5~6.10 的联合计算得出式 6.11 就可以得到标识物在世界坐标中的三维坐标。

$$\begin{cases} x = \frac{zX_l}{f} \\ y = \frac{zY_l}{f} \\ z = \frac{f(ft_x - X_r t_z)}{X_r(r_7 X_l + r_8 Y_l + r_9 f) - f(r_1 X_l + r_2 Y_l + r_3 f)} \end{cases} \quad (6.11)$$

6.2 LED 测量实验

由于该实验中使用的摄像头为类、平行摄像头，即计算方法使用平行运动摄像机三角测量原理，首先，单个发光 LED 放在不同位置，给出拍摄图像如图 6.3 所示，通过该系统摄像机拍摄左右两张图像，对图像进行分割，提取中心坐标点，使用本章中平行摄像机的计算坐标原理计算其不同位置下的三维坐标，并且给出误差大小和分析，如表 6.1 所示。



(a) 左摄像机拍摄单个 LED 图像 (b) 右摄像机拍摄单个 LED 图像

图 6.3 左右摄像机拍摄单个 LED 位置图像

表 6.1 数据统计

| 实际坐标 (X,Y,Z) | 左摄像机坐标 | 右摄像机坐标 | 计算坐标 (x, y, z) | 误差 σ |
|-----------------|------------|------------|---------------------------------|----------------|
| (0, 0, 19) | (300, 281) | (104, 291) | (0.000012, 0.000032, 19.091266) | 0.0913 |
| (0, 0, 21) | (320, 278) | (140, 288) | (0.000023, 0.000056, 21.004733) | 0.0047 |
| (0, 0, 25) | (257, 273) | (109, 284) | (0.000016, 0.000034, 25.077191) | 0.0772 |
| (3, 0, 30) | (363, 268) | (233, 279) | (3.000042, 0.000019, 29.966099) | 0.0339 |
| (6, 0, 19) | (519, 277) | (321, 291) | (6.000076, 0.000043, 19.052287) | 0.0523 |
| (6, 0, 21) | (525, 274) | (346, 288) | (6.000086, 0.000083, 21.080228) | 0.0802 |
| (6, 0, 25) | (441, 269) | (293, 283) | (6.000092, 0.000073, 25.097191) | 0.0972 |
| (6, 0, 30) | (506, 265) | (382, 279) | (6.000098, 0.000094, 30.038704) | 0.0387 |

其中, 误差 $\sigma = \sqrt{(X-x)^2 + (Y-y)^2 + (Z-z)^2}$ 代表实际 LED 的坐标和计算的坐标的误差。由数据可知, 该系统的定位会存在一些误差。

同理, 在保持手术器械静止的状态下, 利用双目视觉系统进行位置判定, 由上章节中提取的特征点进行三维重建, 可得世界坐标下的手术器械标识物三维坐标点为:

$$W = \begin{pmatrix} 22.8637, -42.6291, 304.1481 \\ 34.9960, -0.4052, 300.0058 \\ 27.4237, 23.0442, 298.9854 \\ 58.5528, -14.5137, 304.1584 \end{pmatrix}$$

手术器械标识物三维坐标如图 6.4 所示。

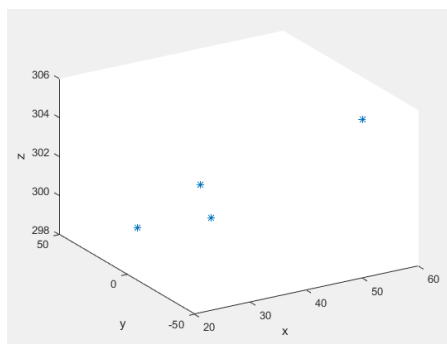


图 6.4 手术器械标识物三维坐标

6.3 手术尖端定位

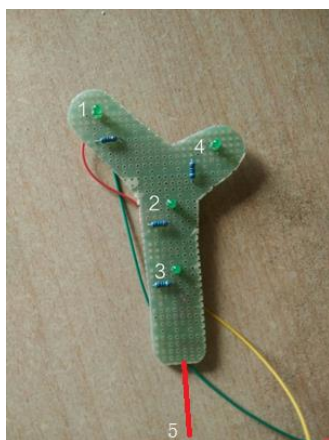


图 6.5 手术器械标识物模型

由手术器械标识物模型如图 6.5 所示，能够出真实的标识物 1, 2, 3, 4 与尖端 5 的距离。通过 4 个 LED 的三维坐标运用欧式距离公式可以求解尖端坐标。

$$L_i = \sqrt{(x_i - X)^2 + (y_i - Y)^2 + (z_i - Z)^2} \quad (6.12)$$

其中， (x_i, y_i, z_i) ， $i=1,2,3,4$ ，通过三维坐标计算的 LED 的坐标。 (X, Y, Z) 是手术器械尖端的坐标。

通过本实验得到的 4 个 LED 三维坐标，通过欧式距离公式可以得出针尖的三维位置信息即手术器械的尖端位置为 $(16.5745, 56.6430, 297.5285)$ ，单位为 mm。

在实际操作中，由于手术器械模型会出现旋转如图 6.6 所示，而在计算 LED1, 2, 3, 4 与尖端位置 5 的距离时是按照图 6.7 所示的位置计算的，因此，需要将求解的 LED 坐标按照 6.7 中 1, 2, 3, 4 的顺序进行排列。

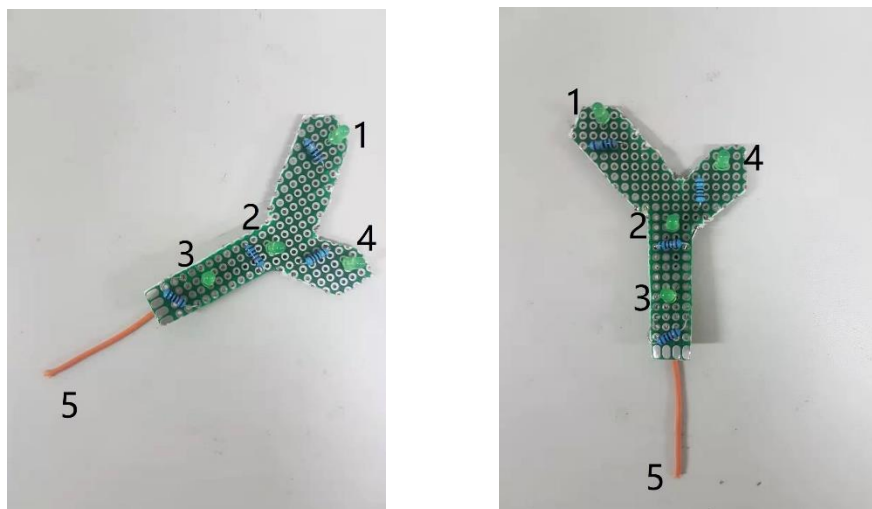


图 6.6 改变位置的手术器械标识物模型 图 6.7 正常的手术器械标识物模型图

例如图 6.6 所示，在图像中，通过凸包算法和插入法对 LED 坐标排序结果如下，3, 2, 4, 1，为了避免与真实 LED 标记序号混淆，将坐标顺序记作 A, B, C, D。测量 $|12|$, $|13|$, $|14|$, $|23|$, $|24|$ 的距离，同时通过欧式距离公式计算三维坐标点 $|AB|$, $|AC|$, $|AD|$, $|BC|$, $|BD|$ 的距离。首先，计算 $|AB|+|AC|+|AD|$ 与 $|12|+|13|+|14|$ 是否相等，结果不相等，继续计算 $|AB|+|BC|+|BD|$ 与 $|12|+|13|+|14|$ 是否相等，结果也不相等，继续计算 $|AC|+|BC|+|CD|$ 与 $|12|+|13|+|14|$ 是否相等，结果不相等，继续计算 $|AD|+|BD|+|CD|$ 与 $|12|+|13|+|14|$ 是否相等，结果相等，则三维坐标 D 点对应真实 LED 1；计算 $|BC|+|AC|$ 与 $|23|+|24|$ 是否相等，结果相等，则三维坐标 B 点对应真实 LED 2；已知 D 点坐标了，计算 $|AD|+|AC|$ 与 $|31|+|34|$ 是否相等，结果相等，则三维坐标 A 点对应真实 LED 3；剩余三维坐标 C 点对应真实 LED 4。这样已经排好顺序，直接通过欧式距离公式求解尖端位置。

6.4 手术器械定位系统的误差原因分析

1 摄像机标定过程中产生的误差

由于采用的摄像机标定方法^[79]使用 MATLAB 工具箱进行摄像机标定功能，存在一个步骤手动选择图像黑白格的角点，因为该步骤是人工判断进行角点选择，这个选择和真实黑白格的角点有所差距，会导致后续得到的摄像机标定的内外参数受到一定的影响。解决办法：左右两台摄像机拍摄黑白格的标定板时，尽量摄像机固定不变，让黑白格位

置发生变化，在摄像机的视角范围内多次拍摄，照片越多则结果也更加精确。

2 尺子在量取距离时产生的误差

手术器械上 4 个 LED 的相对距离和分别与尖端相对距离是使用量尺测量，由于量尺的量程的限制，很难精确的量出距离；手术标识物与摄像机的相对位置，也是通过标度尺量取，因此误差也是存在的。解决办法：使用量程较小的测量工具，多次测量该时刻下标志物上的标识物在世界坐标系下的位置和 LED 标识物与尖端的距离，在读取距离时，不同人分别读取距离计算平均值。

3 另一个原因很大程度上是摄像机的光轴平行配置问题，在本实验过程中发现实验用的摄像机在进行摄像机标定后，其光轴并不是完全平行，而是存在一定的角度偏差，使得计算结果有所误差，当然还有其他问题，如当前室内温度、光线等问题，都有可能对计算结果产生偏差。

6.5 本章小结

本章首先讨论了在三维重建这一模块，研究了三角测量法，其中三角测量法又分为平行运动摄像机三角测量原理和普通三角测量原理；最后给出手术器械标识物 LED 的特征点的三维坐标结果，通过欧式距离计算尖端位置的三维信息，分析整个手术定位过程中的误差原因。

第七章 总结

7.1 全文总结

本文结合项目《手术器械定位的技术研究》，以外科手术器械位置判定为背景，开展了双目立体视觉系统各项主要技术的探讨，包含摄像机的标定、图像获得及分割、特征点的提出、立体匹配及空间点三维几何坐标的计算等方面。对立体位置判定的落实提出了可实施的计划，并对每一项技术进行了实验，明确了采纳的方式的准确度和切实性，外科手术提供一定的辅助作用。本文主要工作内容如下：

(1) 对摄像机成像模型、三个坐标系进行详细说明，并使用张氏标定算法进行摄像机标定，该方法简单易行，能够很好的获得摄像机内部参变量和外部参变量。

(2) 图像分割方面，由于本课题的只需要对手术器械的标识物进行分析，需要将标识物和背景图进行分割，研究了蝙蝠优化 BP 神经网络的图像分割方法。主要讲解 BP 神经网络和蝙蝠算法，蝙蝠优化 BP 神经网络的初始的权值和阈值，进行图像分割，最后该方法能够很好的把标识物和背景进行分割。

(3) 特征点提取，首先进行了形态学平滑，填充和改进的形态学梯度进行边缘检测得到像素级别边缘图像，通过切比雪夫拟合方法求得图像边沿的亚像素信息；运用连通域标记的快速中心提取算法，使用 8 连通域标记方法，该方法相较于其他方法，快速、效率高，并可以进行多目标的检测。

(4) 立体匹配，本节给出了凸包算法和插入算法相结合的特征点排序匹配改进方法，该方法的特点是能够简单快速的进行特征点的匹配，并且可以几乎没有误匹配现象的存在，该方法主要是手术器械标识物的相对位置不会随着旋转、移动而改变，即只须要进行有序的排列即可。

(5) 三维重建运用了三角测量法，因为本文的双目接近于平行，本文使用的是三角测量法中的平行摄像机三角测量原理进行手术器械标识物三维坐标的计算，并且测量标识物与尖端实际距离求解尖端的三维坐标，及误差分析。

由于作者研究程度有限，本文如有出错在所难免，请老师和同学批评指正。

7.2 展望

双目立体视觉在不断发展新的技术和创新，能运用的领域也越来越广泛，那么如何

提高位置判定的精度，是每一个研究者工作的重点。虽然该实验实现了双目视觉各个功能模块在已有的条件下达到了比较好的精度。还是存在一些问题，也是需要改进的问题。以后的研究重心将放在之下几个方面：

（1）需要选用高质量的摄像机和标定的设备。本文采用的分辨率较低，也存在畸变的情况，虽说在后期矫正了畸变，但是也会存在一些误差，标定板是选用打印的，贴在一个硬玻璃板上，存在标定和位置判定精度不高的情况出现。在下一步，选用高质量无畸变的摄像机和精确加工的标定板，重复实验，分析误差原因。

（2）目标跟踪。由于时间比较仓促，并没有将目标跟踪的内容加入到双目视觉中。目标跟踪对于手术导航很重要，它可以实时反应手术器械的位置信息，有利于医生进行手术路径的规划，在下一步中，将标识物跟踪这一模块加入到双目视觉中，对目标实行实时导航。

参考文献

- [1] Su-Lin Lee, Mirna Lerotic, Valentina Vitiello, Stamatia Giannarou, Ka-Wai Kwok, Marco Visentini-Scarzanella, Guang-Zhong Yang. From medical images to minimally invasive intervention: Computer assistance for robotic surgery[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2010, 34(01): 33-45.
- [2] A. Wagner, O. Ploder, G. Enislidis, M. Truppe, R. Ewers. Image-guided surgery[J]. International Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 1996, 25(02): 147-151.
- [3] S. Serefoglou, W. Lauer, A. Perneczky, T. Lutze, K. Radermacher. Multimodal user interface for a semi-robotic visual assistance system for image guided neurosurgery[J]. International Congress Series, 2005, 1281: 624-629.
- [4] 王杉杉. 手术导航中三维定位系统的研究[D]. 中南民族大学, 2012.
- [5] 王志刚. 导航术中手术器械的光学跟踪技术研究[D]. 华南理工大学, 2012.
- [6] 傅先明. 神经外科导航系统[J]. 国外医学. 神经病学神经外科学分册, 1996(06): 286-288.
- [7] 程伟. 术中超声辅助神经导航技术在颅脑手术中的应用[D]. 安徽医科大学, 2013.
- [8] Yang R, Wang Z, Liu S, et al. Design of an Accurate Near Infrared Optical Tracking System in Surgical Navigation[J]. Journal of Lightwave Technology, 2013, 31(2): 223-231.
- [9] 王东红, 罗均, 胡崑峰, 谢少荣. 摄像机标定中的直接线性变换法[J]. 机械与电子, 2006(09): 9-11.
- [10] 马喜平, 李迪, 姚侠楠, 马苑晋. 基于 Tsai 两步法的视觉点胶系统相机标定方法[J]. 自动化与仪表, 2018, 33(05): 1-4+18.
- [11] 王欣, 高焕玉, 张明明. 一种基于 Kruppa 方程的分步自标定方法[J]. 计算机科学, 2012, 39(09): 266-268+274.
- [12] 莫胜撼, 喻宁娜, 戴建树. 迭代法在焊缝图像阈值分割中的应用[J]. 电焊机, 2015, 45(02): 53-56.
- [13] 丁冬艳, 涂宏庆. 最大类间方差法的激光图像轮廓检测[J]. 激光杂志, 2019, 40(10): 95-98.
- [14] 王磊. 基于 canny 边缘检测的工业零件分类识别[J]. 电子设计工程, 2019, 27(21): 190-193.
- [15] 陈金立, 卓齐刚, 窦思钰, 翟介新, 董雨晴. 基于 Sobel 算子的双基地 MIMO 雷达阵列诊断方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(10): 1048-1053.
- [16] David G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International Journal of Computer Vision, 60, 2 (2004), pp. 91-110.
- [17] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up robust features[C]. European conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 404-417.
- [18] Albanesi M G, Ferretti M. A space saving approach to the Hough transform[C]. [1990] Proceedings. 10th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 1990, 2: 472-475.
- [19] Minom Asada, Takamaro Tanaka. Visual tracking of Imknown moving object by adaptive binocular visual servoing[C]. Proceeding of the 1 999 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Intelligent Systems, 1999: 249-254.
- [20] Kei Okada, Measayuki Inaba. Integration of real-time binocular stereo vision and whole body information for dynamic walking navigation of humanoid robot[C]. IEEE Conference on Multisensor Fusion and Intergration for Intelligent Systems. 2003: 131-136.
- [21] Vajun Fang, Ichiro Masaki, Berthold Horn. Depth—based target segmentation for intelligent vehicles:

- fusion of mdar and binocular stereo[C]. IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems, 2002, 3(3): 196-202.
- [22] 管业鹏,童林凤,陈娜.基于双目立体视觉的偏转线圈测量方法研究[J].电子学报,2003(09):1382-1385.
- [23] 高庆占,洪炳熔,阮玉峰.基于异构双目视觉的全自主足球机器人导航[J].哈尔滨工业大学学报,2003,35(9): 1029.1032.
- [24] 人体尺寸非接触测量系统[Z].北京服装学院.
- [25] 曹莉.手术导航中双目立体视觉系统的设计及关键技术的研究[D].山东:济南大学,2011.
- [26] Zhang Z . A Flexible New Technique for Camera Calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11):1330-1334.
- [27] 宋俊芳.基于 BP 神经网络的图像分割[J].数字通信世界,2018(03):66+170.
- [28] 王锦程,郁芸,杨坤,胡新华.基于 BP 神经网络的脑肿瘤 MRI 图像分割[J].生物医学工程研究,2016,35(04):290-293.
- [29] 舒新展,方凯,胡军国.一种基于 BP 神经网络图像分割算法的嵌入式测树系统[J].计算机科学,2015,42(S1):223-225.
- [30] 孙文雅,黄民,李天剑,陈晓.基于 BP 神经网络管道裂缝图像分割[J].计算机测量与控制,2012,20(05):1363-1364+1368.
- [31] 唐思源,邢俊凤,杨敏.基于 BP 神经网络的医学图像分割新方法[J].计算机科学,2017,44(S1):240-243.
- [32] 魏光杏,周献中.基于优化 BP 神经网络的图像分割实现[J].佳木斯大学学报(自然科学版),2019,37(03):374-377.
- [33] 袁颖娜. 基于 BP 神经网络的特征点匹配方法研究[D].西安科技大学,2013.
- [34] Ali E S. Optimization of power system stabilizers using BAT search algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 61: 683-690.
- [35] Gai-Ge Wang, HaiCheng Eric Chu, Seyedali Mirjalili. Three-dimensional path planning for UCAV using an improved bat algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 49: 231-238.
- [36] Ming-Liang Gao, Jin Shen, Li-Ju Yin, Wei Liu, Guo-Feng Zou, Hai-Tao Li, Gui-Xia Fu. A novel visual tracking method using bat algorithm[J]. Neurocomputing, 2016, 177: 612-619.
- [37] Xiao L, Qian F, Shao W. Multi-step wind speed forecasting based on a hybrid forecasting architecture and an improved bat algorithm[J]. Energy Conversion and Management, 2017, 143: 410-430.
- [38] Xiao H H, Duan Y M. Application of the Bat Algorithm to Optimize the BP Neural Network[C]. Applied Mechanics and Materials. Trans Tech Publications, 2015, 721: 531-534.
- [39] M. Elsis, M. Soliman, M.A.S. Aboelela, W. Mansour. Bat inspired algorithm based optimal design of model predictive load frequency control[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 83: 426-433.
- [40] 刘羿.蝙蝠算法优化神经网络的入侵检测[J].计算机仿真,2015,32(02):311-314+445.
- [41] 李卉.基于 BA 优化 BP 神经网络的目标威胁估计[J].山西电子技术,2016(03):7-9.
- [42] 常青. 基于蝙蝠算法的神经网络优化及其应用[D].西安工程大学,2016.
- [43] 王华东,王大羽.蝙蝠算法优化神经网络的无线传感器网络数据融合[J].激光杂志,2015,36(04):164-168.
- [44] 韩东,李煜祺,武彦辉.基于高斯拟合的亚像素边缘检测算法[J].计算机应用与软

- 件,2018,35(06):210-213+229.
- [45] 李庆利,张少军,李忠富,白荫玖,金剑,苟中魁.一种基于多项式插值改进的亚像素细分算法[J].北京科技大学学报,2003(03):280-283.
- [46] 舒启林,山博.改进 canny 算子的亚像素定位算法[J].机械设计与制造,2018(10):165-168.
- [47] 韦光,谭庆昌,刘国栋,熊磊,杨鑫,刘健英.基于双曲正切的亚像素边缘检测方法及其评价[J].工程与试验,2010,50(03):1-4+77.
- [48] 张璐,孔凡国.基于亚像素边缘检测的圆定位技术的研究与应用[J].五邑大学学报(自然科学版),2018,32(02):60-66.
- [49] 柯洁.基于数学形态学和灰度矩的高温亚像素边缘检测[J].工具技术,2019,53(03):132-136.
- [50] 肖鹏.基于改进的数学形态学算法在数字滤波器设计中的应用[J].铜仁学院学报,2017,19(09):57-61.
- [51] 潘乐昊,吴舒捷,沈天棋,薛灵钥,戴恩瑜,谢佳婕,金湘亮.基于 Sobel 边缘检测的体积估测算法原理与设计[J].信息系统工程,2019(09):151-152+156.
- [52] Demigny D, Lorca F G, Kessal L. Evaluation of edge detectors performances with a discrete expression of Canny's criteria[C].Proceedings., International Conference on Image Processing. IEEE, 1995, 2: 169-172.
- [53] 南春岩.基于形态学梯度的亚像素边缘检测方法的研究[J].科技资讯,2017,15(28):20-21.
- [54] 田国富,宋江波.基于多尺度多结构元的数学形态学边缘检测[J].微型机与应用,2016,35(07):41-43+47.
- [55] 王东霞,许伟昶.基于改进的数学形态学边缘检测算法研究[J].实验室研究与探索,2014,33(02):89-92+178.
- [56] Kuan Xu.The Chebyshev points of the first kind[J].Applied Numerical Mathematics,2016,102:17-30.
- [57] 赵常威,李森林,程登峰,操松元,严波,陈忠.基于切比雪夫多项式描述子的复杂背景下输电线路提取算法[J].计算机测量与控制,2017,25(12):170-171+223.
- [58] 刘哲,宋余庆,陈健美,谢从华,宋旻珊.基于二类切比雪夫正交多项式非参数混合模型的图像分割[J].计算机研究与发展,2011,48(11):2008-2014.
- [59] 侯育星,陈士超,唐禹,冯大政,邢孟道.基于切比雪夫多项式的新形式调频变标合成孔径雷达成像算法[J].电子与信息学报,2014,36(11):2646-2651.
- [60] 刘翠翠,赵凤群.基于切比雪夫多项式逼近的 6 级 6 阶隐式 Runge-Kutta 方法[J].应用数学与计算数学学报,2016,30(03):376-385.
- [61] 向淑兰,犹轶.径向对称和圆形霍夫相结合的眼睛状态识别[J].光电工程,2011,38(05):133-138.
- [62] 王拯洲,许瑞华,胡炳樑.基于圆拟合的非完整圆激光光斑中心检测算法[J].激光与红外,2013,43(06):708-711.
- [63] 唐冠群.几种激光光斑中心定位算法的比较[J].北京机械工业学院学报,2009,24(01):61-64.
- [64] 朱晖,禹精达,王新玲,郭永亮,张洋.光斑中心位置方法的研究[J].山西电子技术,2011(03):92-93.
- [65] 史少龙,尹达一.改进型灰度质心实时算法研究[J].光电工程,2013,40(12):18-24.
- [66] 孙延鹏,梁小骛,郎瑶.激光光斑中心圆拟合定位算法的 FPGA 实现[J].红外与激光工程,2011,40(05):970-973.
- [67] 张小艳,王晓强,白福忠,田朝平,梅秀庄.基于改进灰度重心法的光带中心提取算法[J].激光与红外,2016,46(05):622-626.
- [68] 马骏,蔺东杰,凌广明.基于海量数据的二维凸包快速生成算法[J].计算机技术与发

- 展,2017,27(02):42-45.
- [69] 王凯,支煜,陈浩,张毅坤.一种基于 Graham 扫描算法的空间点云结构化算法研究[J].现代电子技术,2018,41(14):139-142+146.
- [70] 刘子尧.基于夹角的凸包算法改进[J].软件导刊,2018,17(04):94-96.
- [71] 梁洪亮.“插入法”在排列组合里的应用举例[J].数学教学通讯,1991(02):19-20.
- [72] 徐旭,李源,陈学工.一种基于插入法的 Delaunay 三角网生成算法[J].电脑与信息技术,2010,18(04):29-31+44.
- [73] 温小艳,杨荣骞,吴效明,等.手术导航中手术器械尖端位置的计算方法[J].计算机仿真,2012,29(3):292-295,326.
- [74] 辛志远,于海玥.基于双目视觉的医疗器械三维模型及可视化研究[J].商品与质量,2018,(21):24.
- [75] 高纯玲.基于双目立体视觉的手术器械跟踪定位研究[D].湖北:华中科技大学,2008. DOI:10.7666/d.d063774.
- [76] 蔡振宇.基于全六维位姿定位的肠胃道胶囊内窥镜图像三维重建技术研究[D].宁波大学,2015.
- [77] 刘洋.基于圆形靶标建面的立体视觉测量方法研究[D].哈尔滨工业大学,2016.
- [78] 姜大志,孙闵,刘淼,姜梅,丁秋林.数码相机标定方法研究[J].南京航空航天大学学报,2001(01):55-59.
- [79] 孟莎莎.基于相位测量三维成像系统的简易快速标定方法研究[D].河北工业大学,2013.
- [80] 谢小鹏,彭泽林.一种固定视点的机器人手眼关系标定方法[J].中国测试,2018,44(06):1-5+16.

致 谢

三年的研究生求学生涯转眼就要结束了，回顾两年的学习和生活，期间有困惑，有迷茫，但是更多的是收获，而研究生生涯中所有引导、帮助、关心和激励我的人，我由衷的感谢。

首先，我要感激我的导师任金霞副教授和校外指导老师胡超教授。任金霞老师在我选择研究方向上给出了中肯的建议，在论文的撰写过程中给予了非常大的指导和帮助，任金霞老师的严谨的态度值得我学习，不断求索精神也使我受益匪浅，是我以后学习和工作的榜样。谨在此表达对任金霞老师的感激和敬意。在校外的工作研究中胡超老师指导并给出了中肯的建议，面对以后的方向也对我有很大的指导建议，谨在此表达对胡超老师的感激和敬意。

同时感谢和我朝夕相处的各位同学：单德强、于凯东、沈扬军、郭波超、黄艺培、蒋梦倩，在学习和生活上给了我关心和科研的帮助，同时我要感谢我的家人，对我的学习上的支持，他们是我坚强的后盾，感谢他们在我无助和困惑时不断鼓励我。

感谢我的人生中有这样的一段时光，遇到一群有趣的人和事，因为有了你们，这段生活给我留下了美好的回忆。

攻读学位期间的研究成果

已发表论文:

- 1.郭贝,任金霞.基于蝙蝠算法优化 BP 神经网络的特征点匹配[J].制造业自动化,2019,41(08):68-70+80.

已获奖励:

- 1.2017 年江西省研究生数学建模竞赛 省级 三等奖
- 2.2017 年“西门子”杯智能制造挑战赛 华南赛区 二等奖