

分 类 号: TP751.1

研究生学号: 2011522100

单位代码: 10183

密 级: 公 开



吉 林 大 学

硕 士 学 位 论 文

手术导航系统中手术器械的视觉跟踪研究

Research of Tracking Surgical Instrument Based on Binocular
Stereo Vision in Surgical Navigation System

作者姓名: 姚晖

专 业: 控制理论与控制工程

研究方向: 生物信息处理与模式识别

指导教师: 卢韶芳 副教授

培养单位: 通信工程学院

2014 年 6 月

手术导航系统中手术器械的视觉跟踪研究

Research of Tracking Surgical Instrument Based on Binocular
Stereo Vision in Surgical Navigation System

作者姓名：姚晖

专业名称：控制理论与控制工程

指导教师：卢韶芳 副教授

学位类别：工学硕士

答辩日期：2014 年 6 月 7 日

未经本论文作者的书面授权，依法收存和保管本论文书面版本、电子版本的任何单位和个人，均不得对本论文的全部或部分内容进行任何形式的复制、修改、发行、出租、改编等有碍作者著作权的商业性使用（但纯学术性使用不在此限）。否则，应承担侵权的法律责任。

吉林大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的硕士学位论文，是本人在指导教师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：姚暉

日期：2014年 6月 7日

摘要

手术导航系统中手术器械的视觉跟踪研究

双目立体视觉在外科手术领域中的应用使得外科手术的精确性和成功率大为提高。手术过程中，手术器械是实施手术的执行器，因此对手术器械，特别是对手术器械末端工作点的跟踪成为手术导航系统中最为关键的技术之一。

为了快速准确地对手术器械进行跟踪，本文设计了附着标记板的手术器械，研究了摄像机和投影仪的标定技术、标记点的检测与匹配技术、基于颜色信息的跟踪技术。具体的研究内容与成果如下：

1. 在研究现有摄像机标定技术的基础上，本文采用基于 BP 神经网络的隐式摄像机标定法。该方法通过训练神经网络可以直接建立图像坐标到世界坐标的映射，充分考虑了传统摄像机建模所忽略的各种非线性因素，提高了摄像机的标定精度。

2. 设计了附着标记板的手术器械，在经典 Harris 算法的基础上，采用基于高斯曲面拟合的亚像素级标记点检测算法。结合本文提出的标记点筛选算法，采用 Freeman 链码法则实现了标记点的快速匹配。

3. 建立了手术器械局部坐标系，采用非接触标定法连续采集手术器械的旋转轨迹，求解出超定方程的最小二乘解，完成对手术器械工作点的标定。

4. 研究了 Meanshift 和 Camshift 跟踪算法，提出利用 Saturation 分量对 Hue 分量进行细分，增加了反向投影的饱和度信息，解决了传统 Camshift 算法相似背景下鲁棒性不好的问题。并且研究了标记板出现短暂遮挡时的跟踪策略，利用空间直线最小二乘拟合法对遮挡时刻的标记点进行估计，避免了短暂遮挡导致的跟踪失败。

实验表明，本文投影仪标定和标记点检测的精度达到亚像素级，摄像机标定、手术器械工作点标定和跟踪的误差均小于 0.8mm。本文研究所取得的阶段性成果能够满足手术过程中对手术器械的跟踪要求，具有良好的应用前景和现实意义。

关键词：

目标跟踪，H-S 反向投影，Camshift，BP 神经网络，摄像机标定，亚像素角点，Freeman 链码匹配

Abstract

Research of Tracking Surgical Instrument Based on Binocular

Stereo Vision in Surgical Navigation System

The application of binocular stereo vision in the field of surgery brings great improvement to surgical accuracy and success rates. Since the surgical instruments are actuators of the surgeries, tracking the surgical instruments, especially the end of operating point of surgical instruments becomes one of the most critical technologies in the field of surgical navigation system.

In order to achieve fast and accurate tracking of surgical instruments, this paper designed surgical instruments attached with marking boards, studied the calibration techniques of camera and projector, detection and matching techniques of marking points, and tracking technology based on color information.

Specific contents and results of the research are as follows:

1. Based on the study of current camera calibration techniques, this paper adopted an implicit camera calibration method based on BP neural network. This method builds direct mapping from image coordinates to world coordinates by training the neural network, gives full consideration to the various nonlinear factors ignored by conventional camera models, then improves the calibration accuracy of the camera.

2. This paper designed surgical instruments attached with marking boards, applied sub-pixel corner point detection algorithm based on Gaussian surface (on the basis of classic Harris algorithm), and used Freeman chain to achieve quick matching of marking points based on selecting algorithm.

3. This paper established local coordinate system of surgical instruments, resulted in least-squares solution of over-determined equation according to the continuous acquisitions of rotation locus of the surgical instruments based on non-contact register method, completed the register of the working point.

4. This paper studied Meanshift and Camshift tracking algorithms, subdivided Hue component by Saturation component, increased saturation information of back projection, solved the problem of bad robustness under similar background based on traditional Camshift algorithms. This paper also studied the tracking strategy when marking board was shortly blocked, estimated marking points at blocked moments by space linear least-squares fitting method, avoided tracking failures caused by short blocking.

Experiments showed the projection calibration and marking points detection achieved sub-pixel accuracy,the error of camera calibration,working points register and tracking were less than 0.8mm.Initial results achieved in this paper met the tracking requirements on surgical instruments during surgery with great application prospect and practical significance.

Key words:

Target tracking,H-S back projection,Camshift,BP neural network,Camera calibration, Sub-pixel corner point,Freeman chain matching

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题提出与研究意义.....	1
1.2 机器人辅助外科手术的研究现状.....	2
1.2.1 国外研究现状.....	2
1.2.2 国内研究现状.....	4
1.3 视觉跟踪技术研究现状.....	5
1.3.1 视觉跟踪技术的发展.....	5
1.3.2 视觉跟踪技术的应用.....	6
1.4 视觉跟踪存在的主要问题.....	7
1.5 本文主要研究内容.....	8
第 2 章 手术器械跟踪系统的建立.....	9
2.1 实验平台的建立.....	9
2.1.1 硬件部分的组成.....	9
2.1.2 软件部分的组成.....	10
2.2 手术器械跟踪系统成像模型的建立	14
2.2.1 摄像机成像模型的建立.....	14
2.2.2 常用坐标系的转换关系.....	15
2.2.3 双目立体视觉成像原理.....	16
2.3 基于 BP 神经网络的摄像机标定技术研究.....	17
2.3.1 传统的摄像机标定技术.....	17
2.3.2 BP 神经网络模型的建立.....	18
2.4 本章小结.....	20
第 3 章 手术器械工作点局部定位研究.....	21

3.1 手术器械的设计及特征提取	21
3.1.1 手术器械的设计	21
3.1.2 手术器械标记点的检测方法研究	22
3.2 手术器械标记点匹配研究	28
3.2.1 基于 Freeman 链码匹配的可行性分析	28
3.2.2 基于 Freeman 链码匹配的实现	30
3.3 手术器械工作点的标定	32
3.3.1 手术器械工作点标定原理	32
3.3.2 手术器械工作点标定的实现	35
3.4 本章小结.....	36
第 4 章 手术器械跟踪方法研究	37
4.1 基于 Meanshift 算法的手术器械跟踪研究	37
4.1.1 颜色空间转换模型的建立	37
4.1.2 Meanshift 算法原理分析及跟踪实现	39
4.2 基于改进 Camshift 算法的手术器械跟踪研究.....	42
4.2.1 传统的 Camshift 算法实现.....	42
4.2.2 基于 H-S 直方图的改进 Camshift 算法实现	46
4.3 手术器械工作点的跟踪实现	49
4.3.1 无遮挡环境下工作点的跟踪实现	49
4.3.2 有遮挡环境下工作点的跟踪实现	51
4.4 本章小结.....	54
第 5 章 实验研究.....	55
5.1 实验系统组成.....	55
5.2 标定实验及误差分析	56

5.2.1	摄像机标定实验及分析.....	56
5.2.2	投影仪机标定实验及分析.....	58
5.2.3	手术器械工作点标定实验及分析	60
5.3	工作点跟踪实验及误差分析.....	60
5.3.1	标记点匹配正确率实验分析.....	61
5.3.2	工作点跟踪的相对误差分析.....	61
5.4	本章小结.....	63
第 6 章	总结与展望.....	65
6.1	全文总结.....	65
6.2	展望.....	66
	参考文献.....	67
	作者简介及科研成果.....	73
	致 谢.....	75

第 1 章 绪论

1.1 课题提出与研究意义

本文依托吉林省科技发展计划项目：《应用于脑外科手术的医用机器人增强现实基础研究》，重点研究了手术导航系统中手术器械的视觉跟踪方法。

传统的外科手术，医生只能通过直接观察患者的病灶进行手术，但是有些病灶是不可见的，医生只能凭借经验进行手术操作，极易导致手术创口大、患者恢复时间长等问题^[1]。机器人辅助外科手术(Computer Aided Surgery)在这种应用背景下应运而生，而手术导航系统是机器人辅助外科手术领域的一个具体应用。

手术导航系统经历了漫长的发展历程，实现手术导航的原理也各不相同。最早出现的手术导航系统是机械导航系统，手术过程中通过控制机械臂的姿态来辅助手术，其主要的缺点是机械臂不容易安装且控制精度不高。超声波手术导航系统利用超声波测距定位，其最大的缺点是容易受到环境温度变化等噪声的干扰，精度不高。电磁导航系统利用多个电磁发射器的相对位置和探测器接收的电磁波信号确定目标的位置，其缺点是对环境中的金属特别敏感，定位精度难以保障。光学导航系统是目前应用最广泛的手术导航系统，它定位精度高、体积小、方便灵活。

手术导航系统使外科手术进入全新的智能时代。手术前，医生可以通过 X 射线图像或核磁共振图像构建出病灶的具体位置和范围，通过对病灶周围组织的成像和分析确定最优的手术路径。术中医生执行术前规划路径，手术器械与病灶部位的相对关系、手术器械工作点的位置实时地通过计算机屏幕显示出来。医生通过比较规划路径和实时路径，可以评价和纠正实际手术中的偏差，使整个手术过程更加准确，病灶得到更彻底地切除。以最小的创口和代价实现对病灶部位最大限度的手术治疗，最大程度减少患者的痛苦，体现出以人为本的人文关怀。

双目立体视觉是光学手术导航系统的关键技术，它属于人工智能的范畴，是计算机视觉的重要分支。其基本原理是利用不同位置的两台摄像机同时对同一目标进行拍摄，实现目标深度信息的还原，使计算机具有类似人类立体视觉成像系统的能力^[2]。双目立体视觉是计算机视觉与仿生学结合的产物，双目立体视觉在机器人自主导航和机器人辅助外科手术等诸多领域都有广泛的应用。

本文对手术导航系统中最关键的手术器械跟踪技术进行了研究，旨在研究出一种实时性、准确性和鲁棒性都符合临床要求的手术器械检测、识别与跟踪方法，为手术导航系统提供有力支持。

1.2 机器人辅助外科手术的研究现状

随着计算机技术和医学图像技术的飞速发展，计算机辅助外科手术利用各种医学图像，通过计算机进行数据处理和分析，为医生的术前规划和术中决策提供支持。机器人辅助外科手术极大地提高了手术成功率和手术精确度，为患者带来福音，为外科手术开辟了崭新的领域。

1.2.1 国外研究现状

1985 年，世界上第一台医用机器人问世，它采用 Puma560 工业机器人辅助引导定位完成颅骨手术。1989 年，英国皇家学院成功利用 Puma560 开展了临床应用。1991 年，英国帝国理工学院成功研制出全球首台泌尿科 Probot 临床应用机器人^[3]，如图 1.1 所示。同年，全球首台骨科机器人 RoboDoc 问世，如图 1.2 所示。此外，美国卡内基梅隆大学、法国梅约医疗中心、德国亚琛工业大学等研究机构也先后研制了各自的机器人辅助外科手术导航系统。



图 1.1 Probot 机器人



图 1.2 RoboDoc 机器人

透视导航是近年来手术导航领域的一个研究热点，它的主要特点是将患者的病灶与病灶的 3 维成像相对应，并且实时地将手术器械显示在 3 维图像上，便于医生术中决策。国外的各个商业医疗器械设备商也纷纷推出基于透视技术的导航产品，其中技术先进并且已经投入临床的有加拿大 NDI 公司的 Polaris 系统，如图 1.3 所示。此外还

有美国 Medtronic 公司的 StealthStation 系统；德国 BrainLab 公司的 VectorVision 系统，如图 1.4 所示；英国 Roke Manor Research 公司的 VISLAN 系统；美国 Stryker 公司的 Stryker 系统等。

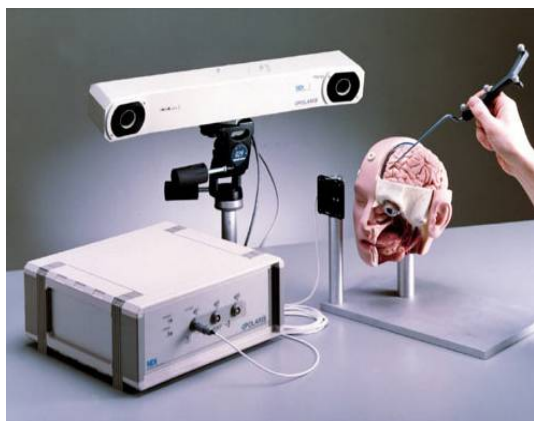


图 1.3 NDI 公司 Polaris



图 1.4 BrainLab 公司 VectorVision

美国 Computer Motion 公司和 Intuitive Surgery 公司在导航产品的临床推广方面处于领先地位。1993 年，Computer Motion 研制出 Aesop 机器人^[4]，如图 1.5 所示。它由两个部分组成，一部分是固定在手术台上的手臂，它可以帮助腔镜外科医生扶镜；另一部分是特殊声音控制的计算机系统^[5]。1999 年 Computer Motion 公司研制出 Zeus 机器人，如图 1.6 所示。它由连接在一个操作平台上的三个机械臂组成，与之前的 Aesop 机器人类似，其腔镜手臂由声音系统控制，其余两个手臂都具有 4 个方向的自由度^[6]。



图 1.5 Aesop 机器人



图 1.6 Zeus 机器人

1999 年 1 月美国 Intuitive Surgery 公司推出具有 3 个机械臂的第 1 代 da Vinci 机器人，并成为第一台通过美国食品与药品管理局(FDA)认证的医用机器人，其主要组成部分为：机械臂动力系统、医学成像系统和手术控制台。2002 年具有 4 个机械臂的第 2 代 da Vinci 机器人问世，2009 年，具有 2 个控制台和高清成像系统的第 3 代 da Vinci 机器人研制成功，如图 1.7 所示。该系统采用的是主从式操作系统，人机接口更为人性

化，成为目前全球范围应用最广泛的医用机器人^[3, 7]。



图 1.7 第 3 代 da Vinci 机器人

1.2.2 国内研究现状

国内对机器人辅助手术技术的研究起步较晚，近年来各个科研院所逐步开始关注和研究此领域，使得机器人辅助手术逐渐成为一个新的研究热点，并且也取得了一系列可喜的成果。

北京航空航天大学 and 海军总医院于 1997 年联合研制了 Puma262 机器人辅助手术系统，并在脑外科开展了临床应用，开创了我国机器人辅助外科手术之先河^[8]。2003 年，南开大学研制了微操作机器人系统^[9]。2004 年，香港中文大学研制了被动臂机器人并成功应用于临床^[10]。同年，上海交通大学与第二医科大学联合研制了用于关节置换的小型机器人系统原型^[11]。2005 年，天津大学研制的“妙手”机器人系统，实现了腹腔镜下的手术微操作^[12]。2006 年，北京航空航天大学与积水潭医院共同研制了 6 自由度小型模块化机器人，并成功完成了国内首例远程外科手术^[13]。

国内商业医疗器械设备商也陆续推出手术导航的产品，深圳安科公司在 2000 年推出如图 1.8 所示的 ASA-610V 手术导航系统，成为国内导航系统的首款产品^[14]。复旦大学数字医学研究中心研制的具有自主知识产权的手术导航产品 Excelim-04，如图 1.9 所示，在上海华山医院成功应用到临床^[15]。

除此之外，中国科学院自动化研究所、清华大学、上海交通大学、浙江大学、华南理工大学、东南大学、吉林大学等科研院所和高校也开展了对机器人辅助手术导航系统的研究。



图 1.8 安科 ASA-610V 手术导航系统



图 1.9 复旦大学 excelim-04

国内的机器人手术导航系统无论从定位精度还是产品化方面，较世界先进水平还有一定差距。欧洲对手术导航产品每年有 18 亿美元的市场需求，其手术导航产品的全球市场年增长率为 35%，美国的市场需求更是接近 29 亿美元，增长率为 20.9%^[16]。未来 10 年国内对手术导航产品的市场需求至少为 10 亿美元，其发展前景十分广阔。无论从民族感情还是减少患者开支的角度，加快研究具有自主知识产权的手术导航系统都是刻不容缓的。

1.3 视觉跟踪技术研究现状

视觉跟踪问题是一个系统工程，涉及到机器人学、材料学、计算机视觉等多个研究领域。视觉跟踪的含义是通过各种技术手段检测、提取、识别与跟踪视频序列中的目标，为下一步视频跟踪的相关应用做准备，并最终实现对目标行为的理解^[17]。

1.3.1 视觉跟踪技术的发展

视觉跟踪技术发轫于 20 世纪 50 年代，其最初是从统计模式识别发展起来的。1965 年 Roberts 利用计算机编程从 2 维图像成功提取到简单几何多面体的 3 维信息。由于受到当时计算机技术的限制，视觉跟踪研究的初级阶段主要局限于静态的 2 维图像。20 世纪 80 年代，计算机技术取得巨大进步，对视频图像的跟踪技术成为研究热点。处理视频图像最具代表性的方法是光流法^[18]，但是光流法的运算量大，难以满足工程需要，并且它对噪声特别敏感，在噪声环境下的误差很大。基于不同的角度可以把视觉跟踪问题分成不同类型：按照摄像机数量分为单目跟踪和多目跟踪；按照摄像机运动状态分为静止摄像机跟踪和运动摄像机跟踪；按照跟踪目标的数量分为单目标跟踪和多目

标跟踪；按照成像传感器的种类分为可见光跟踪和红外跟踪。

视觉跟踪算法一般分 4 类^[19]：

1.基于区域的跟踪：跟踪开始前首先利用图像分割技术或者手动选定目标区域，根据所跟踪目标不同的图像特征进行跟踪。彩色图像可以利用其颜色信息，灰度图像可以利用其轮廓信息。

2.基于目标特征的跟踪：跟踪时以目标的局部特征为线索，其优点是当目标发生部分遮挡时仍然可以保持对目标的跟踪。

3.基于变形模板的跟踪：目标模板是一条手动绘制的封闭曲线，通过不断调整方向与面积对图像中的目标进行逼近，实现对目标的跟踪。

4.基于 3D 模型的跟踪：首先根据先验知识建立目标的空间结构模型和运动模型，然后根据视频图像中检测到的实际目标计算模型的各个参数。

1.3.2 视觉跟踪技术的应用

视觉跟踪技术在军事和民用领域都有广泛的应用。除了前面所述的视觉跟踪技术在光学手术导航系统领域的应用外，图像制导技术是视觉跟踪在军事领域的重要应用。图像制导的基本原理是：通过安装在导弹上的微型摄像机实时采集图像，将实时图像与制导系统中的目标参考图像匹配，利用实时目标与参考目标的偏差信号对导弹的姿态进行调整，最终使导弹击中目标，完成精确制导。

1997 年，由美国国防部牵头，卡内基梅隆大学与麻省理工学院参与研制了基于视觉跟踪技术的视频监控系统：VSAM^[20]。随后，PASSWORDS^[21]系统和 Pfinder^[22]系统的问世使视频监控技术更加完善和实用。

视觉跟踪技术在智能交通领域也获得了广泛应用，主要包括：交通流量控制、驾驶员行为监测和智能车辆。Coifman 建立的基于视频处理的交通管理系统实现了对公路交通流量的监控^[23]。驾驶员视觉监测系统的原理是利用安装在驾驶室的摄像机采集驾驶员的面部图像，通过对驾驶员表情的提取与分析判断驾驶员是否存在异常的驾驶行为，保证了安全驾驶，降低了事故的发生率。智能车辆是视觉跟踪技术在智能交通领域的又一重要应用，它利用车载摄像机对实时路况进行采集、处理、分析和理解，将跟踪结果反馈给驾驶员或者智能车辆的决策系统，以保证当前车辆与其他车辆的安全车距，最终实现无人驾驶。

1.4 视觉跟踪存在的主要问题

目标跟踪技术是计算机视觉领域的重要研究方向，在手术导航、智能交通和视频监控等领域有广泛的应用，也取得了许多成果。工程实践中，背景的复杂性和目标的多样性使得对目标的跟踪很难兼顾准确性、实时性和鲁棒性。特别是应用于手术导航系统的跟踪技术，对跟踪性能的要求更是非常严格。手术导航系统中对手术器械的跟踪技术目前存在的主要问题有：

1. 阴影问题

按照手术器械产生的阴影落在背景上面还是落在自身上面，把阴影分为外部阴影和内部阴影。阴影问题对基于区域特征跟踪的影响非常大，因为阴影与背景混淆在一起，甚至阴影之间相互覆盖，使运动目标和背景的灰度一直变化，直接影响目标的检测和提取。因此要设法减小阴影对手术器械跟踪的影响。

2. 相似背景问题

传统的视频跟踪算法大多基于目标的颜色信息，当目标颜色与背景颜色相近时，会出现跟踪窗口扩大至整个背景的情况。手术过程中多种手术设备协同工作，手术环境相对复杂，经常出现手术器械与背景颜色相似的情况。因此改善传统跟踪算法在相似背景下的鲁棒性是本文要解决的一个重要问题。

3. 实时性问题

考虑到手术导航系统的临床应用背景，手术导航系统对人机交互的实时性和准确性都有很高的要求。需要从硬件和软件两个层面来解决这个问题：一方面为手术导航系统配备高性能的处理器、高灵敏度的传感器等硬件；另一方面需要开发出算法执行效率高且运行结果准确的手术器械跟踪算法，保证手术器械跟踪系统准确性的同时兼顾实时性。

4. 遮挡问题

遮挡问题的实质是相邻两帧图像由于单一目标的自遮挡或多个目标之间的相互遮挡，导致无法提取到完整的运动目标。手术导航系统在对手术器械进行跟踪时，如果某一时刻出现遮挡，手术器械在遮挡时刻的位置和运动状态是无法直接利用跟踪算法获得的。医生无法通过计算机屏幕获得当前时刻手术器械相对于患者病灶的位置，增加了手术的风险。因此解决手术器械的遮挡问题是手术器械跟踪系统的必然要求。

1.5 本文主要研究内容

针对传统手术导航系统中手术器械跟踪算法难以兼顾准确性、实时性和鲁棒性的问题，本文将对手术器械跟踪技术展开深入研究。首先将研究手术器械跟踪的先决技术，包括双目立体视觉的原理、摄像机成像模型和标定技术、手术器械标记点的检测算法、双目立体匹配算法、手术器械工作点的标定技术等。在此基础上，还将重点研究准确性、实时性和鲁棒性均符合本文要求的手术器械跟踪算法。具体内容安排如下：

第1章：绪论

介绍课题来源、研究背景和研究意义，阐述机器人辅助外科手术和视觉跟踪技术的国内外发展现状和应用领域，分析应用于手术导航系统的视觉跟踪技术现存的主要问题，最后给出本文的主要研究内容。

第2章：手术器械跟踪系统的建立

本章将建立手术跟踪系统的实验平台，包括软件部分和硬件部分，对双目立体视觉的原理和本文用到的坐标系进行介绍与分析。并且将重点研究摄像机标定技术，对传统摄像机标定技术进行改进，使其更加符合本文的精度要求。

第3章：手术器械工作点局部定位研究

本章将对手术器械进行设计，还将研究标记点检测算法，并将对传统标记点检测算法进行改进，以提高检测精度。在此基础上对双目匹配技术进行研究，最后将建立本文手术器械局部坐标系，并完成手术器械工作点的标定。

第4章：手术器械跟踪方法研究

本章将重点对手术器械的跟踪算法展开研究。针对传统跟踪算法不能同时兼顾准确性、实时性和鲁棒性的问题，本章将在传统跟踪算法的基础上研究改进跟踪算法，使本文设计的手术器械跟踪系统更加符合临床要求。

第5章：实验研究

本章将用实物搭建本文的实验系统，并将详细给出本文手术器械跟踪系统各个模块的实验结果和误差分析。在此基础上还将给出手术器械工作点的跟踪结果，同时对工作点跟踪实验的相对误差进行分析。

第6章：总结与展望

本章将对全文进行总结，对后续的研究方向进行展望。

第 2 章 手术器械跟踪系统的建立

为了实现手术过程中对手术器械快速准确的跟踪，首先要建立手术器械跟踪系统。本章的手术器械跟踪系统建立在机器人辅助外科实验平台之上，包括硬件部分和软件部分。本文的所有理论和实验都将在本章建立的手术器械跟踪系统中实现，在全面研究手术器械跟踪系统先决技术的基础上，本章将重点研究并解决传统摄像机标定技术不能兼顾准确性和实时性的问题。

2.1 实验平台的建立

本章所建立的实验系统包括硬件部分和软件部分，设计并实现实验系统的目的是对手术过程进行真实再现，使本文的研究更加具备临床意义。硬件部分是本文实验系统的物质基础，硬件部分的性能和稳定性将直接影响手术器械跟踪系统的性能。软件部分是实验系统的灵魂，合理高效的软件部分可以最大限度地发挥硬件的潜能，使整个实验系统低耗高效地运转。

2.1.1 硬件部分的组成

本文手术器械跟踪系统的硬件部分如图 2.1 所示，主要包括：2 台摄像机、2 台计算机、1 台投影仪、1 个可调节的手术实验平台、1 个手术器械、1 个尺寸和颜色都与正常成人头部接近的模型。

2 台摄像机即为实验系统的双目，负责采集图像，包括采集摄像机标定模板图像、投影仪标定模板图像、手术器械工作点标定图像、手术器械的跟踪图像。计算机是信息处理的核心，是软件系统的载体，负责图像处理与跟踪算法的实现。投影仪实时反馈手术器械工作点的跟踪效果，计算机得到当前手术器械工作点的世界坐标后，将此世界坐标代入投影仪模型得到 2 维投影坐标，最终投射出以此投影坐标为中心的十字光标。本文实验平台的高度可以在 0.5m 的范围调节，这样设计的目的是可以自如地在不同高度进行摄像机、投影仪标定。本文对手术器械的跟踪将采用间接跟踪的方法，因此需要在手术器械上附着标记物，通过跟踪具有明显特征的标记物，间接计算出手术器械工作点的位置。

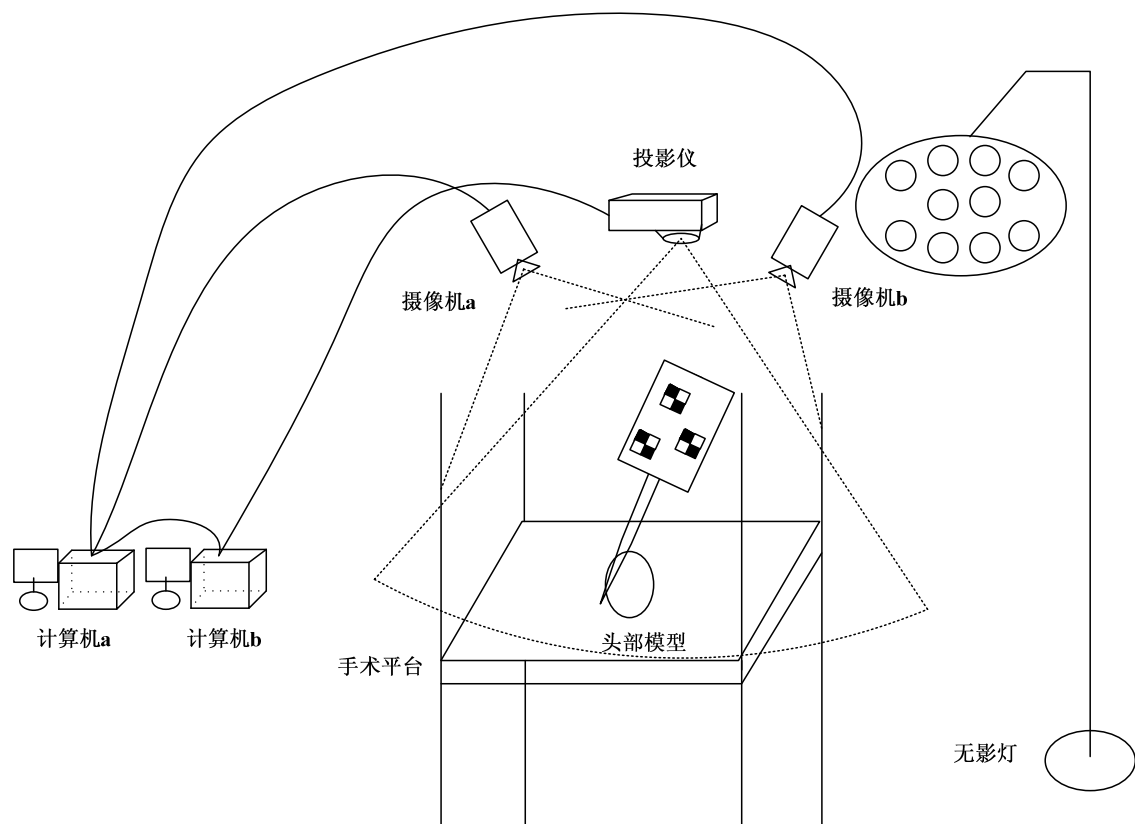


图 2.1 硬件部分组成

2.1.2 软件部分的组成

本文采用 C++和 Matlab 作为联合开发工具, 在 Microsoft Visual Studio 2005 环境下配置 OpenCV2.2.0。本文软件部分分为: 标定模块、标记点提取与匹配模块、跟踪模块和误差评价模块。标定模块主要完成摄像机、投影仪和手术器械工作点的标定, 标定模块的组成如图 2.2 所示。

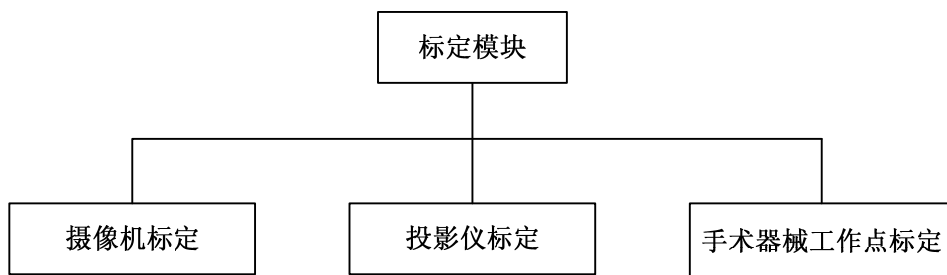


图 2.2 标定模块组成

摄像机标定模块完成 2 维图像坐标到 3 维世界坐标的映射, 投影仪标定模块完成 3

维世界坐标到 2 维投影坐标的映射，手术器械工作点标定模块完成工作点在手术器械局部坐标系下坐标的求解。本文摄像机标定的流程如图 2.3 所示。

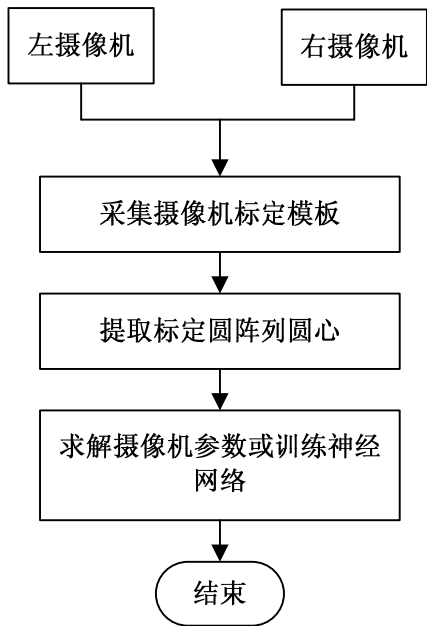


图 2.3 摄像机标定流程

投影仪可以看作是摄像机逆光路模型，因此可以仿照摄像机的标定步骤对投影仪进行标定。投影仪标定利用投影仪投射 OpenGL 圆阵列，左、右摄像机在不同高度连续采集，提取投影圆阵列的圆心，利用摄像机标定的结果得到投影圆阵列的世界坐标。圆心世界坐标到 OpenGL 投影坐标映射的建立可以按照摄像机的标定过程，本文投影仪标定的流程如图 2.4 所示。

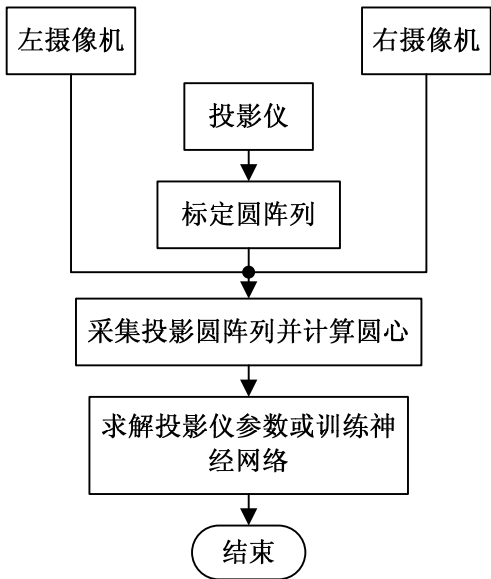


图 2.4 投影仪标定流程

本文对手术器械工作点的跟踪属于间接跟踪，而对手术器械工作点的标定是间接跟踪的前提。具体的标定过程为：左、右摄像机连续采集手术器械图像，通过调用摄像机标定模块和角点提取模块计算出标记点的世界坐标。建立手术器械工作点标定方程组，求解此方程组得到工作点的局部坐标。本文手术器械工作点的标定流程如图 2.5 所示。

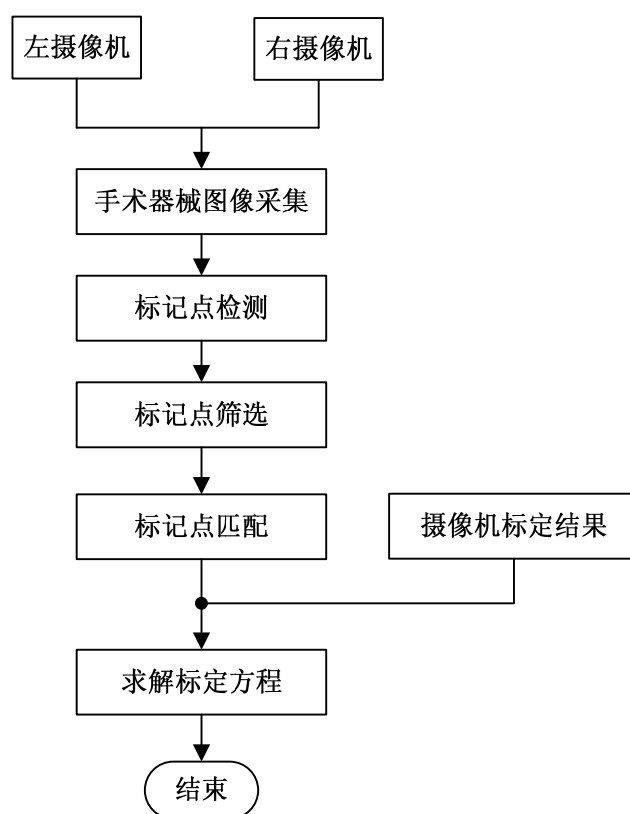


图 2.5 手术器械工作点标定流程

标记点提取与匹配模块的任务是在标记板范围内对标记点进行检测并对提取到的标记点进行立体匹配以最终获得标记点的世界坐标。本文标记点提取与匹配模块的组成如图 2.6 所示。

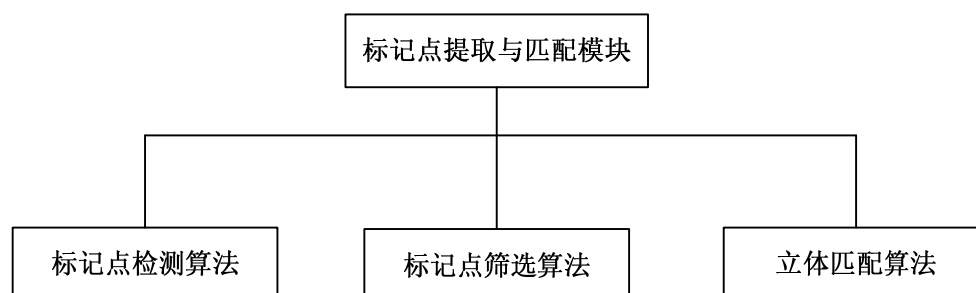


图 2.6 标记点提取与匹配模块组成

跟踪模块利用本文的跟踪算法完成对手术器械标记板的跟踪，并对遮挡时刻的标

记点位置进行估计。本文跟踪模块的组成和跟踪流程分别如图 2.7、2.8 所示。

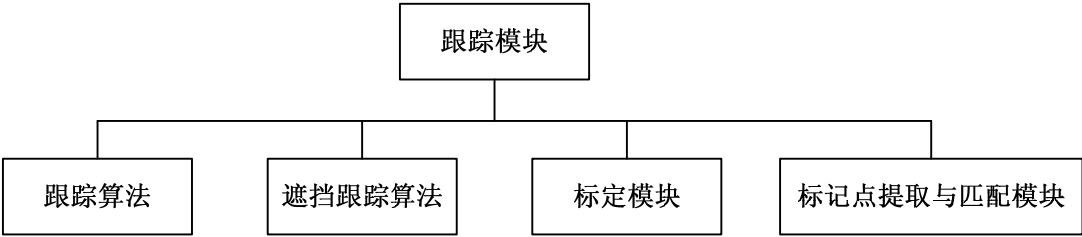


图 2.7 手术器械跟踪模块组成

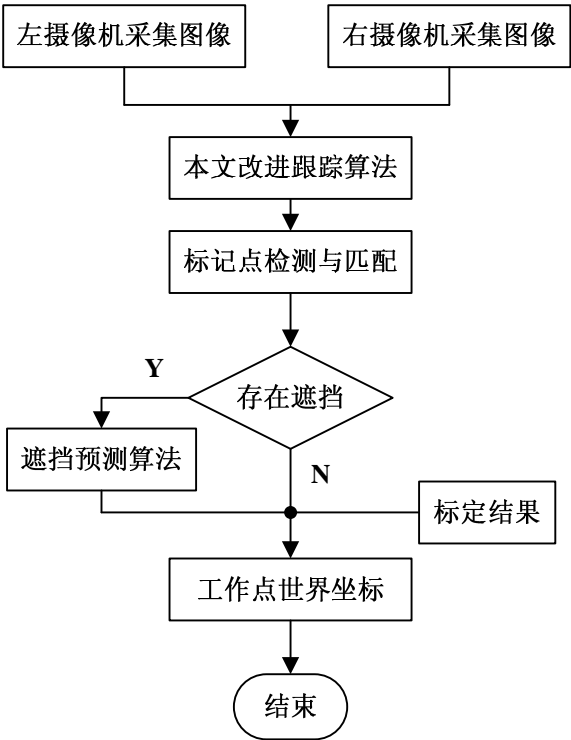


图 2.8 手术器械跟踪模块流程

误差分析模块完成对摄像机、投影仪和手术器械工作点标定误差、标记点检测误差、手术器械工作点跟踪相对误差的计算任务。本文误差分析模块的组成如图 2.9。

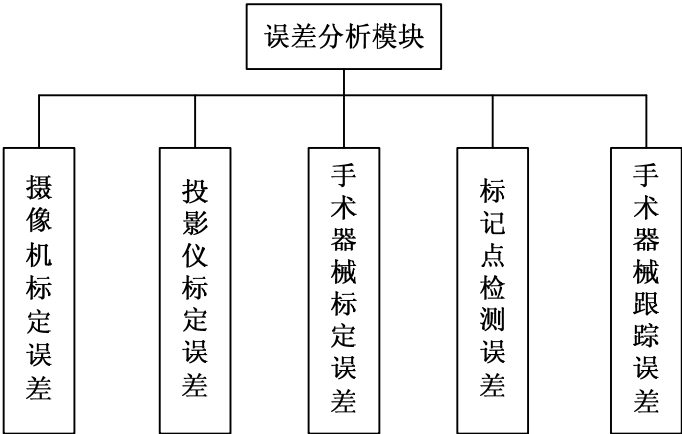


图 2.9 误差分析模块组成

由上述分析可见，各软件模块间相互渗透、相互调用，共同组成本文的软件部分。

2.2 手术器械跟踪系统成像模型的建立

双目立体视觉技术的目的是通过三角测量原理计算两幅图像的视差，获得该点的深度信息^[24]。本文对手术器械的跟踪基于双目立体视觉技术，因此要建立摄像机与双目立体视觉成像模型，这是所有基于双目立体视觉应用问题需要首先解决的问题。本节将介绍与分析摄像机成像模型、本文常用到的 4 种坐标系及其转换关系以及双目立体视觉原理。

Marr 理论表明视觉系统的输入是 2 维图像，输出是通过重建得到的 3 维信息。Marr 认为视觉系统的任务就是对环境中的物体进行识别与跟踪，并把视觉系统分为 3 个阶段，如图 2.10 所示。第 1 阶段是由原始数据到 2 维图像的特征表示；第 2 阶段是对环境的 2.5 维表示，具体含义是以摄像机为中心坐标系的 3 维重建；第 3 个阶段即是以物体自身为中心的三维描述。

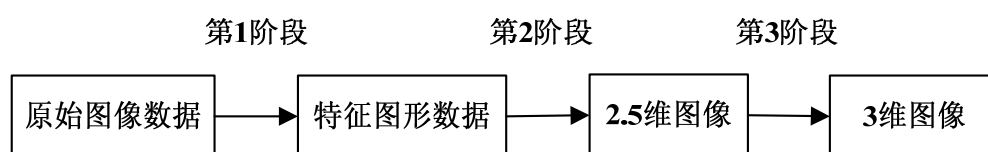


图 2.10 Marr 视觉理论的 3 个阶段

2.2.1 摄像机成像模型的建立

建立摄像机模型的目的是为了确定空间点通过摄像机成像映射到 2 维图像的规律，目前大多数摄像机采用透镜成像原理，摄像机成像模型分为线性模型和非线性模型。可以证明，针孔成像和透镜成像在几何上是一致的^[25]。

线性成像模型也称为针孔成像模型，它是一种理想模型，该模型把投影过程近似为一种线性关系，如图 2.11 所示。空间中的一点 $P(X_C, Y_C, Z_C)$ 在投影平面有唯一的投影点与之对应。 X_C - Y_C - Z_C 坐标系表示摄像机坐标系， X_C 轴、 Y_C 轴分别与投影平面平行， Z_C 轴与投影平面垂直，而 Z_C 轴与投影平面的交点即是图像坐标系的原点。摄像机光心 O 和空间点 P 的连线与投影平面的交点就是该点在投影平面的投影 $P(u, v)$ 。根据三角形相似原理得到式(2.1)：

$$\begin{cases} u = \frac{f \cdot X_c}{Z_c} \\ v = \frac{f \cdot Y_c}{Z_c} \end{cases} \dots\dots\dots(2.1)$$

把上述投影关系用矩阵形式表示得到式(2.2):

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fX_c \\ fY_c \\ Z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2.2)$$

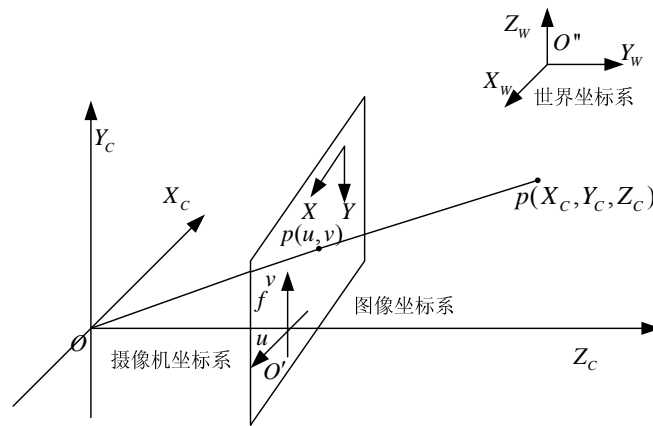


图 2.11 线性成像模型

2.2.2 常用坐标系的转换关系

本文手术器械跟踪系统涉及到的 4 个坐标系, 分别为摄像机坐标系、世界坐标系、图像坐标系和像素坐标系。

首先研究世界坐标系和摄像机坐标系的关系, 由于二者都是空间直角坐标系, 因此它们之间一定可以通过旋转和平移相互转换, 下面给出从世界坐标系到摄像机坐标系的转换公式。假设空间某点的世界坐标是 $P_w(X_w, Y_w, Z_w)$, 此点在摄像机坐标系的坐标是 $P_c(X_c, Y_c, Z_c)$, 其转换公式如式(2.3):

$$P_c = RP_w + T \dots\dots\dots(2.3)$$

显然式(2.1)就是摄像机坐标系到图像坐标系转换的公式, 将其写成矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 \\ 0 & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{X_c}{Z_c} \\ \frac{Y_c}{Z_c} \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2.4)$$

图像坐标系与像素坐标系的关系：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 \\ 0 & \frac{1}{dy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.5)$$

其中， dx 和 dy 表示 CCD 传感器一个像素点在 x 和 y 方向上的物理尺寸，单位是毫米， x_0 和 y_0 表示平面中心的像素坐标。

把式(2.4)代入式(2.5)得到摄像机坐标系与像素坐标系的关系：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 \\ 0 & \frac{1}{dy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 \\ 0 & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{X_c}{Z_c} \\ \frac{Y_c}{Z_c} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.6)$$

2.2.3 双目立体视觉成像原理

单目成像无法获知空间点的深度信息，这是因为摄像机光心和投影点的连线上的所有点共享此投影点，导致无法由投影点唯一确定空间点。而利用双目摄像机采集图像可以很好地解决空间点唯一性的问题。

双目立体视觉成像原理如图 2.12 所示。图中 O_1 和 O_2 是左、右摄像机光心，空间点 P 、 Q 与左摄像机光心 O_1 共线。如果没有右摄像机，则 P 、 Q 在左摄像机投影平面的投影是重合的，这就是单目摄像机丢失深度信息的原因。 P 、 Q 点在右摄像机的投影是不重合的，据此根据几何关系可以确定深度信息。

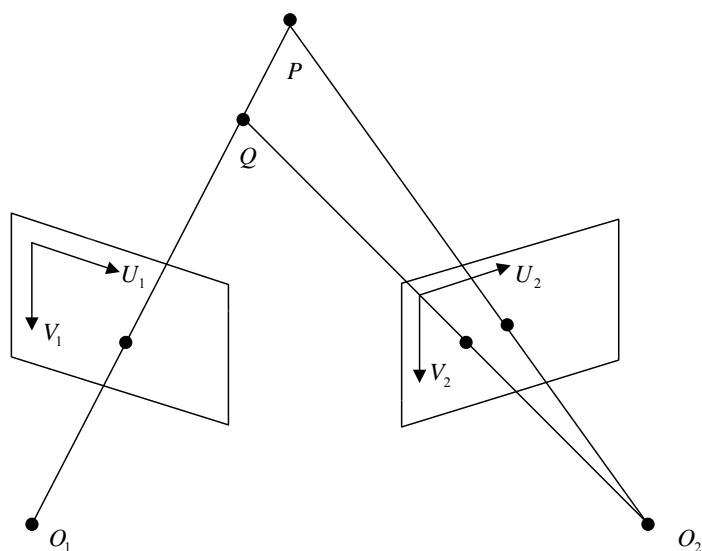


图 2.12 双目立体视觉成像原理

双目立体成像模型可以分为基于平行光轴模型和基于汇聚光轴模型^[26]。基于平行光轴的视觉模型是一种理想模型，左、右摄像机内外参数完全相同且它们的光轴平行，这种模型可以等价为左摄像机沿着摄像机坐标系的 X 轴方向平移到右摄像机的位置。但是在工程实践中，左、右摄像机的光轴是很难严格平行的。因此目前广泛应用的双目视觉系统大部分基于汇聚光轴模型，左、右摄像机成一定夹角放置。这种模型不仅降低了摄像机放置的难度，还可以调节左、右摄像机的视野，使目标能最大限度地呈现在左、右摄像机的公共视野中。

2.3 基于 BP 神经网络的摄像机标定技术研究

摄像机标定是双目立体视觉的先决技术，传统的摄像机标定大多是通过建立摄像机几何模型，求解摄像机内部参数和外部参数，最终确定图像 2 维坐标与 3 维世界坐标之间的映射关系。对摄像机参数的求解不是摄像机标定的必要条件，按照是否需要求解摄像机的内外参数，摄像机标定方法分为显式标定法和隐式标定法。传统的标定方法大多属于显式法，其优点是模型的数学含义清楚。但是任何模型都不能完全包括摄像机成像过程中的非线性因素，模型误差将直接导致标定精度的下降。

2.3.1 传统的摄像机标定技术

目前主要的摄像机标定方法有线性法、非线性法、两步法等^[27]。

1. 线性法

Abdel-Aziz 和 Karara 于 1971 年提出线性变换的摄像机标定方法^[28]，即通过求解线性方程得到摄像机的内外参数。线性法最大的优点是算法简单容易实现。但是其缺点也是显著的，线性模型没有考虑摄像机成像过程中的各种非线性因素，而这些非线性因素显然又是不可忽视的。镜头畸变是主要的非线性因素，又分为切向畸变、径向畸变和薄棱镜畸变^[29]。

2. 非线性法

为了减小线性模型由于忽略非线性因素带来的误差，非线性法通过建立非线性模型求解摄像机参数。Faig 提出的非线性模型就是一个经典代表，这个模型考虑了较多的非线性因素，取得了优于线性法的结果。但是其模型复杂、运算量较大，并且任何一种非线性模型都不能包括成像过程中的所有非线性因素^[30]。

3.两步法

Tsai 提出的径向约束两步法, 综合线性法和非线性法的一些特点, 即同时具有线性算法求解速度快和非线性算法求解结果准确的特点^[27, 31]。其算法的基本思想分为两步, 第一步建立线性模型并求解线性方程得出初步的线性参数, 第二步把第一步求解得到的参数和畸变参数进行迭代求解。这种方法的缺点是对径向畸变的修正只能是轴对称的, 实际应用比较受限。另外, 张正友提出利用平面模板进行标定也是一种两步标定方法^[32]。

以上传统的摄像机标定法都属于显式标定方法, 近年来神经网络技术的发展给摄像机标定提供了新的思路, 基于神经网络的标定方法跳出了具体模型的局限, 直接用神经网络建立映射关系。

2.3.2 BP 神经网络模型的建立

BP(Back Propagation)神经网络是按误差逆向传播的前馈网络, 其基本原理是输入量经过中间隐藏层的训练, 最后得到输出值, 建立输入与输出之间的一种映射。其过程是通过输入量的正向传播和误差的反向传播, 构成整个 BP 网络。广义上讲, BP 神经网络是一个 3 层网络, 其拓扑结构分为: 输入层、隐藏层和输出层。BP 神经网络的训练算法采用最速下降法求解性能函数的最小值^[33], 通过反复训练达到误差收敛于最小值的目的。

经过一次正向传播后如果达不到规定误差范围内的输出, BP 神经网络就会开始误差反向传播过程。假设 v_{ij} 和 w_{jk} 分别表示输入层到隐藏层和隐藏层到输出层的权值系数。以摄像机标定的训练样本为例, 假设输入为 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 , 输出为 y_1 、 y_2 、 y_3 , 激励函数分别是 $f_1()$ 、 $f_2()$ 。隐藏层的中间输出为:

$$m_i = f_1 \left(\sum_{j=1}^4 v_{ij} \cdot x_j \right) \cdots \cdots \cdots (2.7)$$

输出层的输出为:

$$y_j = f_2 \left(\sum_{k=1}^{16} w_{jk} \cdot m_i \right) \cdots \cdots \cdots (2.8)$$

式(2.7)和式(2.8)就是一次正向传播。接下来分析反向传播过程, 假设训练样本为 x^r , 输出为 y_j^r 。通常把平方差函数作为误差估计函数, 则有:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^3 (e_j^p - y_j^p)^2 \dots\dots\dots(2.9)$$

其中, e_j^p 是期望输出的样本。

如何减小式(2.9)积累产生的误差是整个神经网络的主要任务, 一种思路是通过改变权值系数 v_{ij} 和 w_{jk} , 计算公式如式(2.10):

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \left(\sum_{p=1}^r E_p \right) \dots\dots\dots(2.10)$$

假设误差信号为:

$$\delta = -\frac{\partial E_p}{\partial S_j} \dots\dots\dots(2.11)$$

最终得到隐藏层到输出层权值与误差的关系:

$$\Delta w_{jk} = \sum_{p=1}^r \sum_{j=1}^3 \eta (e_j^p - y_j^p) \cdot f_2'(S_j) \cdot m_i \dots\dots\dots(2.12)$$

同理得到输入层到隐藏层权值与误差的关系:

$$\Delta v_{jk} = \sum_{p=1}^r \sum_{j=1}^3 \eta (e_j^p - y_j^p) \cdot f_2'(S_j) \cdot w_{jk} \cdot f_1'(S_k) \cdot x_i \dots\dots\dots(2.13)$$

在实际的 BP 神经网络训练时, 正向传播和反向传播是交替循环的, 直到输出值与期望值之间的误差小于阈值, 训练结束。建立 BP 神经网络模型的目的是通过训练学习, 不断减小性能函数的值, 使神经网络的输出不断接近目标值。摄像机标定的本质是确定图像 2 维点与空间 3 维点之间的映射关系, BP 神经网络不需要建立具体的摄像机成像模型, 直接根据输入和输出样本就能够建立这种映射关系。BP 神经网络具有很强的函数逼近功能, 且含单隐层的 BP 神经网络能够以任意精度逼近任何非线性关系^[34]。因此基于 BP 神经网络的摄像机标定是可行的, 建立本文 BP 神经网络模型如图 2.13。

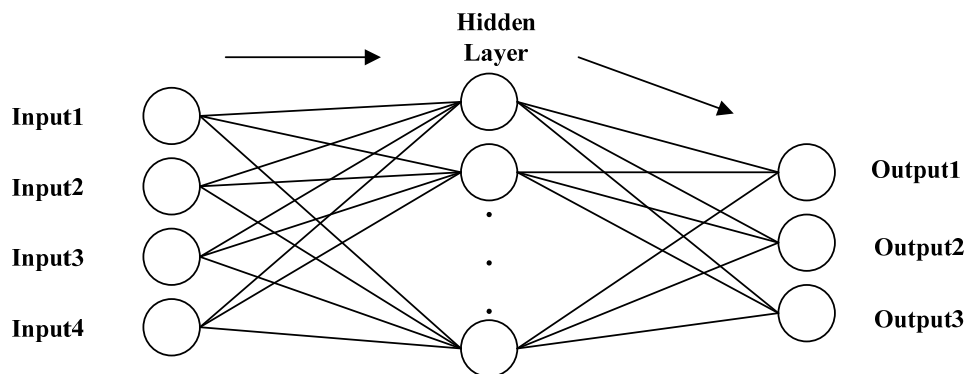


图 2.13 BP 神经网络模型

本文的 BP 神经网络的算法流程如图 2.14。

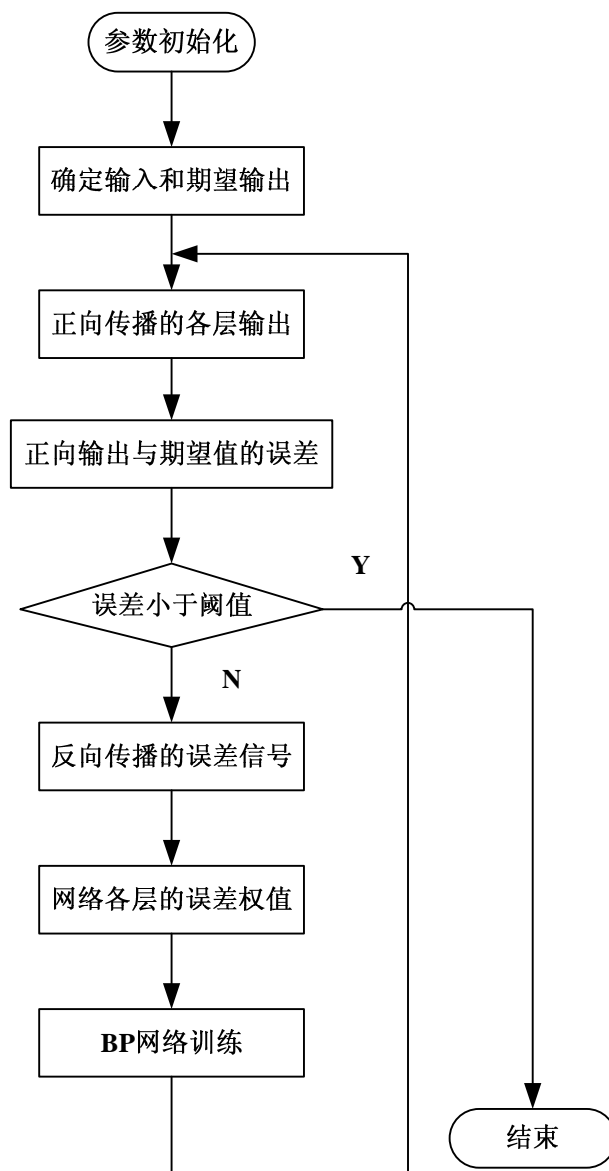


图 2.14 BP 神经网络的算法流程

2.4 本章小结

本章首先建立了手术器械跟踪系统的硬件部分和软件部分。针对传统摄像机标定方法无法满足本文精度要求的问题，提出采用基于 BP 神经网络的隐式摄像机标定方法。本章的摄像机标定方法减小了手术器械跟踪系统的系统误差，理论和实验表明该标定方法符合本文对实时性和准确性的要求。

第3章 手术器械工作点局部定位研究

手术过程中，直接接触患者病灶的是手术器械的末端点，即手术器械工作点。术中工作点的工作环境复杂，并且工作点本身的几何特征并不显著。本章将对附着标记板的手术器械进行设计，通过对标记板上标记点的检测、提取和匹配，最终重建得到标记点的世界坐标。本章通过完成手术器械工作点的标定，将手术器械跟踪系统中对手术器械工作点的跟踪转换为对手术器械标记点的跟踪。

3.1 手术器械的设计及特征提取

由于本文采用间接跟踪手术器械工作点的方法，所以首先需要设计附着标记板的手术器械，标记板上除了分布有标记点外，还将其设计为蓝色背景，以增加标记板所携带的信息，便于后续的识别与跟踪。

3.1.1 手术器械的设计

不在同一直线的三个点可以确定一个平面，不妨令标记板平面为手术器械局部坐标系的 X - Y 平面, Z 轴垂直于该平面向上。基于上述分析，本文设计的标记板上分布有 3 个十字角点。

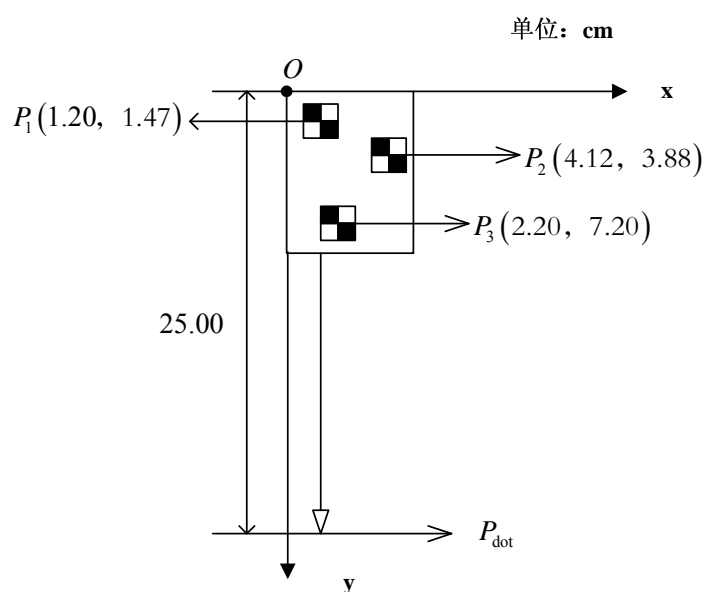


图 3.1 手术器械的设计

为方便描述，在上图中建立手术器械标记板临时坐标系。手术器械全长 25cm，标记点 P_1, P_2, P_3 在临时坐标系中的坐标如图 3.1 所示。

3.1.2 手术器械标记点的检测方法研究

上一节对手术器械的尺寸进行了设计，手术器械标记点采用灰度变化明显的十字角点。本文在经典 Harris 角点检测算法的基础上，提出采用亚像素级改进算法对手术器械标记点进行检测。

经典 Harris 算子是 C.Harris 和 J.Stephens 于 1988 年提出的基于信号点特征的提取算子^[35]。它突破了 Moravec 算子对噪声敏感且检测结果不具有旋转不变性的局限。Harris 算子采用与自相关函数相关的矩阵 M ， M 矩阵的一阶曲率是 M 的两个特征值，如果上述一阶曲率都较高，则认为此点为角点^[36]。Harris 角点检测的基本思想是利用小窗口观察图像灰度变化的趋势。Harris 算子能检测到的角点应该是小窗口在该点沿任意方向移动，小窗口内的灰度都发生显著的变化点。以下用数学语言描述上述过程，假设将图像窗口平移 (u,v) 所产生的灰度变化为 $E(u,v)$ ^[37, 38]：

$$\begin{aligned} E_{x,y} &= \sum w_{u,v} [I_{x+u,y+v} - I_{u,v}]^2 \\ &= \sum_{u,v} w_{u,v} [xX + yY + O(x^2, y^2)]^2 \dots\dots\dots(3.1) \\ &= Ax^2 + By^2 + 2C_{x,y} \end{aligned}$$

其中, A, B, C 是二阶方向微分的近似表示：

$$A = X^2 \otimes h(x, y) = I_x^2 \otimes h(x, y) \dots\dots\dots(3.2)$$

$$B = Y^2 \otimes h(x, y) = I_y^2 \otimes h(x, y) \dots\dots\dots(3.3)$$

$$C = XY \otimes h(x, y) = I_x I_y \otimes h(x, y) \dots\dots\dots(3.4)$$

其中 $h(x,y)$ 是高斯滤波函数， X, Y 是一阶方向微分：

$$\begin{cases} X = \frac{\partial I}{\partial x} = I \otimes (-1, 0, 1) \\ Y = \frac{\partial I}{\partial y} = I \otimes (0, -1, 1) \end{cases} \dots\dots\dots(3.5)$$

综上，式(3.1)可以写成：

$$E_{x,y} = (x, y) M (x, y)^T \dots\dots\dots(3.6)$$

接下来定义角点响应函数 R :

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \dots\dots\dots(3.7)$$

其中, k 的经验取值范围是[0.04,0.06]。

显然, R 的取值只与 M 有关, M 相当于局部自相关函数的矩阵形式, 则矩阵的特征值与角点的关系有以下结论:

1. λ_1, λ_2 的绝对值都趋向于 0, 则局部自相关函数曲线的变化是不显著的, 也就是移动窗口的灰度变化可以忽略不计。说明此点位于图像中灰度值比较平坦的区域, 显然不是角点。
2. λ_1 远大于 λ_2 , 则说明移动窗口的灰度值在某个方向变化很大, 另一个方向变化很小, 说明此点位于某个边缘上, 显然也不是角点。
3. λ_1, λ_2 都很大, 则说明移动窗口的灰度值在任意方向都变化很大, 此点被认为是角点。如果用角点响应函数表征, 则有结论: R 为大数值的正数时, 该点是角点; R 是绝对值较大的负数时, 该点位于边缘; R 的绝对值趋向于 0 时认为此点位于灰度变化缓慢的平坦区域。

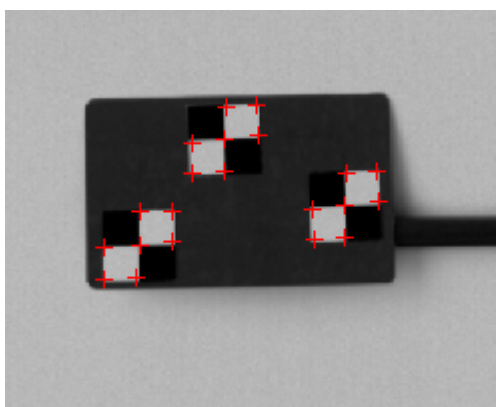


图 3.2 经典 Harris 算法检测结果

图 3.2 为经典 Harris 算法提取角点的效果图, 为了提高手术器械跟踪系统的实时性, 需要对初步检测到的标记点进行筛选。本文提出的标记点筛选规则如下:

1. 首先记录检测出的所有备选标记点的图像坐标。
2. 所有标记点按照其横、纵图像坐标之和由小到大的顺序依次编号 1~ n 。
3. 从 1 号标记点开始, 求出每个当前标记点与剩余标记点的像素距离 d_{ij} 。这 $n-1$ 组距离按由小到大排序组成一个 $1 \times (n-1)$ 的行向量。如果该向量第 4 列与第 1 列之差小于阈值, 则认为此点是标记点, 否则删除此点。

4.完成 n 个标记点的遍历，筛选过程结束。

理论上，初始阈值选为 1pixel 即可以满足算法需求。实验发现当标记板倾斜角度较大时，标记点的图像距离容易发生失真现象。如果阈值此时仍然为 1pixel，极易将目标标记点误删除。经过反复实验，阈值选择为 4pixel 时的筛选成功率最高。本文的标记点筛选算法流程如图 3.3，筛选结果如图 3.4。

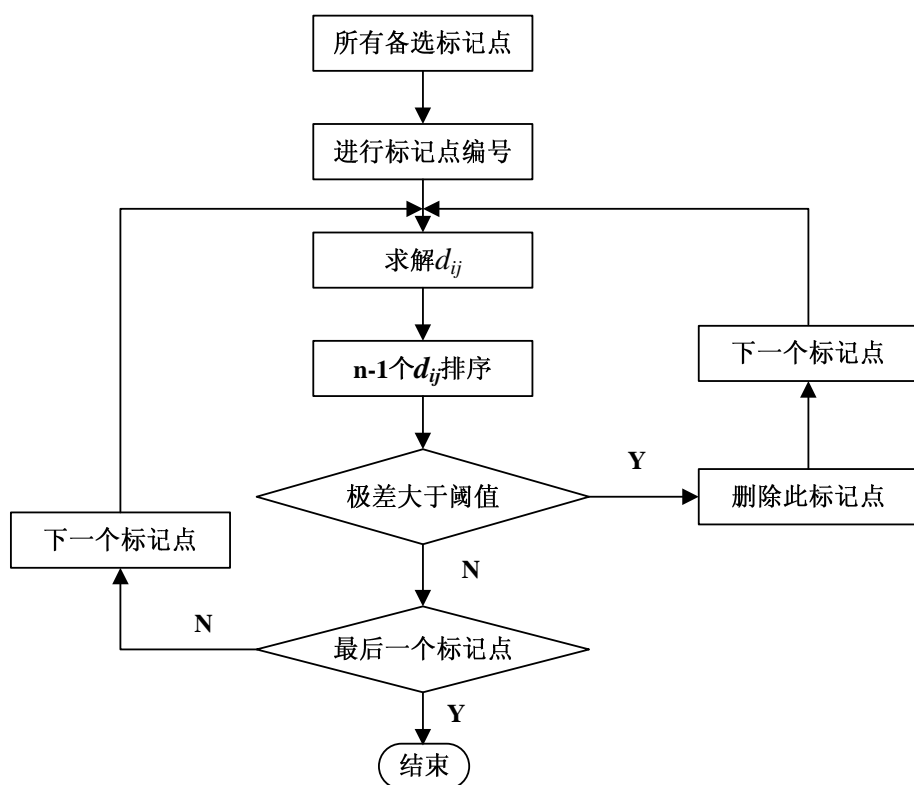


图 3.3 标记点筛选算法流程

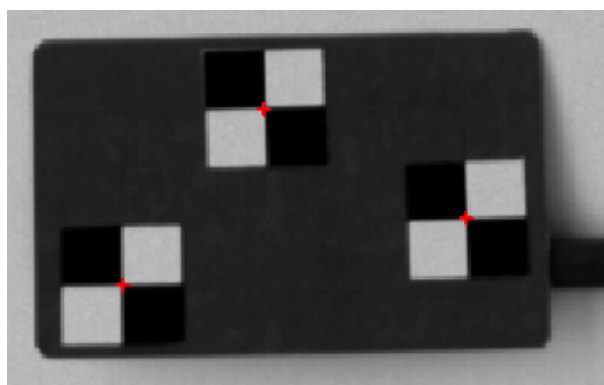


图 3.4 标记点筛选实验结果

为了提高本文手术器械跟踪系统的跟踪精度，需要对传统 Harris 算法进行改进，使其检测精度达到亚像素级。目前亚像素级的角点检测思想大多采用曲线或者曲面拟合的方法^[39]。张正友提出在 3×3 的窗口内进行抛物线插值^[32]，但是其精度不高，本文采

用高斯曲面来模拟矩阵 M 模型，降低了模型误差。高斯曲面可以表示为^[40]：

$$z = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}} \dots\dots\dots(3.8)$$

其中， σ_x, σ_y 分别表示 x, y 方向的均方差。 (x_0, y_0) 为高斯曲面的中心点坐标。为了最终得到拟合方程的表达式，需要对 $\sigma_x, \sigma_y, x_0, y_0$ 进行求解。对式(3.8)两边同时取自然对数得到式(3.9)：

$$\ln(z) = \left[\ln\left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y}\right) - \frac{x_0^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y_0^2}{2\sigma_y^2} \right] + \frac{2x_0x - x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{2y_0y - y^2}{\sigma_y^2} \dots\dots\dots(3.9)$$

上式又可以写成：

$$\ln(z) = k_0 + k_1x + k_2y + k_3(x^2 + y^2) \dots\dots\dots(3.10)$$

其中：

$$\begin{cases} k_0 = \ln(k) - \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{x_0^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y_0^2}{2\sigma_y^2} \\ k_1 = \frac{x_0}{2\sigma_x^2} \\ k_2 = \frac{y_0}{2\sigma_y^2} \\ k_3 = -\frac{\sigma_x}{2\sigma_y^2} \end{cases} \dots\dots\dots(3.11)$$

对所有检测点，要求得一个高斯曲面，使得所有检测点到这个曲面符合最小二乘法的约束条件，即：

$$\text{sum}(d_i) = \sum_{i=2}^n d_i^2 = \min \sum (k_0 + k_1x + k_2y + k_3(x^2 + y^2) - \ln(z))^2 \dots\dots\dots(3.12)$$

根据极值判定条件有：

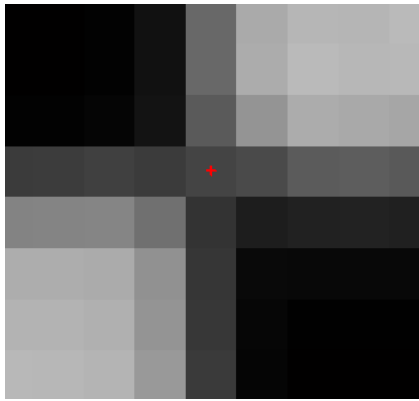
$$\begin{cases} -\sum \ln(z) + k_0n + k_1\sum x + k_2\sum y + k_3\sum(x^2 + y^2) = 0 \\ -\sum \ln(z) + k_0x + k_1\sum x^2 + k_2\sum xy + k_3\sum(x^3 + xy^2) = 0 \\ -\sum \ln(z) + k_0y + k_1\sum xy + k_2\sum y^2 + k_3\sum(x^2y + y^3) = 0 \dots\dots\dots(3.13) \\ -\sum(x^2 \ln(z) + y^2 \ln(z)) + k_0\sum(x^2 + y^2) + k_1\sum(x^3 + xy^2) + \\ k_2\sum(x^2y + y^3) + k_3\sum(x^2 + y^2)^2 = 0 \end{cases}$$

将式(3.11)代入式(3.13)并求解得：

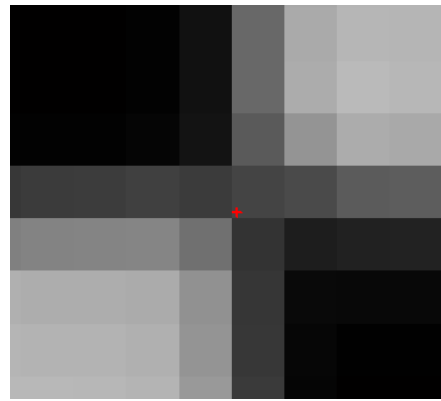
$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma = \sqrt{\frac{-1}{2k_3}} \\ x_0 = -\frac{k_1}{2k_3} \\ y_0 = -\frac{k_2}{2k_3} \\ k = -\frac{\pi}{k_3} e^{\frac{k_0}{4k_3} - \frac{k_1^2}{4k_3} - \frac{k_2^2}{4k_3}} \end{array} \right. \dots\dots\dots(3.14)$$

$P(x_0, y_0)$ 即是亚像素级标记点坐标。

由于高斯曲面和 M 矩阵极值点分布的高度相似性，因此对 M 矩阵采用高斯曲面拟合在原理上减小了建模的系统误差，它比抛物线拟合算法有着更高的精度。



(a)经典 Harris 算法检测结果



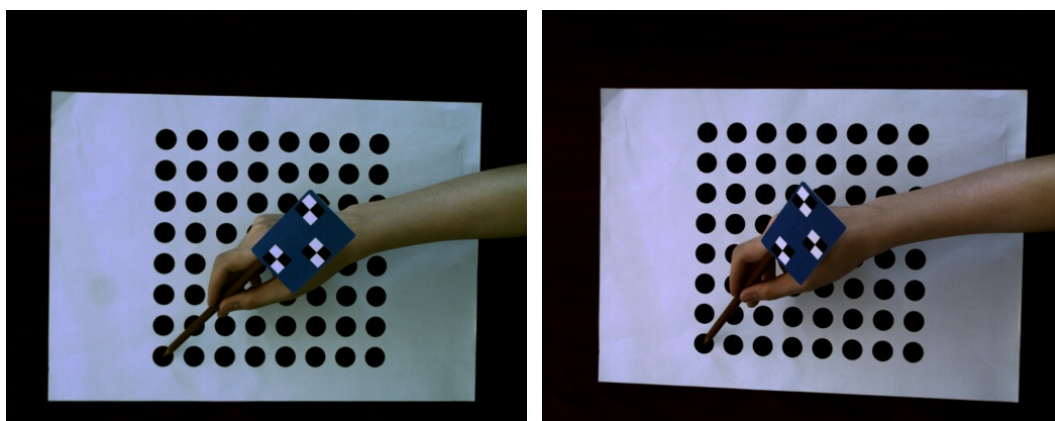
(b)本文亚像素级检测结果

图 3.5 两种标记点检测算法的结果对比

下面分别给出经典 Harris 算法和本文基于高斯曲面拟合角点检测算法的检测结果和误差。实验表明，基于高斯曲面拟合的检测算法检测出的角点三维重建后的误差更小，间接说明该角点在左、右摄像机采集的图像中的图像坐标更为准确。表 3.1 中， P_1, P_2, P_3 分别表示标记板上的 3 个标记点，实际距离表示 3 个标记点之间的空间欧氏距离，计算公式如下：

$$d_{ij} = \sqrt{(p_{ix} - p_{jx})^2 + (p_{iy} - p_{jy})^2 + (p_{iz} - p_{jz})^2} \dots\dots\dots(3.15)$$

图 3.6 为角点检测对比实验中左、右摄像机采集的第 13 帧原始图像，表 3.2 给出了两种方法的误差。



(a)左摄像机图像

(b)右摄像机图像

图 3.6 标记点检测对比序列第 13 帧

表 3.1 两种标记点检测算法的实验结果

	左摄像机 图像坐标 (pixel)	右摄像机 图像坐标 (pixel)	世界坐标 单位 (mm)	改进左摄 像机坐标 (pixel)	改进右摄 像机坐标 (pixel)	改进世界 坐标 (mm)
P_1	578 342	504 328	90.74 38.14 166.91	577.60 341.92	504.35 328.10	90.65 38.06 165.84
P_2	656 391	592 377	121.23 54.62 151.35	656.10 390.77	592.25 376.66	121.29 54.51 151.13
P_3	603 468	552 453	103.42 82.95 132.34	602.80 467.63	552.19 452.83	103.58 82.92 131.34

表 3.2 两种标记点检测算法的误差比较

	标准值 (mm)	改进前距离 (mm)	改进前误差 (mm)	改进后距离 (mm)	改进后误差 (mm)
P_{12}	37.86	37.99	0.13	37.76	0.10
P_{13}	58.17	58.00	0.17	58.05	0.12
P_{23}	38.75	38.48	0.27	38.90	0.15

其中，标准值是通过本文设计的手术器械标记点在临时坐标系下的坐标计算得到的。实验表明基于高斯曲面拟合的 Harris 标记点检测算法比经典 Harris 算法有更高的精度，其像素检测精度达到亚像素级，检测误差经过摄像机标定的误差累积后仍小于 0.15mm。而且基于高斯曲面拟合的检测算法在手术器械跟踪系统中的实时性和准确性

达到了较好的统一，符合本文临床应用的要求。

3.2 手术器械标记点匹配研究

立体匹配技术是实现双目立体视觉的关键，立体匹配的过程分为两个步骤：首先要检测和提取得到左、右摄像机的待匹配点集并寻求其对应关系，然后根据视差原理和摄像机模型恢复其深度信息^[41]。由于本文设计的手术器械基于标记点特征，所以本文采用基于特征点的匹配法。

匹配过程中，目标图像中绝大部分的像素点是冗余点，因此对目标图像而言，缩小候选目标点集是必要的。关于匹配的约束条件，最著名的是 Marr 提出的三大约束条件，本文 2.2.3 节介绍的对极几何原理就是其中之一，又叫做极线约束条件。另外两种是：唯一性约束和相容性约束。分别予以介绍：唯一性约束顾名思义，任何时刻目标图像上的任意像素在参考图像上有 1 个或者 0 个像素与之对应，后者被称为孤立角点。相容性原理主要根据参考图像和目标图像之间的相似性进行匹配，相似性又分为两种：一种是基于光度学不变性，如两幅图像的灰度变化情况；另一种是根据刚体形状不变性。

3.2.1 基于 Freeman 链码匹配的可行性分析

传统的图像匹配算法大多基于两幅图像的像素特征进行匹配，但是当图像中的像素点没有明显的特征时，出现误匹配和孤立角点的情况就会频繁发生，直接影响整个匹配算法的准确性^[42]。除了要考虑匹配算法的准确性外，本文手术器械跟踪系统对实时性的要求也很高，这就要求匹配算法的复杂度尽可能低，从而达到准确性和实时性的协调统一。根据 Marr 图像匹配的三大约束条件可知，参考图像上的特征点一定在目标图像的极线上，由此对目标图像的全局搜索就可以从 2 维全局图像降到 1 维的极线方程上，大大减少了计算量，实时性得到改善。

对本文而言，在目标图像上进行标记点搜索的计算量显然过大，本文的左、右图像在经过标记点筛选后各自只有 3 个标记点被用于下一步的三维重建。关于稀疏点的匹配，链码向量匹配算法具有匹配简单、计算量小的优点，符合本文对实时性的要求。

1961 年，美国纽约大学的 Herbert Freeman 提出用链码描述任意几何形状的方法，这种方法对闭合与非闭合曲线，单连通域与多联通域都适用^[43]。

根据待匹配点阵列分布的差异，链码的表示也会随之调整。常用的链码形式有直角链码和六角链码，如图 3.7 所示。

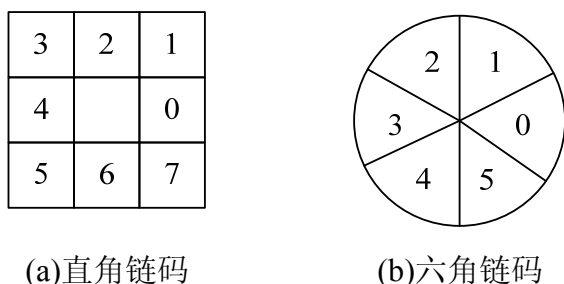


图 3.7 常见链码表示法

下面以图 3.8 为例说明链码法则应用于标记点匹配的原理和过程。

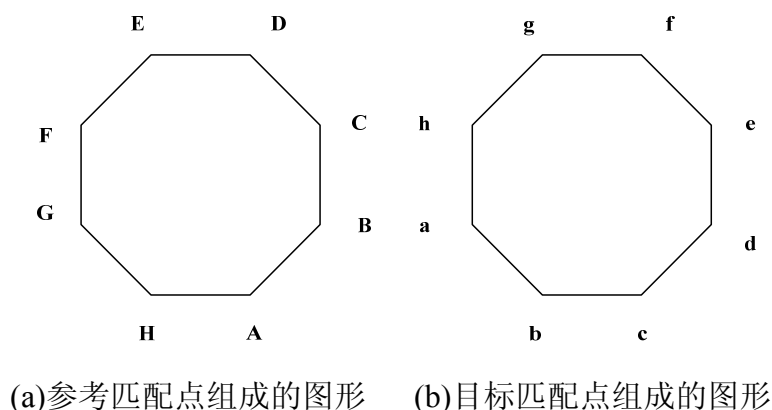


图 3.8 基于 Freeman 链码的标记点匹配原理

选择 A 为起点逆时针方向看去，按照直角链码法则，图(a)的链码为：12345670(1)，(b)图可以看成是(a)经过旋转得到的目标图形，同样按照直角链码法则，选择以 a 为起点逆时针方向看去，其链码为：70123456(7)。显然，经过旋转后链码发生了改变，但是其一阶差分码不变^[44]。所谓一阶差分码就是在原来链码基础上反方向各位数值相减，一阶差分码的最后 1 位为原链码的第 1 位减原链码的最后 1 位得到，因此可以把原链码看作一个闭合的循环序列^[45]。特别地，当差值为负数时，要通过加 8 变为正数。

图 3.8(a)从 A 点逆时针出发，其一阶差分码为：(2-1)(3-2)(4-3)(5-4)(6-5)(7-6)(0-7+8)(1-0)，即 111111。图 3.8(b)从 a 点逆时针出发，其一阶差分码为：(0-7+8)(1-0)(2-1)(3-2)(4-3)(5-4)(6-5)(7-6)，同样是 11111111。可见经过旋转后匹配点的一阶差分码保持不变，又因为图像平移和缩放时其原链码保持不变，其一阶差分码显然也是保持不变的。因此可以用标记点所组成几何图形的一阶差分码进行标记点匹配。

3.2.2 基于 Freeman 链码匹配的实现

通过上一节分析可知，Freeman 链码具有平移、缩放和旋转不变性。当待匹配点较少时，基于 Freeman 链码的点匹配具有算法简单、运算量小且匹配准确的优点，基于 Freeman 链码的点匹配算法完全满足本文的要求。

本文对手术器械标记点的匹配流程如图 3.9 所示。

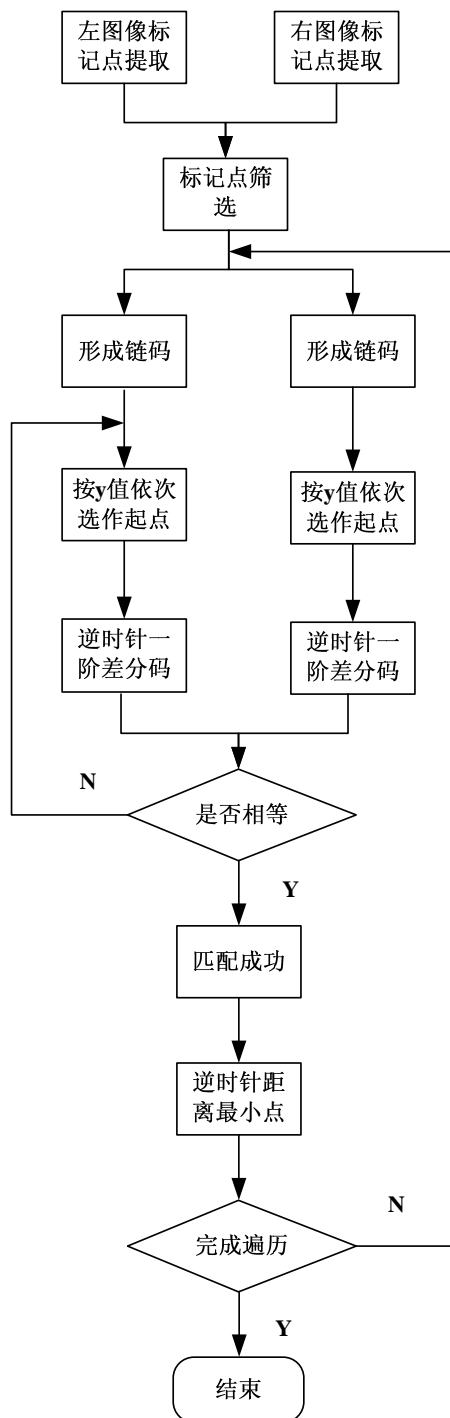


图 3.9 本文标记点匹配流程

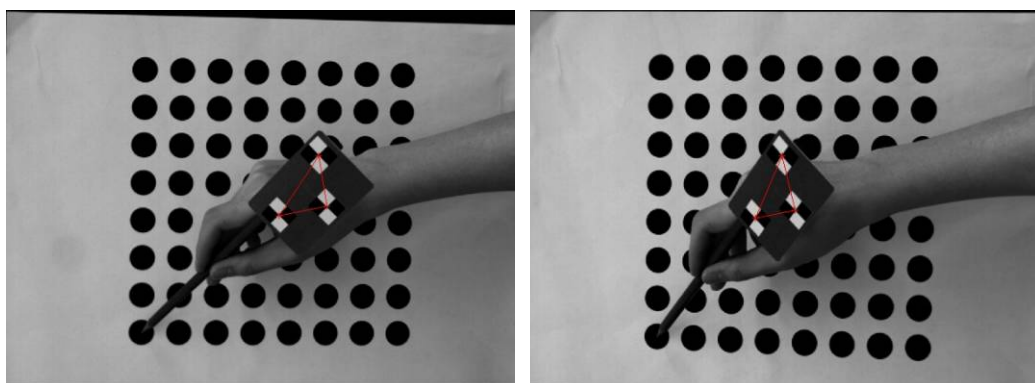
本文标记点的匹配步骤如下：

1.首先对左、右图像的全局标记点进行检测，然后进行标记点筛选，筛选完毕后左、右图像各有 3 个标记点。

2.3 个非共线标记点即可形成一个三角形，因为 Freeman 链码可以表示闭合平面图形，故左、右标记点形成 Freeman 链码。

3.本文实验所用两台摄像机近似处于同一条水平高度上，左、右图像标记点的 y 坐标具有相似性。本文将左、右图像标记点按 y 值由小到大排序，并依次作为链码起点，利用 Freeman 链码法则验证是否匹配成功。

4.如果匹配成功，则在左、右图像中逆时针找到距离最小点，重复步骤 3。如果匹配不成功，需要在目标图像中逆时针找到最邻近的标记点为起点，重新计算差分码再比较。



(a)左图像标记点链码

(b)右图像标记点链码

图 3.10 左、右图像标记点链码

图 3.10(a)中最上端标记点逆时针的 Freeman 链码为 513，一阶差分码为 422，图(b)的 Freeman 从最上端标记点逆时针看也是 513，故一阶差分码也相同。因此认为二点可以匹配。匹配的最终结果如图 3.11 所示。

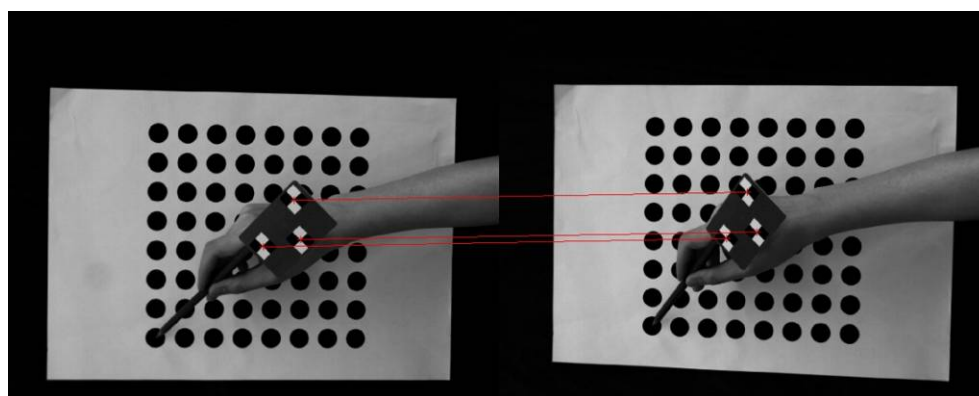


图 3.11 标记点匹配结果

3.3 手术器械工作点的标定

由于手术器械的工作点位于手术器械的末端，直接接触病人病灶，并且在图像上很难直接对其识别。同时为了防止污染手术器械也不能对手术器械工作点进行标记，所以采用间接计算的方法对手术器械工作点进行跟踪^[46]。

3.3.1 手术器械工作点标定原理

手术器械工作点标定的目的是方便间接求解手术器械工作点的世界坐标，标定的方法是建立手术器械局部坐标系，确定出手术器械局部坐标系到世界坐标系的转换关系，最终通过标记点的世界坐标间接得到手术器械工作点的世界坐标。

由于手术器械是刚体，标定过程中，手术器械围绕工作点转动，所以标记点在以工作点为球心的半径不同的球面上^[16]。本文手术器械工作点的标定实验中，左、右摄像机连续采集 300 帧图像，利用这 300 帧左、右图像得到的方程组可以求得手术器械工作点在手术器械局部坐标系下的坐标，图 3.12 是手术器械工作点求解原理示意图。

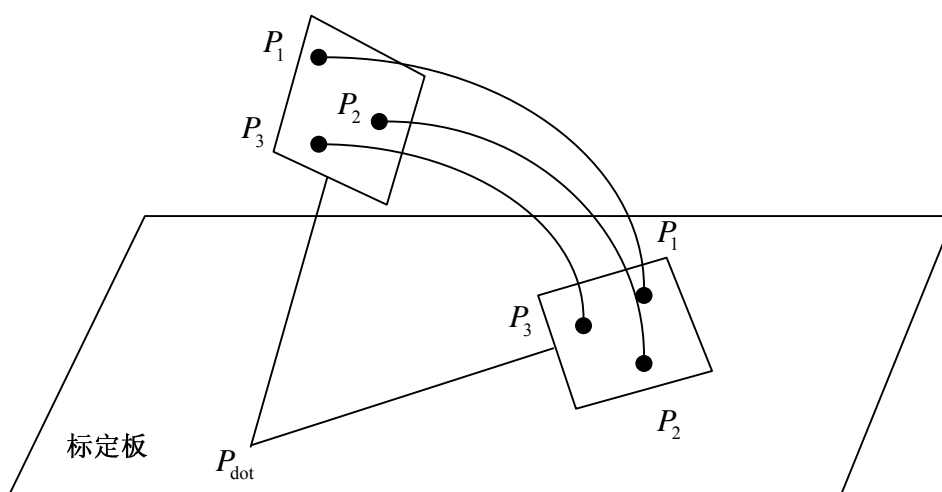


图 3.12 手术器械工作点求解原理

首先对手术器械标记板上的标记点进行命名，按照其距离工作点的距离由大到小依次记为 P_1 、 P_2 、 P_3 ，工作点在世界坐标系下的坐标记为： P_{dot} 。由手术器械绕工作点旋转时 P_1 、 P_2 、 P_3 的轨迹分别在半径不同的球面上可知：

$$\|P_{ij} - P_{dot}\| = r_i \quad \dots\dots\dots (3.16)$$

其中， $i=1, 2, 3$ 表示不同标记点的编号， $j=1 \cdots n$ 表示同一标记点不同时刻采集的图像序列编号。 r_i 表示手术器械绕工作点旋转时标记点 p_i 的旋转半径，将上式两边平方后

展开可得：

$$(x_{ij} - x_{dot})^2 + (y_{ij} - y_{dot})^2 + (z_{ij} - z_{dot})^2 = r_i^2 \quad \dots\dots\dots(3.17)$$

上式中把 $j \geq 2$ 的式子分别与 $j=1$ 的式子相减可得：

$$\begin{bmatrix} x_{ij} - x_{i1} & y_{ij} - y_{i1} & z_{ij} - z_{i1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{dot} \\ y_{dot} \\ z_{dot} \end{bmatrix} = \frac{x_{ij}^2 + y_{ij}^2 + z_{ij}^2 - x_{i1}^2 - y_{i1}^2 - z_{i1}^2}{2} \quad \dots\dots\dots (3.18)$$

为了描述方便把上式写成：

$$AP_{dot} = B \quad \dots\dots\dots(3.19)$$

其中 A 是 $3 \times (j-1)$ 行 3 列矩阵，式(3.19)是一个精确解不存在的超定方程。对于超定方程可以寻求其最小二乘解：

$$P_{dot} = A \setminus B \quad \dots\dots\dots(3.20)$$

至此完成了对手术器械工作点世界坐标的求解，但是构造并求解上述超定方程需要 j 帧图像联立，算法上虽然可行，但是却不能满足本文实时性的要求。通过建立手术器械局部坐标系，可以求解出工作点在手术器械局部坐标系下的坐标。在任何时刻，只要获得手术器械标记点的世界坐标，就可以求得手术器械局部坐标系相对于世界坐标系的旋转矩阵和平移矩阵，进而求解出工作点的世界坐标。

手术器械局部坐标系建立如图 3.13 所示。

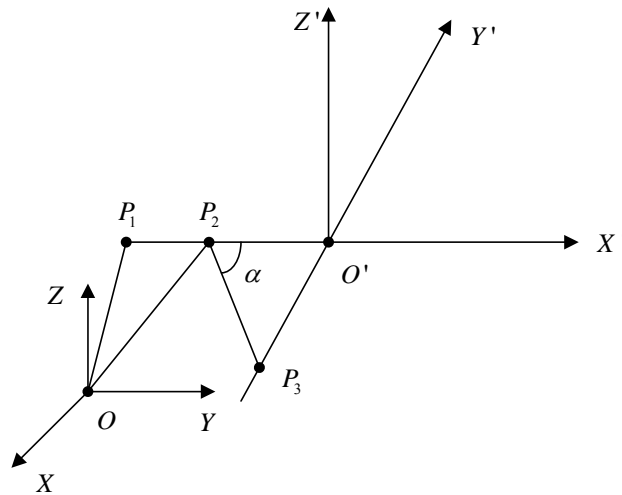


图 3.13 手术器械局部坐标系

如上图所示，以 P_1, P_2 所在直线为 X 轴，正方向指向 P_2 。过 P_3 向 X 轴作垂线，垂足为 O' ，作为局部坐标系原点。根据右手法则确定出 Z 轴方向， O 是本文所建立世界坐标系的坐标原点。显然， O' 在世界坐标系下的坐标是手术器械坐标系相对于世界坐

标系的平移向量, 令:

$$\mu = \frac{\|O' - P_2\|}{\|P_1 - P_2\|} \dots\dots\dots(3.21)$$

则有:

$$\cos \alpha = \frac{\mu \|P_2 - P_1\|}{\|P_3 - P_2\|} \dots\dots\dots(3.22)$$

又因为:

$$(P_1 - P_2) \cdot (P_3 - P_2) = \|P_1 - P_2\| \cdot \|P_3 - P_2\| \cdot \cos \alpha \dots\dots\dots(3.23)$$

将式(3.22)代入式(3.23)得:

$$\mu = \frac{(P_1 - P_2) \cdot (P_3 - P_2)}{\|P_1 - P_2\|^2} \dots\dots\dots(3.24)$$

$$OO' = OP_2 + P_2O' \dots\dots\dots(3.25)$$

由式(3.21)得:

$$P_2O' = \mu P_1P_2 \dots\dots\dots(3.26)$$

将式(3.26), 式(3.24)代入到式(3.25)得:

$$OO' = (P_2 - O) \cdot \frac{(P_1 - P_2) \cdot (P_3 - P_2)}{\|P_1 - P_2\|^2} (P_2 - P_1) \dots\dots\dots(3.27)$$

式(3.27)即为手术器械局部坐标系到世界坐标系的平移向量, 记为 T 。

令手术器械局部坐标系到世界坐标系的旋转矩阵是 $R=[n_x, n_y, n_z]$, 则有:

$$n_x = \frac{P_2 - P_1}{\|P_2 - P_1\|^2} \dots\dots\dots(3.28)$$

$$n_y = \frac{(O' - P_3)}{\|O' - P_3\|^2} \dots\dots\dots(3.29)$$

$$n_z = n_x \times n_y \dots\dots\dots(3.30)$$

令工作点在手术器械坐标系下的坐标为 $P_{dt}(x_{dt}, y_{dt}, z_{dt})$, 则有:

$$P_{dot} = RP_{dt} + T \dots\dots\dots(3.31)$$

$$RP_{dt} = (P_{dot} - T) \dots\dots\dots(3.32)$$

手术器械工作点标定过程中连续采集图像, 将每帧得到的式(3.32)联立得:

$$CP_{dt} = D \quad \dots\dots\dots(3.33)$$

式(3.33)是一个超定方程，可以求得其最小二乘解：

$$P_{dt} = C \setminus D \quad \dots\dots\dots(3.34)$$

P_{dt} 即是手术器械工作点在本文建立的手术器械局部坐标系下的坐标。

3.3.2 手术器械工作点标定的实现

本文对手术器械工作点的标定主要分为 3 个步骤：

- 1.对手术器械标记点的提取和筛选。
- 2.对上一步筛选得到的手术器械标记点进行立体匹配。
- 3.建立手术器械局部坐标系，求解工作点在手术器械局部坐标系下的坐标。

本文手术器械工作点的标定流程如图 3.14 所示。

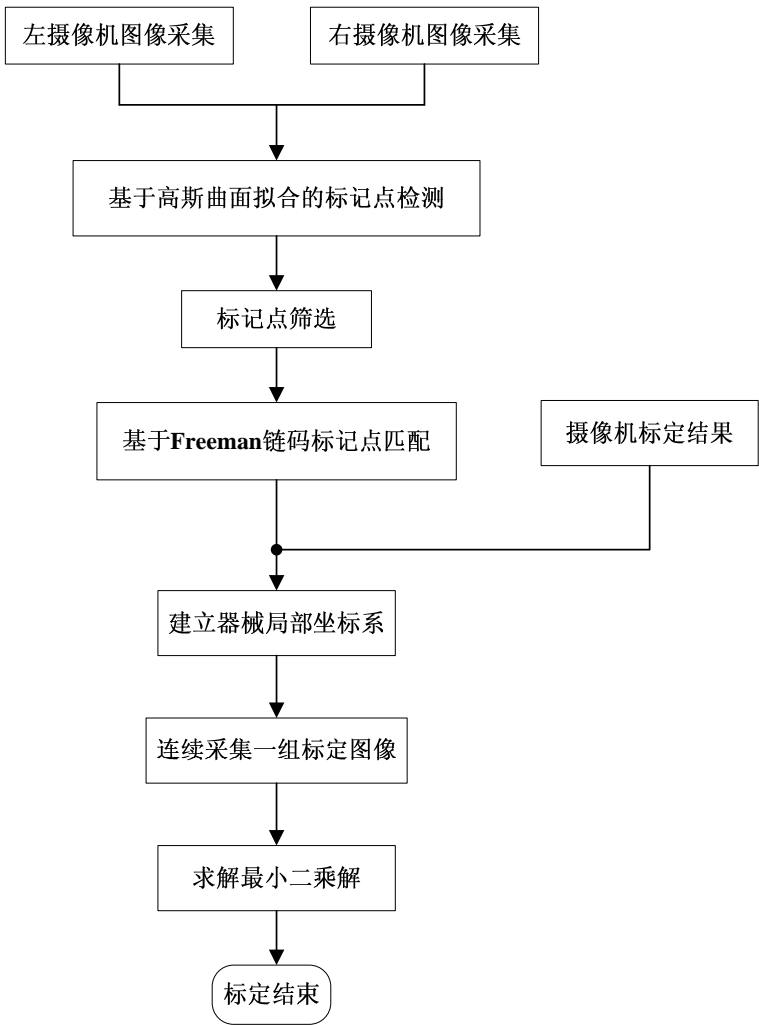


图 3.14 本文手术器械工作点的标定流程

3.4 本章小结

本章首先设计了附着标记板的手术器械，在本文提出的标记点筛选算法基础上采用基于高斯曲面拟合的亚像素标记点检测算法对标记点进行检测。实验表明本文标记点检测算法的相对误差小于 0.15mm，符合手术器械跟踪系统的精度要求。采用基于 Freeman 链码的匹配算法完成标记点快速匹配，并建立了手术器械局部坐标系，通过求解超定方程的最小二乘解，完成对手术器械工作点的标定。

第 4 章 手术器械跟踪方法研究

手术器械跟踪系统实验平台的建立和工作点局部定位技术都将服务于本章对手术器械工作点跟踪的实现。本章首先对手术器械标记板的跟踪方法展开研究，在研究 Meanshift 和 Camshift 跟踪算法的基础上，本章主要解决传统 Camshift 跟踪算法在相似背景下鲁棒性不好和跟踪过程中标记板出现的短暂遮挡问题。

4.1 基于 Meanshift 算法的手术器械跟踪研究

1975 年 Fukunaga 等人提出了 Meanshift 的概念^[47]，其最初的含义是偏移的均值向量。1995 年 Cheng 对 Meanshift 算法做了推广^[48]，拓展了 Meanshift 算法的应用领域。Comaniciu 等人把跟踪问题近似为 Meanshift 最优化问题，使 Meanshift 算法得以在视频跟踪领域获得推广^[49]。

4.1.1 颜色空间转换模型的建立

Meanshift 跟踪算法本质上是对颜色概率分布的模式匹配，所以首先要建立跟踪目标的颜色模型。本文摄像机采集的原始视频序列基于 RGB 颜色空间，如图 4.1 所示。根据三基色原理，任何一种色光都能够由三基色按照不同比例混合而成。任何一种颜色都对应于图 4.1 所示正方体内的一个点，其数学形式为：

$$F = aR + bG + cB \cdots \cdots (4.1)$$

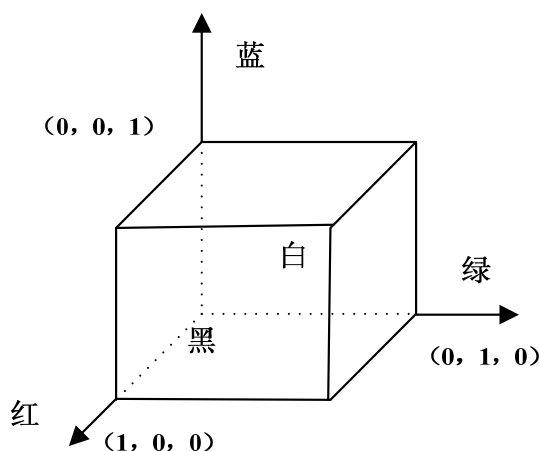


图 4.1 RGB 颜色空间

一般情况下，RGB 分别具有 256 级亮度，因此 256 亮度级的 RGB 颜色空间也被称为 24 位色($256 \times 256 \times 256 = 2^{24}$)。RGB 颜色模型的物理意义明确，适合显像管的显示。其最大的缺点是三基色具有相关性，改变光源的色彩或者强度都会引起加权系数 a 、 b 、 c 的显著改变。

本文的手术器械跟踪算法基于标记板颜色的分布概率，鉴于 RGB 颜色空间对光强的敏感，本文采用各分量没有相关性的 HSV 颜色空间。HSV 是指用色调 H(Hue)、饱和度 S(Saturation)和亮度 V(Value)来表示的颜色空间模型。HSV 颜色模型中的色调和亮度是独立的，即只用色调区分颜色，因此 HSV 颜色模型更符合人类的视觉习惯。色调在该模型中用角度表示，值域是 $[0^\circ, 360^\circ]$ 。红色为 0° ，逆时针每间隔 60° ，分别表示黄色、绿色、青色、蓝色、品红，饱和度与亮度的取值范围均为 $[0,1]$ ^[50-52]。HSV 颜色模型又被称为六角锥体模型，如图 4.2 所示。

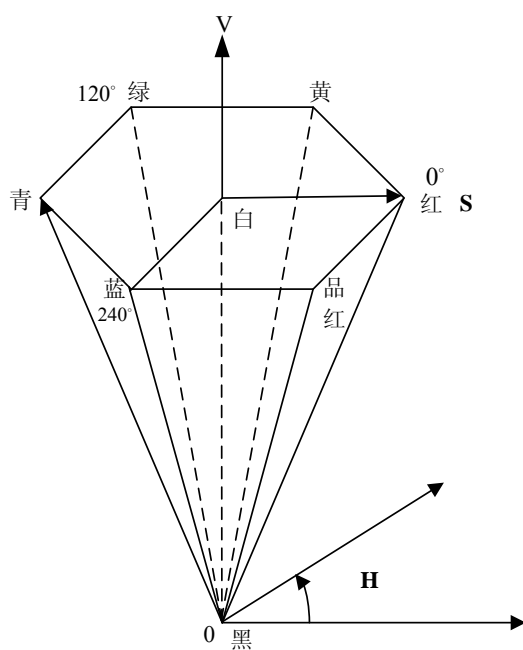


图 4.2 HSV 颜色模型

从 RGB 模型到 HSV 模型的转换公式如下^[53]：

$$\left\{ \begin{array}{l} H = \arccos \left[\frac{(R-G)+(R-B)}{2\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right], \\ \text{其中, } R \neq G \text{ 且 } R \neq B, \text{ 如果 } B > G, H = 360^\circ - H \dots\dots\dots(4.2) \\ S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)] \\ V = \frac{1}{3} (R+G+B) \end{array} \right.$$

4.1.2 Meanshift 算法原理分析及跟踪实现

Meanshift 是一种非参数概率密度估计算法，能够在任何概率分布中沿梯度变化的局部最值方向寻找目标，其本质是一种模式匹配的方法，本文 Meanshift 算法采用目前最主流的基于核密度估计的无参估计法。

核密度估计最大的优点是它不需要数据分布的先验知识，只根据数据自身的统计特点来构造密度估计。在 d 维空间 R^d 上有数据 $X_i(i=1,\dots,n)$ ，核函数为：

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |H|^{-\frac{1}{2}} K\left(H^{-\frac{1}{2}}x\right)(X - X_i) \dots\dots\dots(4.3)$$

多元核函数可以由单元核函数乘积得到，Comaniciu 提出两种多元核函数合成法^[54]：

$$\begin{cases} K^p(x) = \prod_{i=1}^d K_i(x) \\ K^s(x) = a_{k,d} K_1(\|x\|) \end{cases} \dots\dots\dots(4.4)$$

所以式(4.3)又可以写成基于核密度函数的形式：

$$\hat{f}_{h,k}(X) = \frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{X - X_i}{h}\right\|^2\right) \dots\dots\dots(4.5)$$

上式便是 Meanshift 特征空间的概率密度公式。为了确定核函数概率密度的分布特性，需要对其密度梯度进行估计，对式(4.5)求导得：

$$\hat{\nabla} f_{h,k}(X) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (X - X_i) k'\left(\left\|\frac{X - X_i}{h}\right\|^2\right) \dots\dots\dots(4.6)$$

令：

$$\begin{cases} g(x) = -k'(x) \\ G(x) = c_{g,d} g(\|X\|^2) \end{cases} \dots\dots\dots(4.7)$$

其中， $C_{g,d}$ 是归一化常数，将式(4.7)中的 $g(x)$ 代入式(4.6)中得：

$$\hat{\nabla} f_{h,k}(x) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{X-X_i}{h}\right\|^2\right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{X-X_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{X-X_i}{h}\right\|^2\right)} - X \right] \dots\dots\dots(4.8)$$

则 Meanshift 向量可以表示为：

$$m(X) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{X-X_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{X-X_i}{h}\right\|^2\right)} - X \quad \dots\dots\dots(4.9)$$

上式又可以表示为:

$$m(X) = \frac{1}{2} h^2 c \frac{\hat{\nabla} f_{h,k}(X)}{\hat{f}_{h,G}(X)} \quad \dots\dots\dots(4.10)$$

20 世纪 40 年代 Bhattacharyy 提出 Bhattacharyy 距离的概念, 它可以用来度量概率分布之间的相似程度^[55]。利用 Bhattacharyy 距离作为选定目标与候选目标之间的相似度量^[56]。假设目标像素集为 $\{X_i^*\}$, 目标的质心为 x_0 , 直方图函数为 $b(X_i)$, 目标的颜色概率分布可以表示为^[57]:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k \left[\left\| \frac{x_i - x_0}{h} \right\|^2 \right] \delta[b(x_i) - u] \quad \dots\dots\dots(4.11)$$

其中, h 表示目标区域的大小, C 为规范化常数。上式又同时满足:

$$\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1 \quad \dots\dots\dots(4.12)$$

同理, 质心为 y 的候选目标的颜色概率分布可以表示为:

$$\hat{p}_u = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left[\left\| \frac{X_i^* - y}{h} \right\|^2 \right] \delta[b(x_i^*) - u] \quad \dots\dots\dots(4.13)$$

令 Bhattacharyy 系数为:

$$\rho(y) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u \hat{q}_u} \quad \dots\dots\dots(4.14)$$

式(4.14)在 y_0 处按 2 级泰勒级数展开得:

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p(y_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^n w_i k \left[\left\| \frac{y - X_i}{h} \right\|^2 \right] \quad \dots\dots\dots(4.15)$$

其中, w_i 是加权系数:

$$w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(X_i) - u] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \quad \dots\dots\dots(4.16)$$

式(4.15)中, 仅有第 2 项与 y 值有关, 为了使 Bhattacharyy 距离最大, 只要式(4.15)

的第 2 项取最大值即可，这样就把 Bhattacharyy 最大距离问题转化为 Meanshift 问题。

本文对手术器械标记板的 Meanshift 跟踪流程为：

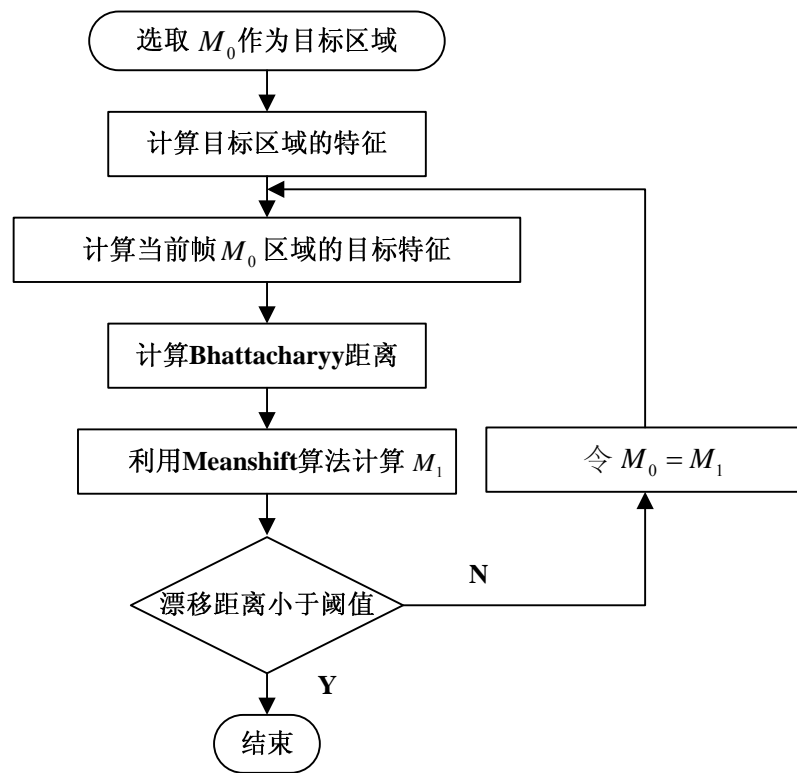
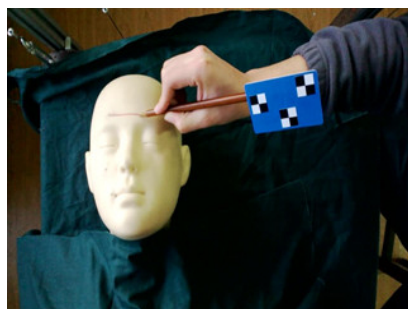
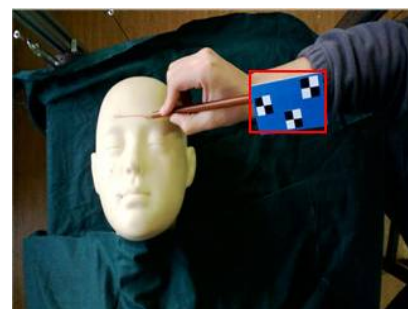


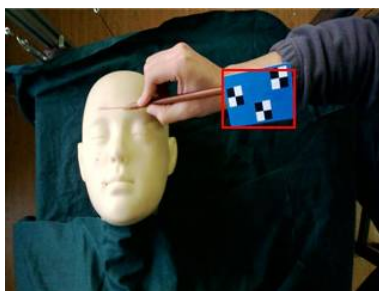
图 4.3 本文 Meanshift 跟踪流程



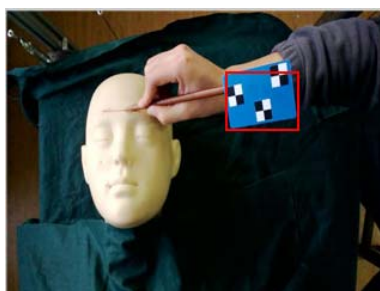
(a)第 1 帧原始图像



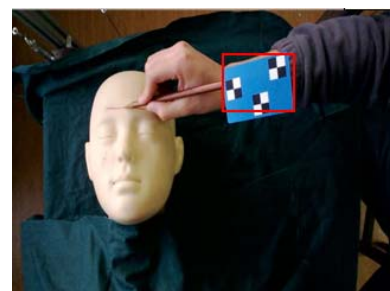
(b)选定跟踪区域



(c)第 50 帧



(d)第 97 帧



(e)第 165 帧

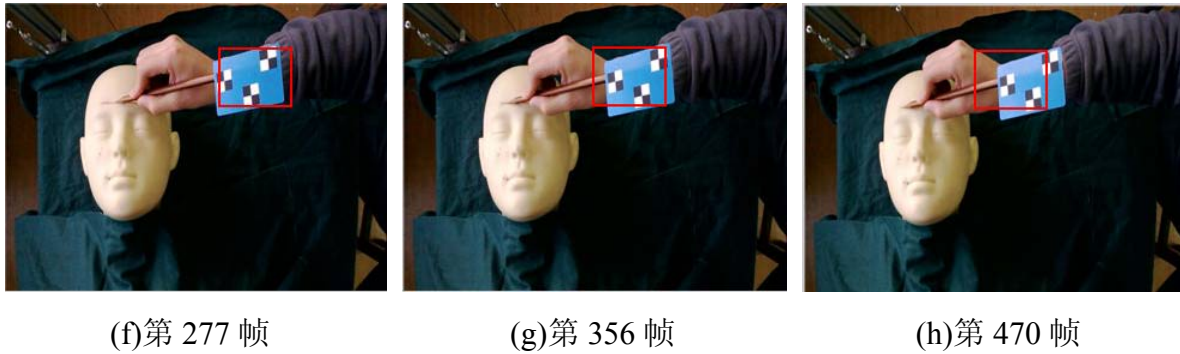


图 4.4 Meanshift 图像序列跟踪结果

由图 4.4 可以看出, Meanshift 算法在手术器械标记板低速、非形变运动状态下的跟踪效果良好, 即标记点始终在跟踪窗口内部。随着手术器械姿态的改变, 标记板在摄像机视野中的成像面积也随之改变, 这时 Meanshift 跟踪窗口无法自适应地调整窗口的尺寸。Meanshift 核函数的带宽始终是定值, 没有模板更新机制, 这是造成 Meanshift 算法在手术器械标记板发生形变情况时无法保持有效跟踪的本质原因。

4.2 基于改进 Camshift 算法的手术器械跟踪研究

上一节所研究的 Meanshift 算法由于其固有的局限性, 跟踪窗口大小不可更新, 导致手术器械运动过程中发生姿态旋转或者沿摄像机光轴方向的平移时的跟踪精度不高。本节将在研究 Camshift 跟踪算法的基础上提出本文的改进算法, 旨在提高手术器械跟踪系统的跟踪精度和鲁棒性, 与此同时还要兼顾算法的实时性。

4.2.1 传统的 Camshift 算法实现

本文 4.1.1 节分析了 RGB 颜色模型和 HSV 颜色模型, 并指出 HSV 颜色模型在跟踪领域的优越性, OpenCV 正是利用 HSV 颜色空间的 Hue 分量作为目标模型的特征实现视频跟踪。OpenCV 是 Intel 发布的开源跨平台计算机视觉库, 利用 OpenCV 进行程序开发可以直接调用库函数, 缩短了开发时间、避免了重复劳动。OpenCV 库函数通过优化的 C++代码实现, 其执行效率高、运行速度快^[58]。基于以上优点, 本文在 VS2005 平台上配置 OpenCV2.2.0 以实现 Camshift 算法。

具体地, 基于 OpenCV 的 Camshift 算法利用目标的 HSV 颜色直方图模型将原始图像转换为颜色概率分布图^[59]。手动地初始化一个包含目标的窗口, 以上一帧图像的目标窗口作为当前帧图像的候选窗口, 循环上一步的跟踪算法, 直至达到停止条件。

首先将摄像机采集的原始图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间，初始化搜索窗口并求得该窗口 Hue 分量的直方图，窗口中每个 Hue 分量与其在当前窗口中出现的概率建立映射关系^[60]。将搜索窗口中的每个像素都用其 Hue 分量颜色概率来代替，得到搜索窗口的反向投影，其流程如图 4.5。

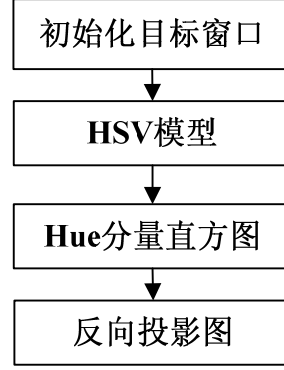


图 4.5 反向投影流程图

本文的 Camshift 算法步骤为：

1. 选定初始的目标区域，得到 Hue 分量的颜色直方图，计算搜索窗口的反向投影。
2. 计算目标窗口的质心、面积、长轴、短轴和方向角。

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y) \dots\dots\dots(4.17)$$

$$M_{10} = \sum_x \sum_y x \cdot I(x, y) \dots\dots\dots(4.18)$$

$$M_{01} = \sum_x \sum_y y \cdot I(x, y) \dots\dots\dots(4.19)$$

其中 $I(x,y)$ 是颜色概率分布图中像素 (x,y) 的颜色概率值，目标窗口的质心坐标记为：

$$\begin{cases} x_w = \frac{M_{10}}{M_{00}} \\ y_w = \frac{M_{01}}{M_{00}} \end{cases} \dots\dots\dots(4.20)$$

运动目标的长轴、短轴、方向角可以通过计算 2 阶矩来确定^[61]。

$$\begin{cases} M_{20} = \sum_x \sum_y x^2 \cdot I(x, y) \\ M_{02} = \sum_x \sum_y y^2 \cdot I(x, y) \\ M_{11} = \sum_x \sum_y xy \cdot I(x, y) \end{cases} \dots\dots\dots(4.21)$$

$$\begin{cases} a = \frac{M_{20}}{M_{00} - x_c^2} \\ b = \frac{2M_{11}}{M_{00} - x_c y_c} \\ c = \frac{M_{02}}{M_{00} - y_c^2} \end{cases} \dots\dots\dots(4.22)$$

由式(4.22)得目标窗口的长轴和短轴为：

$$\begin{cases} l = \sqrt{\frac{(a+c) + \sqrt{b^2 + (a-c)^2}}{2}} \\ s = \sqrt{\frac{(a+c) - \sqrt{b^2 + (a-c)^2}}{2}} \end{cases} \dots\dots\dots(4.23)$$

目标窗口的方向角为：

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{b}{a-c}\right) \dots\dots\dots(4.24)$$

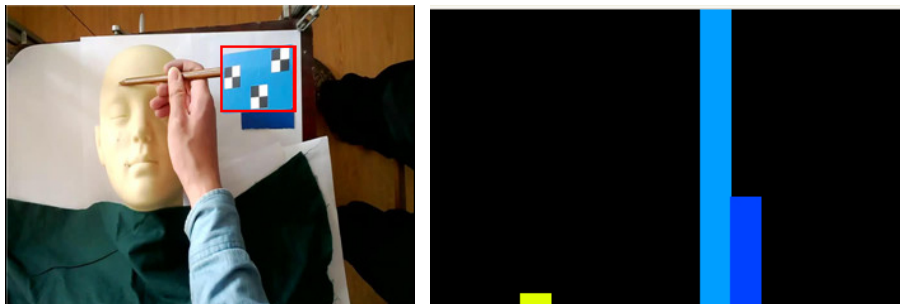
3.窗口的形心通过均值漂移至搜索窗口的质心处，如果二者间的距离大于给定阈值，则对目标窗口的质心进行更新，跟踪窗口也要相应调整，直至二者间距小于给定阈值，即达到收敛。此时认为，当前帧的跟踪完成，转到对下一帧的跟踪。根据上一帧的跟踪结果，利用式(4.25)自适应地设定当前帧跟踪窗口的尺寸，故 Camshift 算法可以在手术器械姿态改变时保持有效的跟踪。

$$Si = 2\sqrt{\frac{M_{00}}{256}} \dots\dots\dots(4.25)$$

其中 Meanshift 向量为：

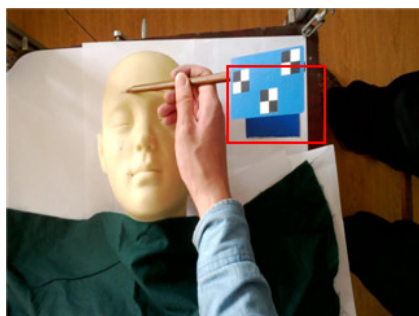
$$m(X, Y) = \left[\frac{M_{10}}{M_{00}} - X_0, \frac{M_{01}}{M_{00}} - Y_0 \right] \dots\dots\dots(4.26)$$

本文利用传统的 Camshift 算法的跟踪结果如图 4.5 所示。

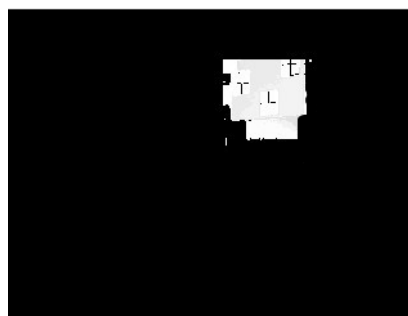


(a)窗口初始化

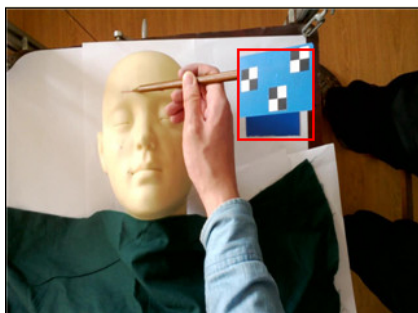
(b)Hue 分量直方图



(c)第 41 帧



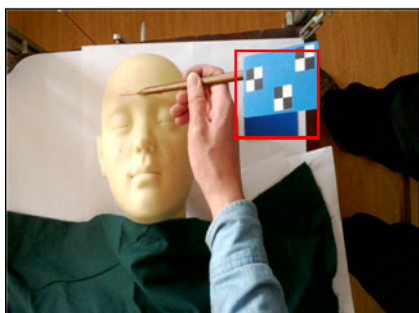
(d)第 41 帧 Hue 反向投影



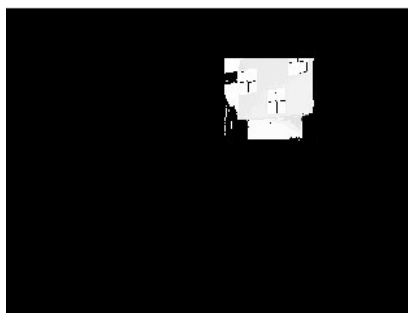
(e)第 109 帧



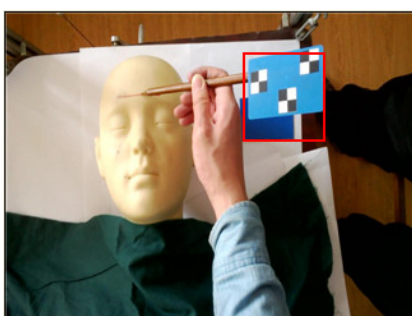
(f)第 109 帧 Hue 反向投影



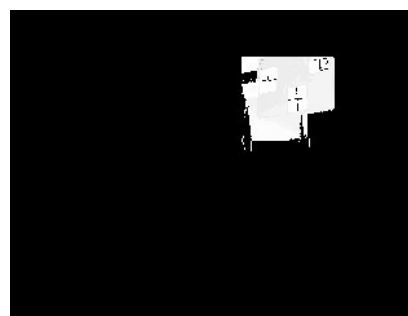
(g)第 200 帧



(h)第 200 帧 Hue 反向投影



(i)第 350 帧



(j)第 350 帧 Hue 反向投影

图 4.6 传统 Camshift 跟踪结果

由图 4.6 可见，当目标颜色与背景颜色相近时，传统 Camshift 跟踪算法将背景与目标混淆，造成较大的跟踪误差。当背景面积较大时，甚至会导致跟踪失败。这是因为传统 Camshift 跟踪算法将目标的 Hue 直方图作为参考，而当背景颜色与目标颜色相

近时，背景中所包含像素的颜色概率与目标的颜色概率也相近，导致目标窗口不断扩大，直至包含整个背景区域。显然传统的 Camshift 跟踪算法在背景颜色与目标颜色相近时不能满足本文手术器械跟踪系统对鲁棒性的要求。

4.2.2 基于 H-S 直方图的改进 Camshift 算法实现

传统的 Camshift 跟踪算法只利用了 Hue 分量，建立一维 Hue 分量的颜色投影图，并在此基础上根据 Hue 分量的反向投影来确定目标的位置。上一节的实验表明，传统 Camshift 算法在背景颜色与目标颜色相近时搜索窗口会扩大至包含全部背景。为了提高跟踪算法在相似背景下的鲁棒性，本文提出利用 Saturation 分量对 Hue 分量进行细分。Saturation 分量表征目标颜色的饱和度信息，当目标颜色与背景颜色相近但是饱和度不同时，改进算法仍然可以排除背景干扰，对目标进行有效跟踪。

为了直观地说明本文采用的二维直方图模型，下面给出 5 Hue bin×5 Saturation bin 二维直方图数据，如图 4.7 所示。

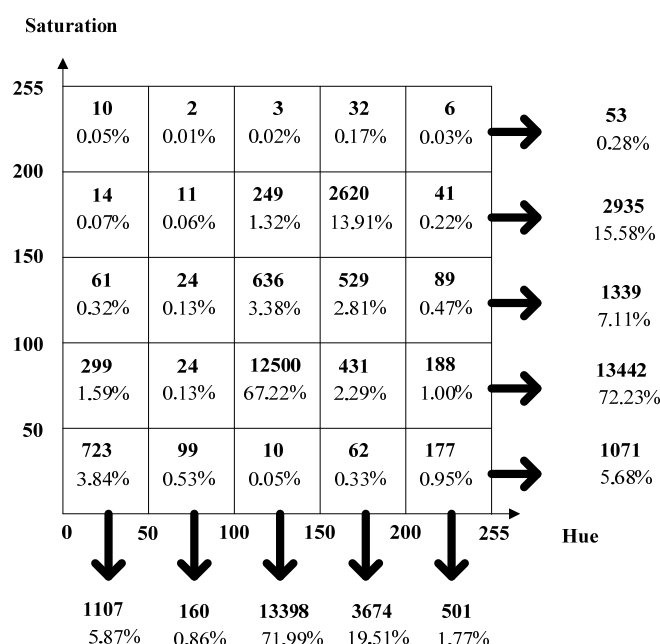


图 4.7 H-S 二维分布图

计算目标窗口 H-S 二维直方图的数学含义是在目标窗口的范围内求解关于 Hue 分量与 Saturation 分量的离散二维联合概率分布。Hue 分量与 Saturation 分量的量化通道越多，颜色直方图描述目标的能力就越强。实际应用中，对量化通道数量的选择要兼顾准确性和实时性。本文通过反复实验确定采用 50 Hue bin×50 Saturation bin，一共 2500 个量化通道。本文基于 H-S 二维直方图的改进 Camshift 算法流程如图 4.8 所示。

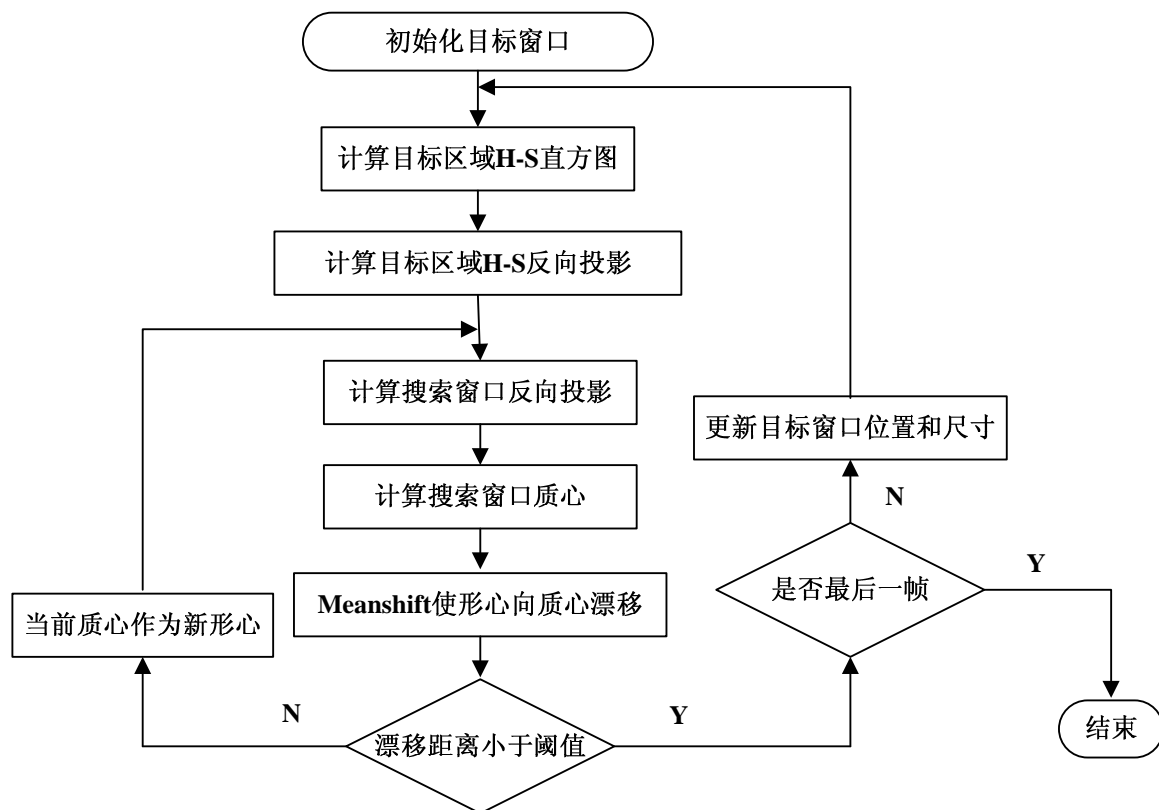
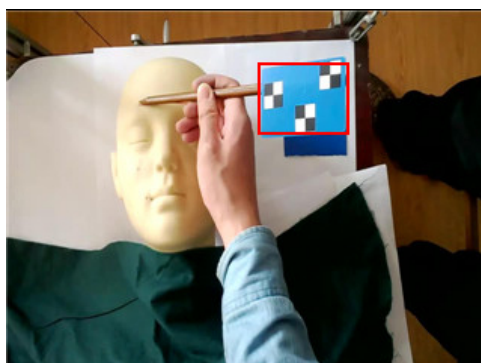
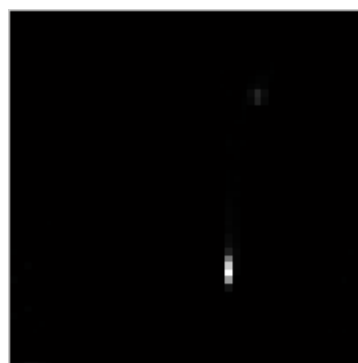


图 4.8 基于 H-S 二维直方图的 Camshift 算法流程

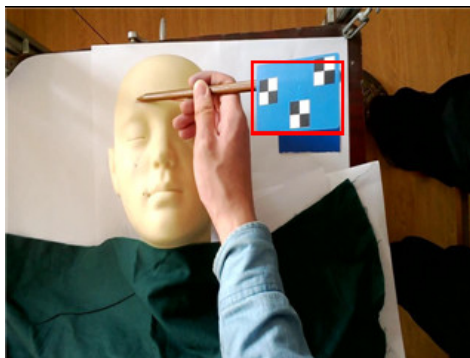
利用本文基于 H-S 二维直方图的跟踪结果如图 4.9 所示。



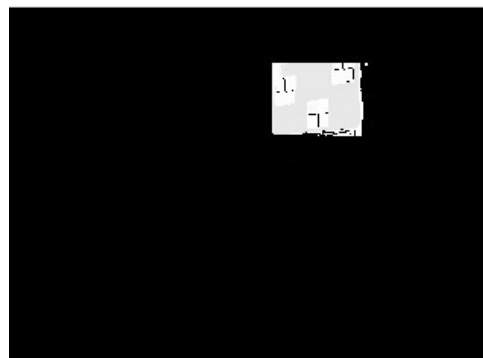
(a)初始化搜索窗口



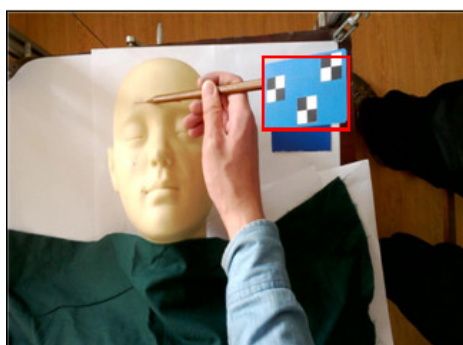
(b)H-S 二维直方图



(c)第 25 帧



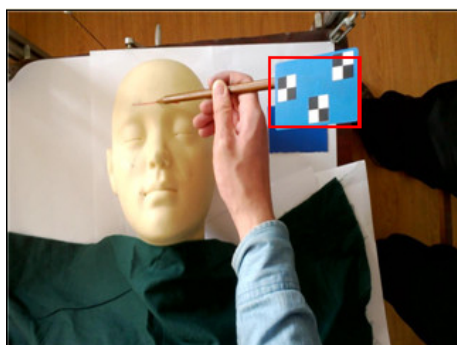
(d)第 25 帧反向投影



(e)第 150 帧



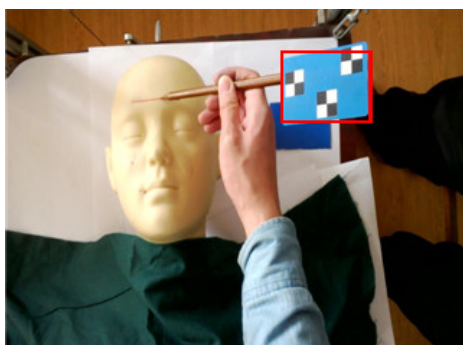
(f)第 150 帧反向投影



(g)第 310 帧



(h)第 310 帧反向投影



(i)第 370 帧



(j)第 370 帧反向投影

图 4.9 基于 H-S 的改进 Camshift 跟踪结果

实验结果表明，采用本文基于 H-S 二维直方图的改进 Camshift 跟踪算法在相似背景下仍然能够有效地对手术器械标记板进行跟踪。所以本文在量化 Hue 分量时引入 Saturation 分量的改进完全可行，与传统 Camshift 算法相比，具有更好的鲁棒性。表 4.1 给出了相似背景下两种算法的实验结果对比。

表 4.1 相似背景下的跟踪正确率对比

采用算法	视频总帧数	有效跟踪帧数	跟踪正确率
传统 Camshift	480	302	62.92%
改进 Camshift	480	467	97.29%

4.3 手术器械工作点的跟踪实现

上一节利用改进的 Camshift 算法实现了相似背景下对手术器械标记板的准确跟踪，手术过程中真正需要跟踪的是手术器械工作点，3.3 节已经讨论了对工作点间接跟踪的原理。本节将时长为 16s 的手术器械运动视频分割成 480 帧，手术器械工作点的规划路径在术前用红色标记线标记，如图 4.10 所示。

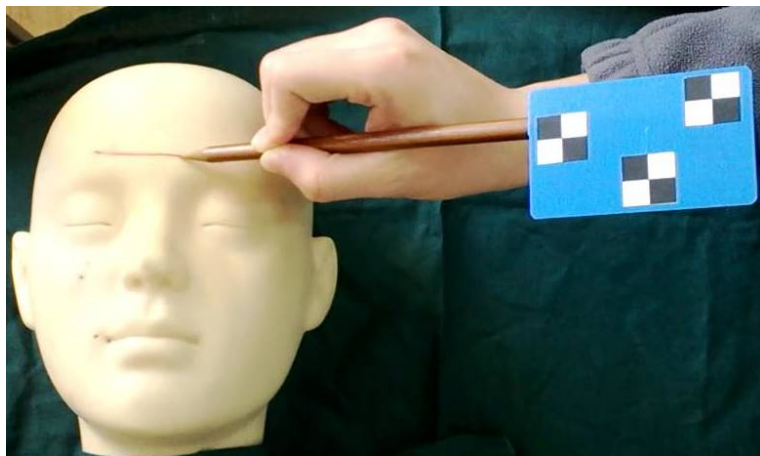


图 4.10 手术器械工作点规划路径

实现实时跟踪手术器械工作点的先决条件包括摄像机标定，手术器械标记板的跟踪和标记点检测、匹配，手术器械局部坐标系建立和工作点标定。其中，摄像机和手术器械工作点的标定都是在术前完成，所以实现术中准确跟踪手术器械工作点的关键在于对蓝色标记板的有效跟踪。手术过程中，任意时刻左、右摄像机采集的两帧图像若经过本文软件系统的处理能够三维重建出 3 个标记点，则认为此时刻跟踪工作点成功。实际手术过程中可能会出现遮挡的情况，本节将分别讨论无遮挡和有遮挡情况的跟踪策略。

4.3.1 无遮挡环境下工作点的跟踪实现

在无遮挡情况下，利用 4.2 节基于 H-S 二维反向投影的改进 Camshift 算法提取蓝色标记板区域，在跟踪窗口范围内对标记点进行检测以提高系统实时性，并利用 Freenman 链码法则实现了标记点快速匹配。将标记点的图像坐标作为术前摄像机 BP 神经网络的输入，输出即是 P_1, P_2, P_3 的世界坐标，将此世界坐标代入式(3.31)得到工作点的世界坐标。至此，无遮挡环境下对当前帧工作点的跟踪完成，上述跟踪流程如图 4.11 所示。

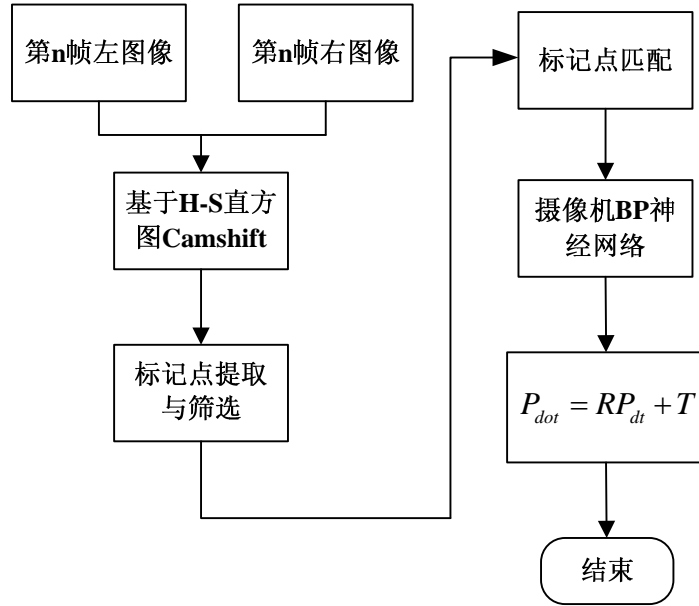


图 4.11 无遮挡时工作点跟踪流程

以下给出手术器械工作点按照术前规划路线运动时连续采集到的 480 帧图像的跟踪结果及分析。标记点 P_1, P_2, P_3 经过本文算法三维重建出的空间点集如图 4.12 所示，红色、绿色和蓝色点集分别表示 P_1, P_2, P_3 点集。为了得到工作点的世界坐标，需要首先计算出手术器械局部坐标系到世界坐标系的平移矩阵和旋转矩阵，详见式(3.27)到式(3.30)。上述 480 帧图像在无遮挡的情况下可以直接求解出 480 个工作点的世界坐标，它反映了工作点的实时位置和运动路径，如图 4.13 所示。

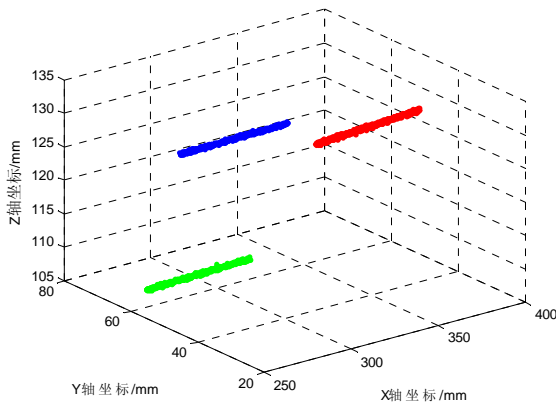


图 4.12 无遮挡时标记点空间点集

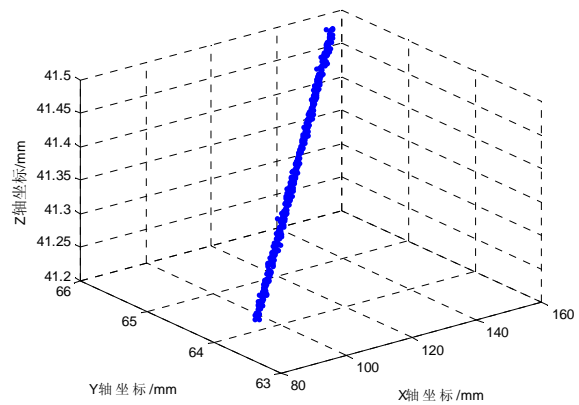


图 4.13 无遮挡时工作点空间点集

实验结果表明，本文算法在手术器械标记板未发生遮挡时可以准确地跟踪手术器械工作点。但是实际手术过程中难免会出现短暂的遮挡情况，考虑到手术器械一直做慢速运动，运动状态不会突变，本文提出采用空间轨迹拟合的方法对标记点及工作点的轨迹进行拟合与估计。

4.3.2 有遮挡环境下工作点的跟踪实现

本次实验的规划路径近似直线，可以考虑基于空间直线的最小二乘拟合。Matlab 拟合工具箱提供了各种平面曲线和空间曲面的拟合方法，对于不能近似为直线的运动，可以直接利用 Matlab 拟合工具箱进行曲面拟合估计。以下对本文采用的空间直线最小二乘拟合法进行介绍与分析。

空间直线的标准方程可以记为^[62]：

$$\frac{x-x_0}{X} = \frac{y-y_0}{Y} = \frac{z-z_0}{Z} \dots\dots\dots(4.27)$$

把上式写成直线射影式方程为：

$$\begin{cases} x = \frac{X}{Z}(z-z_0) + x_0 \\ y = \frac{Y}{Z}(z-z_0) + y_0 \end{cases} \dots\dots\dots(4.28)$$

为方便推导，令：

$$\begin{cases} a = \frac{X}{Z} \\ b = x_0 - \frac{X}{Z}z_0 \\ c = \frac{Y}{Z} \\ d = y_0 - \frac{Y}{Z}z_0 \end{cases} \dots\dots\dots(4.29)$$

上式取得最小值满足条件：

$$\begin{cases} bN + a \sum_{i=1}^m z_i = \sum_{i=1}^m x_i \\ b \sum_{i=1}^m z_i + a \sum_{i=1}^m z_i^2 = \sum_{i=1}^m x_i z_i \\ dN + c \sum_{i=1}^m z_i = \sum_{i=1}^m y_i \\ d \sum_{i=1}^m z_i + c \sum_{i=1}^m z_i^2 = \sum_{i=1}^m y_i z_i \end{cases} \dots\dots\dots(4.30)$$

上式又可写成^[63, 64]：

$$\begin{cases} FF' A = FX \\ FF' B = FY \end{cases} \dots\dots\dots(4.31)$$

其中, $A=[a,b]^T, X=[x_1 \dots x_m]^T, B=[c,d]^T, Y=[y_1 \dots y_m]^T, F=\begin{bmatrix} z_1 \dots z_m \\ 1 \dots 1 \end{bmatrix}$ 。

重复 4.3.1 节的规划路径, 第 4s 到第 5s 内对手术器械标记板进行遮挡。采用本文空间直线拟合的方法解决遮挡问题, 首先对 3 个标记点进行空间直线拟合, 对拟合结果按照摄像机采样频率进行采样, 最终得到工作点的预测值。图 4.14, 图 4.15 是第 121 帧到第 150 帧遮挡时标记点与工作点的空间点集。

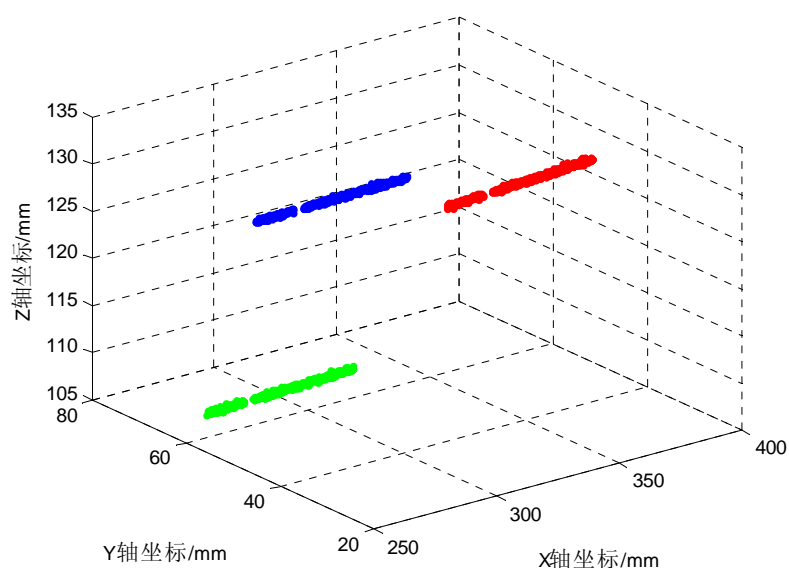


图 4.14 遮挡时标记点空间点集

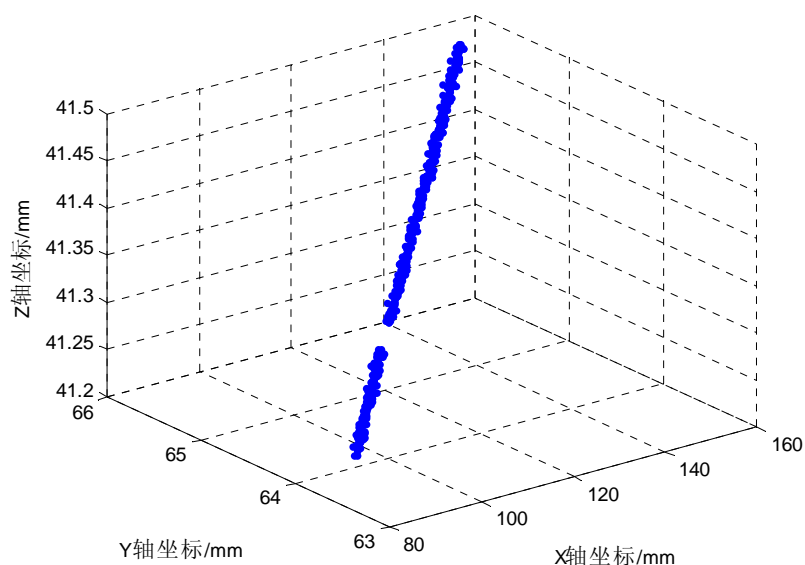


图 4.15 遮挡时工作点空间点集

本文处理标记板遮挡情况的工作流程如图 4.16 所示。

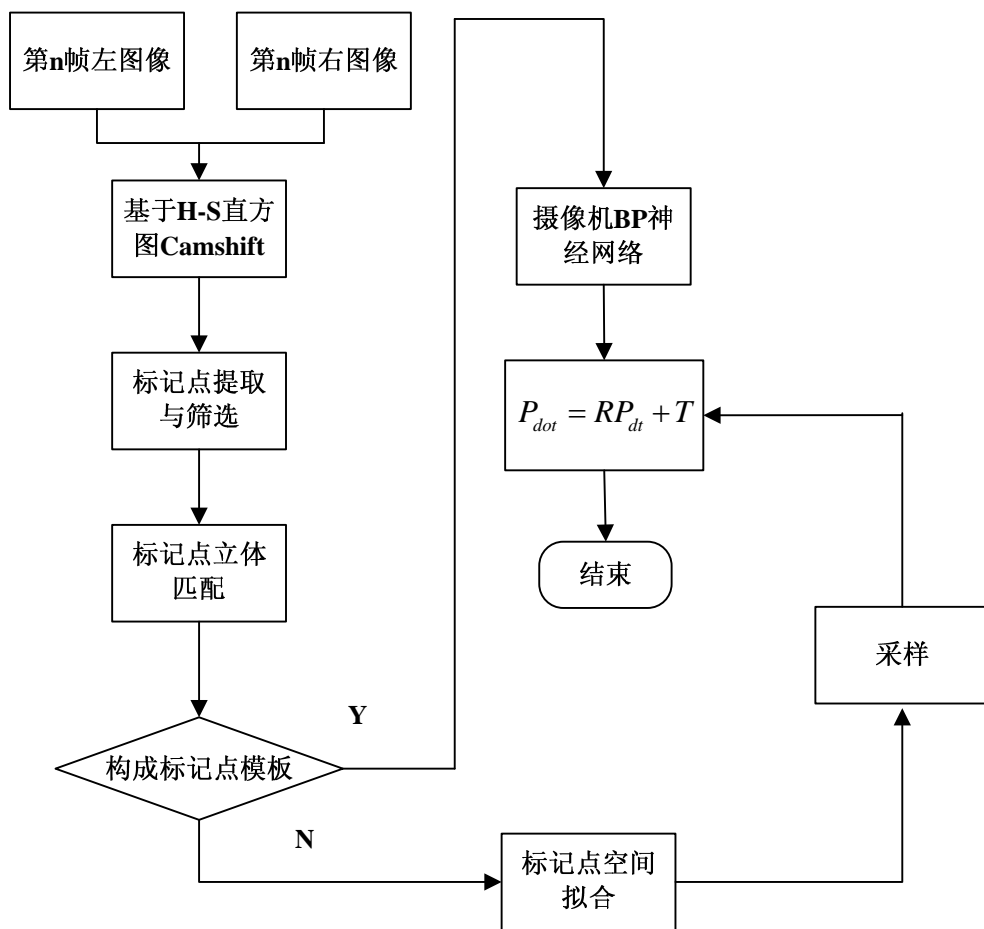


图 4.16 遮挡时工作点的跟踪流程

显然由于第4s到第5s时遮挡的发生,标记点在第121帧到第150帧数据发生丢失,导致此时间段内无法正常跟踪工作点。

采用本文空间直线拟合法得到标记点的估计值,根据此估计值最终得到工作点在遮挡时刻的空间位置如图4.17所示。

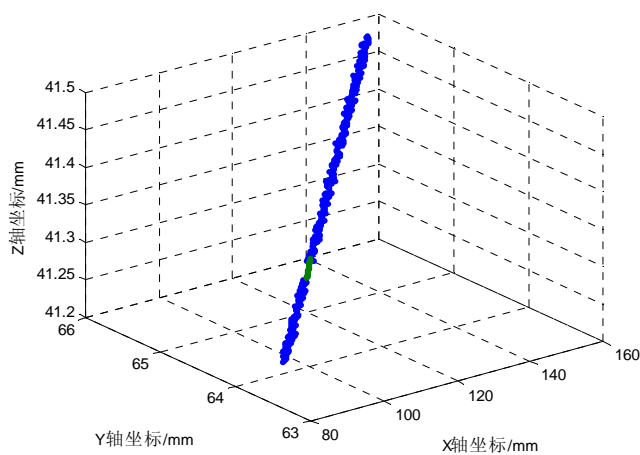


图 4.17 遮挡时工作点估算结果

4.4 本章小结

本章在研究 Meanshift 和基于 HSV 空间 Hue 分量的 Camshift 跟踪算法基础上, 针对传统算法在相似背景下搜索窗口扩大至整个背景的问题, 提出利用 Saturation 分量对 Hue 分量进行细分, 增加了反向投影的饱和度信息, 改进算法在相似背景下的跟踪成功率大为提高。实验表明, 本章基于 H-S 二维直方图的改进 Camshift 算法在相似背景下的跟踪成功率达到 97.29%, 远大于传统 Camshift 算法的 62.92%。针对标记板出现短暂遮挡的问题, 本文提出利用空间直线拟合法对标记点位置进行估计, 并最终通过术前手术器械工作点的标定结果得到工作点的估计位置。

第 5 章 实验研究

本文前 4 章对手术器械跟踪的相关技术分别进行了研究。本章将首先用实物搭建手术器械跟踪系统，对手术器械跟踪系统各个模块的实验结果进行系统分析和总结，并将利用实验结果对本文的理论部分进行验证。通过实验过程中发现的新问题，不断调整和改进本文手术器械跟踪系统的软、硬件配置，以臻完善。

5.1 实验系统组成

本文的硬件平台搭建如图 5.1 所示。

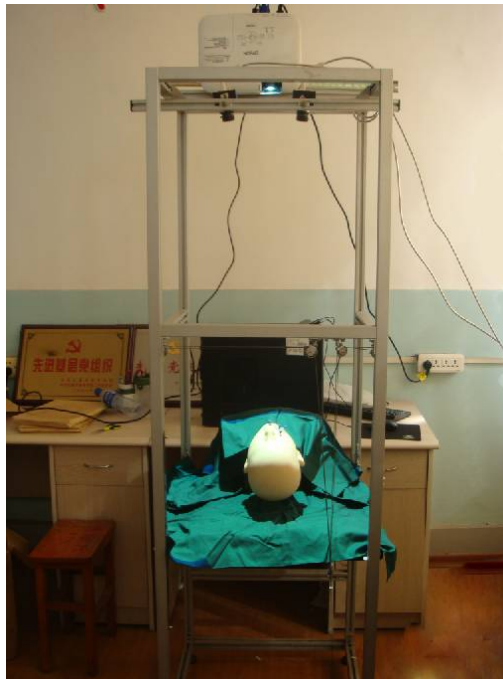


图 5.1 实验系统组成

摄像机采用大恒图像公司生产的 DH-HV-F 系列 IEEE1394 数字摄像机，如图 5.2 所示。此型号摄像机采用符合 DCAM 规范的 IEEE1394a 总线，因此摄像机向主机传送数据时几乎不占用主机的 CPU 资源，并且支持热插拔。该摄像机的镜头采用彩色/黑白 CMOS 传感器，逐行曝光，且曝光时间可以设置。图像采集卡支持连续采集和触发采集。2 台摄像机通过数据线与计算机 a 通信，投影仪则与计算机 b 实现通信^[65]。

本文所用计算机为 Acer Vertion M275，采用 Dual-Core CPU：E6670，主频为 3.20GHz，内存是 2GB。投影仪采用 Epson EB-C250X，标准分辨率为 1024pixel×768pixel，

光源采用超高压泵灯，投影距离是 0.9m~10.8m，功率是 200W，如图 5.3 所示。



图 5.2 DH-HV-1300FC



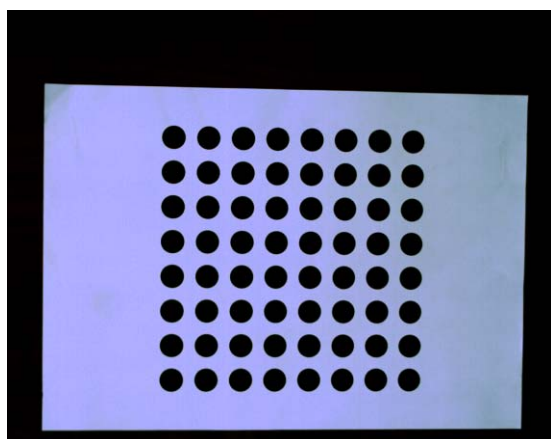
图 5.3 EB-C250X 投影仪

5.2 标定实验及误差分析

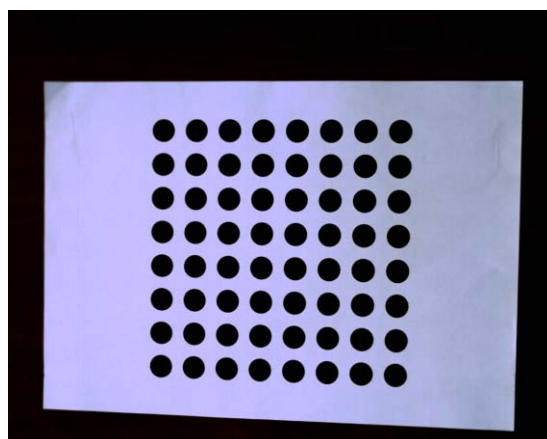
标定实验包括摄像机标定、投影仪标定和手术器械工作点标定，分别予以分析。

5.2.1 摄像机标定实验及分析

实验中将已经设计好的标定模板置于手术器械跟踪实验台，调节实验台至水平。调整实验台的高度，由 15cm 处开始采集图像，每隔 2cm 采集一次图像，在 45cm 处采集结束后，停止采集。保存实验图片，共 16×2 帧图像。图 5.4 为 30cm 处左、右摄像机采集的摄像机标定模板。



(a)30cm 处左摄像机采集图像



(b)30cm 处右摄像机采集图像

图 5.4 30cm 处摄像机标定模板图像

对摄像机标定图像序列进行预处理，包括灰度化、去除噪声、提取标定圆质心等。得到 left1~left16, right1~right16 共 32 组图像坐标数据，而标定模板圆心阵列的世界坐标是已知的。至此基于 BP 神经网络的摄像机标定训练数据已经完备，32 帧标定模板

图像圆心阵列的图像坐标作为输入数据，16 个高度标定模板圆心阵列的世界坐标作为理想输出。为兼顾手术器械跟踪系统的准确性和实时性，本文神经网络采用单隐层结构，隐层神经元数确定为 16 个。通过若干次的训练达到误差阈值后，摄像机标定结束。基于 BP 神经网络的摄像机标定属于隐式标定的范畴，训练完成时将训练好的神经网络保存，作为下一步的预测网络，即输入 4×1 的图像坐标，即可以预测 3×1 的世界坐标，这正是摄像机标定的本质。

图 5.5 是神经网络训练图，图 5.6 是未参加神经网络训练的部分圆心的预测值和实际值的对比图，其中红色的实心点是预测值，黑色圆是实际值。由图可见，预测值与实际值具有高度的重合性。

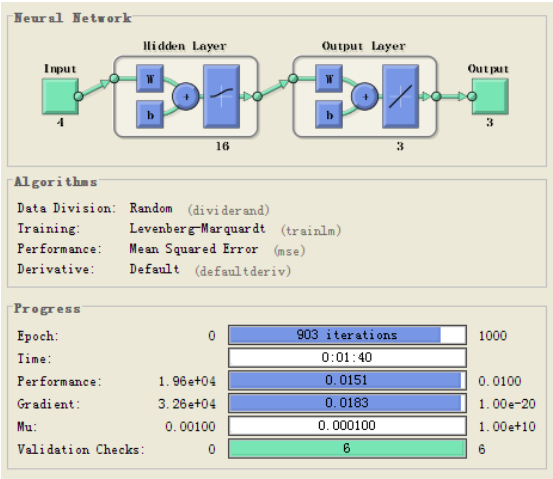


图 5.5 摄像机神经网络训练图

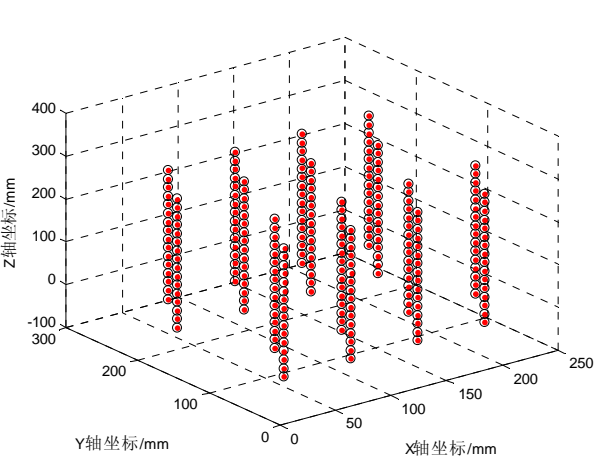


图 5.6 实际值与预测值对比

实验结果表明本文基于 BP 神经网络的摄像机标定误差小于 0.5mm，如图 5.7~图 5.9 所示。

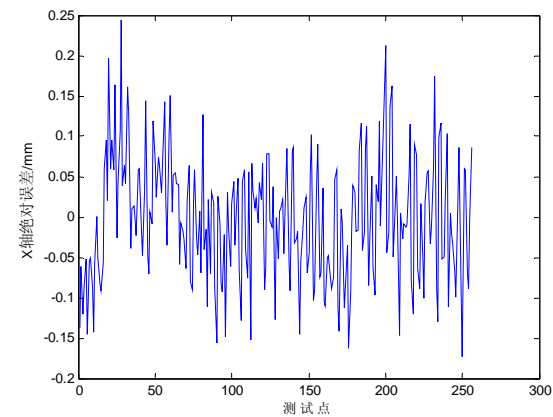


图 5.7 X 方向绝对误差

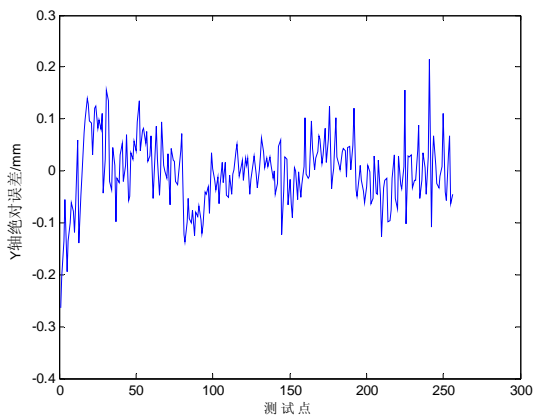


图 5.8 Y 方向绝对误差

由图 5.10 可见，BP 神经网络训练到 100 次时的误差已经迅速收敛，达到 903 次时

神经网络的性能趋于稳定。说明本文基于 BP 神经网络的摄像机标定方法是完全可行的，并且其标定精度符合手术器械跟踪系统的要求。

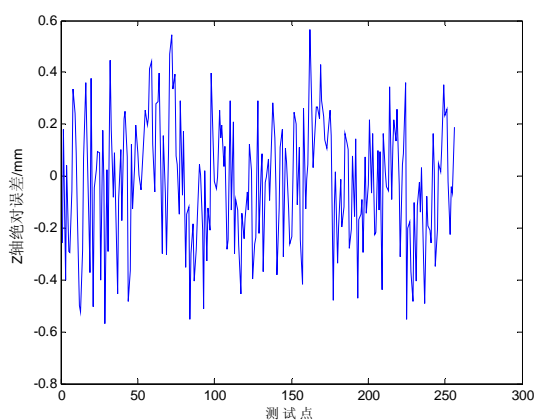


图 5.9 Z 方向绝对误差

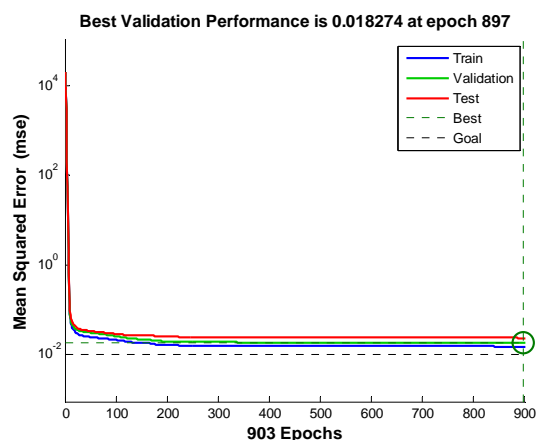
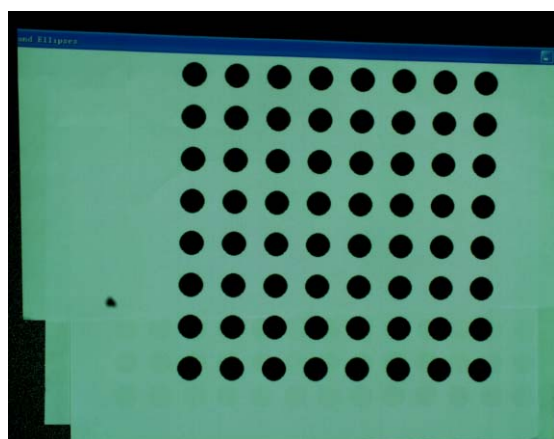


图 5.10 误差收敛曲线

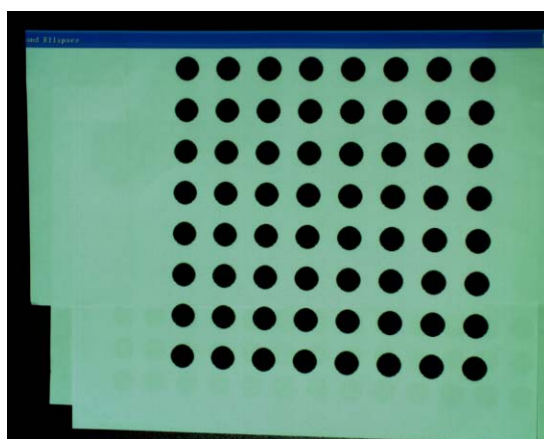
5.2.2 投影仪机标定实验及分析

投影仪可以看成摄像机的逆光路模型。本文采用投影仪投射光标的方法对手术器械工作点进行投影，目的是验证手术器械工作点跟踪结果的准确性。本文对投影仪的标定是在前述摄像机标定的基础上利用 BP 神经网络完成的，其输入是 6 个高度标定圆心阵列的世界坐标，输出是 OpenGL 投影坐标。

将实验台调至 15cm 处，通过投影仪投射 OpenGL 标定模板，左、右摄像机同时采集图像，依次完成 15cm、17cm、19cm、21cm、23cm、25cm 处的标定模板采集，图 5.9 是 23cm 处的左、右摄像机采集到的投影仪标定模板。



(a)23cm 处左摄像机采集图像



(b)23cm 处右摄像机采集图像

图 5.11 23cm 处投影仪标定模板图像

投影仪模型是非线性的，而单隐层的 BP 神经网络可以以任意精度逼近任意非线性模型，所以本文对投影仪的标定与上一节摄像机标定方法类似，采用单隐层神经网络。

输入样本为 3 维世界坐标，输出是 2 维的 OpenGL 坐标，误差收敛阈值设置为 $1e-2mm$ ，训练次数最多到 1000epoch。

图 5.12 是投影仪 BP 神经网络的训练图，本次实验训练达到第 638 步时误差已经收敛于 $1e-2mm$ 。基于 BP 神经网络投影仪标定的输入样本用到了摄像机标定的结果，所以投影仪标定累计了摄像机标定的误差。

本文实验表明，隐层神经元数量为 20 时，标定误差收敛速度最快。投影仪标定的绝对误差如图 5.13、图 5.14 所示，图中显示本文投影仪标定的最大误差小于 0.2pixel，符合本文手术器械跟踪系统对标定精度的要求。

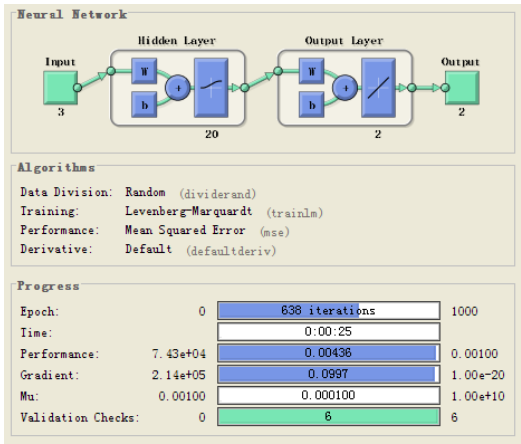


图 5.12 投影仪神经网络训练图

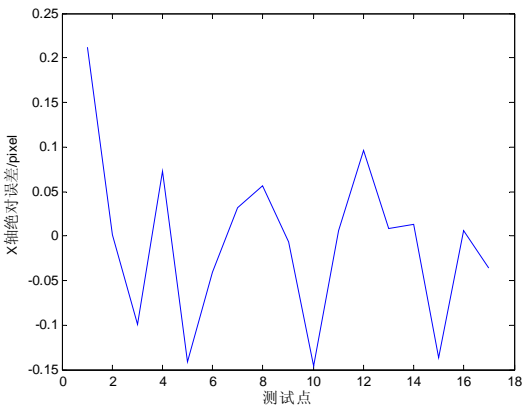


图 5.13 X 方向绝对误差

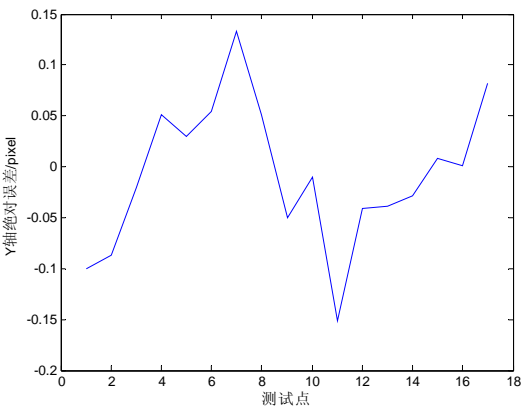


图 5.14 Y 方向绝对误差

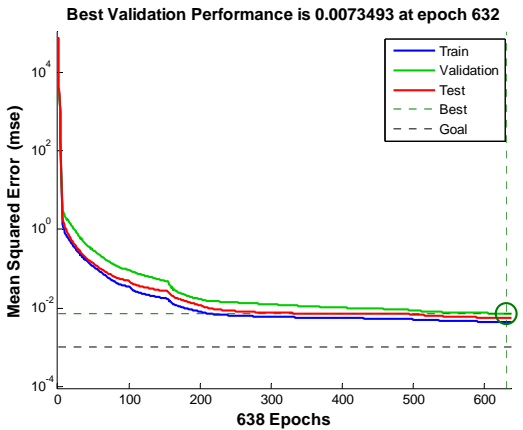


图 5.15 误差收敛曲线

实验表明，本文基于 BP 神经网络的投影仪标定方法具有亚像素级的标定精度，误差收敛速度快，符合本文实时性的要求。由图 5.15 可知：训练到第 200 步时误差迅速收敛，训练到第 638 步时神经网络性能改变不大，误差趋于稳定。

5.2.3 手术器械工作点标定实验及分析

本文对手术器械工作点的标定原理在 3.3 节中已有详述。标定步骤为：手持手术器械，将工作点置于摄像机标定模板的左下角圆心，其世界坐标已知，为(10,220,20)。左、右摄像机以 30fps 的速度连续采集 10s，共 300 帧图像。联立组成超定方程，其最小二乘解即是手术器械工作点在局部坐标系的坐标，手术器械局部坐标系和超定方程的建立详见 3.3 节。这里直接给出超定方程的最小二乘解作为工作点在手术器械坐标系下的坐标： $P_{dt}(202.37,-80.14,-5.54)$ ，单位是 mm。

为了分析手术器械工作点的标定精度，本文将手术器械工作点的标定结果作为已知量，反过来计算其世界坐标，这个过程可以看成是工作点标定的逆过程。标定精度实验过程中将手术器械的工作点依次置于摄像机标定模板主对角线方向的 8 个圆心，自上而下依次编号：1~8。将 P_1, P_2, P_3 和 P_{dt} 代入式(3.31)得到其世界坐标，统计结果如表 5.1 所示。

表 5.1 工作点标定的误差分析

	实际值(mm)	测量值(mm)	绝对误差 (mm)	平均误差 (mm)
圆心 1	(10,10,20)	(10.13,9.89,20.42)	0.45	0.54
圆心 2	(40,40,20)	(39.17,40.13,20.41)	0.46	
圆心 3	(70,70,20)	(70.19,70.09,19.53)	0.52	
圆心 4	(100,100,20)	(99.84,100.12,19.60)	0.54	
圆心 5	(130,130,20)	(129.89,130.14,20.50)	0.53	
圆心 6	(160,160,20)	(160.15,160.10,20.49)	0.52	
圆心 7	(190,190,20)	(190.20,189.88,20.48)	0.54	
圆心 8	(220,220,20)	(219.80,219.89,19.31)	0.73	

由上表可知，本文对手术器械工作点的标定误差小于 0.55mm。完成手术器械工作点的标定后，术中对手术器械的跟踪可以直接利用本次工作点标定的结果，提高了跟踪系统的实时性。

5.3 工作点跟踪实验及误差分析

手术过程中对手术器械工作点的跟踪是通过手术器械上标记点的世界坐标间接计

算得到的，因此对标记点的有效检测与识别是跟踪系统正常工作的必要条件。下面将对本文标记点检测与筛选算法的正确率以及工作点跟踪的相对误差展开研究，最后利用投影仪投射的十字光标检验本文手术跟踪系统的整体性能。

5.3.1 标记点匹配正确率实验分析

本文采用基于高斯曲面拟合的 Harris 角点检测算法对标记点进行检测，并对跟踪窗口范围内检测到的标记点按本文 3.1 节提出的标记点筛选算法进行筛选，最终 3 维重建得到 P_1, P_2, P_3 。下面分别给出传统 Harris 算法、传统 Harris 算法结合本文标记点筛选算法、基于高斯曲面拟合的 Harris 算法、基于高斯曲面拟合的 Harris 算法结合本文标记点筛选算法的标记点匹配正确率实验结果，上述四种检测算法依次记为算法 1 到算法 4。

表 5.2 标记点匹配正确率对比

	帧数	正确匹配数	正确率
算法 1	480	397	82.71%
算法 2	480	454	94.58%
算法 3	480	405	84.38%
算法 4	480	476	99.12%

通过上表可知，基于高斯曲面拟合的 Harris 算法结合本文筛选算法时的匹配正确率最高；其次是经典 Harris 算法结合本文筛选算法；两种标记点检测算法单独使用时的匹配正确率较低。标记点检测算法考虑的问题只是局限于如何检测到更高精度的标记点像素坐标，而不关心后续的标记点匹配问题。左、右摄像机成像过程中难免会受到光线变化等噪声的影响，这时就可能出现病态的匹配问题。

考虑到本文手术器械跟踪系统对实时性的要求，对检测到的标记点在匹配前进行筛选是很有必要的。如果不加甄别地进入下一步匹配流程，如上表算法 1 和算法 3，不但正确率低而且计算量大、效率低，其准确性和实时性都不能满足本文的应用要求，故本文采用算法 3 以兼顾手术器械跟踪系统的准确性和实时性。

5.3.2 工作点跟踪的相对误差分析

本文通过计算手术器械工作点跟踪的相对误差与投射十字光标相结合的方法来评

价工作点跟踪的效果。相对误差实验的具体步骤为：取副对角线右上角第 1 个圆心为起点，记为 O_1 。终点依次是副对角线上的其余圆心，按其距 O_1 的距离由小到大依次记为 T_1, \dots, T_7 ，并依次计算出起点 O_1 到 T_1, \dots, T_7 的欧氏距离，实验结果如表 5.3 所示。

表 5.3 工作点跟踪的相对误差

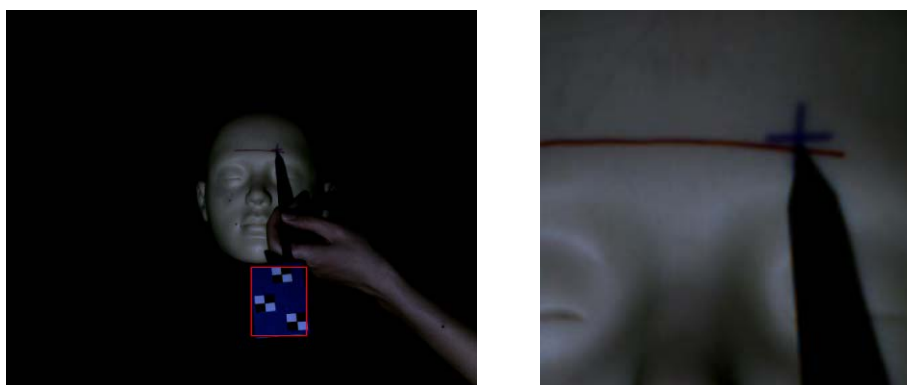
	实际值(mm)	测量值(mm)	误差(mm)	平均误差 (mm)
O_1T_1	42.43	41.77	0.66	0.79
O_1T_2	84.85	84.01	0.84	
O_1T_3	127.28	128.06	0.78	
O_1T_4	169.70	170.58	0.87	
O_1T_5	212.13	212.93	0.80	
O_1T_6	254.56	253.80	0.75	
O_1T_7	296.98	297.83	0.85	

由上表可知，本文手术器械跟踪系统的最大跟踪误差小于 0.8mm，平均误差小于 0.7mm，其精度达到了应用要求。本文利用投影仪投射十字光标的方法对手术器械工作点的跟踪结果进行检验。表 5.4 给出了在 5 个抽样时刻得到的工作点世界坐标以及对应的 OpenGL 投影坐标，图 5.16 为跟踪过程中第 384 帧图像的十字光标跟踪结果。

实验结果表明十字光标在术中能够实时、准确地跟踪工作点，由于投影坐标的计算重复累计了摄像机标定误差，并且引入了投影仪标定误差。因此本文对工作点的实际跟踪精度要高于十字光标的跟踪精度，实际跟踪误差应小于 0.8mm，符合手术器械跟踪系统的精度要求，为下一步高精度手术导航提供了有力支持。

表 5.4 不同时刻工作点的世界坐标与投影坐标

	世界坐标(mm)	投影坐标(pixel)
第 64 帧	(98.11, 63.86, 41.33)	(502.22, 533.82)
第 128 帧	(106.12, 63.05, 41.23)	(515.95, 535.30)
第 256 帧	(122.25, 63.52, 41.63)	(543.60, 534.84)
第 320 帧	(130.52, 63.19, 41.26)	(557.75, 535.39)
第 384 帧	(138.45, 63.46, 41.25)	(571.32, 535.02)



(a)左摄像机第 384 帧光标跟踪结果 (b)工作点区域局部放大图

图 5.16 投影光标的跟踪结果

5.4 本章小结

本章首先用实物搭建了手术器械跟踪系统，依次介绍了各个模块的实验过程并且分析了实验结果和误差。主要包括：标定实验（摄像机标定，投影仪标定，手术器械工作点标定）、标记点提取与匹配实验、标记点匹配正确率实验和工作点跟踪实验。实验表明，摄像机 3 个坐标轴方向的最大标定误差小于 0.5mm；投影仪 2 个坐标轴方向的最大标定误差小于 0.2pixel；标记点检测的相对误差小于 0.15mm；本文匹配算法的匹配正确率为 99.12%；手术器械工作点的标定误差小于 0.6mm；手术器械工作点跟踪的相对误差小于 0.8mm，符合本文手术器械跟踪系统的要求。

第6章 总结与展望

6.1 全文总结

本文围绕手术导航系统中对手术器械的跟踪这一关键技术深入研究了基于双目立体视觉的跟踪算法及其相关关键技术。设计并建立了手术器械跟踪系统的实验平台，特别对摄像机标定技术、标记点检测与匹配技术、手术器械标记板跟踪算法着力进行了研究，实现了手术过程中对手术器械工作点实时准确的跟踪。现将本文的主要工作归纳如下：

1.建立了手术器械跟踪系统的实验平台，包括软、硬件部分。研究了基于双目立体视觉的跟踪原理与摄像机成像模型，提出采用基于 BP 神经网络的隐式摄像机标定法，其标定精度和实时性较传统的直接线性变换法有很大提高。

2.设计了附着标记板的手术器械，在经典 Harris 算法的基础上提出采用高斯曲面拟合的方法实现了对标记点的亚像素级检测。研究了基于 Freeman 链码的匹配算法，结合本文提出的标记点筛选算法实现了标记点快速匹配。在上述基础上，还研究了手术器械工作点的标定技术，建立了手术器械局部坐标系，通过求解超定方程的最小二乘解得到工作点在局部坐标系下的坐标，完成手术器械工作点的标定。

3.研究了 Meanshift 算法和基于 HSV 颜色空间 Hue 分量的 Camshift 跟踪算法，为满足本文手术器械跟踪系统对鲁棒性的要求，提出利用 Saturation 分量对 Hue 分量进行细分，增加了反向投影中的饱和度信息，提高了相似背景下手术器械的跟踪成功率。针对手术过程中出现标记板短暂遮挡的情况，提出利用空间直线最小二乘拟合的方法对遮挡时刻的工作点进行估计，避免了标记板短暂遮挡造成的跟踪失败。

4.利用本文搭建的实验平台，对手术器械的跟踪算法及其相关技术进行了实验研究。实验表明，摄像机 x 、 y 方向的标定误差均小于 0.2mm， z 方向误差小于 0.5mm；投影仪 x 、 y 方向的标定误差均小于 0.2pixel；标记点检测的相对误差小于 0.15mm；本文匹配算法的匹配正确率为 99.12%；手术器械工作点的标定误差小于 0.6mm；手术器械工作点跟踪的相对误差小于 0.8mm，本文设计的手术器械跟踪系统满足临床应用的要求。

6.2 展望

基于双目立体视觉的手术导航技术是近年来新兴的研究领域，随着机器人技术、图像处理技术、材料科学的快速发展，机器人辅助外科手术也越来越受到关注。本文正是在这种应用背景下对手术器械的跟踪问题进行了研究，虽然本文取得了一些阶段性成果，但是着眼于整个手术导航系统，仍有一些不足和有待完善之处，主要表现在：

- 1.利用极线约束条件可以将标记点匹配的候选搜索区域缩小至极线范围，而一般要根据摄像机模型矩阵得到极线方程。基于 BP 神经网络的摄像机标定方法属于隐式标定法，无法直接得到转换矩阵。可以进一步研究基于 BP 神经网络的隐式标定法与传统显式标定法结合的摄像机标定技术，在保证标定精度与实时性的同时求得摄像机模型转换矩阵。

- 2.本文标记板上标记点的数量为 3 个，没有考虑多于 3 个标记点的情况，可以设计一组标记点数量与分布不同的标记板，并讨论多个手术器械协同手术时的模板匹配与识别问题。

参考文献

- [1] 马文娟. 红外手术导航仪关键技术研究 [D]: 上海交通大学, 2010.
- [2] 陈旭, 吕小俊, 贾志洋. 浅谈计算机视觉的发展及应用 [J]. 科技信息, 2013, (16): 6.
- [3] 王田苗, 刘文勇, 胡磊. 医用机器人与计算机辅助手术MRCAS进展 [J]. 中国生物医学工程学报, 2008, (01): 137-145.
- [4] METTLER L, IBRAHIM M, JONAT W. One year of experience working with the aid of a robotic assistant (the voice-controlled optic holder AESOP) in gynaecological endoscopic surgery [J]. Human Reproduction, 1998, 13 (10): 2748-2750.
- [5] BALKHY H H, WANN L S, KRIENBRING D, et al. Integrating coronary anastomotic connectors and robotics toward a totally endoscopic beating heart approach: review of 120 cases [J]. The Annals of thoracic surgery, 2011, 92 (3): 821-827.
- [6] KALAN S, CHAUHAN S, COELHO R F, et al. History of robotic surgery [J]. Journal of Robotic Surgery, 2010, 4 (3): 141-147.
- [7] HANLY E J, MAROHN M R, BACHMAN S L, et al. Multiservice laparoscopic surgical training using the daVinci surgical system [J]. The American journal of surgery, 2004, 187 (2): 309-315.
- [8] 陈梦东, 王田苗, 刘达, 等. 机器人辅助微损伤神经外科手术系统的研究及其临床应用 [J]. 中国生物医学工程学报, 2000, (02): 145-151.
- [9] 张建勋. 用于显微手术操作的机器人系统的体系结构分析 [J]. 机器人, 2006, (03): 303-308.
- [10] 邓宁, 吴伟坚, 梁国穗, 等. 机器人和计算机辅助骨科手术 [J]. 中华创伤骨科杂志, 2005, (07): 620-624.
- [11] 张文强, 黄雪梅, 王成焄. 计算机辅助全膝置换手术系统的创新设计 [J]. 机械设计与研究, 2004, (02): 48-49.
- [12] 王树新, 丁杰男, 负今天, 等. 显微外科手术机器人——“妙手”系统的研究 [J]. 机器人, 2006, (02): 130-135.
- [13] WANG T, LIU W, HU L. BPOR: a fluoroscopy-based robot navigating system for distal locking of intramedullary nails; proceedings of the Intelligent Robots and Systems,

- 2004(IROS 2004) Proceedings 2004 IEEE/RSJ International Conference on, F, 2004 [C]. IEEE.
- [14] 姜晓峰, 汪业汉, 付先明, 等. ASA-610V 导航系统在微侵袭神经外科手术中的应用 [J]. 现代神经疾病杂志, 2002, (01): 17-20.
- [15] 赵帆, 陈衔城, 吴劲松. 高精度国产复旦数字医疗 Excelim-04~(TM)神经导航系统的临床试验 [J]. 复旦学报(医学版), 2007, (05): 780-784.
- [16] 沈轶. 高精度手术导航的研究与应用 [D]: 上海交通大学, 2012.
- [17] 侯志强, 韩崇昭. 视觉跟踪技术综述 [J]. 自动化学报, 2006, (04): 603-617.
- [18] HORN B K, SCHUNCK B G. Determining optical flow; proceedings of the 1981 Technical Symposium East, F, 1981 [C]. International Society for Optics and Photonics.
- [19] MOESLUND T B, GRANUM E. A survey of computer vision-based human motion capture [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001, 81 (3): 231-268.
- [20] COLLINS R T, LIPTON A, KANADE T, et al. A system for video surveillance and monitoring [M]. Carnegie Mellon University, the Robotics Institute Pittsburg, 2000.
- [21] BOGAERT M, CHELQ N, CORNEZ P, et al. The PASSWORDS Project [intelligent video image analysis system]; proceedings of the Image Processing, 1996 Proceedings, International Conference on, F, 1996 [C]. IEEE.
- [22] WREN C R, AZARBAYEJANI A, DARRELL T, et al. Pfinder: Real-time tracking of the human body [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE.1997, 19 (7): 780-785.
- [23] COIFMAN B, BEYMER D, MCLAUCHLAN P, et al. A real-time computer vision system for vehicle tracking and traffic surveillance [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 1998, 6 (4): 271-288.
- [24] 隋婧, 金伟其. 双目立体视觉技术的实现及其进展 [J]. 电子技术应用, 2004, (10): 4-6.
- [25] FORSYTH D A, PONCE J. Computer vision: a modern approach [M]. Prentice Hall Professional Technical Reference, 2002.
- [26] 周芳. 双目视觉中立体匹配算法的研究与实现 [D]: 大连理工大学, 2013.
- [27] TSAI R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses [J]. Robotics and Automation, IEEE. 1987, 3 (4): 323-344.
- [28] ABDEL-AZIZ Y, KARARA H. Direct linear transformation into object space

- coordinates in close-range photogrammetry. Close-Range Photogrammetry [J]. Urbana-Champaign, 1971, 1-18.
- [29] DUANE C B. Close-range camera calibration [J]. Photogrammetric engineering, 1971, 37 (8): 855-866.
- [30] FAIG W. Calibration of close-range photogrammetric systems: mathematical formulation [J]. Photogrammetric engineering and remote sensing, 1975, 41(12):1479-1486.
- [31] TSAI R Y. An efficient and accurate camera calibration technique for 3D machine vision; proceedings of the Proc IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition, 1986, F, 1986 [C].
- [32] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2000, 22 (11): 1330-1334.
- [33] 孙娓娓, 刘琼荪. BP 神经网络的联合优化算法 [J]. 计算机工程与应用, 2009, (12): 50-51.
- [34] FUNAHASHI K-I. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks [J]. Neural networks, 1989, 2 (3): 183-192.
- [35] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector; proceedings of the Alvey vision conference, F, 1988 [C]. Manchester, UK.
- [36] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. Automatica, 1975, 11 (285-296): 23-27.
- [37] 赵万金, 龚声蓉, 刘纯平, 等. 一种自适应的 Harris 角点检测算法 [J]. 计算机工程, 2008, (10): 212-214.
- [38] 李玲玲, 李翠华, 曾晓明, 等. 基于 Harris-Affine 和 SIFT 特征匹配的图像自动配准 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2008, (08): 13-16.
- [39] 刘宁, 卢荣胜, 夏瑞雪, 等. 基于高斯曲面模型的亚像素 Harris 角点定位算法 [J]. 电子测量技术, 2011, (12): 49-53.
- [40] 何凯, 唐平凡, 王成优. 基于高斯曲面拟合的影像渐晕复原方法 [J]. 电子学报, 2009, (01): 67-71.
- [41] 王建琦, 邓雁萍, 李介谷. 一种改进的角点提取方法 [J]. 上海交通大学学报, 2000, (07): 913-916.
- [42] 方兴林, 余萍. 一种基于链码向量的图像匹配算法 [J]. 齐齐哈尔大学学报(自然科学版), 2011, (06): 25-28.

- [43] FREEMAN H. On the encoding of arbitrary geometric configurations [J]. Electronic Computers, 1961, (2): 260-268.
- [44] 高文娟, 李健. 一种基于 Freeman 差分码的双目立体匹配算法研究 [J]. 微电子学与计算机, 2009, (05): 209-211.
- [45] 费斌. 应用于视觉导航的图像配准研究 [D]: 吉林大学, 2012.
- [46] 王建华. 数字式红外手术导航仪关键技术研究 [D]: 上海交通大学, 2007.
- [47] FUKUNAGA K, HOSTETLER L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition [J]. Information Theory, IEEE. 1975, 21 (1): 32-40.
- [48] CHENG Y. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 1995, 17 (8): 790-799.
- [49] COLLINS R T. Mean-shift blob tracking through scale space; proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2003 Proceedings 2003 IEEE Computer Society Conference on, F, 2003 [C]. IEEE.
- [50] STANDER J, MECH R, OSTERMANN J R. Detection of moving cast shadows for object segmentation [J]. Multimedia, IEEE.1999, 1 (1): 65-76.
- [51] 张锦雄, 张基宏, 郭森. 一种自适应的运动目标阴影检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2008, (04): 56-58.
- [52] 郝颖明, 朱枫. 2 维 Otsu 自适应阈值的快速算法 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10 (4): 484-488.
- [53] 鲍晴峰, 王继成. 基于 PCNN 的彩色图像分割新方法 [J]. 计算机工程与应用, 2005, (27): 48-50.
- [54] COMANICIU D, MEER P. Mean shift analysis and applications; proceedings of the Computer Vision, 1999 The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on, F, 1999 [C]. IEEE.
- [55] BHATTACHARYYA A. On a measure of divergence between two multinomial populations [J]. The Indian Journal of Statistics, 1946, 401-406.
- [56] 卢晓鹏, 殷学民, 邹谋炎. 基于核密度相关度量的视频目标跟踪 [J]. 中国科学院研究生院学报, 2007, (04): 501-505.
- [57] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift; proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2000 Proceedings IEEE Conference on, F, 2000 [C]. IEEE.

- [58] PRICE M, PRIMITIVES I-I P. Using the Intel OpenCV Library [M]. 2004.
- [59] 张宏志, 张金换, 岳卉, 等. 基于 CamShift 的目标跟踪算法 [J]. 计算机工程与设计, 2006, (11): 2012-2014.
- [60] ALLEN J G, XU R Y, JIN J S. Object tracking using camshift algorithm and multiple quantized feature spaces; proceedings of the Proceedings of the Pan-Sydney area workshop on Visual information processing, F, 2004 [C]. Australian Computer Society, Inc.
- [61] CHU H, YE S, GUO Q, et al. Object tracking algorithm based on camshift algorithm combining with difference in frame; proceedings of the Automation and Logistics, 2007 IEEE International Conference on, F, 2007 [C]. IEEE.
- [62] 袭杨. 空间直线拟合的一种方法 [J]. 齐齐哈尔大学学报, 2009, (02): 64-68.
- [63] FAUSETT L V. Applied numerical analysis using MATLAB [M]. Prentice-Hall, Inc. 2007.
- [64] ENGELBORGH S K, LUZYANINA T. DDE-BIFTOOL v. 2.00: a Matlab package for bifurcation analysis of delay differential equations [J]. TW Reports, 2001, (01): 61.
- [65] 陈运聪. 手术导航系统中的多目标跟踪方法研究 [D]: 吉林大学, 2013.

作者简介及科研成果

作者简介:

姚晖, 男, 汉族, 1988 年 2 月出生于山东省日照市。

2010 年 7 月, 西安工业大学探测制导与控制技术专业毕业, 获工学学士学位。

2011 年 9 月至今, 吉林大学控制理论与控制工程专业学习。

项目研究:

吉林省科技发展规划项目: 应用于脑外科手术的医用机器人增强现实研究, 项目编号: 20090503。

吉林大学基本科研业务费资助项目: 基于视觉导航的机器人辅助外科手术中的目标跟踪算法研究。

论文发表:

[1] 卢韶芳, 王琨, 曹焱, 姚晖. 基于 Hough 变换的目标边界提取方法[C]. 过程控制会议. 2012.

致 谢

时间都去哪儿了？转眼就要跟 3 年硕士研究生生活挥手告别了，回首这不平凡的 3 年，心中有不舍，更多的是感激。

“桃李不言，下自成蹊”。论文完成之际，我首先要衷心地感谢我的导师卢韶芳副教授，在硕士求学的过程中，无论学习还是生活上，卢老师都给予我悉心的指导和鼓励。本论文从选题、实验、修订直至定稿，无不渗透着卢老师的关切与心血，卢老师在学术上一丝不苟、精益求精的精神让我叹服，生活中又是那么平易近人、和蔼可亲。

“学高为师，身正为范”，寥寥数语，实难道尽心中对卢老师的感激之情，卢老师的谆谆教诲是我受益一生的财富。同时还要感谢隋振老师，隋老师在实验器械制作方面给了我很多帮助和建议，使得实验能够顺利进行。

感谢课题组的全体小伙伴们，已经毕业的费斌师兄、王琨师姐、陈运聪师兄、曹焱师兄、张超师兄，你们的无私帮助与关心使我能够迅速融入课题组的研究。同时还要感谢王海风、陈玄真、赵岩、刘晓宏、潘苏楠、林晓明，在学习和生活中有你们的陪伴与帮助是我的幸运和财富。特别感谢陈运聪师兄在实验中的帮助与建议，让我少走许多弯路，事半功倍。我还要感谢王阳阳、冀坤、王自英、李大卫、周文卷、田仕奇、王艇、马用学、张珊密、许铁鑫，祝大家前程似锦。

感谢我的女朋友纪洋，你的爱与支持让我充满正能量。最后，我要感谢我的父亲、母亲，“谁言寸草心，报得三春晖”。感谢你们对我的养育之恩和言传身教，二十载求学路，你们为我付出了所有，我永远爱你们！

姚晖

2014 年 5 月于吉林大学南岭校区