

学校代码	10699
分 类 号	TP391.4
密 级	
学 号	066100629

题目 多视觉多目标 3D

跟踪方法研究

作者 张欢欢

学科、专业 计算机应用技术

指 导 教 师 郑江滨 教授

申请学位日期 2009 年 3 月

西北工业大学

硕士学位论文

(学位研究生)

题目：多视觉多目标 3D 跟踪方法研究

作者：张欢欢

学科专业：计算机应用技术

指导教师：郑江滨 教授

2009 年 3 月



NORTHWESTERN
POLYTECHNICAL
UNIVERSITY

The Research on Multi-View Multi-Object 3D Tracking Method

By

Zhang Huanhuan

A Thesis

Submitted to

Northwestern Polytechnical University

For the degree of

Master of Science

School of Computer Science

March. 2009

摘 要

基于标记点的光学式运动捕获技术正成为提高计算机动画制作效率和质量的最有前途的技术之一，在动画、三维游戏、模拟训练工程等领域有广泛的应用前景和巨大的商业价值。针对现有运动捕获系统中不能捕获诸如手势及头部运动等三维细节信息、跟踪标记点相对较少等不足，本文主要在基于多标记点的多视觉人体三维运动跟踪方面进行了研究，论文的主要工作包括：

在双目视觉多标记点三维运动跟踪方面，研究和总结了基于统计的和基于灰理论的跟踪方法，利用扩展卡尔曼滤波器跟踪和灰色预测跟踪的优势给出了一种二者结合的跟踪方法，解决了标记点机动跟踪问题；同时利用外极限和三维时空约束，解决了标记点间因缺少明显图像特征差异而造成的多标记点难以匹配问题，从而提高了双目跟踪方法的稳健性。

在多目视觉多标记点三维运动跟踪方面，通过分析总结多视觉跟踪涉及的关键技术，本文采用了以双目立体跟踪为基础，进而融合多组双目视觉跟踪结果的分布式跟踪系统结构，并着重讨论了多目标数据关联方法，提出了二维关联和三维关联相结合的新标记点的数据关联方法。该方法首先利用外极限约束剔除二维空间上由噪声、干扰形成的错误匹配点对，然后使用基于自适应阈值的最近邻约束在三维空间上对标记点进行关联，从而提高了分布式跟踪系统中标记点分布密集情况下的关联性能。

在以上研究基础上，设计并实现了基于16个摄像机的运动捕获系统，结合双目视觉及多目视觉多目标跟踪方法，实现了23个标记点的三维运动参数获取，并完成了对手掌的朝向及头部的旋转等细节运动的捕获。经实验测试，本文提出的双目视觉多目标跟踪方法和多视觉多目标跟踪方法，能够有效解决多标记点遮挡、机动等问题，较逼真的重建出人体复杂运动。

关键词：运动捕获，三维运动跟踪，双目视觉，多目视觉，数据关联

Abstract

Marker-based optical motion capture is becoming one of the most promising technologies for raising the productive efficiency of animation, which has been widely applied in animated cartoon, computer game and simulating training. In usual motion capture systems, less than eighteen markers are tracked and motion detail such as the gesture of hand and head can't be captured. In allusion to these problems, multi-view multi-marker 3D tracking technology is researched in this paper.

On the research of the binocular multi-marker 3D tracking, the tracking methods based on statistics and grey theory were both analyzed and then we proposed a binocular stereo tracking method that combined the extended Kalman Filter with Grey Model to solve the maneuvering tracking problem, and make use of the epipolar line constraint and 3D stereo matching scheme to improve multiple markers matching efficiency. At last, an experiment was given to show that the proposed method was efficient and enhanced the robustness of stereo tracking.

On the research of the multi-view multi-marker 3D tracking, we researched on several key technologies about multi-view tracking and adapted a distributed tracking structure that was based on the binocular tracking. In order to identify new markers' ID exactly when the markers were in dense, we proposed a 2D and 3D data associating method, in which epipolar line constraint was used to eliminate the incorrect matching shaped by noise and nearest neighbour constraint based on adaptive threshold was used to associate remained new markers with the tracked markers in 3D space.

At last, we developed a motion capture system based on sixteen cameras which realized the approaches and ideas above. In the system, twenty-three markers with identical feature were tracked in series and the direction of hand and rotation motion of head was captured in detail. Experiments demonstrate that the proposed methods solved the markers' occlusion and maneuver problems effectively and reconstructed the complex human motion realistically.

Key words: motion capture, 3D object tracking, binocular stereo vision, multi-view stereo vision, data association

目 录

摘 要.....	1
Abstract.....	II
目 录.....	III
第一章 绪 论.....	1
1.1 研究意义.....	1
1.2 研究现状.....	2
1.2.1 运动捕获技术.....	2
1.2.2 多视觉多目标跟踪技术.....	2
1.2.3 灰色系统理论.....	3
1.3 研究内容.....	5
1.4 工作安排.....	5
第二章 双目视觉下多目标三维运动跟踪.....	7
2.1 引言.....	7
2.2 基于双目视觉的多目标三维跟踪方法.....	8
2.2.1 扩展卡尔曼预测滤波器.....	9
2.2.2 灰色预测模型.....	11
2.2.3 标记点检测.....	13
2.2.4 标记点匹配.....	15
2.3 实验及结果分析.....	17
2.4 本章小结.....	20
第三章 多目视觉下多目标三维融合跟踪.....	21
3.1 引言.....	21
3.2 基于多目视觉的多目标三维跟踪方法.....	22
3.2.1 多目视觉跟踪系统结构.....	22
3.2.2 多目视觉跟踪标记点分类.....	23
3.2.3 新标记点的数据关联方法.....	24
3.2.4 标记点三维融合跟踪方法.....	26
3.3 实验及结果分析.....	27
3.4 本章小结.....	32
第四章 多视觉多目标跟踪在运动捕获系统中的应用.....	33
4.1 运动捕获系统介绍.....	33
4.1.1 人体运动模型.....	34

4.1.2 系统硬件环境介绍	35
4.1.3 系统运行软件介绍	36
4.2 运动捕获系统跟踪结果	39
4.3 本章小结	41
第五章 总结与展望	43
5.1 总结	43
5.2 展望	44
参考文献	45
硕士期间参加的科研项目及发表的论文	49
1. 科研工作	49
2. 论文情况	49
3. 专利情况	49
致 谢	51

第一章 绪 论

1.1 研究意义

本文的研究内容为多目视觉下多标记点的三维运动跟踪方法,本课题源于国家高技术研究发展计划(863 计划)项目“提高媒体制作效率的媒体环境真实目标计算技术”。

三维运动捕获^[1],是一项目前在国际上广泛应用的高新技术,它是在表演者身上的各个相应关节上安置传感器,当表演者做出动作时,通过捕获设备检测并记录表演者的各个关节在三维空间的运动轨迹。伴随着游戏、影视、动画等产业的飞速发展,运动捕捉技术日趋成熟,并以其高速度、高质量等特点,成功应用于影视特效、动画制作、虚拟现实、游戏、人体工程学、模拟训练等许多方面。同时,它也带动了整个三维制造业的发展,提高了三维动画的制作效率,降低了成本,使动画制作过程更为简便,效果更为生动。因此,运动捕获技术正成为提高计算机动画制作效率和质量的最有前途的技术之一。

目前,成本代价、系统复杂度、处理速度、跟踪精度以及捕获数据的后期处理等问题依然阻碍了运动捕获技术应用推广^[2]。在跟踪技术方面,传统的卡尔曼滤波、粒子滤波等跟踪方法在机动性不强的目标跟踪中取得了较好的结果,并在实际的系统中得到了应用。但是在很多场合下目标运动具有很强的机动性,此时,由于目标运动模式结构、参数变化大等原因使得其无法准确地辨识出这些变化,造成跟踪错误。为了解决这一问题,相关学者提出了诸如机动目标检测方法及多模型方法等。这些方法在一定条件下可以有效解决大机动目标的跟踪,同时也发现这些方法主要使用的是基于统计的模型。因此,当数据量较少或是运动模式易发生变化时,跟踪中的预测精度会下降甚至失效。灰色系统理论(Grey System Theory)是一种较新且具发展潜力的研究方法,此理论于 1982 年由大陆学者邓聚龙教授提出,历经几年的发展,已初步形成以灰预测和灰关联空间为基础的分析体系,灰色模型 GM 为主体的模型体系,以及其它相关研究领域。灰色理论是针对少数据、小样本信息不完全和经验缺乏的不确定性问题提出的,能较为真实地反映客观事物的本性,而在目标跟踪过程中,机动性强的目标的运动过程正是一个小样本的不确定性问题,因此将灰色理论引入到目标跟踪是解决机动目标跟踪的

一条有效途径。

本文重点研究多视频流下多标记点的三维运动跟踪,充分利用灰模型在数据量少时仍可建模并进行有效预测的优点,将适用于小样本、贫信息的灰色理论中基于灰模型的预测跟踪技术引入到多视觉目标跟踪中,用于弥补统计模型的不足,旨在低成本的系统运行环境下捕获更加准确更加复杂的人体三维运动信息。

1.2 研究现状

1.2.1 运动捕获技术

早在 20 世纪 80 年代,美国 Biomechanics 实验室、麻省理工学院、Simon Fraser 大学等科研单位和机构就开始了运动捕获技术的研究。此后,运动捕获技术更是吸引了越来越多的研究人员和开发商的目光,并逐步从试用性研究阶段走向了实用化阶段,很多厂商已经相继推出了多种商品化的运动捕获设备,目前应用最为广泛的是 Vicon motion system 和 Motion Analysis system。Vicon 系统采用光学系统来捕获精确的人体运动,主要用于姿势分析、生物力学、体育分析和计算机动画。Motion Analysis system 集成了软硬件技术、光电技术、标准的计算机和视频硬件技术且最多能同时捕获 17 个人的运动,是目前世界上用户最多的商品化运动捕获系统,主要用于动画创作、运动分析、工业测量与控制。

在国内,研究机构和企业对运动捕获的相关研究和产品研发的热情不断升温。从浙江大学的基于彩色紧身衣从视频流中实时跟踪、识别人体运动捕获,到中科院研究所面向体育训练的三维人体运动捕获,再到北京航空航天大学航天活动中的人体运动捕获,微软亚洲研究院的高级人机交互多媒体研究,以及北京迪生通博科技有限公司专门针对中国用户设计开发的运动捕捉系统。国内的运动捕捉技术不断进步,相关研究和产品在三维领域得到深入推广和普及,大部分企业通过合作或租用等方式将运动捕捉系统应用于自己的产品中。

1.2.2 多视觉多目标跟踪技术

多目标跟踪的基本概念是上世纪 50 年代中期提出的,然而直到 70 年代递推卡尔曼滤波技术得以广泛应用后,多视觉多目标跟踪技术才引起人们极大的兴趣。此后,Y.Bar-Shalom 和 R.Singer 将滤波理论与数据关联技术有机结合在一起,开创了现代多视觉多目标跟踪理论及其应用。目前使用单一的统计模型完成目标

的跟踪已经有许多成熟的方法,如 Kalman 滤波、粒子滤波^[3]以及他们改进、扩展的形式,这些跟踪方法在视频序列目标跟踪中得到了广泛的应用,在目标机动性不大的情况下取得了较好的跟踪效果。针对机动目标的跟踪,有关学者提出了多模型的方法^[4],即用多个目标状态模型来逼近目标的真实运动模式,使用模型之间的随机跳变来描述目标的随机机动,并基于多个模型设计出多个滤波器,从而实现对机动目标的有效跟踪。多模型方法分为三代,第一代是自治多模型方法,从每个模型的滤波器单元产生一个总体估计,但是总体估计精度并不高。第二代是协作多模型方法,尤其是 20 世纪 80 年代末提出的交互多模型 (IMM) 方法^[5],是多模型方法的里程碑,并与各种数据关联方法以及各种滤波器相结合形成了诸如 IMM-(J)PDA^[6]、IMM-MHT^[7]、IMM-(U)PF^[8]等多种目标跟踪的综合方案。同时 IMM 方法被认为是第一个达到实际应用水平的多模型跟踪方法,例如 IMM 方法被应用到欧洲空中交通管制计划中。虽然 IMM 方法为机动目标跟踪提供了有效的手段,但是由于基于固定模型集,使得现实中的目标运动模式与模型集并不一定匹配,且计算量随着模型的增多成指数增长。鉴于上述问题,X.R.Li 提出了第三代多模型方法,即具有模型集自适应能力的变结构多模型估计方法 (VSMM)^[9],例如模型组切换 (MGS)^[10]、可能模型集 (LMS)^[11]、格自适应 (GA)^[12]、期望模式修正 (EMA)^[13]以及一些改进方法^[14]等。

国内在多目标跟踪方面起步较晚,上世纪 80 年代初,才开始从事这方面技术的研究。目前国防科技大学、清华大学、北京航空航天大学、西安电子科技大学、西北工业大学、中科院电子所、信息产业部 14 所、28 所、总参 61 所等多家单位在机动目标跟踪、多传感器综合跟踪与定位等领域积极开展理论及应用研究,并在战区指挥自动化、舰队编队信息融合、组网雷达数据处理等领域研制出一批具有初步融合能力的多传感器跟踪系统。尽管如此,我国的发展水平与国外先进国家相比仍有较大差距,需要进一步加大投入赶超国外的先进技术。

1.2.3 灰色系统理论

灰色系统理论 (Grey System Theory)^[15]是一较新且具发展潜力的研究方法,最主要的功能是找出影响系统的参数,并建立其数学关系式,依据模型用途与描述方法的不同,对应不同的关系式。灰色系统理论是将一切随机过程看作是在一定范围内变化的灰色量,将随机过程看作是在一定范围内变化的、与时间有关的灰色量过程,只要原始数据有 4 个以上,就可通过生成变换来建立灰色模型,也就是说灰色系统理论通过对数据的累加运算、累减运算、均值运算后形成生成空间,

直接对生成空间进行建模预测,而后再还原成原始数列,达到预测目的。灰色理论认为系统的行为现象尽管是朦胧的,数据是复杂的,但它毕竟是有序的,是有整体功能的;灰数的生成,就是从杂乱中寻找出规律;同时灰色理论建立的是生成数据模型,不是原始数据模型,因此,灰色预测的数据是通过生成数据的灰模型所得到的预测值的逆处理结果。

在运动目标跟踪方面,也已经开展了基于灰色理论相关的研究:文献[16]将灰色理论应用于空中雷达目标的预测中,提出了用灰色系统理论进行飞机、导弹目标的航迹点预测方法,运用灰色系统理论的等维灰数递补 GM(1,1)与等维新息 GM(1,1)模型相结合的方法进行建模并利用实际测得的飞机航迹点数据进行了验证,具有很高的精度。文献[17]将灰色理论应用于鱼雷水下攻击目标优选,由于目标估计值的不精确性使得优选具有模糊性,常用的经典决策方法如层次分析(AHP)法和理想解(TOPSIS)法,存在精度要求高、结果稳定性差等问题,不适用于水下目标优选,因此,使用水下 MTT 系统为研究对象,运用灰色关联优选(GROD)法建立了攻击目标优选模型,解决了水下 MTT 过程中的目标排序以及由于目标特征值不精确引起的攻击目标误判问题,最后,实验表明 GROD 模型方法简单、直观、合理,计算结果客观、稳定,系统效能高。文献[18]将灰色理论应用于多雷达系统目标跟踪,由于在多雷达系统目标跟踪中,各部雷达常因自身的探测精度、目标机动、低空杂波、多路径、遮挡效应、电子干扰等多种复杂因素的影响,而使其探测目标状态的数据不精确、不可靠,甚至相互矛盾,其结果往往会造成系统对目标跟踪的失败或数据融合中心处理精度的下降。他们把各雷达系统在目标运动过程中所探测的各状态时刻形成的数据序列视为一冲击扰动序列,即随机振荡序列,应用缓冲算子作用于该序列,来说明缓冲算子在多雷达跟踪中的优越性,改善和提高整个雷达系统对目标的跟踪精度。文献[19]应用灰色理论研究了分布式多目标跟踪系统的跟踪相关性问题,提出一个新的基于灰色理论的跟踪相关性方法,这种方法可以考虑相关系数,通过不断修正当前的跟踪趋势,打破了传统的样本数量的限制和传统的分布式准则,方案结果表明灰跟踪相关性方法比传统的方法在密集目标环境下,噪声环境下的效果要好的多。文献[20]将灰色理论应用于无线车载传感器网络的跟踪。由于无线车载传感器网络不能像传统的无线传感器网络一样去操作,出于安全的考虑,车辆的移动,道路的环境还有其他不确定的交通状况都是对系统的挑战,他们提出了一个方案,使用灰色理论目标跟踪方法去自修正或者重定路径去强化弱路径。使得整个车载传感器网络更稳固,尽管这个方案增加了平均的等待时间和控制开销,但是,它提高了整个系统的耐久性和重定路径的有效性。文献[21]针对机器人足球比赛的情况提出了一种基于灰

预测的模糊跟踪策略，并通过实验与不使用灰模型的跟踪策略进行了对比，验证了灰预测在跟踪中的可信性与有效性。

1.3 研究内容

1) 双目视觉下多目标三维运动跟踪方法研究

本文开发的运动捕获系统中，为降低成本，仅以白色反光球为标记点。由于标记点特征相同，数量多，且运动复杂，易出现遮挡和机动等问题，使得基于特征匹配等一些跟踪方法失效。针对这些问题，利用卡尔曼滤波在大数据量时预测稳定、精度较高和灰预测在数据量少时仍可建模并进行有效预测的优点，提出了灰预测和卡尔曼预测相结合的双目立体跟踪方法，此外，如果在某个标记点的预测区域内出现多个候选点，使用外极限约束和三维时空约束剔除错误的候选点，提高匹配精度。

2) 多目视觉下多目标三维运动数据融合研究。

此部分主要是对各个双目的跟踪结果进行融合，最终得到每个标记点的三维轨迹。尽管各个双目的坐标系已经统一，但是由于图像噪声、标定误差、二维匹配误差等因素的影响使得同一标记点在不同双目下的三维位置并不完全相同。为提高各个双目中新标记点的识别率，本文提出了基于可变阈值的最邻近数据融合方法。

1.4 工作安排

本文各章内容安排如下：

第一章：论述课题的研究意义，简要介绍现有跟踪技术的研究现状，概括本文的主要研究内容和研究成果。

第二章：提出结合灰预测的多标记点三维运动跟踪方法，即在目标平稳运动时，有效利用卡尔曼滤波提高稳态跟踪精度，当目标发生机动时削弱卡尔曼滤波对预测结果的影响，利用灰预测技术来减小目标运动模式跳变引起的动态峰值误差。通过实验验证了方法的有效性，在双目视觉下实现了标记点准确跟踪和匹配。

第三章：阐述多目视觉下的三维运动数据融合方法，实现多目视觉下标记点的三维运动跟踪。

第四章：总结本文所做的工作和研究成果，提出研究中值得改进的地方和未来的研究方向。

第二章 双目视觉下多目标三维运动跟踪

2.1 引言

人体运动捕获的基本问题就是对人体准确的跟踪,获取人体的运动参数,其基本解决思路就是利用人体目标的特征信息如位置、速度、形状、纹理和色彩等,在连续的图像序列之间匹配相对应的特征,从而获取人体连续的运动数据。现有的运动捕获系统通常采用基于特征匹配的跟踪方法^[22-26],首先提取图像中的特征信息,如点、线、面等,然后利用基于区域或基于属性的匹配方法将图像序列中的点对应起来,从而建立特征点的运动轨迹,特点是要求特征明显,各个特征点之间独立进行匹配,不考虑全局结构约束,因此,处理简单、速度快。文献[23]提出一种单摄像机下融合多种技术的基于色块的跟踪方法。该方法利用明显特征的标记点,结合卡尔曼滤波和块匹配方法得到最优解,解决了自遮挡问题。文献[24]以不同的色块作为标记点,提出一种双摄像机下不完全运动特征跟踪方法,其基本思想是根据标记点特征之间的关系,将标记点分类,并对具有不同特征的标记点采用不同的跟踪策略,然后利用正交关联法和三维特征模型对跟踪结果进行测试和逆向参数调整,其有效地解决了视频序列中存在较大噪音和不完全运动特征的跟踪问题。文献[25]使用少量彩色色带作为标记点,利用特定姿势的人体结构约束信息分析出头、手、脚的区域位置,然后利用颜色对这些区域进行跟踪,从而获得各帧的姿态。此种方法实现了简单人体运动数据的获取,但适用的动作范围小。文献[26]利用标记点的轮廓特征进行跟踪,取得了较好的跟踪结果,但是,此种方法对标记点有一定的限制要求,不适合一般的色块标记点或反光小球。

上述基于特征跟踪的方法在特定的场合均取得了准确的跟踪结果,但也存在一定的局限性:第一,当标记点数量增多时,可明显区分的颜色有限;第二,平面色块在三维视觉中易发生形变,在不同的摄像头间存在成像色调的差异;第三,标记点制作特殊,极大地限制了跟踪方法的实际应用。在本文开发的运动捕获系统中,采用白色反光小球作为标记点,使得系统应用很便捷,但是,由于这些标记点特征相同,且运动复杂,易出现遮挡和机动等问题,使得这种基于特征匹配的跟踪方法失效。目前,基于卡尔曼滤波的跟踪方法^[27]由于其跟踪精度高、运算量小、且对运动目标能进行连续稳定的跟踪,所以,自1960年提出后,得到了

比较广泛的应用。但是,当目标出现机动时,卡尔曼无法准确预测出目标的位置,导致跟踪不准确甚至失败,故许多学者提出了基于多模型的跟踪方法^[28],如 IMM^[29], VSMM^[30]等,通过利用多个目标状态模型来逼近目标的真实运动模式(其中每个模型对应着一种可能的机动模式),从而实现对机动目标的有效跟踪,但是,这些方法运算复杂且均是建立在一定的目标运动假设和噪声特性假设的基础上,而在实际环境下,目标发生机动并存在起伏时,这些假设往往是不尽合理的。不同于统计预测,灰色理论中的灰色预测^[31,32]仅利用最近 4 个量测信息便可对目标进行预测,运算方便,复杂性较低,对更新快的样本数据有很的强针对性,因此为机动目标跟踪问题提供了解决手段。

为了解决上述问题,本文提出了一种新的双目视觉下多目标三维跟踪方法:利用卡尔曼滤波在大数据量时预测稳定、精度较高和灰预测在数据量少时仍可建模并进行有效预测的优点,将卡尔曼滤波和灰预测相结合对目标进行预测,从而提高了目标在机动发生时的跟踪准确性;此外在跟踪过程中,如果在标记点的预测区域内检测到多个候选标记点,使用外极限约束^[33]和三维时空约束剔除错误的匹配点,从而解决在多个标记点间缺少明显差异特征的情况下的三维立体跟踪匹配问题,提高匹配精度。

2.2 基于双目视觉的多目标三维跟踪方法

本文提出的双目视觉下多目标三维跟踪方法的基本思想是:采用二维扩展卡尔曼滤波和灰预测相结合的预测方法对标记点进行二维空间上的跟踪;同时,根据同一标记点在双摄像机下的两个对应图像中的二维坐标,利用公垂线三维重建法计算被跟踪标记点的三维空间位置,做标记点的三维扩展卡尔曼滤波器预测跟踪;在跟踪过程中,当二维跟踪的预测区域出现多个候选标记点时,利用外极限约束以及三维时空约束指导标记点的匹配,最终获得标记点的二维及三维运动轨迹。跟踪方法流程如图2-1,具体步骤如下:

Step1. 手工标注连续四帧的人体标记点,初始化每个标记点的二维和三维扩展卡尔曼滤波器参数。

Step2. 利用上一帧的扩展卡尔曼预测误差等信息进行机动检测。

Step3. 分别预测标记点在二维图像和三维空间中的位置、速度和加速度:如果未发生机动或机动结束,使用扩展卡尔曼预测;如果机动发生,初始化灰模型进行预测。

Step4. 根据预测的位置和范围,在二维图像中搜索二维标记点:如果在标记

点的预测区域内检测到多个候选标记点,则首先利用外极限约束剔除错误的候选匹配,得到一个满足外极限约束的候选匹配集,然后利用三维时空约束剔除错误的候选匹配,得到最佳匹配。

Step5. 利用检测的标记点图像位置更新二维预测模型参数,并利用公垂线三维重建法计算标记点的三维位置更新三维扩展卡尔曼滤波器参数。

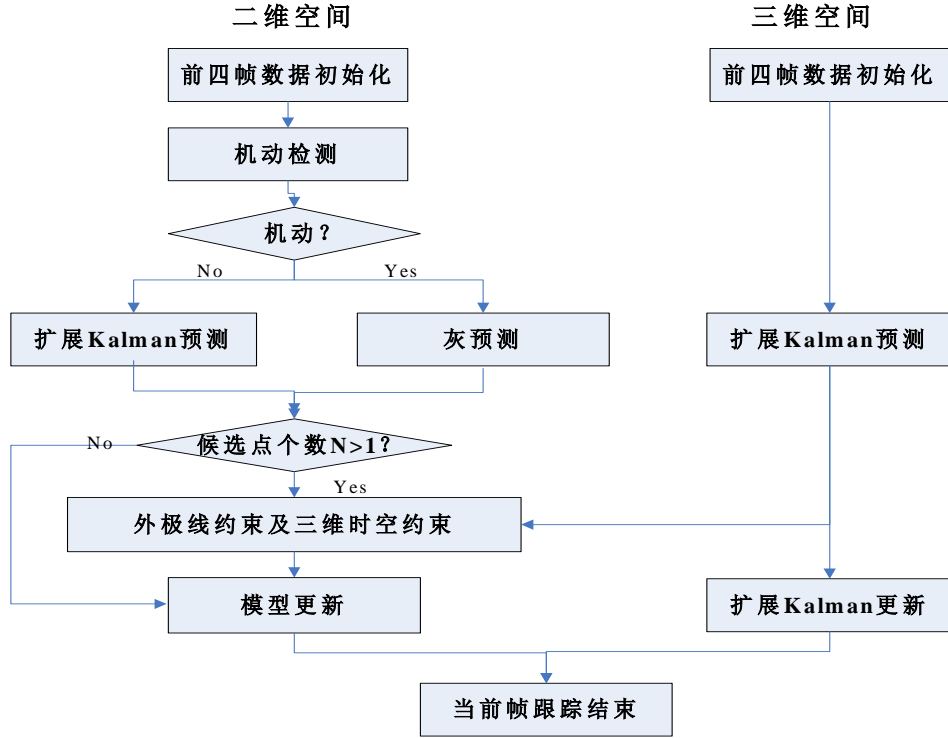


图2-1 双目立体跟踪方法流程

2.2.1 扩展卡尔曼预测滤波器

扩展 Kalman 滤波器使用目标位移方程预测目标在下一时刻的位置、速度和加速度,并通过计算位置、速度和加速度的预测误差估计目标的搜索范围,然后,使用 IIR 滤波器修正运动目标的速度及加速度,能够解决非线性运动的跟踪问题。

(1) 扩展 Kalman 组成

在两个单目视觉下,本文为每一个标记点 O_n (或称为标记点质心 O_n) 分别建立一个二维扩展 Kalman 滤波器,同时在双目视觉下建立一个三维扩展 Kalman 滤波器。滤波器由九个参数组成,如式(2-1)。

$$O_n = (p_k, \hat{p}_k, \Delta p_k, v_k, \hat{v}_k, \Delta v_k, a_k, \hat{a}_k, \Delta a_k) \quad (2-1)$$

对于二维扩展 Kalman 滤波器, $p_k = (x_k, y_k)$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的真实位置, $\hat{p}_k = (\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的预测位置, $\Delta p_k = (\Delta x_k, \Delta y_k)$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的位置预测误差, 或者理解为 Δp_k 提供了目标匹配的搜索范围; $v_k = (v_{x_k}, v_{y_k})$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的真实速度, $\hat{v}_k = (\hat{v}_{x_k}, \hat{v}_{y_k})$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的预测速度, $\Delta v_k = (\Delta v_{x_k}, \Delta v_{y_k})$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的速度预测误差; $a_k = (a_{x_k}, a_{y_k})$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的真实加速度, $\hat{a}_k = (\hat{a}_{x_k}, \hat{a}_{y_k})$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的预测加速度, $\Delta a_k = (\Delta a_{x_k}, \Delta a_{y_k})$ 表示 O_n 在当前时刻 k 的加速度预测误差。

对于三维扩展 Kalman 滤波器, O_n 各个参数为标记点在 x 、 y 和 z 方向上的分量, 意义同二维。

(2) 扩展 Kalman 预测及更新

在跟踪过程中, 二维和三维扩展 kalman 滤波器同时被用来对标记点进行预测跟踪。利用式(2-2)预测标记点在当前时刻 k 的二维和三维位置, 同时利用式(2-3)预测标记点的二维和三维搜索范围。

$$\hat{p}_k = p_{k-1} + v_{k-1} \cdot \Delta t + \frac{1}{2} \cdot a_{k-1} \cdot \Delta t^2 \quad (2-2)$$

$$\Delta p_k = \Delta p_{k-1} + \Delta v_{k-1} \cdot \Delta t + \frac{1}{2} \cdot \Delta a_{k-1} \cdot \Delta t^2 \quad (2-3)$$

其中 Δt 表示相连两帧的时间间隔。

若在单目视觉下的二维搜索区域范围内检测到对应记点, 则利用检测到的实际二维位置 p_k 更新二维扩展 kalman 滤波器参数, 如式(2-4)、(2-5)和(2-6)。否则表示此标记点在单目视觉下丢失, 停止对其二维空间上的跟踪。

若在双目视觉下的两个图像上均检测到对应标记点, 则利用公垂线三维重建法计算其三维空间位置 P_k , 并根据式(2-4)、(2-5)和(2-6)更新三维扩展 kalman 滤波器参数, 否则, 表示此标记点在双目视觉下丢失, 停止对其三维空间上的跟踪。

$$\Delta p_k = \gamma |\hat{p}_k - p_k| + (1 - \gamma) \Delta p_{k-1} \quad (2-4)$$

$$\begin{aligned}
v_k &= (p_k - p_{k-1}) / \Delta t \\
\hat{v}_k &= \alpha \cdot v_k + (1 - \alpha) \cdot \hat{v}_{k-1} \\
\Delta v_k &= \alpha \cdot |\hat{v}_k - v_k| + (1 - \alpha) \cdot \Delta v_{k-1}
\end{aligned} \tag{2-5}$$

$$\begin{aligned}
a_k &= (v_k - v_{k-1}) / \Delta t \\
\hat{a}_k &= \beta \cdot a_k + (1 - \beta) \cdot \hat{a}_{k-1} \\
\Delta a_k &= \beta \cdot |\hat{a}_k - a_k| + (1 - \beta)
\end{aligned} \tag{2-6}$$

其中 α, β, r 为一常数, 且 $0 < \alpha, \beta, r < 1$ 。

2.2.2 灰色预测模型

灰色预测 GM(1,1)模型 (即 1 阶、1 个变量的 Gray Model) 是一个近似的微分方程模型, 具有微分、差分、指数兼容等性质, 突破了一般建模要求数据多 (GM 仅用 4~6 个数据就可进行建模预测), 难以得到“微分”性质的局限。考虑到标记点机动运动的转换仅与最近几个时刻有关, 本文利用等维新息 GM(1,1)模型和等维灰数递补 GM(1,1)模型相结合对机动目标进行预测跟踪, 即在跟踪过程中, 保证每次建模的序列数据量相等, 将新检测到的标记点信息或标记点的预测信息加入到建模序列中并去掉最老的数据, 好处就是在不断补充新信息的同时, 及时去掉旧数据, 使得建模序列更能反映目标在当前时刻的运动规律, 预测更加准确。

(1) GM(1,1)数据生成

给定含有 n 个数据的原始数据序列 $\{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)\}$, GM(1,1)建模要求原始数据序列至少包含 4 个非负数据且满足准光滑性和准指数规律, 若不满足, 需要对原始数据序列进行处理后才能建模。

1) 建模可行性的级比判断准则。

定义序列的级比 $\sigma(i) = X^{(0)}(i-1) / X^{(0)}(i), i = 2, \dots, n$ 。若原始数据序列的所有级比 $\{\sigma(i)\}$ 均满足式(2-7), 则认为对序列灰建模可行。若不满足, 则序列不可进行灰建模, 可通过平移变换、对数变换、方根变化等方法^[34]处理原始序列, 使得变换后的序列满足级比判断准则。

$$\sigma(i) \in (e^{-2/(n+1)}, e^{2/(n+1)}) \tag{2-7}$$

2) 填补原始数据序列的空缺

在跟踪过程中, 从当前时刻 k 到 $k-n$ 时刻之间可能出现目标丢失现象, 使得

当前时刻的建模序列的数据量小于 n ，产生空穴。若序列的起点或终点为空穴时，可采用级比生成算子^[35]填补端点空穴；若序列的中间点为空穴时，可通过均值生成算子^[35]填补空穴。

(2) GM(1,1)建模预测

当标记点在当前时刻出现机动运动时，对标记点在图像上的二维位置建立 GM(1,1)模型进行预测跟踪，预测步骤如下：

Step1. 原始数据序列处理

利用标记点在前 $k-n$ 时刻的二维位置初始化原始数据序列，并利用上一小节介绍的方法对其进行处理，得到建模数据序列 $\{X^{(0)}(t)\}, t=1, \dots, n$ 。

Step2. 建模数据序列的累加生成

对建模数据序列 $\{X^{(0)}(t)\}$ 作一次累加生成，记为AGO序列 $\{X^{(1)}(t)\}, t=1, \dots, n$ ，如式(2-8)。AGO序列为单调递增序列，具有可将杂乱无章的数据理出一定的规律、变不可比为可比性的功能。

$$X^{(1)}(t) = \sum_{j=1}^t X^{(0)}(j) \quad (2-8)$$

Step3. GM(1,1)模型响应

白化背景值序列 $\{Z^{(1)}(t)\}, t=2 \dots n$ 为式(2-9)，GM(1,1)模型灰微分方程为式(2-10)，GM(1,1)白化方程为式(2-11)，则GM(1,1)模型响应式为式(2-12)。

$$Z^{(1)}(t) = (X^{(1)}(t) + X^{(1)}(t-1)) / 2 \quad (2-9)$$

$$X^{(0)}(t) + aZ^{(1)}(t) = b \quad (2-10)$$

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b \quad (2-11)$$

$$\hat{X}^{(1)}(t) = \left[\hat{X}^{(0)}(1) - b/a \right] e^{-a(t-1)} + b/a \quad (2-12)$$

其中 a 为发展系数，反映了 $X^{(0)}$ 以及 $X^{(1)}$ 的发展态势， b 为灰作用量。令 $u = [a \quad b]^T$ ，则有

$$u = [B^T B]^{-1} B^T Y_N \quad (2-13)$$

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (2-14)$$

$$Y_N = [X^{(0)}(2) \quad X^{(0)}(3) \quad \dots \quad X^{(0)}(n)]^T \quad (2-15)$$

Step1. GM(1,1)预测

利用式(2-16)求得标记点在当前时刻 k 的二维位置预测值 $\hat{X}^{(0)}(k)$ ，利用式(2-17)预测标记点的二维搜索范围 Δp_k 。

$$\hat{X}^{(0)}(k) = \hat{X}^{(1)}(k) - \hat{X}^{(1)}(k-1) = [X^{(0)}(1) - b/a] e^{-a(k-1)} (1 - e^a) \quad (2-16)$$

$$\Delta p_k = \Delta p_{k-1} + \delta_k \quad (2-17)$$

其中 δ_k 表示标记点在当前时刻的机动程度，取值如式(2-23)。

Step4. GM(1,1)更新

在跟踪过程中，如果在预测区域内检测到对应标记点，则利用式(2-18)更新标记点的二维位置预测误差，同时更新GM(1,1)模型的原始数据序列 $\{\hat{X}^{(0)}(i)\}$ ，即加入 $X^{(0)}(k)$ ，去掉 $X^{(0)}(1)$ 。如果在预测区域内没有检测到标记点，则令 Δp_k 等于0，并且将标记的预测值 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 加入到 $\{\hat{X}^{(0)}(i)\}$ 中，同时去掉 $X^{(0)}(1)$ 。

$$\Delta p_k = |\hat{p}_{k-1} - p_{k-1}| \quad (2-18)$$

2.2.3 标记点检测

本文采用二值化和形态学处理的方法，在标记点的二维搜索范围内检测图像中白色标记点的轮廓，以标记点的面积区域大小、平均灰度值以及标记点轴长(近似为椭圆形)作为匹配标准，进行聚类，获得的聚类中心作为当前时刻该标记点的二维坐标位置。如果检测出来的标记点的图像区域特征不再符合圆的特征或上下帧之间的特征差距很大时，表示标记点可能出了遮挡或机动，跟踪方法应及时

并准确地判断出标记点运动是处于自遮挡、背景遮挡还是机动，否则会影响跟踪方法持续稳定地跟踪，甚至导致跟踪不正确。

(1) 遮挡检测

本文采用的标记点为白色反光小球，但是由于图像预处理以及检测过程的影响，使得检测出来的标记点不是一个真正的圆形，而是一个椭圆，如果式(2-19)中有一个条件成立，则认为遮挡发生。

$$\begin{cases} \text{Max}(|A_k - \pi \cdot D_k(x)^2 / 4|, |A_k - \pi \cdot D_k(y)^2 / 4|) > \varepsilon \\ \text{Min}(|D_k(x) - D_{k-1}(x)|, |D_k(y) - D_{k-1}(y)|) > 4 \end{cases} \quad (2-19)$$

其中 $D_k(x)$ 、 $D_k(y)$ 分别表示当前时刻 k 标记点在 x 、 y 方向的直径； A_k 表示标记点在当前时刻 k 的面积； ε 为面积差阈值，可根据多次实验进行统计获得，如式(2-20)。

$$\varepsilon = \begin{cases} 25 & \text{Max}(D_k(x), D_k(y)) \geq 10 \\ 15 & 8 \leq \text{Max}(D_k(x), D_k(y)) < 10 \\ 12 & \text{Max}(D_k(x), D_k(y)) < 8 \end{cases} \quad (2-20)$$

如果当前帧遮挡发生，则根据式(2-21)确定整个标记点在下一时刻的搜索区域 ΔS_{k+1} 。即当标记点与标记点之间发生遮挡时，被跟踪标记点的图像区域面积将逐渐增大，为了将其完全检测到，在标记点质心搜索范围基础上扩大整个直径长度作为整个标记点的搜索区域。当标记点与背景（人体其他部位）发生遮挡时，被跟踪标记点的图像区域面积将逐渐减小直至消失，故将其搜索区域定义为质心搜索范围加上半个直径长度。

$$\Delta S_{k+1} = \begin{cases} 2 \cdot \Delta p_{k+1} + D_k & \text{背景遮挡} \\ 2 \cdot \Delta p_{k+1} + 2 \cdot D_k & \text{自遮挡} \end{cases} \quad (2-21)$$

其中 Δp_{k+1} 为标记点质心在下一时刻 $k+1$ 的二维搜索范围，取值如式(2-4)， D_k 为标记点在当前时刻 k 的直径。

(2) 机动检测

当标记点发生机动时，需要显示的检测机动起始与终止时刻，其基本思想是：标记点发生机动时，由于扩展 kalman 目标状态模型与目标运动模式不再匹配，

造成标记点状态估计偏离真实状态。利用标记点的二维位置量测信息及预测误差进行机动检测，即如果标记点在当前时刻的面积急剧减小并且二维位置预测误差大于 3 个像素，说明标记点的运动过快，超出了预测范围，机动发生，如式(2-22)。

$$\begin{cases} \Delta A_k < -A_{k-1}/2 \\ \Delta p_k > 3 \end{cases} \quad (2-22)$$

其中， ΔA_k 为标记点在当前时刻 k 与 $k-1$ 时刻的面积增量， A_{k-1} 为标记点在前一时刻的面积， Δp_k 为标记点在当前时刻 k 与 $k-1$ 时刻的二维位置预测误差。

一旦检测到机动发生，进行预测机制转换，即利用灰模型对标记点进行预测跟踪，直至机动终止恢复扩展 Kalman 预测机制。同时利用式(2-23)计算标记点的机动程度 δ_k 。

$$\delta_k = \text{Max}(D_{k-1}(x), D_{k-1}(y)) / \text{Min}(D_{k-1}(x), D_{k-1}(y)) \cdot \Delta p_k \quad (2-23)$$

其中 $D_{k-1}(x, y)$ 为 $k-1$ 时刻标记点在 x, y 方向上的直径。

2.2.4 标记点匹配

如果在标记点 O_n 的预测区域 Δp_k 内检测到多个候选标记点，利用外极限约束和三维时空约束踢出错误的候选点。假设标记点 O_n 在左图象的候选点个数为 N_l ，在右图象的候选点个数为 N_r 。如果 $N_r > 1, N_l = 1$ 或者 $N_r = 1, N_l > 1$ 则利用外极限约束踢出错误的候选点。如果 $N_r > 1, N_l > 1$ ，则首先利用外极限约束踢出错误的候选匹配，得到一个满足外极限约束的候选匹配集，然后利用三维时空约束踢出错误的候选匹配，得到最佳匹配。

(1) 外极限约束

根据外极线理论，点 P 在两个摄像机下所成的像为 p_l 和 p_r ，则点 P 与两个摄像机的光学中心点 O_l 和 O_r 形成两条相交光线 $O_l P$ 和 $O_r P$ ，这两条相交光线形成的平面即为外极平面。第二个摄像机的光学中心在第一个摄像机下的投影即为第一个摄像机的外极点，外极点与其对应像点的连线称为外极线，即 e_l 和 e_r 。外极点与外极线满足关系： $e_l = F^T p_r$ ， $e_r = F^T p_l$ ，两个对应的外极点满足： $p_l^T F^T p_r = 0$ ，其中 F 为基本矩阵。

由以上的理论，对 $p_r(p_l)$ 的搜索就被限制在 $e_r(e_l)$ 上而非整个图像，但是在

实际应用中, 由于各种噪声及计算误差的影响, 实际检测到的点并不严格满足外极线约束, 本文利用候选点与外极线之间的距离作为约束准则, 距离越短, 匹配程度越高。假设标记点 O_n 在右摄像机获取的候选标记点个数 N_R 大于在左摄像机获取的候选标记点个数 N_L , 则令标记点 O_n 在左摄像机获取的候选标记点位置为 $\{p_{l1}, p_{l2}, \dots, p_{lN_L}\}$, 在右摄像机中的外极线分别是 $\{e_{r1}, e_{r2}, \dots, e_{rN_L}\}$, 分别计算标记点 O_n 在右摄像机中获取的候选标记点位置 $\{p_{r1}, p_{r2}, \dots, p_{rN_r}\}$ 与极线 $\{e_{r1}, e_{r2}, \dots, e_{rN_L}\}$ 的距离 dis_{ij} , 求取与极线距离最近的标记点 q_i , 如果 $q_i < 15$, 认为 q_i 是与左图像中候选标记点 p_{li} 对应的标记点, 如式子(2-24)。

$$\begin{cases} dis_{ji}(p_{rj}(u_{rj}, v_{rj}), e_{ri}) = |a_{ri}u_{rj} + b_{ri}v_{rj} + c_{ri}| / \sqrt{a_{ri}^2 + b_{ri}^2} \\ q_i = \arg \min(dis_1, dis_2, \dots, dis_{N_r}), i = 1 \dots N_L, j = 1 \dots N_r \end{cases} \quad (2-24)$$

其中 a_{ri}, b_{ri}, c_{ri} 为外极线 e_{ri} 系数。

(2) 三维时空约束

考虑到标记点在相邻帧间的三维位置变化不大, 采用了如下的三维时空约束策略: 计算双目下获得的满足外极限约束的多组候选标记点的三维坐标, 将候选匹配点与标记点在当前时刻的三维位置近似值 PP 的距离作为约束, 距离越短, 三维匹配程度越高, 如式(2-25)。

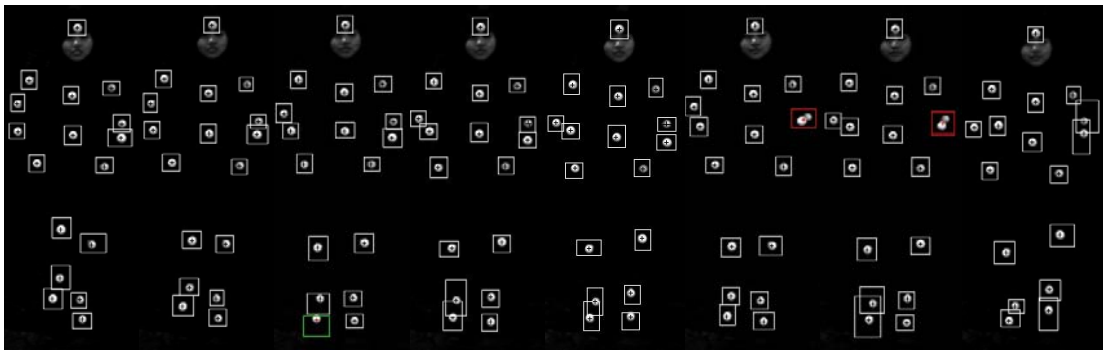
$$\begin{cases} PP = \alpha \cdot \hat{P}_k + \beta \cdot P_{k-1}, i = 1 \dots N \\ q = \arg \min(\|P_{ki} - PP\|) \end{cases} \quad (2-25)$$

其中 \hat{P}_k 为标记点 O_n 在当前时刻 k 的三维预测位置, P_{k-1} 为 O_n 在 $k-1$ 时刻的三维位置, N 为三维候选标记点的个数, P_{ki} 为第 i 个三维候选标记点的三维位置。 α, β 为加权系数, 取值如式(2-26), 一般情况下, \hat{P}_k, P_{k-1} 各占一半的权重, 但是如果标记点 O_n 在上一时刻的三维位置预测误差 ΔP_{k-1} 过大, 则说明上一时刻预测精度已经下降, 为了使得 PP 更加接近真实值, 当前时刻就要削弱预测值对 PP 的影响。

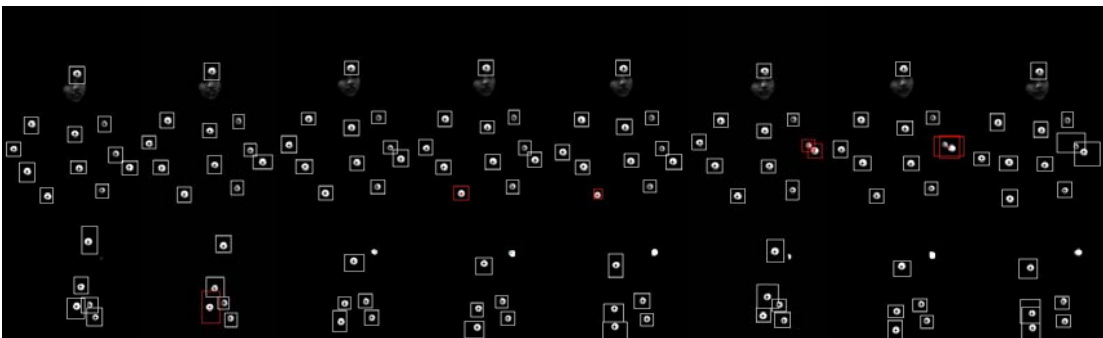
$$[\alpha \quad \beta] = \begin{cases} [0.2 \quad 0.8] & \Delta P_{k-1} > 30 \\ [0.5 \quad 0.5] & \text{其他} \end{cases} \quad (2-26)$$

2.3 实验及结果分析

本文方法使用 C/C++ 编程实现。由于原地跑步这一动作易出现标记点间相互遮挡和机动等情况，如跑步过程中的摆臂造成手和肘的遮挡、脚的一起一落以及在起落时在地面的滞留引起运动方向的突变，故在实验中，使用双摄像机（摄像机 A 和摄像机 B）对附着 17 个白色标记点做原地跑步动作的人体同时进行拍摄。图像的分辨率为：752×480，帧率为：37 帧/秒。



(a)摄像机 A 下的跟踪结果



(b)摄像机 B 下的跟踪结果

图 2-2 第 85、87、90、91、92、115、118、120 帧跟踪结果序列

图 2-2 为利用双摄像机的二维跟踪结果图，白色框显示了标记点的正常跟踪结果，红色框表示标记点发生自遮挡的跟踪结果，绿色框表示标记点在当前帧发生机动，从图 2-2 中可以看出：

1) 对于没有遮挡且未发生机动的标记点，本文利用扩展 Kalman 滤波器同时对标记点的二维和三维空间预测跟踪，得到了精确的跟踪结果。

2) 对于出现了机动的标记点，如人体右脚标记点，本文利用灰模型对此类标记点重新建模预测，直到机动终止恢复 kalman 预测，与仅使用 kalman 预测跟

踪方法相比，提高了跟踪准确度。图 2-3 和图 2-4 显示了人体右脚点在相机 A 下前 138 帧的二维位置运动轨迹以及二维位置预测误差，其中绿色的轨迹表示使用本文的跟踪方法得到的结果，红色的轨迹表示仅利用 Kalman 预测得到的跟踪结果（重叠部分为绿色）。从图 2-4 中看出，标记点在 36、62、90、117 帧附近的预测误差有所不同，尤其在第 90 帧附近，Kalman 的预测误差突然增大，造成了标记点偏离了原来的运动轨迹。

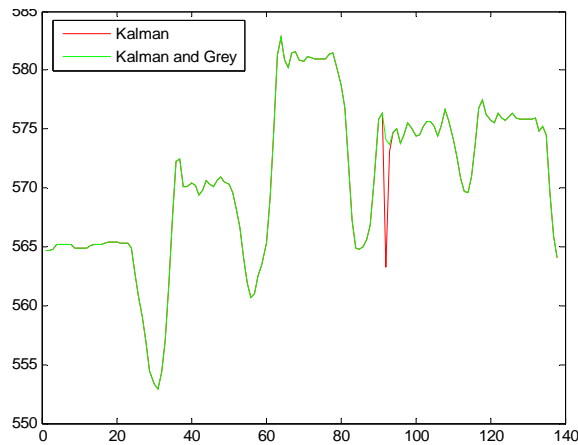


图2-3 标记点在相机A中的二维位置运动轨迹

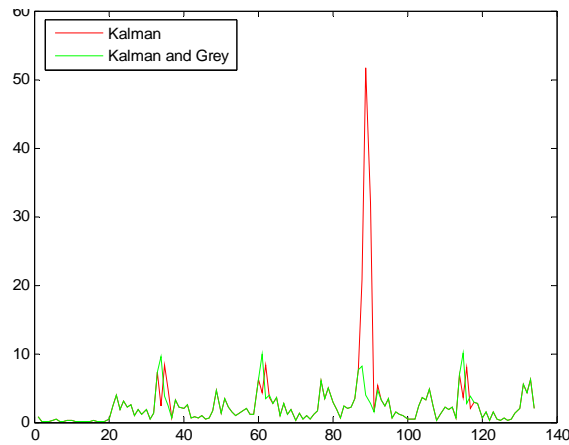


图2-4 标记点在相机A中的二维位置预测误差

图 2-5 显示了仅使用 Kalman 预测得到的二维跟踪结果，图中红色的点表示右脚点的跟踪结果，从图中可以看出自右脚点在第 90 帧发生机动后，Kalman 跟踪方法在第 91 帧跟错目标，造成预测误差增大，使得在第 92 到 94 帧的搜索范围变大，直到第 95 帧才恢复正常。分析其原因，主要是由于 Kalman 预测方法依赖于标记点的检测和提取，且具有误差累积这一特点，在机动发生时，由于目

标质心提取不准确,使得预测误差增大,误差累积到下一帧,下一帧的搜索范围也会随之增大,在较大的搜索范围内目标,容易引起目标检测错误,从而导致 Kalman 跟踪错误。而本文提出的方法,在机动发生后使用了 Grey 预测,它仅利用 4 帧的数据进行预测,预测误差小,缩小了标记点的搜索范围,从而得到了正确的跟踪结果。

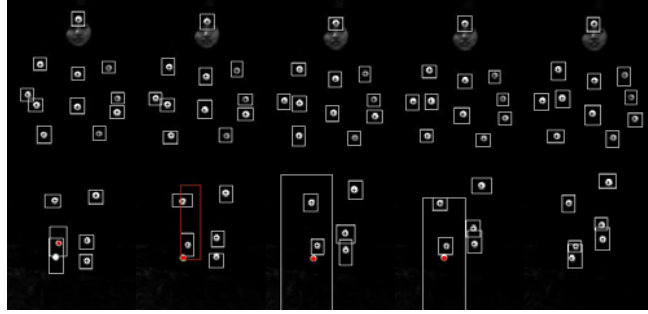


图2-5 利用Kalman预测跟踪得到的第91、92、93、94、95帧跟踪结果

3) 对于发生自遮挡的标记点,如人体左手和左肘点,本文通过使用外极限约束和三维时空约束,能够对其进行正确的匹配,从而解决标记点由不相连到完全重叠,再相互分离的跟踪问题。图 2-6 显示了这两点在第 50 帧到 138 帧的二维运动轨迹,其中红色表示左手标记点的代表轨迹,绿色表示左肘标记点的运动轨迹,从图 2-6 中可以看出,在第 57 帧附近二者在摄像机 A 产生了相互遮挡、在第 115 帧附近二者在摄像机 A 和摄像机 B 中均产生了自遮挡,在二者分离时,本文能够准确的区分开二者,得到正确的跟踪结果。

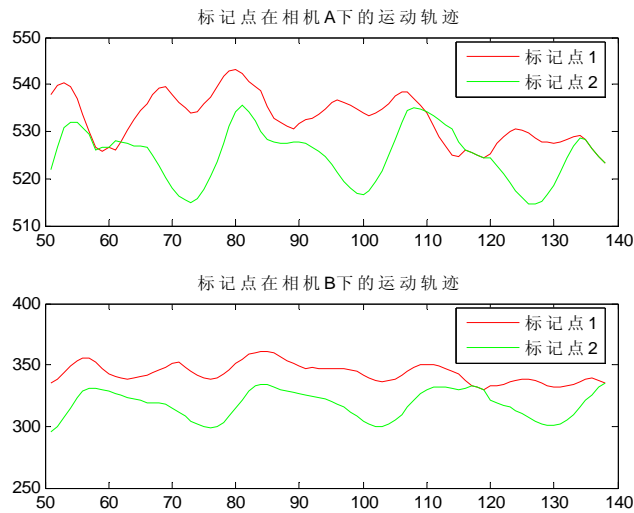


图2-6 左手点和左肘点在第50到138帧的二维运动轨迹

以上实验结果表明,当标记点发生相互遮挡以及机动等现象,本文提出的双目立体视觉多目标跟踪方法均能够得到准确的跟踪结果。但是对于标记点长时间被身体的其他部位遮挡后又重新出现这种情况,如图2-2(b)中人体左膝上的点,本文的方法没有对其进行处理,我们将在第三章中的多目视觉跟踪中解决此问题。

2.4 本章小结

本章对目标跟踪方法进行了详细介绍,并针对基于标记点的光学运动捕获系统中人体运动跟踪问题,提出一种双目视觉下多目标三维运动跟踪方法。该方法的特点在于:(1)利用预测机制预测标记点在下一帧中的位置,可以缩小标记点的搜索区域,减少由于缺乏特征区别而且引起的标记点错误匹配问题;(2)外极限和三维时空约束条件的使用,解决了双目下多个候选标记点的对应匹配问题,有效的剔除错误候选点,提高了匹配精度;(3)在扩展 kalman 和灰预测相结合进行预测的时候,并不是简单的对预测结果简单加权,而是交替的使用二者进行预测,即当目标运动平缓时,利用扩展 kalman 进行预测,当发生机动时,利用灰预测机制进行预测,二者的这种交替预测,有效解决了目标的机动运动跟踪问题。

第三章 多目视觉下多目标三维融合跟踪

3.1 引言

在光学运动捕获系统中,为了实现对人体运动的全方位捕获,一般采取多个摄像机冗余配置,在避免单一摄像机的局限性的同时也带来新的挑战,例如由于图像噪声、摄像机内部电路误差等因素的影响使得每个摄像机提供的二维信息与跟踪目标的测量“真值”有不同程度的偏差,再加上摄像机的标定误差,造成了跟踪目标在不同双目下的三维位置并不完全相同甚至相差较大。所以在多视觉多目标跟踪过程中,主要解决两个问题。首先,要判断各个摄像机提供的目标信息数据是否来源于同一目标,即数据关联问题;其次,如何利用多个视觉提供的局部跟踪数据得到全局跟踪结果,即数据融合问题。数据关联方法^[36]可分为两类,一类是基于贝叶斯估计的方法,包括概率数据关联方法(PDA)^[37]、联合概率数据关方法(JPDA)^[38]、多假设跟踪(MHT)^[39]等;另一类是非贝叶斯估计方法,如最近邻方法(NN)^[40]、广义多维分配方法(S-D Assignment)^[41]及 Viterbi 方法^[42]。此外也有不少学者研究利用期望最大化方法^[43]、神经网络^[44]和模糊逻辑^[45]等技术解决数据关联问题。其中,NN 方法是目标跟踪领域最早采用的也是最简单的数据关联方法,有时也是最有效的方法之一。它把落在关联阈值范围内并与跟踪目标的预测位置“最邻近”的观测点作为关联目标,这里的“最邻近”一般是指观测点在统计意义上距离与被跟踪目标的预测位置最近。作为一种硬判决方法,此方法在稀疏环境下性能较好,而当目标密集或干扰密度较高时则容易发生错误关联。PDA 方法认为只要是落在关联阈值范围内的观测点都有可能源于目标,且由关联概率定量描述这种可能性,以此概率对所有有效量测加权组合形成合成量测,最后以该量测更新目标状态。由于并未考虑目标关联阈值范围内相交区域中的公共观测点,该方法在密集目标环境下方法跟踪性能也不太理想,因此产生了 JPDA 方法,与 PDA 方法不同,JPDA 方法在计算互联概率时将目标、量测之间的关联作为一个整体考虑,由于不需要任何先验信息,且充分利用了所有有效观测点来获取可能的后验信息,该方法是目前公认的对多目标进行跟踪的最理想的方法,但是,该方法的运算量随着目标数目的增多呈指数增长,当目标达到一定数目时,将引发运算量的“爆炸”。在数据融合方法中,简单融合方法

(CC)^[46]提出最早,且由于计算较为简单,得到了广泛的应用,但是,由于其假设关于同一目标的各局部跟踪状态估计误差统计独立,使得在复杂结构的多传感器分布式跟踪系统中融合性能下降,针对此问题,相继提出了互协方差组合方法(BC)^[47]、协方差交叉方法(CI)^[48]、分层融合方法(HF)^[49]、及基于最优线性无偏估计的融合方法(BLUE)^[50]等方法,这些方法在一定程度上提高了多传感器跟踪系统的融合性能,但是,算法也随之变得很复杂。

针对运动捕获系统中标记点数量多、特征相同且分布较密集这一特点,本文提出一种以双目视觉立体跟踪为基础的多目视觉跟踪方法:首先,基于最小均方误差准则筛选各个双目提交的局部跟踪结果,剔除误差大的双目数据,对误差小的进行加权平均融合及预测;然后,利用 2D 关联和 3D 关联相结合的数据关联方法对双目中的新标记点进行数据关联,解决了标记点分布密集情况下新标记点身份确认问题。

3.2 基于多目视觉的多目标三维跟踪方法

3.2.1 多目视觉跟踪系统结构

多目视觉多目标融合跟踪系统有不同的配置方式^[36],系统结构不同,将会导致不同的性能,按功能分,可划分为集中式、分布式和混合式三种结构类型。

集中式融合系统:所有摄像机的原始信息数据被传送至融合中心,进行状态估计和预测值计算等其他处理。其主要优点是利用了全部信息,系统的信息损失小,性能好,目标的位置、速度等状态估计是最佳估计,但是,把所有的原始信息全部送入处理中心,对融合中心计算机存储容量要求很大。

分布式融合跟踪系统:各摄像机均有自己的跟踪滤波器,并首先依据自身量测求得局部目标状态估计;其次,各摄像机将所获局部目标状态估计送至融合中心,融合中心利用这些局部估计进行融合,给出最后的融合结果,即全局估计值。与集中式融合系统相比,融合中心计算机所需的存储容量小,且融合速度快,但其性能有所下降。

混合式融合跟踪系统:各摄像机同时将原始量测以及基于此获得的局部目标状态估计送至融合中心,融合中心需要执行所有集中式和分布式的融合操作。它保留了集中式和分布式两类融合的优点,但是计算代价比较昂贵。

综合考虑摄像机的数量、标记点的个数以及跟踪方法复杂度,本文采取了如图 3-1 的融合跟踪系统结构。首先,将多个摄像机两两分成一组,构成一个双目

跟踪模块，每个双目各自拥有一个立体跟踪器，且利用第二章介绍的双目跟踪方法独立检测和跟踪各个标记点。其次，各双目跟踪模块将所获得的局部目标跟踪结果送至多目视觉数据融合中心，融合中心对这些数据实施数据关联以及利用融合方法求得每个标记点的全局三维轨迹。然后，为了提高各个双目的跟踪性能，融合中心将部分融合结果反馈给双目跟踪模块，用来修正双目跟踪结果。最后，将得到的标记点三维位置数据存储起来用于后期的动画驱动等应用。

采用这样的跟踪结构有两个好处：第一、由于多个摄像机在标定、标记点提取等过程中存在误差，这种误差会被累计到每个摄像机的跟踪过程中，通过将多个摄像机分组，可以大大减少这种误差带来的跟踪不确定性，从而提高跟踪精度。第二、在三维跟踪过程中，双目的三维计算明显比多目的三维计算所需要的数据量少，计算速度快。

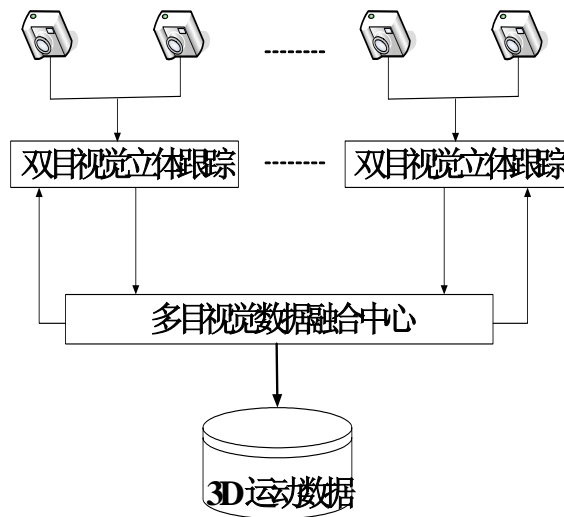


图 3-1. 多目视觉多目标跟踪系统结构

3.2.2 多目视觉跟踪标记点分类

在双目视觉立体跟踪过程中，令 S_{2D} 表示标记点的二维跟踪状态； $S_{2D}=0$ 表示标记点在单目视觉的视野区域内丢失后重新出现或第一次出现； $S_{2D}=1$ 表示标记点在单目视觉的视野区域内出现，且标记点特征完整； $S_{2D}=2$ 表示标记点在单目视觉的视野区域内出现，但由于遮挡或机动等情况造成标记点特征不完整； $S_{2D}=3$ 表示标记点在单目视觉的视野区域内丢失或从未出现。

各双目跟踪模块将所获得的局部跟踪结果送至多目视觉数据融合中心后, 根据其在双目中的跟踪状态 (令 S_{2D_L} 表示标记点在左单目视觉下的二维跟踪状态, S_{2D_R} 表示标记点在右单目视觉下的二维跟踪状态), 将其分成四类。

- 1) $S_{2D_L}=1, S_{2D_R}=1$ 。
- 2) $S_{2D_L}=1, S_{2D_R}=2$ 或者 $S_{2D_R}=1, S_{2D_L}=2$ 。
- 3) $S_{2D_L}=1, S_{2D_R}=3$ 或者 $S_{2D_R}=1, S_{2D_L}=3$ 。
- 4) $S_{2D_L}=0$ 或者 $S_{2D_R}=0$ 。

对这四种不同类型的数据, 采取不同的跟踪处理策略: 对第三种和第四种类型的标记点, 首先, 利用 3.2.3 节介绍的数据关联方法确认标记点的身份标识, 然后, 利用 3.2.4 介绍的融合跟踪方法对这四种类型的标记点数据进行融合处理, 从而得到全局的三维跟踪轨迹。

3.2.3 新标记点的数据关联方法

在运动捕获系统中, 人体标记点数目固定, 即标记点的运动轨迹数目是确定的, 并且标记点的身份标识在跟踪前已经提前规定好。所以, 从整个系统来看, 任何时刻并没有所谓的新标记点产生, 但是对于局部双目跟踪模块来说, 标记点走出一个双目的视野区域又重新回来或者从一个双目的视野区域走入另一个双目的视野区域, 是经常发生的。故在对各个双目的跟踪数据进行融合前, 需要判断出双目中新出现的标记点是有效的人体上的标记点对象, 还是无效的干扰点, 如果此新标记点有效, 它的身份标识是什么。

由于图像噪声、标定误差、二维匹配误差等因素的影响, 使得同一标记点在不同双目下的三维位置坐标并不完全相同甚至相差较大, 且标记点的数量多、分布较密集, 增加了新标记点的关联难度。针对此问题, 本文在新标记点的数据关联过程中, 提出将 2D 关联和 3D 关联相结合的数据关联方法: 首先, 利用二维外极限约束剔除双目下由噪声、干扰形成的虚假标记点匹配对, 从而降低了因标记点密集造成的 3D 最近邻关联错误概率; 然后, 使用基于自适应阈值的 3D 最近邻约束从剩余的新标记点匹配对中选出真正的新标记点, 与传统的固定关联阈值或仅利用预测误差作为关联阈值的最近邻数据关联方法相比, 本文根据跟踪标记点的预测误差和各个双目不一致程度计算新标记点在三维 x, y, z 方向的关联度, 从而动态地确定关联阈值的取值范围, 提高了各双目三维信息不一致情况下的新标记点关联正确率。详细的关联方法过程如下:

Step1. 将第三、四类标记点两两组合, 形成新标记点匹配对集合 $New2D$ 。

Step2.利用 2.2.4 节中介绍的外极限约束方法剔除掉 $New2D$ 中不符合外极限约束的匹配对。

Step3.利用公垂线法计算集合 $New2D$ 中的各匹配对的三维坐标, 得到新标记点在双目下的三维位置集合 $New3D = \{NM_1, \dots, NM_n\}$ 。

Step4.对集合 $New3D$ 中的新标记点 $NM_i, i = 1 \dots n$ 与已经获得运动轨迹的标记点进行三维空间上的关联。

设 $\{M_1, \dots, M_k\}$ 表示已获取的标记点三维位置, 令 λ_j 表示新标记点 NM_i 与已获取标记点 M_j 的关联度, 取值如式(3-1)。

$$\lambda_j = \begin{cases} 1 & Dis_j \text{ 在 } x, y, z \text{ 方向均 } < \varepsilon \\ 2 & Dis_j \text{ 在 } x, y, z \text{ 中的一个方向上 } > \varepsilon \\ 3 & Dis_j \text{ 在 } x, y, z \text{ 中的两个方向上 } > \varepsilon \\ 4 & Dis_j \text{ 在 } x, y, z \text{ 中的三个方向上 } > \varepsilon \end{cases} \quad (3-1)$$

其中 Dis_j 表示新标记点 NM_i 与已获取标记点 M_j 的三维位置距离, ε 为关联阈值, 记 R 为标记点的真实半径, $\{\Delta M_1, \dots, \Delta M_k\}$ 表示已获取标记点在当前帧的搜索范围, 则有

$$\varepsilon = \Delta M_j + R \quad (3-2)$$

λ_j 越小, 表示新标记点 NM_i 与已获取标记点 M_j 的关联度越大, 取最大关联度的标记点为新标记点的候选关联匹配目标, 如式(3-3)。

$$\begin{aligned} \lambda &= \min(\lambda_j), j = 1, \dots, k \\ id &= \arg \min(\lambda_j) \ \&\& \ \arg \min(Dis_j) \end{aligned} \quad (3-3)$$

若 $\lambda = 1$, 说明新标记点 NM_i 在候选点 M_{id} 的关联阈值 ε 范围内, 认为此新标记点为有效目标, 且身份标识为 id 。若 $\lambda > 1$, 则扩大关联阈值再次进行判断, 如果 $Dis_{id} < \varepsilon + \eta$, 认为新标记点 NM_i 仍然为有效目标, 否则, 认为此新标记点 NM_i 为干扰点, 不是真正的目标对象, η 取值如式(3-4)。

$$\eta = \begin{cases} \max(\Delta M_{id}^{k-1}, [10 \ 10 \ 10]) & \lambda = 2 \\ \max(\Delta M_{id}^{k-1}, [20 \ 20 \ 20]) & \lambda = 3 \\ \max(\Delta M_{id}^{k-1}, [30 \ 30 \ 30]) & \lambda = 4 \end{cases} \quad (3-4)$$

其中 ΔM_{id}^{k-1} 表示标记点 M_{id} 在上一帧的预测误差, ΔM_{id}^{k-1} 过大, 说明候选点 M_{id} 在上一帧要么发生了机动, 使得预测不准确, 要么所在的双目数目产生变化, 由于各个双目三维位置不一致造成了融合后的三维位置产生了偏差, 故为了成功检测出新标记点, 需扩大原有关联阈值进行二次判断。

3.2.4 标记点三维融合跟踪方法

本文将 3.2.2 节介绍的数据关联方法与三维扩展卡尔曼滤波器结合在一起形成标记点的全局融合跟踪方法。假设人体标记点的总个数为 n , 具体步骤如下:

Step1. 利用三维扩展卡尔曼滤波器预测所有标记点的位置和搜索范围。

Step2. 根据各双目传送过来的跟踪数据得到标记点的 3D 位置集合。

将各双目传送过来的第一种类型标记点的局部 3D 位置, 按照其标识组合起来, 形成集合 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_k\}, k \leq n$ 。对于集合中的标记点 M_j , 如果它在 h 个双目下可见, 它就有 h 个不同的局部 3D 位置, 有 $M_j = \{M_{j1}, M_{j2}, \dots, M_{jh}\}$ 。

如果 $n - k > 0$, 则根据剩余标记点的标识, 将各双目传送过来的与其对应的第二种类型标记点的局部 2D 位置组合起来, 形成集合 $m = \{m_{k+1}, m_{k+2}, \dots, m_{k+s}\}, s \leq n - k$ 。对于集合中的标记点 m_j , 如果它在 h 个单目下可见, 它就有 h 个不同的 2D 位置, 有 $m_j = \{m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jh}\}$, 将不同的单目两两组合, 利用公垂线法计算出三维位置坐标, 得到 $M_j = \{M_{j1}, M_{j2}, \dots, M_{j[h/2]}\}$ 。将得到的每一个 M_j 加入到集合 M , 则 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_{k+s}\}, k + s \leq n$ 。

如果 $k + s < n$, 则表示剩下的标记点不在跟踪系统的视野区域范围内, 利用预测位置替代其 3D 位置。

Step3. 误点剔除

利用最小均方误差准则对获得的标记点 3D 位置集合 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_{k+s}\}$ 中的每一个标记点 $M_j = \{M_{j1}, M_{j2}, \dots, M_{jh}\}$ 进行检验, 剔除误差大的点, 如式(3-5)。

$$\left\| M_{jh} - \left(\sum_{l=1}^h M_{jl} + \hat{M}_j \right) / (h+1) \right\| > \varepsilon \quad (3-5)$$

其中 \hat{M}_j 为标记点 M_j 在当前帧的质心预测位置, ε 为比较阈值, 本文令 $\varepsilon = 60mm$ 。

Step4. 新标记点数据关联

利用 3.2.2 节介绍的关联方法，确认各双目传送过来的第三种和第四种类型标记点的身份标识，并将与 $\{M_{k+s+1}, M_{k+s+2}, \dots, M_n\}$ 关联上的新标记点 3D 位置添加到对应的标记点集合中。

Step5. 计算标记点的全局 3D 位置。

对 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_n\}$ 的每一个标记点做均值处理，得到其全局 3D 位置。

$$M_j = \frac{1}{h} \sum_{l=1}^h M_{jl} \quad (3-6)$$

Step6. 利用得到的全局 3D 位置更新三维扩展卡尔曼滤波器的相关参数。

Step7. 反馈

将已经确认的新标记点的身份标识反馈给对应的双目跟踪模块，若该新标记点连续出现四帧以上，则在双目中，初始化该点的二维及三维扩展卡尔曼滤波器，按一般标记点进行预测跟踪。

将不满足最小均方误差准则的标记点的身份标识反馈给对应的双目跟踪模块，修正其双目跟踪结果。

3.3 实验及结果分析

本文方法基于 C/C++ 实现。由于转身这一动作易出现标记点间相互遮挡、丢失、丢失后又重新出现等较难进行跟踪的情况，故在实验中，使用 16 个相同的摄像机对附着白色标记点做转身动作的人体同时进行拍摄和运动数据采集。这 16 台摄像机的图像分辨率为 649*480，同步帧率为 37 帧/秒，均匀围绕在室内 7m*7m 的场地上方，由于邻近的摄像机公共视区较大，故将邻近的两台摄像机组成一个双目视觉；人体标记点个数为 32 个，前 17 个为人体骨骼关节点，后 15 个为辅助标记点，其分布情况如图 3-2。

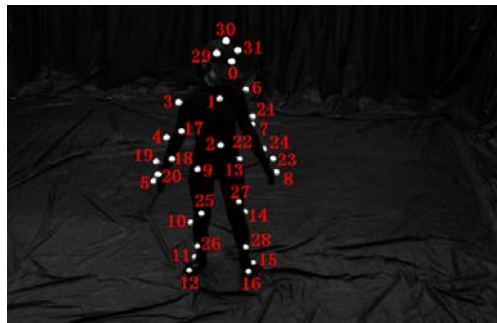
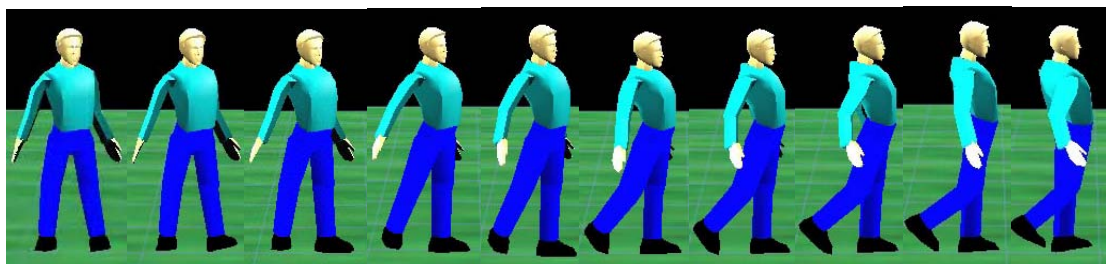
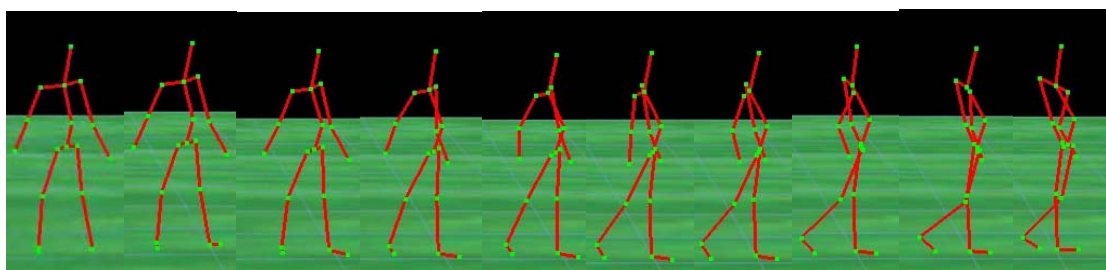


图 3-2 标记点的分布

图 3-3 为对转身动作进行跟踪得到的三维运动序列图，其中图(a)为人体网格模型驱动序列，图(b)为 17 个点的人体骨架模型驱动序列，从图中可以看出，本文提出的多视觉多目标跟踪方法较逼真的捕获到人体转身这一运动。



(a) 三维网格模型的驱动序列

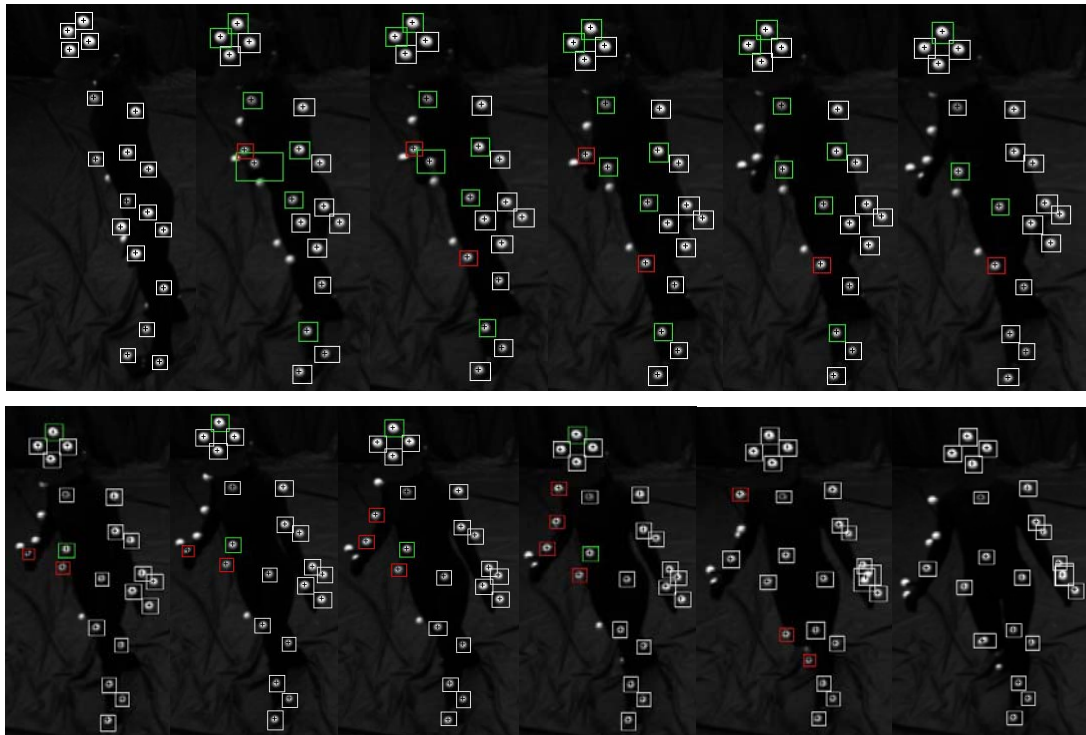


(b) 三维骨架模型的驱动序列

图 3-3 转身动作的三维运动序列图



(a) 单目视觉 1 的跟踪序列



(b) 单目视觉 2 的跟踪序列

图 3-4 双目 1 的第 1、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、15、17 帧二维跟踪序列图

图 3-4 为双目 1 的二维跟踪结果，其中前四帧的标记点位置及标号为手工初始化，白色框表示标记点在单目视觉 A 和单目视觉 B 中均被跟踪到，绿色框表示标记点仅在一个单目视觉 A(B)中被跟踪到，红色框表示标记点在单目视觉 A(B)中第一次出现或之前出现过、后丢失而现在又重新出现。从图 3-4 中可以看出，图中大部分新标记点都被检测出来，例如头部 29 号点在单目视觉 A 中自第 5 帧第一次出现后，连续四帧(第 5 帧到第 8 帧)均被识别出来，故初始化它的扩展卡尔曼滤波器，在后续帧中便可对其进行正常的预测跟踪。此跟踪结果说明，本文提出的新标记点数据关联方法在点分布较密集的情况下仍能准确的将新标记点检测出来。下面我们以后以第 5 帧为例详细说明双目 1 中新标记点检测过程中的结果。

第一步，对所有的新标记点进行二维空间上的匹配，即利用外极限约束，剔除虚假的匹配组合，如表 3-1，此表为单目视觉 A 中 9 个新检测到的标记点(A1 到 A9)与单目视觉 B 中 5 个新检测到的标记点(B1 到 B5)和仅在单目视觉 B 中被跟踪到的 7 个标记点(第 1、2、13、21、28、29、30 号点)之间的外极限数据。从表 3-1 中的数据结果可以看出，通过外极限约束，原本的 56 个匹配对只剩下 10 个可能的匹配对(表中加粗的部分)，使得第二步的三维空间比较次数由 $5 \times 9 \times 14 + 7 \times 9$ 次减少到 $2 \times 14 + 8$ 次。

表 3-1 双目 1 的新标记点的外极限数据

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
B1	71.138	44.523	0.6180	60.8157	96.1465	111.411	157.66	215.31	229.68
B2	88.33	61.613	16.065	44.6965	80.3702	95.7857	142.51	200.76	215.28
B3	150.55	123.52	77.525	16.0846	20.0312	35.6478	83.019	142.15	156.91
B4	183.73	156.39	109.89	47.7302	11.1677	4.64715	52.638	112.59	127.55
B5	213.48	186.14	139.63	77.412	40.796	24.9531	23.141	83.258	98.27
1	181.04	159.3	123.1	75.149	47.274	35.3866	1.2118	46.291	57.676
2	133.08	111.38	75.12	27.139	0.7759	12.639	49.284	94.417	105.79
13	105.54	83.868	47.557	0.4309	28.369	40.2185	76.891	122.05	133.42
21	145.65	123.94	87.702	39.7242	11.8193	0.0503818	36.6837	81.8024	93.1813
28	0.4118	22.008	58.490	106.505	134.534	146.327	183.104	228.383	239.736
29	225.71	203.94	167.82	119.871	92.0338	80.1221	43.5679	1.46265	12.8555
30	237.13	215.35	179.25	131.299	103.472	91.5544	55.0114	9.99349	1.40134

第二步，对第一步得到的 10 个匹配对进行三维空间上的数据关联，如表 3-2 和表 3-3。表 3-2 表示已知编号的新标记点匹配对的三维位置与其对应编号的标记点的全局三维位置的比较误差；表 3-3 表示未知编号的新标记点匹配对的三维位置与第 3 到 5 号、10 到 12 号、17 到 20 号、25 到 27 号标记点的全局三维位置的比较误差，通过比较三维位置，最终确定了 8 个新标记点匹配对（表中加粗的部分）。

表 3-2 已知编号的新标记点的三维位置误差

(1,A7)	(12.4373,14.8208,1.99548)
(2,A5)	(2.1792,3.2514,4.20776)
(13,A4)	(0.0924988,0.419556,0.730286)
(21,A6)	(1.40808,4.67877,9.64648)
(28,A1)	(5.12521,6.71991,2.34746)
(29,A8)	(1.38391,9.64386,9.60205)
(30,A8)	(7.81079,144.32,39.9175)
(30,A9)	(10.3981,57.2896,41.2325)

表 3-3 未知编号的新标记点的三维位置误差		
	(A3,B1)	(A6,B4)
3	(132.714,403.19,721.453)	(116.12,80.9376,419.054)
4	(120.108,471.679,483.033)	(128.725,12.4481,180.634)
5	(208.821,609.554,199.396)	(40.0123,125.427,103.003)
9	(140.533,259.036,251.286)	(108.3,225.092,51.1127)
10	(10.2997,386.223,212.936)	(238.534,97.9046,515.335)
11	(98.9557,391.101,587.181)	(347.789,93.0269,889.58)
12	(62.4328,401.694,586.901)	(186.401,82.4339,889.3)
17	(211.276,337.841,531.773)	(37.5579,146.287,229.374)
18	(224.533,408.201,338.008)	(24.3002,75.9268,35.6087)
19	(286.002,516.882,297.594)	(37.1685,32.7545,4.80475)
20	(125.777,602.648,292.183)	(123.056,118.52,10.2155)
25	(109.951,260.746,84.5305)	(138.882,223.382,386.929)
26	(14.705,330.937,418.891)	(234.128,153.191,721.29)
27	(14.123,4.22485,4.79095)	(234.71,479.903,297.608)

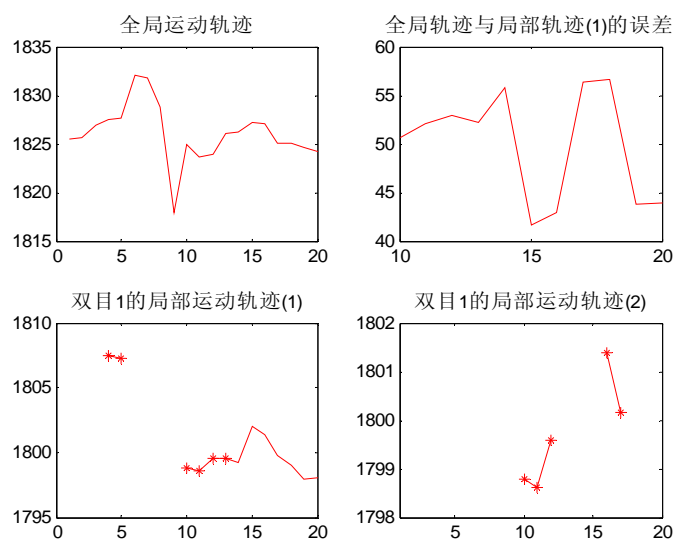


图 3-5 头部 30 号点的前 20 帧的三维运动轨迹

从表 3-2 中看出, (30,A9)匹配对的三维位置误差偏大一些,这主要是由于标

定误差、标记点质心提取误差等因素的影响使得各个双目下的三维位置差距较大,造成了新标记点的三维位置与全局三维位置误差较大。从图 3-5 中的“双目 1 的局部运动轨迹(1)”可以看出,由于上述原因,影响了单目视觉 A 中 30 号点的确认:30 号点自第 5 帧第一次出现后,在第 7、8、9 帧未被检测,直到第 10 帧开始,才连续检测到四帧,进而初始化它的扩展卡尔曼滤波器。然而,与传统的固定关联阈值或仅利用预测误差作为关联阈值的最近邻数据关联方法相比,如图 3-5 中的“双目 1 的局部运动轨迹(2)”,仅在第 10、11、12、16、17 帧中检测出 30 号点,本文采用的 3D 最近邻数据关联方法在各个双目数据差距较大时扩大了关联阈值,成功的检测出类似 30 号点这种情况的标记点,在很大程度上提高了新标记点的关联正确率。

3.4 本章小结

本章针对多目视觉下人体三维运动跟踪问题,提出了以双目视觉三维跟踪为基础的多目视觉多目标跟踪方法。该方法的特点在于:(1)采用了将多个摄像机两两分组的设计,不仅降低了多目跟踪的运算量,而且降低了多个摄相机因标定误差等引起的跟踪过程的误差累计带来的跟踪不确定性,提高了人体运动捕获的精度。(2)在数据融合时,利用最小均方误差准则对各双目提交的三维跟踪结果进行验证,不仅剔除了误差较大点,使得融合后的三维数据更加准确,同时将误差大的点反馈给相应双目,用以修正和完善双目跟踪结果。(3)在数据关联时,利用外极限约束对新标记点的 2D 匹配对进行过滤,限制那些不可能的匹配,从而剔除掉噪声、干扰形成的虚假标记点;且在 3D 关联过程中,利用新标记点在 x, y, z 三个方向上的关联度动态调整关联阈值,在一定程度上解决了标记点分布较密集以及同一标记点在多个双目下三维位置不一致造成新标记点关联的问题,有效的提高了新标记点的关联正确率。

第四章 多视觉多目标跟踪在运动捕获系统中的应用

根据前几章讨论的目标跟踪方法,我们实现了一个基于标记点的多摄像机运动捕获系统,本章主要介绍该系统的软硬件实现以及上述跟踪方法在系统中的应用结果。

4.1 运动捕获系统介绍

基于标记点的多摄像机运动系统利用多个摄像机同时从多个角度对复杂的人体运动进行拍摄,然后使用跟踪软件分析图像上标记点的图像坐标,恢复出人体标记点的三维运动轨迹,驱动人体模型,从而实现对人体复杂运动的捕获。目前,在国外该项技术已从试用性研究阶段走向了实用化阶段,有很多厂商相继推出了多种商品化的运动捕获系统:如 MotionAnalysis、Polhemus、Sega Interactive、MAC、X-Ist、FilmBox 等,其应用领域也远远超出了表演动画,并成功地用于虚拟现实、游戏、人体工程学研究、模拟训练、生物力学研究等许多方面。它们通常采用的方法是:多个红外摄像机环绕拍摄场地一周,形成多目视觉体系,人体标记点采用可以发出红外光的发光二极管或者反射近红外线的标志球,进行标记点的运动跟踪。其中, MotionAnalysis 的 Eagle-4 数字动作捕捉及分析系统采用 Eagle-4 数字动作捕捉镜头,在 2352×1728 像素的模式下工作,频率可以达到每秒 200 帧,采用发光二极管作为标记点。这类运动视频采集装置简单的操作,能实现高分辨率的运动视频,为运动捕获的精准测量提供保障。但是,该类装置的价格昂贵,较为复杂。与国外相比,国内的技术相对落后。目前,有依托国外的现有技术开的应用系统,如 DVMC-8820 光学运动捕捉系统、DMC 系统等是采用以发出红外光的发光二极管(DMC)或者反射近红外线的标志球(DVMC-8820),作为人体标记点,进行人体运动跟踪。该类系统跟踪的标记点数量有限,例如 DMC 系统目前支持的采集点大约在 18 个左右,最多可支持 32 点的运动捕捉(DVMC-8820 系统)。同时,国内机构也在研究具有自主知识产权的运动捕获系统:采用双目可见光摄像机,利用可以区别的色块作为人体标记点,进行人体运动捕获。国内的现有技术多沿用国外的同类技术,但是可以跟踪的标记点数目仍然有限。

为了克服现有技术对装置要求较高、跟踪标记点相对较少、不能捕获诸如手

势、头部运动等三维细节信息等不足。本文在上述跟踪方法研究的基础上，实现了基于 16 个摄像机的运动捕获系统，可以对 23 个标记点连续捕捉，并完成了对手掌朝向及头部旋转等细节运动的捕获。

4.1.1 人体运动模型

在基于辅助标记点的多摄像机运动捕获中，需要人体形状模型来描述人体运动，常用的模型有杆状模型、轮廓模型、体模型等。杆状模型采用了较少的模型参数，在视频中提取运动特征比较简单，但是，不能够精确描述人体运动信息；轮廓模型和体模型需要的模型参数较多，可以精确描述人体运动信息，但是，提取人体运动特征比较复杂。

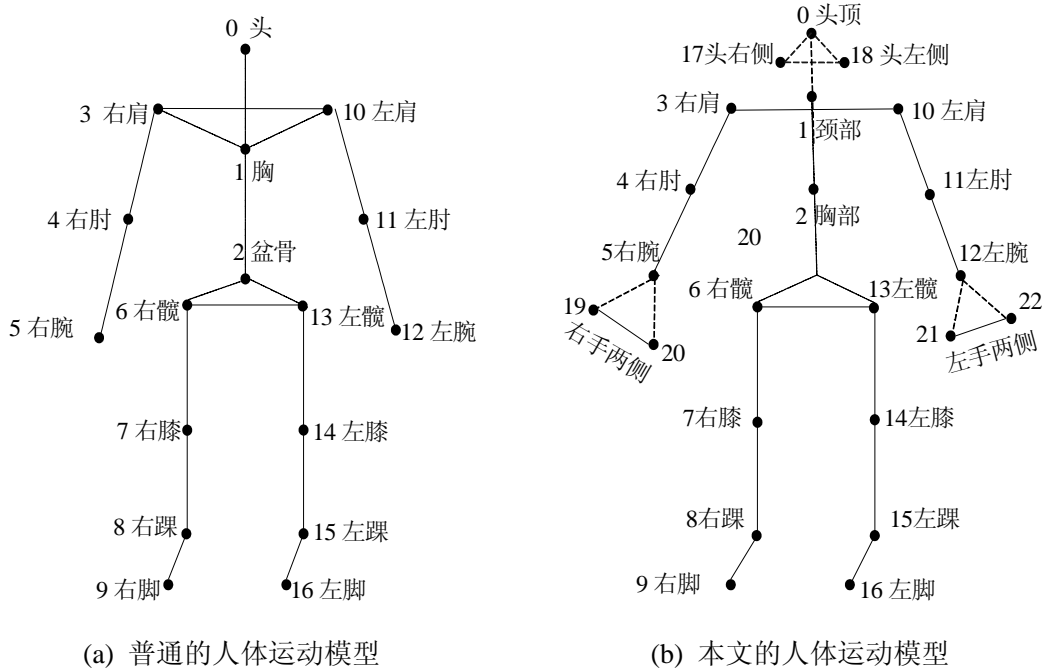


图 4-1 运动捕获系统中的人体运动模型

目前，大多数运动捕获系统将人体运动简化为较为简单的骨骼运动，采用了如图 4-1(a)中所示的人体运动模型^[51]，此模型主要由人体 17 个主要关节点及其连接组成。17 个关节点的人体运动模型虽然可以较精确的描述人体三维运动信息，但是，由于采用的数目较少，使得系统捕捉不到诸如手势及头部等细节运动信息。因此，在此模型的基础上，本文设计了包括 23 个点的人体运动模型，此模型由人体 17 个主要关节点及 6 个特殊位置的辅助标记点组成，如图 4-1(b)所

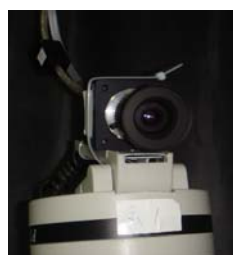
示, 图中 17 号、18 号点置于头顶两侧, 与头顶 0 号点形成一个近似等腰三角形; 19、20 号点置于右手两侧, 与右手腕 5 号点形成一个近似等腰三角形; 21、22 号点置于左手两侧, 与左手腕 12 号点形成一个近似等腰三角形。这样做的目的是通过计算头部及手部标记点所在三角形的法向量来确定头部的旋转方向以及手部的翻转方向, 为后期动画制作提供更丰富的人体运动数据, 使得三维网格模型驱动能够体现出人体头部及手势的运动细节。

4.1.2 系统硬件环境介绍

搭建了一个面积约为7m*7m的室内系统运行环境, 四周为黑布帘遮挡。在布帘内, 环绕放置16个摄像机, 每个摄像机位于可遥控操作的云台上; 在布帘外, 放置4组机柜用于视频采集, 还有一个同步仲裁器可用于同步16路摄像机。系统运行整体硬件环境如图4-2(a), 以下分别给出各硬件介绍:



(a) 系统整体硬件环境



(b) 摄像机



(c) 机柜



(d) 同步仲裁器



(e) 表演者

图 4-2 运动捕获系统的硬件环境

1) 摄像机+云台: 如图 4-2(b), 其中摄像机的型号为数字工业相机 IK-033C, 云台可通过遥控进行控制。

2) 机柜: 如图 4-2(c), 每组机柜中有 4 台计算机和 1 个显示器, 显示器可以通过切换链接到组内不同的计算机上, 从而便于采集操作。

3) 同步仲裁器: 如图 4-2(d), 可实现 16 路摄像机的同步, 并可设置采集时的帧率, 正常情况下可实现 38 帧/秒的同步采集。

4) 表演者: 如图4-2(e), 根据图4-1的人体运动模型, 让表演者穿上黑色紧身衣, 并在规定的身体部位粘贴25个完全相同的白色圆球作为标记点。

4.1.3 系统运行软件介绍

基于标记点的多摄像机运动捕获的方法结构如图4-3。

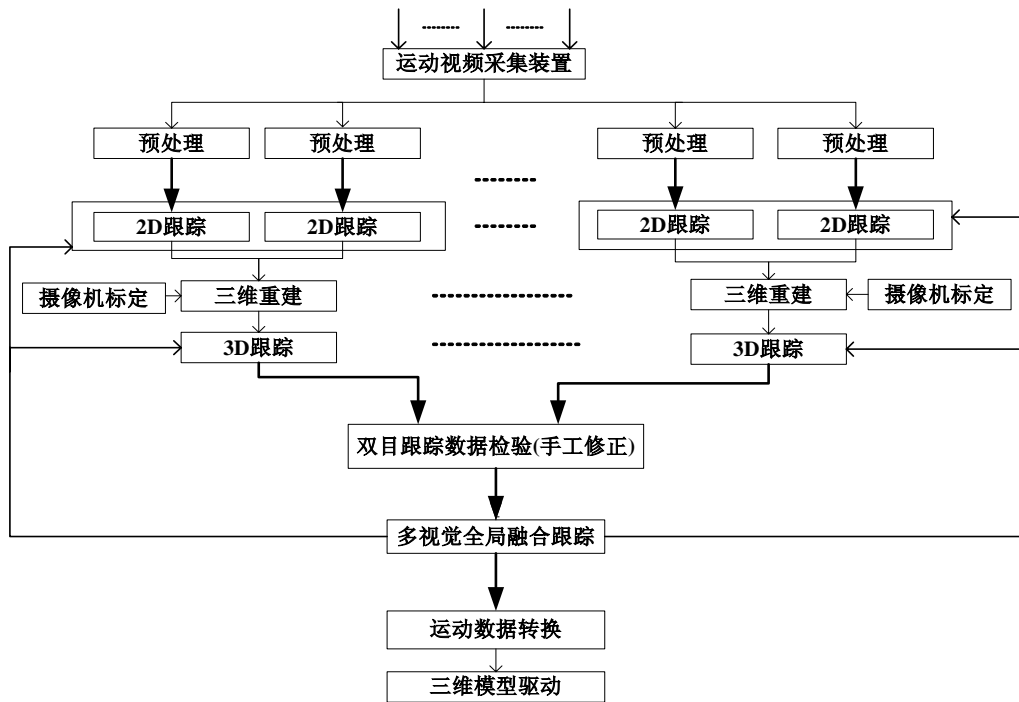


图4-3 基于辅助标记点的多摄像机运动捕获体系方法结构

主要包括以下几个步骤：（1）利用视频采集装置同步采集人体运动得到16路运动视频序列，并对得到的视频图像进行除噪、二值化等预处理，检测标记点；

（2）将相邻的两个摄像机组成一组，共形成8组，在每组中采用第二章的双目视觉多目标跟踪方法对人体标记点进行三维立体跟踪，该方法首先对标记点的单目序列图像进行2D跟踪，利用公垂线三维重建方法计算出对应的三维坐标，然后再进行标记点的3D跟踪，从而产生二维及三维跟踪结果；（3）利用人体骨骼约

束以及最小方差准则对各个双目的跟踪结果进行检验,手工修正较大误差的标记点;(4)采用第三章的多目视觉多目标跟踪方法对各个双目提供的跟踪结果进行数据关联及数据融合处理,获得每个标记点的全局三维运动轨迹,并反馈给双目跟踪子模块,用以修正双目跟踪;(5)将多目跟踪得到的人体3D运动数据进行数据转换,用于三维模型自动驱动,获得最终的3D动画序列。

该系统在Window平台下VS2005 + BCGPro9.56的软件平台上开发,基于Doc/View架构,其中诸如多摄像机定标、目标匹配和跟踪、三维重建、三维运动参数融合和数据生成等主要方法基于GDI+、OpenCV、OpenGL、GTSIntel等第三方库,采用C/C++语言实现,系统软件主要模块如下所示:

(1) 数据采集

该模块负责实现多路摄像机运动视频数据同步采集。在设计时,最大支持16路摄像机的同步视频数据。在界面上,用户可以选择对多少路数据进行播放或暂停,并且可以切换到标定视图、多目跟踪结果图等视图。

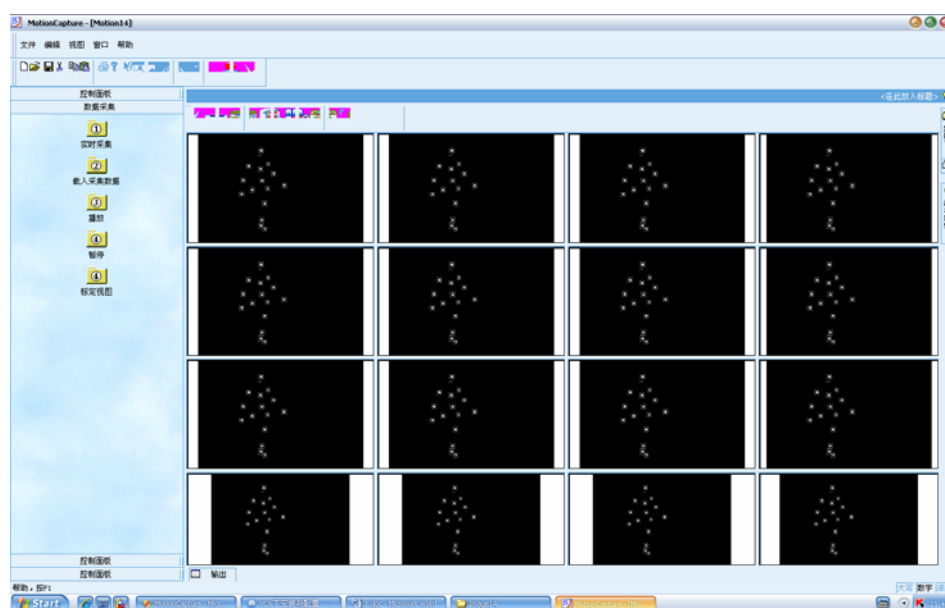


图4-4 数据采集界面

(2) 多摄像机标定

该模块利用张氏标定法完成每个摄像机的内外参数定标和统一多个摄像机世界坐标系。通过用户载入标定图像,执行标定,在此过程中,针对标定板角点检测不完全的部分图像,用户可通过手工标记辅助完成定标,如图4-5,同时还可以分别查看内外参数标定前后的图像,对标定过程有一个直观的认识。

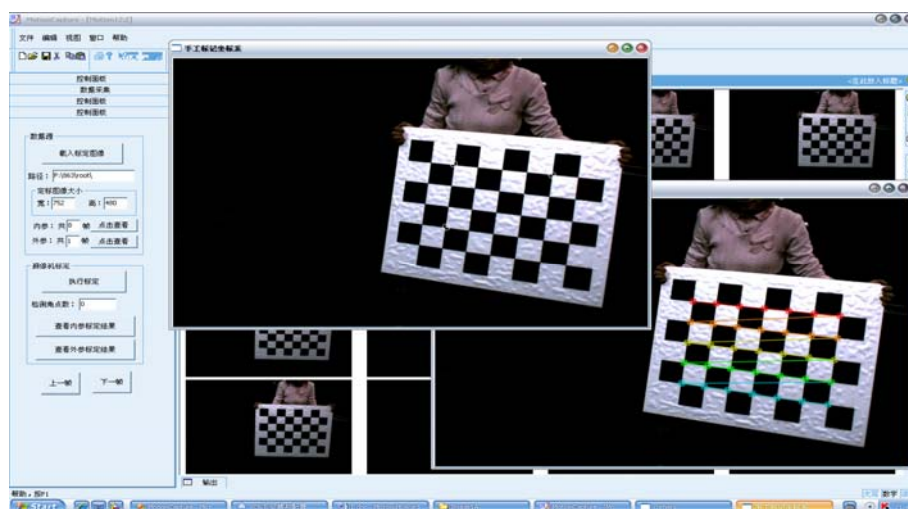


图4-5 摄像机定标界面

(3) 多目视觉多目标跟踪

该模块完成对8组双目视频监控通道采集的运动视频中的标记点检测与跟踪，如图4-6。首先需要用户手动标记16图像上的标记点，程序可根据该初始设置，利用前两章的跟踪方法完成运动过程中标记点的检测与跟踪。用户可观看整个跟踪过程，并实时观看运动场景的重建；可通过对不同监控窗口设置数据通道（原始数据或跟踪数据、摄像机组、组内通道）监控某一数据通道的采集视频和跟踪结果视频。

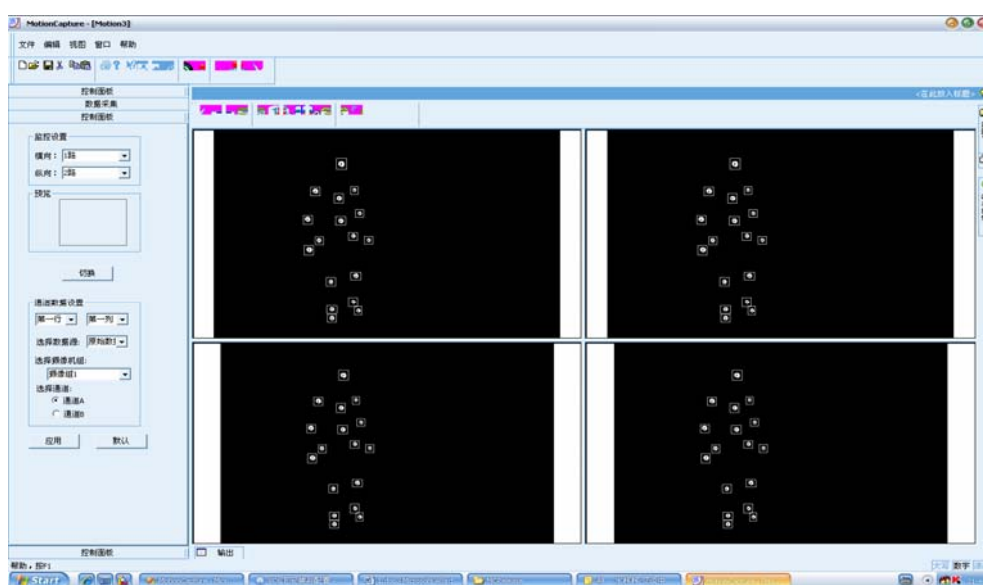


图4-6 多目跟踪界面

(4) 手工修正

在运动馆捕获过程中，可能丢失部分帧的部分标记点，或者对部分标记点跟踪错误，当程序检测到此类错误会停止当前跟踪并将错误帧展示给用户，用户可通过手工标记辅助完成错误对象的跟踪；对于程序检测不到的上述错误，用户可通过观看对运动场景的实时重建视频发现，并定位到开始出错的帧进行手工辅助标记。

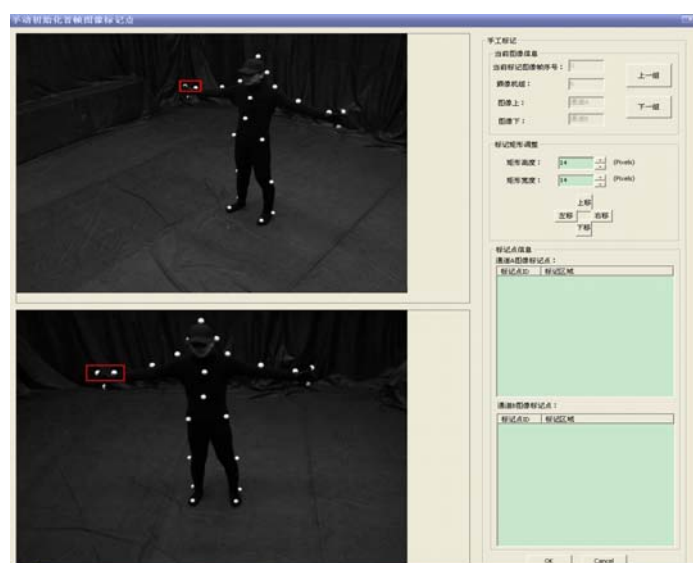


图4-7 标记点手工修正界面

4.2 运动捕获系统跟踪结果

图4-8为对头部旋转动作的重建，从图中可以看出，通过在头部布置三个标记点，可以准确的计算出头部的旋转角度及平移，从而实现细节运动的捕获。

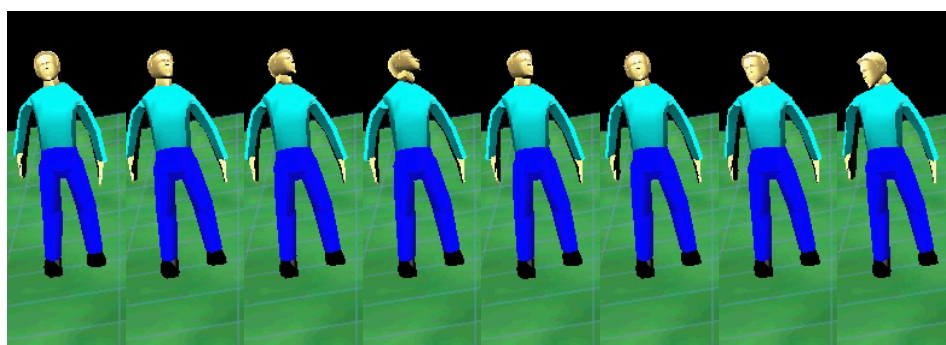


图4-8 头部旋转动作的三维序列图

图4-9为对一套太极拳运动进行运动捕获得到的三维序列结果图，在对太极拳动作的捕获过程中，表演者左右手上的标记点经常与大臂或小臂上的标记点发生相互遮挡现象，利用本文提出的跟踪方法解决了多标记点的遮掩问题，并且通过适当的手工辅助对其进行修正，进一步改善了系统的跟踪性能。

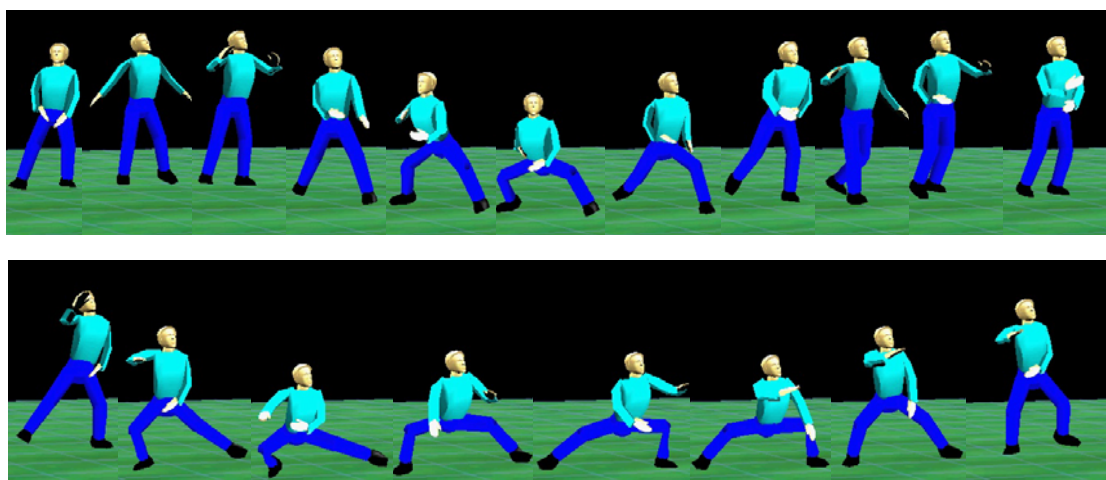


图4-9 太极拳动作的三维序列图

图4-10为对一套健美操动作进行运动捕获得到的三维序列结果图，在健美操动作的捕获过程中，由于运动速度较快，仅利用Kalman滤波器已不能正确跟踪，本文通过将扩展Kalman预测和灰预测相结合，有效解决了此问题，实现了较快动作的三维运动重建。

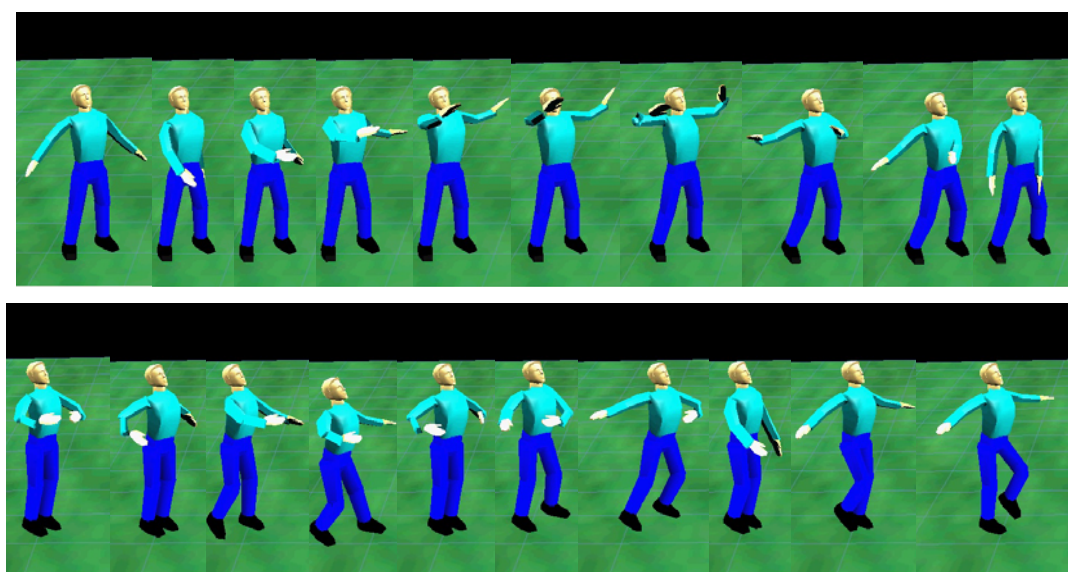


图4-10 舞蹈动作的三维序列图

4.3 本章小结

本章采用普通摄像机作为采集装置，降低了运动捕获系统的成本，且通过多双目冗余拍摄，弥补普通摄像机在图像获取方面的缺点，实现了对人体复杂运动的全方位拍摄采集。实验证明，利用第二章和第三章提出的多目标跟踪方法，可以准确、可靠地实现二十多个人体标记点的运动采集，而且能够精确的捕获手掌的朝向及头部的旋转等细节运动信息，验证了本文提出的跟踪方法的可行性和有效性。

第五章 总结与展望

5.1 总结

本文在国家 863 研究发展计划“提高媒体制作效率的媒体环境真实目标计算技术”研究项目的支持下,研究了基于多摄像机的运动捕获中多标记点的三维运动参数获取技术,主要包含双目视觉下多标记点跟踪、多目视觉下多标记点跟踪。主要工作可以归结为以下几个方面:

1) 针对双目视觉下多标记点跟踪问题,提出了扩展卡尔曼预测和灰预测相结合的双目立体跟踪方法。在双目视觉下,首先在二维空间上,利用扩展卡尔曼预测和灰预测对标记点进行预测跟踪,即以扩展卡尔曼预测为基础,在检测到标记点机动后,转换到基于灰模型的灰预测机制,直至机动终止,恢复扩展卡尔曼预测跟踪;然后根据二维跟踪结果,利用三维扩展卡尔曼滤波器进行标记点在三维空间上的预测跟踪。同时利用外极限约束和三维时空约束提高跟踪过程中的标记点匹配正确率。实验结果表明,该方法较好地处理了标记点的遮挡、机动情况,能同时准确跟踪多个图像特征相同的标记点。

2) 针对多目视觉下多标记点跟踪问题,本文以双目三维运动跟踪方法为基础,融合多个双目跟踪结果,实现多目下标记点的三维跟踪,并将多目融合跟踪结果反馈给双目,指导每组双目下的三维跟踪,实现了人体所有标记点的三维运动跟踪。实验结果表明,该方法取得了较好的效果,解决了人体复杂运动下标记点的三维运动准确跟踪的问题。

3) 针对多目视觉下新标记点数据关联问题,设计并实现了 2D 关联和 3D 关联相结合的数据关联方法。首先利用双目外极限约束剔除不可能的新标记点匹配对,得到可能的匹配组合,然后利用基于自适应阈值的三维最近邻方法得到正确的确定新标点匹配对。实验结果表明,该方法较好的解决了标记点分布密集时的关联问题,且在各双目三维信息不一致情况下能对新标记点进行正确关联。

5.2 展望

尽管本文解决了基于多摄像机的运动捕获系统中多标记点的跟踪问题，但是，距离一个完美的多目视觉人体三维运动捕获系统还有一定的差距。本文尚存在不足之处，有待改进：

1) 高度机动跟踪问题

本文采用的平缓型 $GM(1,1)$ 一定程度上解决了标记点的机动跟踪问题，但是对于高度机动，平缓型 $GM(1,1)$ 显得无能为力，为进一步解决高度机动问题，可考虑将抖型 $GM(1,1)$ 引入跟踪方法，从而提高方法的鲁棒性，跟踪更为复杂的人体运动。

2) 多视觉数据融合问题

在跟踪过程中，由于标定误差、标记点检测误差，造成各个双目三维信息不一致，本文对符合最小均方误差准则的双目跟踪结果采取了平均加权策略得到全局的跟踪结果，避免了此问题，解决了当前帧的数据融合问题，但是由于没有考虑上下帧之间的数据相关性，有时会引起三维运动数据抖动，导致后期模型驱动不便，可从两个方向对其改进，第一，充分考虑上下帧之间的相关性，改进融合方法；第二，对融合后的数据进行后期的数据处理，消除抖动。

总之，在对多视觉多目标的跟踪过程中仍有许多问题值得我们进一步研究，这对建立一个完善的人体三维运动捕获系统有着重要的理论意义和实用价值。

参考文献

- [1] Thomas B. Moeslund, Adrian Hilton, Volker Krüger, A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis, *Computer Vision and Image Understanding* 104 (2006) 90–126.
- [2] King B. A., Paulson L. D, Motion Capture Moves into New Realms[J]., *IEEE Computer Society*, 2007, 40(9): 13-16.
- [3] Uosaki, Katsuji, Evolution Strategies Based Gaussian Sum Particle Filter for Nonlinear State Estimation, *Proc of IEEE CEC*, 2005, 3: 2365~2371.
- [4] 李良群, 信息融合系统中的目标跟踪及数据关联技术研究[D], 西安电子科技大学博士学位论文, 2007.1
- [5] H.A.P. Blom, Y. Bar-Shalom. The Interacting Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients. *IEEE Trans on Auto. Control*, 1988, 33 (8): 780~783.
- [6] H.A.P. Blom, E.A.Bloem. Combining IMM and JPDA for Tracking Multiple Target Maneuvering Targets in Clutter. In *Proc. of 5th International Conf. On Information Fusion*, Annapolis, MD, 2002: 705~712.
- [7] W.Koch. Fixed Interval Retrodiction Approach to Bayesian IMM-MHT for Maneuvering Multiple Targets, *IEEE Trans on AES*, 2000, 36 (1): 2~14.
- [8] An IMMUPF method for ground target tracking. Ronghua Guo, Zheng Qin, Xiangnan Li, Junliang Chen. *Systems, Man and Cybernetics*, 2007. ISIC. *IEEE International Conference on* 7-10 Oct. 2007 Page(s):96 – 101. Digital Object Identifier 10.1109/ICSMC.2007.4413844.
- [9] X.R.Li, Y.Bar-Shalom. Multiple-Model Estimation with Variable Structure. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1996, 41(4): 478~493.
- [10] X.R. Li, X. R. Zhi, and Y. M. Zhang, Multiple-model Estimation with Variable Structure—PartIII: Model-group Switching Algorithm. *IEEE Trans on AES*, 1999, 35(1): 225~241.
- [11] X.R.Li, M.Zhang and X. R. Zhi. Multiple-model Estimation with Variable Structure— part IV: Design and Evaluation of Model-group Switching Algorithm. *IEEE Trans on AES*, 1999, 35(1): 242~254.
- [12] X. R. Li, Y. M. Zhang, Multiple-model Estimation with Variable Structure—part V: Likely-model Set Algorithm. *IEEE Trans on AES*, 2000, 36(2): 448~466.
- [13] X. R. Li, V. P. Jilkov, J.Ru and A.Bashi. Expected-Mode Augmentation Algorithms for Variable-Structure Multple-Model Estimation. In *Proc.15th Triennial World Congress 2002*, Barcelona, Spain.
- [14] V.P.Jilkov, D.S.Angelova and T.Z.A.Semerdjiev, Design and Comparison of Model-Set Adaptive IMM Algorithms for Maneuvering Target Tracking. *IEEE Trans on AES*, 1999,

- 35(1): 343~350.
- [15] 邓聚龙,灰理论基础[M].武汉:华中科技大学出版社,2003.9.
- [16] 刘鸿彬,熊少华,空中雷达目标的灰色预测. 系统工程与电子技术, 2000.
- [17] 王百合,黄建国,张群飞,水下多目标跟踪系统攻击目标优选模型及算法,鱼雷技术, Aug. 2007.
- [18] 刘以安,陈松灿,张明俊等. 缓冲算子及数据融合技术在目标跟踪中的应用,应用科学学报, Mar. 2006.
- [19] Guan Xin, He You and Yi Xiao, Gray track-to-track correlation algorithm for distributed multitarget tracking system, March 2006.
- [20] Yih-Fuh Wang¹ and Lin-Lin Liu, Grey Target Tracking and Self-Healing on Vehicular Sensor Networks, EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, April 2007.
- [21] Ching-Chang Wong, Bo-Chen, Chi-Tai Cheng, Fuzzy Tracking Method with a Switching Grey Prediction for mobile Robot. IEEE International Fuzzy Systems Conference 2001, pp:103-106.
- [22] Thomas B. Moeslund, Adrian Hilton, Volker Krüger . “A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis”, Computer Vision and Image Understanding 104 (2006) 90–126.
- [23] 朱强, 庄越挺, 陈家实,基于色块的人体运动跟踪[J]. 模式识别与人工智能. 2001, 14(4): 486-492.
- [24] Luo Zhongxiang, Liang Ronghua, Complex multiple features tracking algorithm in motion capture[C]. Proceeding of IEEE Region 10 Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering. 2002: 277-280.
- [25] Ukida, Hiroyuki, Kaji etc, “Human Motion Capture System using Color Markers and Silhouette”, Proceedings of the IEEE on Instrumentation and Measurement Technology Conference, pp. 151-156, 2006.
- [26] Barca, J.C.,Rumantir, G., Koon Li, R.,“A New Illuminated Contour-Based Marker System for Optical Motion Capture”, Innovations in Information Technology, 2006. Nov. 2006 Page(s):1 - 5 Digital Object Identifier 10.1109/INNOVATIONS.2006.301980.
- [27] 郑江滨, 视频监视方法研究[D]. 西北工业大学博士学位论文, 2002.
- [28] 乔向东, 信息融合系统中目标跟踪技术研究[D]. 西安电子科技大学博士学位论文, 2003.
- [29] Djouadi, M.S., Morsly, Y., Berkani, D., A fuzzy IMM-UKF algorithm for highly maneuvering multi-target visual-based tracking. Control & Automation, 2007. MED '07. Mediterranean Conference on 27-29 June 2007 Page(s):1 - 7 Digital Object Identifier 10.1109/MED.2007.4433670.
- [30] He Jia-Zhou, Wu Chuan-Li, Li Yan-Li etc A BP based VSIMM-2-D track-to-measurement association approach. Information Fusion, 2003. Proceedings of the Sixth International Conference of Volume 1, 2003 Page(s):237 – 244.

- [31] 邓聚龙, 灰理论基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2003.9
- [32] Zhiyu Zhou, Jianxin Zhang, Object detection and tracking based on adaptive canny operator and GM(1,1) model, Grey Systems and Intelligent Services, 2007. GSIS 2007. IEEE International Conference on 18-20 Nov. 2007 page(s): 434-439 Digital Object Identifier: 10.1109/GSIS.2007.4443312.
- [33] Miaolong Yuan, Ming Xie, Xiaoming Yin. Robust Cooperative strategy for contour matching using epipolar geometry[M]. Asian Conference on Computer Vision, 2002.
- [34] 邓聚龙, 灰预测与灰决策[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.9.
- [35] 刘思峰, 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004.11.
- [36] 程婷, 多传感器数据融合算法研究, 2006 年 5 月
- [37] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y, Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter. Proc. of IEEE, 2004, 92(3): 536-556.
- [38] Chang, K., and Bar-Shalom, Y, Joint probabilistic data association for multitarget tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers, IEEE Trans. Autom. Control, 1984, 29(7): 585-594.
- [39] Blackman, S.S. "Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking", Aerospace and Electronic Systems Magazine, IEEE Volume 19, Issue 1, Part 2, Jan 2004 Page(s): 5-18 Digital Object Identifier 10.1109/MAES.2004.1263228.
- [40] Bar-Shalom Y, Multitarget-Multisensor tracking: applications and advances, Norwood, MA: Artech House, 1990. 65-68.
- [41] K.R. Pattipati, T. Kirubarajan and R.L. Popp. Survey of Assignment Techniques for Multitarget Tracking. In Proc. Of The Workshop on Estimation, Tracking and Fusion: A Tribute to Yaakov Bar-Shalom, Monterey, CA, May, 2001: 51-69
- [42] A. Gad, F. Majdi and M. Farooq, A Comparison of Data Association Techniques for Target Tracking in Clutter, In Proc. of 5th International Conf. On Information Fusion, Annapolis, MD, 2002: 1126-1133
- [43] A. Logothetis, V. Krishnamurthy and J. Holst. A Bayesian EM Algorithm for Optimal Tracking of a Maneuvering Target in Clutter. Signal Processing, 2002, 82(2002): 473-490
- [44] 敬忠良, 神经网络跟踪理论及其应用, 北京: 国防工业出版社, 1997
- [45] Ashraf M. Aziz, Tummla M, Cristi R, Fuzzy logic data correlation approach in multisensor-multitarget tracking systems. Signal Processing, 1999, 76(2): 195-209.
- [46] Y. Bar-Shalom, X.R. Li. Multisensor Tracking and Data Fusion, Chapter 8 of Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques. Storrs, CT: YBS Publishing, 1995: 429-527
- [47] Y. Bar-Shalom, L. Campo, The Effect of the Common Process Noise on the Two-Sensor Fused-Track Covariance. IEEE Trans on AES, 1986, 22(6): 803-805.
- [48] Ren C. Luo, Ying Chih Chou, Ogst Chen, "Multisensor Fusion and Integration Algorithms Applications, and Future Research Directions", Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation August 5 - 8, 2007, Harbin, China.

-
- [49] Liang Jimin, Wang Changming, Yin Tingrui, "A hybrid measurement fusion algorithm for multisensor target tracking", Intelligent Control and Automation, 2004. WCICA 2004. Fifth World Congress on Volume 6, 15-19 June 2004 Page(s): 5422-5425 Vol.6. Digital Object Identifier 10.1109/WCICA.2004.1343765.
- [50] X.R.Li,K.-S.Zhang,J.Zhao,Y.-M.Zhu, Optimal Linear Estimation Fusion-Part V: Relationships.In Proc.of 5th International Conf. On Information Fusion,Annapolis,MD,2002:497~504
- [51] 罗忠祥, 庄越挺, 刘丰等, 基于时空约束的运动编辑和运动重定向, 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, Vol.14,No. 12

硕士期间参加的科研项目及发表的论文

1、科研工作

1. 2006.12-至今：主要参加人员，国家 863 项目“提高媒体制作效率的媒体环境真实目标计算技术”，负责基于辅助标记点的运动捕获系统的系统方案设计、多摄像机标定方法、多视觉数据融合方法等关键方法实现。
2. 2008.03-2009.03：主持西北工业大学研究生创业种子基金项目“结合灰模型的多视觉多目标跟踪方法研究”，负责系统架构设计以及基于灰关联的数据融合方法实现。

2、论文情况

张欢欢，郑江滨，“运动捕获系统中基于多视觉的目标跟踪算法”，《微电子学与计算机》，已录用，发表日期：2009.8

3、发明专利

张欢欢，第四申请人，申请专利：基于多双目立体视觉的标记点三维运动参数捕获方法，公开号：CN101226640A，申请日期：2008.6

致 谢

回首两年多的研究生生活，许多人都给了我无私的帮助和关怀。

感谢我的导师郑江滨教授这两年来在科研能力方面对我的培养。郑老师不辞辛苦争取研究课题，为我们提供了良好的科研环境，锻炼了我们的实际动手能力和合作能力。不仅如此，郑老师还会亲自指导每一个项目，精心修改每一篇论文，他的严谨的治学态度和谦逊随和的人格魅力都深深影响了我，让我受益一生。

感谢教研室的所有老师，他们渊博的学识、敏锐的思维、友好的态度让我感受到身处在一个美好和谐向上的大家庭中，是多么让人难以忘怀。

感谢项目组的所有人员，他们在项目研究过程中都给了我很大的帮助和指导，从他们身上我学会了很多东西，弥补了自己的不足。

感谢我的父母，他们无私的爱，一如既往的支持与鼓励，使我有今天的成绩和一切。

最后，再次感谢所有提及与未提及的曾经帮助过我的师兄师姐、学弟学妹、老师同学、好友！

西北工业大学

学位论文知识产权声明书

本人完全了解学校有关保护知识产权的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属于西北工业大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版。本人允许论文被查阅和借阅。学校可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。同时本人保证，毕业后结合学位论文研究课题再撰写的文章一律注明作者单位为西北工业大学。

保密论文待解密后适用本声明。

学位论文作者签名：_____ 指导教师签名：_____

年 月 日 年 月 日

西北工业大学

学位论文原创性声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容和致谢的地方外，本论文不包含任何其他个人或集体已经公开发表或撰写过的研究成果，不包含本人或他人已申请学位或其它用途使用过的成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

本人学位论文与资料若有不实，愿意承担一切相关的法律责任。

学位论文作者签名：_____

年 月 日

