

■ 朱志宇 著

流形粒子滤波算法 及其在视频目标跟踪中的应用



國防工業出版社

National Defense Industry Press

流形粒子滤波算法 及其在视频目标跟踪中的应用

朱志宇 著



国防工业出版社

·北京·

内 容 简 介

本书研究流形上的粒子滤波算法,将粒子滤波视频跟踪系统的状态模型建立在流形上,在低维流形上实现状态采样,充分利用了状态空间的内蕴几何特性,为解决粒子退化问题,提高跟踪算法的效率、实时性和鲁棒性提供一种新的思路。探讨了基于自适应黎曼流形粒子滤波算法的红外小目标跟踪方法,在黎曼流形上进行在线学习和更新目标外形,采用加权欧几里得黎曼平均值估计表面协方差矩阵;研究了一种基于几何能量的流形聚类粒子滤波算法,利用流形上数据空间位置信息的几何曲率来表示几何能量,通过最小化能量得到流形的边界点,从而得到划分聚类的目的;采用射影变换表示目标图像区域的几何形变,将视频跟踪系统的状态模型建立在低维流形(李群)上,沿流形测地线进行状态采样,应用流形上的最优化算法在流形上计算样本内蕴均值,实现状态估计;构建了基于李群指数映射的李群正态分布,并将李群正态分布表示为最优重要性函数进行粒子采样。

本书可供高等院校电子信息、自动化、计算机应用、应用数学等有关专业的高年级本科生和研究生,以及从事控制科学与工程、信号与信息处理领域的工程技术人员和研究人员参考阅读。

图书在版编目(CIP)数据

流形粒子滤波算法及其在视频目标跟踪中的应用/

朱志宇著. —北京:国防工业出版社,2015.1

ISBN 978-7-118-09889-1

I. ①流… II. ①朱… III. ①滤波理论—应用—
计算机视觉—目标跟踪—研究 IV. ①TP302.7②TN953

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 041408 号

※

国防工业出版社出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100048)

北京嘉恒彩色印刷有限责任公司

新华书店经售

*

开本 710×1000 1/16 印张 12 $\frac{3}{4}$ 字数 241 千字

2015 年 1 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1—2000 册 定价 36.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店:(010)88540777

发行邮购:(010)88540776

发行传真:(010)88540755

发行业务:(010)88540717

前 言

视觉跟踪是实现智能监控的关键技术,融合了图像处理、模式识别、人工智能、自动控制以及计算机等若干领域的先进技术,并在军事视觉制导、视频监控、机器人视觉导航、医疗诊断以及气象分析等方面都有广泛应用。

作为贝叶斯跟踪方法的代表,基于粒子滤波的跟踪方法已成为视觉目标跟踪的主要研究方向之一,但是该方法目前仍然存在一些技术难点,影响其跟踪性能的因素主要有三个:粒子退化、可靠的观测模型、精确的运动模型。粒子退化会严重影响粒子对目标状态的描述能力;由于光线的变化、遮挡、目标的姿态改变、快速运动等因素都会影响在视频图像中对运动目标的可靠观测,因此,鲁棒性问题一直是基于粒子滤波视觉跟踪研究的难点和热点;图像的数据量大,跟踪系统的输入是高维向量,跟踪实时性也很难得到保证,因此,基于粒子滤波的视频跟踪仍然是值得深入研究的课题。

如何充分利用目标运动的内在几何结构,将微分几何中的流形方法引入到粒子滤波跟踪算法中,不断提高算法的实时性和鲁棒性,将是未来基于粒子滤波目标跟踪算法的发展方向。

现有的粒子滤波算法都是在欧式空间进行的,而视觉跟踪的状态空间模型可以应用微分几何工具来描述,视觉目标跟踪问题可以转化为参数定义在流形上的非线性动力学模型的状态估计问题。本书考虑直接将视觉跟踪系统的状态模型建立在流形上,在系统的状态方程中引入与状态空间的几何结构有关的度量,在流形上进行在线学习和更新目标外形,研究基于几何能量的流形聚类粒子滤波算法,应用流形上的最优化算法在流形上计算样本内蕴均值,充分利用状态空间的内蕴几何特性,为解决粒子退化问题、提高跟踪算法的效率和鲁棒性提供了一种新思路,在目标发生尺度变化、旋转等几何形变以及多目标等情况下仍然能够很好地实现跟踪。

在本书的撰写过程中,作者研读了大量的国内外文献,参考了相关专家、学者的研究成果,在此,对他们表示衷心的感谢!

白迪、张亮等同学编制了书中的仿真程序,绘制了书中的部分图表,葛慧林同志参与了第8章和第9章的资料整理工作,张冰教授、伍雪冬博士对本书的编写工

作提出了很多宝贵意见。在此,向参与和关心本书编写工作的各位同事和同学表示真诚的感谢!

本书的出版得到了国家自然科学基金(项目编号:61075028)、江苏省“青蓝工程”中青年学术带头人资助项目、江苏省第四期“333 高层次人才培养工程”资助项目以及江苏省“六大人才高峰”第八批高层次人才资助项目的资助。

由于作者学术水平有限,书中难免存在不妥之处,敬请广大读者批评指正。

著者

2014 年 9 月

目 录

第1章 绪论	1
1.1 粒子滤波的发展和应用	2
1.2 视频目标的检测与跟踪	5
1.2.1 跟踪目标的视觉特征	5
1.2.2 常用的视频目标检测方法	7
1.2.3 常用的视频目标跟踪方法	10
1.2.4 视频目标跟踪的应用	14
1.3 粒子滤波在视频目标跟踪中的应用	15
1.3.1 基于粒子滤波的视频目标跟踪研究现状	15
1.3.2 基于粒子滤波的视觉跟踪的难点	16
1.4 基于微分流形粒子滤波的视频跟踪研究	18
1.5 主要的公共视频数据库	20
1.6 本书的主要工作	22
第2章 视频目标的检测与特征提取	25
2.1 引言	25
2.2 运动目标检测方法	25
2.2.1 光流计算法	25
2.2.2 背景消减法	27
2.2.3 帧间差分法	27
2.3 运动目标的特征提取	28
2.3.1 颜色特征提取	28
2.3.2 纹理特征提取	32
2.3.3 运动边缘特征提取	34
第3章 目标的表观模型	35
3.1 模板	35

3.2	活动轮廓模型	36
3.3	直方图	36
3.3.1	直方图密度估计	37
3.3.2	空间直方图	38
3.3.3	加权颜色直方图	39
3.4	核密度估计	40
3.5	混合高斯模型	41
3.5.1	混合高斯模型的数学描述	41
3.5.2	背景模型的更新	43
第4章	基于粒子滤波算法的视频目标跟踪	45
4.1	贝叶斯估计理论	45
4.1.1	动态系统的状态模型	45
4.1.2	贝叶斯定理	46
4.1.3	贝叶斯滤波	47
4.1.4	蒙特卡罗方法	48
4.1.5	序贯重要性采样	49
4.1.6	重采样技术	51
4.2	粒子滤波算法	52
4.2.1	标准粒子滤波算法	53
4.2.2	标准粒子滤波的缺点	54
4.2.3	各种改进的粒子滤波算法	58
4.3	基于粒子滤波的视频目标跟踪方法	61
4.3.1	概率跟踪方法的数学描述	61
4.3.2	粒子滤波视频跟踪的状态模型	62
4.3.3	粒子滤波视频跟踪的观测模型	63
4.3.4	粒子滤波跟踪实验结果与分析	65
第5章	基于 Mean Shift 的粒子滤波跟踪	69
5.1	Mean Shift 概述	69
5.2	Mean Shift 基本理论及其扩展形式	70
5.2.1	Mean Shift 向量	70
5.2.2	扩展 Mean Shift	71
5.2.3	概率密度梯度	73
5.3	基本 Mean Shift 算法	74

5.4	Mean Shift 在目标跟踪中的应用	75
5.4.1	目标描述和匹配准则	75
5.4.2	Mean Shift 跟踪	77
5.4.3	跟踪算法流程	78
5.5	嵌入 Mean Shift 算法的粒子滤波视频目标跟踪	78
5.5.1	系统动态模型的设计	79
5.5.2	系统观测模型的设计	79
5.5.3	目标定位	80
5.5.4	Mean Shift 粒子聚类	80
5.6	实验及分析	82
第6章	基于自适应流形粒子滤波算法的红外小目标跟踪	84
6.1	红外小目标检测和跟踪方法概述	85
6.1.1	红外小目标跟踪技术	85
6.1.2	红外小目标检测技术	86
6.2	复杂背景下红外小目标图像的预处理算法	87
6.2.1	红外图像的组成	87
6.2.2	频域高通滤波法	88
6.2.3	低通滤波器	88
6.2.4	中值滤波	89
6.2.5	基于数学形态学滤波的红外图像预处理	89
6.2.6	红外图像预处理仿真实验	92
6.3	基于自适应粒子滤波算法的红外小目标跟踪	96
6.3.1	基于粒子滤波算法的红外目标跟踪步骤	97
6.3.2	基于自适应粒子滤波算法的红外小目标跟踪	98
6.4	基于自适应流形粒子滤波的制导红外小目标跟踪方法	107
6.4.1	流形基础知识	108
6.4.2	基于自适应流形粒子滤波的红外小目标跟踪方法	109
第7章	基于流形聚类粒子滤波算法的视频目标跟踪	118
7.1	聚类算法	119
7.1.1	聚类的定义	119
7.1.2	聚类算法的分类	120
7.2	最大模糊熵高斯聚类粒子滤波算法(iMC - PF)	121
7.2.1	最大模糊熵高斯聚类	121

7.2.2	最大模糊熵高斯聚类粒子滤波算法步骤	122
7.3	粒子稀疏化聚类	123
7.3.1	粒子稀疏化聚合重采样	123
7.3.2	粒子交叉聚合	124
7.4	双重采样自适应粒子滤波算法(DR - PF)	124
7.4.1	基于观测新息的重采样分布方案	124
7.4.2	双重采样自适应粒子滤波算法步骤	125
7.5	仿真实验及分析	127
7.5.1	DR/GPS 组合系统模型	127
7.5.2	仿真实验及结果分析	127
7.6	流形学习聚类粒子滤波算法	131
7.6.1	流形学习	132
7.6.2	拉普拉斯特征映射	134
7.6.3	局部线性嵌入算法	134
7.6.4	增量式 LLE 聚类粒子滤波(ILLE - DR - PF)算法	138
7.6.5	仿真实验及分析	140
7.7	流形聚类粒子滤波算法	142
7.7.1	流形聚类	142
7.7.2	流形聚类方法	144
7.7.3	几何能量聚类	145
7.7.4	Grassmann 流形粒子滤波	148
7.7.5	基于几何能量的流形聚类粒子滤波	149
7.7.6	仿真实验及分析	150
第 8 章	基于李群粒子滤波算法的视频目标跟踪	156
8.1	流形	156
8.1.1	流形的定义	156
8.1.2	流形的距离	157
8.2	李群流形理论基础	158
8.2.1	李群和李代数	158
8.2.2	李群指数映射	158
8.2.3	李群几何优化	159
8.3	李群结构的矩阵协方差描述	160
8.3.1	目标图像多特征提取	160
8.3.2	协方差的相似度匹配	162

8. 4 李群流形上的粒子滤波算法..... 162

8. 4. 1 将射影变换表示为李群 162

8. 4. 2 李群状态模型 163

8. 4. 3 李群观测模型 164

8. 5 李群粒子滤波算法流程..... 165

8. 6 实验结果与分析..... 166

第 9 章 基于李群最优重要性函数粒子滤波算法的视频目标跟踪..... 172

9. 1 最优重要性密度函数..... 172

9. 2 基于流形建议分布的粒子滤波器..... 173

9. 2. 1 基于 Stiefel 流形的粒子滤波器 174

9. 2. 2 基于黎曼流形的粒子滤波 174

9. 3 黎曼均值..... 174

9. 3. 1 基于黎曼度量的正定对称阵 175

9. 3. 2 改进李群结构的黎曼流形 175

9. 4 李群正态分布..... 175

9. 4. 1 李群上的不变度量和测地线 176

9. 4. 2 李群协方差矩阵算法 176

9. 4. 3 基于李群指数映射的正态分布 177

9. 5 基于李群正态分布的粒子滤波算法..... 178

9. 6 实验结果与分析..... 178

参考文献..... 183

第1章

绪论

近几年发展的粒子滤波突破了卡尔曼滤波理论,它对系统过程噪声和量测噪声没有限制。粒子滤波通过预测和更新来自于系统概率密度函数的采样集,来近似非线性系统的贝叶斯估计,在处理非线性、非高斯时变系统的参数估计和状态滤波问题方面有独到优势和广泛应用。粒子滤波是现代信号与信息处理学科和统计模拟理论之间的交叉学科,其研究有着重要的理论意义和现实价值。

但粒子滤波仍有许多亟待解决的问题。例如:如何在具体应用中给出逼近最优的建议分布;如何得到高维数条件下对维数真正不敏感的粒子滤波算法;如何有效克服权值退化及样本枯竭等问题;各种形式粒子滤波算法的高效、实时实现问题;等等。因此有必要进一步深入研究粒子滤波,完善其理论体系,拓展其应用领域。

视频运动目标的精确跟踪是计算机视觉的重要研究内容之一,也是当前运动视频研究中尚未完全解决的难题。所谓视频跟踪,就是指对视频图像序列中的运动目标进行检测、提取、识别和跟踪,获得运动目标的运动参数,如位置、速度、加速度等,以及运动轨迹,以完成更高一级的任务,如目标行为分析、行为识别、视频图像的压缩编码等。运动目标跟踪直接影响目标行为的理解和描述,以及推理决策等更高层次处理过程的难易程度和精确程度。视频目标跟踪融合了图像处理、模式识别、人工智能、自动控制以及计算机应用等若干领域的先进技术,可以从视频图像中实时检测提取目标特征,并且实现自动跟踪,在军事视觉制导、视频监控、机器人跟踪导航、医疗诊断以及气象分析等方面有着极其广泛的应用。

作为贝叶斯跟踪方法的代表,基于粒子滤波的跟踪方法已成为视频目标跟踪的主要研究方向之一,但是该方法目前仍然存在一些技术难点:粒子退化、光照、遮挡、目标姿态的变化以及噪声的影响,这些因素均会导致跟踪效果变差;目标的快速移动以及多目标跟踪要求粒子滤波采用大量粒子,算法的计算代价很大;图像的数据量大,跟踪系统的输入是高维向量,而实时性又要求对跟踪方法的复杂度有一定限制,这是一个两难问题。因此,基于粒子滤波的视频跟踪仍然是一个值得深入研究的课题。

1.1 粒子滤波的发展和应用

早在 20 世纪 50 年代就提出了粒子滤波方法,但是并未引起重视。直到 1993 年,N. J. Gordon 等人提出了自举粒子滤波(Bootstrap PF)算法^[1],在递推过程中引入了重采样思想以克服退化问题;同时,计算机运算能力的急剧增长也推动了粒子滤波的发展。2000 年,A. Doucet 等人提出了基于序贯重要性采样(Sequence Importance Sampling, SIS)的粒子滤波算法^[2,3],同时,也证明了当粒子数目足够多时算法具有收敛性,并且收敛速度不受状态维数的限制,其后针对粒子滤波的不足提出的各种改进算法都是在 SIS 的基础上得到的。

作为一种对非线性动态系统进行实时推理的数学工具,粒子滤波器对估计隐含目标状态的后验概率分布提供了一种很好的解决方法,因其具有灵活、易于实现、并行化等特点,使得粒子滤波在定位、跟踪领域得到了广泛应用^[4-7];其在无线通信中的应用包括盲均衡、盲检测、盲解卷、信号解调等;语音信号是一种典型的非高斯、非平稳信号,应用粒子滤波可以进行语音识别、增强、盲分离等;粒子滤波还被应用于目标识别、系统辨识、参数估计、自动控制、故障检测、经济统计等。可以说凡是需要用到非线性、非高斯递推贝叶斯估计的地方都可以应用粒子滤波,其应用领域极为广泛。

作为一门新兴学科,粒子滤波仍有许多关键问题没有得到根本解决。目前,对粒子滤波的研究主要是为了提高粒子滤波的性能以不断扩展其应用领域,粒子滤波技术研究的关键在于如何解决粒子退化问题。

1. 粒子退化和重要性概率密度函数选择问题

粒子退化是粒子滤波的主要缺点,它是指随着迭代次数的增加,粒子丧失多样性的现象。解决该问题的有效方法之一是选择好的重要性概率密度函数,选择准则是应尽可能使重要性概率密度函数接近系统状态后验概率密度函数,且重要性权值的方差最小。

为了求解方便,一般在粒子滤波中取重要密度为先验概率密度,但是这种方法丢失了当前时刻的量测值,使得当前时刻的状态严重依赖于模型。如果模型不准确,或者量测噪声突然增大,则从重要性概率密度中采样得到的样本与从真实后验概率密度采样得到的样本有很大偏差,尤其当似然函数位于系统状态转移概率密度的尾部或似然函数呈尖峰状态时,这种偏差就更加明显。解决的办法是设法将粒子向似然函数的峰值区移动,如“预编辑法”(Prior Editing)及“取舍法”(Accept Reject Procedure)采样;或者选用更合适的建议分布,如采用先验转移密度的退化形式作为建议分布^[8];用似然函数作为建议分布,而用先验转移密度作为权值迭代的比例因子,这就是似然粒子滤波(Likelihood PF)^[9];用于克服尖锐型似然函

数与先验转移密度重叠区过小问题的建议分布有桥接密度 (Bridging Density)、分割采样 (Partitioned Sampling)、基于梯度的转移密度 (Gradient Based Transition Density)^[10]。此外,还有用扩展卡尔曼滤波 (EKF)、无味卡尔曼滤波 (UKF) 或高斯厄米特滤波 (GHF) 将最近的量测信息计入建议分布的扩展卡尔曼粒子滤波 (Extended Kalman PF, EKPF)、无味粒子滤波 (Unscented PF, UPF)^[11] 和高斯厄米特粒子滤波器 (Gauss Hermite PF, GHPF) 等。

2. 粒子退化和重采样的样本枯竭问题

解决粒子退化问题的另一种有效方法是重采样,包括系统重采样、分层重采样和残差重采样等方法,其基本思想是通过对粒子和相应权值表示的后验概率密度函数重采样产生新的支撑点集。重采样由于实现简单、算法复杂度低而得到了广泛应用。

但是重采样带来了“样本枯竭”问题,导致粒子集的多样性变差,不足以近似表征后验密度,难以保证估计精度,尤其是在过程噪声较小时问题就更严重。为保证粒子多样性,又提出了重采样——移动算法、正则粒子滤波 (Regularized Particle Filter, RPF)、辅助变量粒子滤波 (Auxiliary Variable PF, AVPF),以及免重采样的高斯粒子滤波 (Gaussian Particle Filter, GPF)^[12]、高斯和粒子滤波 (Gaussian Sum Particle Filter, GSPF)^[13] 等。

近年来,不少学者将模拟退火、遗传算法、模糊^[14]、粒子群优化算法^[15]、人工免疫算法^[16] 等引入粒子滤波的重采样过程中,通过优化搜索并保留那些能够反映系统概率密度函数的最好粒子,这些算法都能在一定程度上使粒子向高似然区域移动,从而改善了粒子分布,增加了粒子多样性,为解决粒子退化问题提供了新思路。

3. 粒子滤波的实时性问题

粒子滤波的计算量随着粒子数的增加成级数增加,算法的实时性问题使其距离工程应用尚有一定距离。目前,降低粒子滤波计算量的主要方法有自适应粒子滤波 (Adaptive PF, APF)、实时粒子滤波 (Real-time PF, RTPF)、边缘化粒子滤波 (Marginalized Particle Filter, MPF)、代价参考粒子滤波、拟蒙特卡罗采样方法等。

自适应粒子滤波:所用的粒子数可以在线地自适应改变,通过剔除冗余粒子数降低算法运算量。目前,用于自适应改变粒子数的方法主要有两类:基于似然函数的 APF (L-APF),即所需的粒子数应能保证非归一化似然值的和超过某一预定的门限;基于 Kullback - Leibler (KL) 信息数或 KL 距离 (KLD) 采样的 APF (KLD APF)^[17],即通过粒子数的自适应变化来保证后验密度的真值与估计值之间的误差限,用 KL 距离来表示这种误差限。KLD APF 的缺点是计算负荷过高;L-APF 的优点是实现简单,缺点是权值方差对确定粒子数影响很大,而且还会增强粒子间的相关性,增加了高速并行实现的难度。

实时粒子滤波:通常采用三种方法,即减少粒子集中的粒子数、丢弃数据或组合数据。第一种方法可能会因为粒子数的不足而导致滤波发散;第二种方法在状态剧变时会因为丢失有用数据而导致滤波发散;第三种方法需要对传感器数据作特殊的假定。此外,还可以将自适应粒子滤波和 RTPF 相结合,得到自适应实时粒子滤波。

边缘化粒子滤波^[18,19]:某些非线性系统可以看作是一个含有线性子结构的状态空间模型,在动态地剔除出状态变量的线性部分后,用卡尔曼滤波器处理线性部分,用粒子滤波处理非线性部分。MPF 有两大优点:第一,对于线性变量的状态估计,卡尔曼滤波器是最优的;第二,由于减少了状态变量的维数,较好地克服了粒子滤波的退化现象,并且算法的计算复杂度也得到了降低。类似的还有 Rao - Blackwellised 粒子滤波^[20,21]。

代价参考粒子滤波:该算法通过动态优化自定义代价函数和风险函数来衡量状态滤波估计的质量,选取最优的状态估计^[22]。其优点是不需要任何先验概率知识的假定和重采样过程,可实现并行处理,从而提高了算法的效率。

拟蒙特卡罗 (QMC) 采样方法^[23,24]:QMC 采用低偏差点集,低偏差点集分布比蒙特卡罗 (MC) 方法所采用的伪随机点更均匀。而样本分布越均匀,积分精度越高,所以 QMC 积分能以较小的样本数达到 MC 积分要用大量样本数才能达到的精度。同时,QMC 采样过程具有并行结构,可以提高粒子滤波算法的并行性。

考虑到各粒子的独立性及其操作的并行性,硬件实现不失为提高粒子滤波实时性的有效途径之一。Saha 等人发现了并行实现过程中粒子权值不平衡现象,并给出了一种可行的并行粒子滤波结构^[25,26]。国内北京交通大学的张三同教授等人开展了粒子滤波的 DSP 实现和 FPGA 实现等研究工作,文献[24]研究了拟蒙特卡罗-高斯粒子滤波 (QMC-GPF) 算法的并行结构,给出了基于 FPGA 的 QMC-GPF 的设计与实现方法。文献[27]给出了基于颜色的粒子滤波算法的 FPGA 硬件实现。总体来看,目前国内外关于粒子滤波硬件实现方法的研究还不够深入,实际应用也主要是集中在目标跟踪领域^[28-30]。

近两年来,国外学者开始研究分布式并行粒子滤波系统框架^[31],通过提升算法的并行处理能力来解决粒子滤波的实时性问题。文献[32]构造了一种相互连接的粒子滤波器网络,每个滤波器工作在低维状态,并应用博弈方法选择粒子并行运算,提高了整个粒子滤波算法的性能。文献[33]针对多目标跟踪这一特殊问题,提出了一种基于最优化思想的调度算法实现粒子的并行运算,同时给出了一种分布式重采样方法。文献[34]针对大型交通系统的管理问题,将高维的系统状态分解为更加简单的函数形式,然后提出了一种并行高斯和粒子滤波算法来估计系统的状态。文献[35,36]也探讨了分布式并行粒子滤波算法,并将其应用于波形敏捷遥感、目标跟踪。

粒子滤波算法主要分为采样、权值计算和重采样三个阶段,应用硬件实现粒子滤波算法时,这三个阶段可以流水执行,并且在前两个阶段中各个粒子运算相互独立,因此可以并行计算。而重采样需要考虑所有粒子的似然分布,只有等到计算完成了全部粒子的权值后,才能进行重采样。因此,另外一种研究趋势是试图通过提高重采样的并行性来改善粒子滤波算法的实时性^[37-39]。如何简化重采样算法,减弱粒子间的相互联系,使得重采样过程能和前面两步并行执行,同时降低重采样过程所需的存储空间,依然是提高粒子滤波算法的实时性以及算法硬件实现研究的难点。

1.2 视频目标的检测与跟踪

视频目标检测的目的是将运动目标从背景图像中提取出来,从而可以在后续的处理过程仅仅考虑图像中对应于运动区域的像素,它是运动目标与背景的二元决策问题。然而,由于背景图像的动态变化,如天气、光照及各种干扰等的影响,运动检测是一项相当困难的工作。

视频目标跟踪的目的是研究目标的运动状态,连续不断地捕获目标的姿态。运动目标的检测与跟踪包括目标的检测、目标的特征提取、目标的跟踪等几个阶段,这几个阶段并没有绝对的先后次序,在现有的算法中,有先检测再跟踪、边检测边跟踪,以及利用跟踪模型进行检测等几种方式。目标检测和特征提取需要一定的先验知识,要根据不同的应用场合进行设计。目标跟踪可理解为在目标初始状态和通过特征提取得到的目标视觉特征的基础上,进行一种时空结合的目标状态估计。

1.2.1 跟踪目标的视觉特征

目标特征是指目标物体具有的一个或多个可度量性质的度量值函数,通过特征抽取产生一组特征,经过组合形成特征向量。与原始图像相比,目标特征大大减小了目标信息,它代表了后续分类决策必须依靠的全部知识。提取目标特征需要解决两个关键问题:选用什么特征来描述目标;如何精确测量这些特征。

1. 目标的特征描述

在跟踪算法中,往往通过目标的形状和外观等特征参数来表示目标。常用的目标形状描述特征有下列几种^[40]:

(1) 点。目标被表示为一个点,它可能是目标的质心,也可能是一个点集。这种描述方法适用于在图像中目标所占的区域较小的情况。

(2) 目标几何形状。目标的形状被描述为矩形或者椭圆。适用这种描述的目标运动模型通常有平动、仿射或投影变换等。这种简单的几何形状描述同时适用

于刚体目标和非刚体目标跟踪。

(3) 目标轮廓。这种形状描述适用于复杂的非刚体目标。

(4) 骨架模型。这种形状描述适用于有关节的形体或刚体目标。

将目标的形状和外观特征联合使用通常能够提高系统的跟踪性能,常用的外观描述特征有^[40]:

(1) 目标外观的概率密度。目标外观的概率密度估计可能是参数的,如高斯型、混合高斯型;也有可能是非参数的,如 Parzen 窗、颜色直方图分布等。通过计算图像中目标形状模型所给定的区域内像素的参数,可以得到目标外观特征(颜色、纹理)的概率密度。

(2) 模板。模板可以定义为目标的简单几何形状或轮廓,它的优点是同时包含了空间和外观特征信息。但其视角的单一性使其仅适用于目标在整个跟踪过程中姿态保持不变的情况。

(3) 自适应外观模型。它对目标的空间形状和外观特征同时建模。

2. 目标的视觉特征

选取合适的目标特征对于跟踪算法的性能至关重要。常用的视觉特征有^[40]:

(1) 颜色特征。目标的颜色特征主要受两个因素影响,一个是光照的能量分布;另一个是目标的表面反射能力。在图像处理中,最常用来描述颜色的是 RGB、 $L \times a \times b$ 和 $L \times u \times v$ 空间,但是 RGB 空间结构并不符合人们对颜色相似性的主观判断, $L \times a \times b$ 和 $L \times u \times v$ 是具有一致性特点的颜色空间并且可以由 RGB 转换得到,其中 L 是亮度, u 和 v 、 a 和 b 是相关的颜色分量。颜色直方图是最常用的颜色特征,它是按照颜色对图像中的像素在不同的量化区间的分布数量的统计,其优点是计算简便,易于统计且具有较强的抗图像变换和旋转能力;缺点是缺乏对图像中颜色的空间分布的描述,容易受光照亮度变化的影响。

(2) 边缘特征。所谓边缘是指其周围像素有灰度的阶跃变化的那些像素的集合,它存在于目标与背景、目标与目标、区域与区域之间。边缘对于运动很敏感,即使微小的位移也会在边缘上表现出来。跟踪目标边界的算法通常使用物体边缘作为目标描述特征。最简单的提取边缘的方法是对原始图像按像素的某邻域构造边缘检测算子,如梯度算子、Sobel 算子、拉普拉斯算子、Canny 算子等。

(3) 纹理特征。它一般指的是在图像中反复出现的局部模式及其排列规则。以纹理特征为主导特性的图像称为纹理图像,以纹理特性为主导特性的区域称为纹理区。纹理的研究方法主要有统计研究方法和结构研究方法,一般采用自相关函数法、傅里叶变换分析法和共生矩阵分析法。例如,可以将对图像做傅里叶变换后得到的功率谱矩阵作为纹理特征;还可以在功率谱矩阵上再抽取二次特征,用来判别纹理的粗细、方向和综合特征等。灰度统计特征也是常用的纹理分析方法,一

幅图像的灰度共生矩阵给出了图像灰度的变化方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,它们是分析图像的局部模式及其排列规则的基础。从灰度共生矩阵出发可以进一步提取描述图像纹理的一系列特征。与边缘特征相同,纹理特征对于光照强度的改变不太敏感。

(4) 光流场特征。光流是指图像灰度模式所引起的表观运动,是对真实运动场(场景、摄像机和目标等三维运动在二维图像平面的投影)的近似估计。基于光流估计的方法都是基于以下假设:图像灰度分布的变化完全是由于目标或背景的运动引起的,也就是说,目标和背景的灰度不随时间变化,这一假设使得光流法对噪声特别敏感。光流法通过计算光流并对光流图像进行分割来检测运动目标,常用于基于运动估计的视频分割和跟踪中。光流法所需的运算量很大,很难满足实时性要求。

1.2.2 常用的视频目标检测方法

按照利用空间和时间信息的不同,检测算法可分为基于时域的检测方法、基于空域的检测方法以及时一空联合检测方法^[41]。

1. 基于时域的检测

基于时域的检测算法首先根据视频序列的时序属性(如帧间差、光流、运动等)得到变化检测模板;然后再对模板进行后处理(如模板填充、噪声点消除、轮廓平滑等)得到运动目标模板;最后,不断更新运动目标模板并指导如何提取和跟踪后续帧运动目标。基于时域的检测算法主要有以下几种:

1) 背景减除法

背景减除法也称为背景重建法,该方法利用当前图像与背景图像的差分,通过判定灰度特征值或直方图等信息的变化来判断异常情况的发生并检测运动目标。最简单的背景重建方法是:直接抽取视频图像序列的某一关键帧作为背景,或者通过计算多帧图像的平均值作为背景。如果能建立正确的背景模型,则背景重建法不仅能提高目标分割的精度,而且可以发现暂时静止的目标或目标中暂时不动的部分,较为完整地分割出目标,这一点是单纯使用帧间差法或光流法所无法做到的。对于背景已知的应用场合,背景减除法是一种有效的运动对象检测算法;但是当背景存在一定的噪声或摄像机运动时,背景重建的精度会有所下降,此时需要利用全局运动估计和补偿技术对运动背景进行补偿。在相邻帧之间,如果背景区域存在光照、位置变化时,如何精确地重建背景是一个难点。因此,对背景重建法的改进多数集中在建立不同的背景模型上,以减少动态场景变化对于运动分割的影响。例如:利用最小、最大强度值和最大时间差值对场景中的每个像素统计建模,并且进行周期性背景更新;利用像素色彩和梯度信息相结合的自适应背景模型来解决影子和不可靠色彩线索对于分割的影响;利用自适应背景模型以适应天气和