基于软特征理论的目标跟踪研究

姜文涛"刘万军"袁 垣"

¹⁾(辽宁工程技术大学软件学院 辽宁 葫芦岛 125105)
 ²⁾(辽宁工程技术大学研究生院 辽宁 葫芦岛 125105)

摘 要 针对目标跟踪过程中遮挡、形状与尺度变化导致目标易丢失的问题,提出了一种新的基于软特征(Soft Feature,SF)的目标前趋预测跟踪方法.该方法首先在视频图像中选取待跟踪目标区域,统计目标区域内的初始像素点,计算初始像素相邻时域图像中与其具有相同变化强度的像素点,滤掉分散的像素点并标记像素群;然后将离散的像素群质心坐标拟合成时域轨迹,计算时域轨迹的空间谱带和边缘谱带,合并谱带信息中具有可微分的相同变化强度的频率,得到软特征信息及软特征约束模型;最后,根据软特征及其约束模型对视频中运动目标进行跟踪,并以前趋冲击强度对目标运动状态和软特征进行前趋预测,限定目标检测范围并得到预测特征,以此实现目标前趋预测跟踪.该方法抓住了目标在形变过程中其前景区域的灰度特征具有可微分的同频率变化的显著特点,这是目标区别于复杂背景以及对形变目标进行长时间稳定跟踪(Long-term Tracking)的重要信息源.软特征的提取可以有效凸显目标区域和前趋信息,同时能有效抑制干扰信息.实验结果表明,软特征跟踪方法(State-of-the-art Trackers)相比,软特征理论具有以下优点:采用软特征跟踪运动目标,对目标形状变化和尺度伸缩问题具有很好的抗干扰性;采用前趋冲击强度对目标前趋进行预测,可以有效解决因遮挡而导致目标丢失的问题;由于目标检测范围较小,软特征数据量较低,无需存储目标姿态模型,其计算复杂度和空间复杂度较低,跟踪速度较快.

关键词 目标跟踪;软特征;边缘谱带;空间谱带;前趋预测 中图法分类号 TP391 **DOI**号 10.11897/SP.J.1016.2016.01334

Research of Object Tracking Based on Soft Feature Theory

JIANG Wen-Tao¹⁾ LIU Wan-Jun¹⁾ YUAN Heng²⁾

¹⁾ (School of Software, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105)
 ²⁾ (Graduate School, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105)

Abstract A novel approach to object predictive tracking, which is based on the soft feature (SF), is proposed in this paper to overcome the problems of occlusion, shape and scale changes, which cause the situation to lose object. Firstly, the object region is selected as the tracking region in the video to initialize the tracking process. Several image sampling segments are made ready for counting the initial pixels with the gray of a continuous gradient features pixels in the tracking region. Then the pixel groups are made up of initial pixels, which have the same gray-scale changes in intensity, and the discrete pixel group centroid coordinate is fitting for a time-domain trajectory curve. Edges of spectrum and track of spectrum are calculated by the time-domain trajectory curve. The frequency variation, which has the same intensity of differentiable in spectrum, is merged together, which is marked as soft feature and constructed as soft feature constraint model. Finally, the object is tracked with soft feature and its constraint model, the range of object detection is limited and tracked by the state of predictive motion and prediction

收稿日期:2015-01-12;在线出版日期:2016-03-26.本课题得到国家自然科学基金(61172144)、国家"八六三"高技术研究发展计划项目子 课题(13-2025)、辽宁省科技攻关计划项目(2012216026)资助. 姜文涛,男,1986年生,博士研究生,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究 方向为图像与视觉信息计算、视频图像理解. E-mail: jiangwentao@lntu. edu. cn. 刘万军,男,1959年生,教授,博士生导师,中国计算机学 会(CCF)高级会员,主要研究领域为计算机视觉、图像理解与模式识别、软件工程理论. 袁 姮,女,1988年生,博士研究生,主要研究方 向为管理科学与工程、计算机视觉、视频图像理解.

soft feature, which is predicted by precursor shock strength. Above is the concrete step of the implementation of soft feature theory, which is designed to achieve predictive tracking of moving objects. This method captures the salient features of an object, which has the same frequency variation and differentiable during its foreground gray features deformation. As an important feature to distinguish a moving object from the complex background, a long-term object tracking becomes achievable. It realizes an effective extraction of the soft feature by extracting the edges of spectrum, track of spectrum and constructing soft feature constraint model, which has the same frequency variation and differentiable in the object foreground region, it can highlight the differences between the object and background, then the object area is quite obvious, the interference region is inhibited. The effects of dense background information, object shape change and scale expansion on object tracking are solved effectively. The prediction of the former information of the moving object is carried out, which is done by extracting the precursor shock strength of moving object. This method solves the problem caused by large range occlusion. Experimental results show that the proposed approach has overcome the occlusion, shape and scale changes, and has good adaptability to non-rigid object tracking with real-time, high accuracy and robust tracking performance. Even compared with the state-of-the-art trackers, the advantages of this method are as follows, this method use soft feature and constraint model to track the moving object, it has better anti-jamming performance for the object shape variation and scale expansion, which makes the method tracks object with high accuracy, better stability and robust performance; It can solve the problem when the target is occluded by using the precursor shock strength to predict the object location; Soft feature has a higher tracking speed due to the small target detection range, low amount of data, and it does not need to store a variety of appearance model, the computation complexity and the space complexity is lower.

Keywords object tracking; soft feature; edges of spectrum; track of spectrum; precursor forecast

1 引 言

运动目标跟踪 MOT(Moving Object Tracking) 是国内外计算机视觉领域的一项重要且传统的研究 问题^[1-2],近几十年来得到了广泛研究,直到今年也 是主流国际会议 CVPR、ICCV、ECCV 和相关期刊 IJCV、IEEE TPAMI、IEEE-TIP、CVIU 上重要的研 究方向之一^[3-7].根据过去的研究历史以及目前的研 究现状,可以看到,目标跟踪虽然得到了长时间的研 究,也取得了很大研究进展,但是在复杂背景下的目 标跟踪仍然没有得到很好的解决,主要原因还是视 觉中存在的遮挡、形变等因素所带来的挑战.

目前,目标跟踪技术的研究主要有两大方向:一 种是建立在运动信息分析基础之上的跟踪方法;另 一种是基于模型分析的目标跟踪方法.

利用运动信息分析研究目标跟踪的方法较多, 已形成了众多的算法和标准.例如,Huttenlocher等 人^[8-9]首先利用 Hausdorff 距离的定义与计算方法进 行序列图像间的去相关,然后对残余误差图像采用空 间去相关实现了物体的跟踪算法.在 Huttenlocher 的基础上, Haritaoglu 等人^[10] 通过建立双峰分布的 统计背景模型来实现目标检测,并为目标建立外观 模型,取得较好的效果.在进行空间域去相关的基础 上,Stauffer和Grimson^[11]提出了自适应混合高斯 模型,建立运动目标与前景目标间的对应关系来实 现对目标的跟踪.在自适应模型的基础上,Rezaeian 和 Vo^[12]利用观测模型联合收敛(COMJ)技术对 目标进行检测,然后应用序贯蒙特卡罗方法(SMC) 对目标进行拓展跟踪,获得了较好的效果.目标跟踪 方法也不仅仅局限于空间域上的去相关方法,国内 的闫小喜和韩崇昭[13]提出了基于杂波强度在线估 计的目标跟踪方法,Juan 等人^[14]提出了基于视频对 象运动的模糊推理方法,取得了较好的跟踪效果, 但存在目标分割完整性欠缺的问题,而 Airouche 等人[15] 对此进行了改进,采用运动区域增长和先验 知识结合的方法使视频对象的提取较为精确,并 具有较好的鲁棒性能.基于运动分析的目标跟踪 方法,原理简单,实现较为方便,但是对于遮挡目 标的前景与背景信息难以进行区分,容易粘连和 失跟.

另一种基于模型的目标跟踪方法可以克服局部 遮挡信息的干扰,近年来,基于模型的目标域密度估 计方法(Mean Shift)成为研究的热点[16-21],目标域 密度估计是由 Fukunaga 和 Hostetler 在 1975 年提 出的一种无监督聚类方法,它使每一个点"漂移"到 密度函数的局部极大值点. Comaniciu 等人[22-23]首 先将 mean shift 算法应用到目标跟踪领域中来,他 利用 Bhattacharyya 系数作为目标模型域候选目标 之间的相似性度量标准,用 mean shift 算法来搜索 最优候选目标,获得了很好的跟踪效果,但不足之处 是计算量较大,影响了跟踪的准确性和实时性.为了 克服特征信息不足造成的偏差, Yang 等人^[24]提出 了空域特征中的相似性度量方法,允许 mean shift 跟踪更一般的运动目标,但是对于相似目标的衔接 不能进行有效判别.在此基础上,Jeong 等人^[25]提出 了一个鲁棒的、实时的高斯圆柱模型,通过 mean shift 实现目标跟踪以解决不规则光照变化下目标 衔接带来的影响,但是没有解决形状变化导致的误 跟问题.高斯模型的不足是基函数需要计算与原始 数据相关的协方差矩阵和特征矢量,这些计算在应 用中通常是较难实现的,因此人们往往利用目标参 数分布模型来代替高斯模型变换的去相关.例如, Davy 和 Tourneret^[26]通过在高斯混合模型中引入 先验参数的分布模型,采用混合监督对目标进行分 类,可以同时跟踪多种运动目标,对于一定角度内的 外观形变具有鲁棒性,但稳定性较低,容易漂移,为 了提高目标检测与跟踪的稳定性,Liam 等人^[27]提 出线性回归和自适应快速同步建模方法,通过自适 应运动目标的外观模型进行目标更新,增强目标跟 踪的稳定性. Tian 等人^[28]提出对背景变化的运动目 标前景信息进行混合高斯处理,将多种纹理直方图 和颜色直方图建立目标运动模型,选择近似模型进 行视频目标跟踪,取得较好跟踪效果.另外,不同的 图像特征描述方法适合于不同的场合,因此根据场 景来自适应选择特征描述方法是非常重要的研究内 容,例如付毅等人^[29]研究了目标跟踪中适合于场景 变化的在线特征选择机制,以提高跟踪性能,其次, 在目标跟踪中引入随机有限集的目标模型是一种行 之有效的方法,对目标模型进行学习后确定相应特

征和参数,可提高对周围杂波环境的适应性,例如吕 学斌等人[30]通过引入概率密度滤波器,建立判决门 限的跟踪策略,以此提高对周围杂波环境的适应性. 还有一些学者提出的基于模型分析的目标跟踪方 法,对局部遮挡、小范围形变的运动目标具有较强 的抗干扰性,例如 Kalal 等人[31] 提出了一种 TLD (Tracking-Learning-Detection)目标跟踪方法,即将 跟踪-学习-检测三者进行结合,有效的解决了目标 运动过程中产的局部遮挡和形变问题. 由于该方法 需要不断进行模板更新和在线学习,只能对目标外 形和尺度变化较小的目标进行跟踪,对于外形和尺 度变化速度较快时,该方法很容易出现失跟和误跟 的问题. 2013 年 Yao 等人^[32]提出了基于 OLSL 在线 局部结构学习的跟踪方法,采用观测样本和样本数量 对图像局部模板进行在线训练和分类,在局部遮挡和 形变条件下具有稳定的跟踪性能,但对严重遮挡和 外观变化速度较快的目标跟踪的失跟率较高.同年 Junseok 等人^[33]提出了一种基于 Wang-Landau 的 蒙特卡罗采样跟踪方法,简称 WLMC,该方法可以 对局部遮挡和形变的目标进行有效跟踪,但是对于 严重遮挡和长时间形变目标跟踪的稳定性较低.基 于模型分析的目标跟踪方法是计算机视觉领域内的 主流方法,对于局部遮挡、小范围形状与尺度变化的 目标具有很好的跟踪效果,但是在目标发生较大幅 度遮挡、形变与尺度伸缩运动时,不能进行长时间的 有效跟踪,容易发生漂移和失跟.

近年来,目标跟踪技术取得重大进展,但主要还 是采用图像/视频处理中的经典技术,多注重当前场 景下的目标信息,缺少对目标前趋信息的分析与研 究.目标前趋信息作为当前场景下目标运动状态的 后续过程,与目标当前运动状态具有十分紧密的联 系,如果能根据目标当前的特征信息将这一联系提 炼出来,并依此预测出目标前趋信息,提前对目标后 续状态进行跟踪,不仅对目标跟踪中遮挡、形变和尺 度伸缩等问题的解决起到很好的促进作用,而且是 在目标跟踪领域中由"实时"跟踪方式转向"提前"跟 踪进行了一个初步的探索.

本文提出了一种新的基于软特征理论的目标跟 踪方法.主要考虑以下两点:(1)目标在发生形变与 尺度伸缩过程中,其前景区域的特征信息具有可微 分的同频率变化特点,这是目标形变过程中的一个 重要信息,也是目标区别于复杂背景的一个重要特 征;(2)目标前趋信息作为目标当前运动状态的后 续过程,其前趋状态与当前状态之间是连续递变的 关系,利用这种关系对目标进行前趋预测,可以提前 对目标的后续运动过程进行跟踪,这种提前跟踪的 方式对于较为严重的遮挡具有很好的预测效果.软 特征信息是建立在时-频域信息分析的整体框架之 上,依托目标运动可微分定理,利用谱带信息及软特 征约束模型实现对运动目标的检测和跟踪,同时采 用前趋冲击强度对运动目标的前趋信息进行预测,可 以较好的克服遮挡、尺度和形状变化对目标跟踪的 影响,具有较高的实时性、准确性和很好的鲁棒性.

软特征对非连续的突变运动不具有跟踪意义, 作为软特征算法实现长时间稳定跟踪(Long-term Tracking)的基础,目标运动轨迹及其频域变换必须 具有连续的光滑特性,才能确保对谱带信息计算的 有效性以及前趋信息预测的准确性,实现对目标的 稳定跟踪.为此,本文首先给出了目标运动可微分定 理及其证明过程,在此基础上提出了软特征理论模 型及其相关概念的定义,然后阐述了该方法的基本 实现流程,并给出了变结构运动目标软特征跟踪 结果,最后在多个变结构目标运动视频数据库中对 本文 SF 方法、TLD 方法^[31]、OLSL 方法^[32]、WLMC 方法^[33]进行了跟踪实验,并给出实验结果和对比分析.

2 目标运动可微分定理

运动目标的观测信息可以看作对目标连续运动 过程间歇性采样的集合.运动目标作为集合内的元 素,实际上是目标图像在时域离散化的结果,假设集 合内的元素在时域上是均匀采样且离散的,那么目 标运动轨迹及其频域变换是否具有连续光滑特性仍 然是一个未知的命题.为了提取本文提出的目标前 景区域具有可微分的同频率变化的特征信息,本文 对命题进行了诠释并提出了目标运动可微分定理, 首先给出了目标运动轨迹可微分性及其证明过程, 然后在此基础上证明了其频域变换的可微分性.该 定理是软特征方法的实现前提和理论基础,定理及 其证明过程如下.目标运动轨迹及其频域变换的连 续光滑特性如图1所示,其中上半部分为目标运动 轨迹及其时域函数 $f_i(x,y,z)$,下半部分为频域变 换结果 $F_i(u,v,r)$.



图 1 目标运动轨迹及其频域变换的连续光滑特性示意图

定理 1. 目标运动过程中,其质心(详见定义 2) 的运动轨迹 $\varphi = f_t(x, y, z)$ 在时域内是连续光滑的, 则 φ 的偏导数 $\partial \varphi / \partial x, \partial \varphi / \partial y, \partial \varphi / \partial z$ 在其定义域内 是连续的,即轨迹 φ 是可微分的.

证明. 见附录1.

定理 2. 目标质心运动轨迹 φ 的傅里叶变换 $F_t(u,v,r) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_t(x,y,z) e^{-2\pi j(ux/l+vy/m+rz/n)} \cdot dx dy dz$ 在时域内是连续光滑的,则函数 $F_t(u,v,r)$ 的 偏导数 $\partial F_t/\partial u, \partial F_t/\partial v, \partial F_t/\partial r$ 在其定义域内是连 续的,即函数 F_t(u,v,r)是可微分的. 证明. 见附录 1.

3 软特征相关概念与跟踪方法

为了清晰描述软特征方法及其跟踪步骤,将其 中涉及到的一些新概念和相关定义给出如下.

3.1 基本定义

定义1. 目标前趋.由目标运动可微分定理知,在任意时刻 $t, f_t(x, y, z)$ 和 $F_t(u, v, r)$ 的一阶偏导是存在且连续的,将递变幅度 $\Delta f'_t$ 和 $\Delta F'_t$ 的大小及方向称为递变趋势,将当前运动目标图像的具有递变趋势的邻域称为目标前趋 FOT (Front of Target).

其中, $\Delta f'_{t} = f'_{x}(x + \Delta x, y, z) + f'_{y}(x, y + \Delta y, z) + f'_{z}(x, y, z + \Delta z) - f'_{x}(x, y, z) - f'_{y}(x, y, z) - f'_{z}(x, y, z),$ $\Delta F'_{t} = F'_{u}(u + \Delta u, v, r) + F'_{v}(u, v + \Delta v, r) + F'_{r}(u, v, r + \Delta r) - F'_{u}(u, v, r) - F'_{v}(u, v, r) - F'_{v}(u, v, r).$

目标前趋如图 2 所示,其中 t=0 为当前运动目标图像,t=1~N 为目标前趋,是目标运动的邻域空间范围,运动轨迹是由目标运动所产生的曲线.



图 2 目标前趋示例(t=0 为当前运动目标, t=1~N 为目标前趋)

定义 2. 质心.将采样区域的几何中心定义为 该区域的质心.

其中,质心分为目标边缘处的质心和目标内部 的质心,边缘处的质心称为边缘质心,内部的质心称 为空间质心.质心的频率在频率域内的映射称为频 域内的质心.

假设运动目标采用矩形模板表示,模板记为 M,设模板的长度为 2a 和 2b. 由于矩形模板在三维 坐标系(x,y,z)中运动,其边缘质心和空间质心均 可以产生运动轨迹,将 t 时刻模板 M 的空间质心运 动轨迹 ϵ 的时域函数记为 $\epsilon_i = \tau(x,y,z)$,边缘质心 运动轨迹 ℓ 的时域函数记为 $\ell_i = v(x,y,z)$, t 时刻矩 形模板 $M_{x,y,z,t}$,经 Δt 时间运动后成为 $M_{x,y,z,t+\Delta t}$,如 图 3(a)所示.将模板 $M_{x,y,z,t+\Delta t}$ 的空间质心和边缘质 心,以 Δt 时刻状态,分别沿其运动轨迹 ϵ , ℓ 移动至 $M'_{x,y,z,t+\Delta t}$,使两模板左竖直线重合.

定义 3. 谱带.运动目标各质心运动形成的轨 迹经傅里叶变换、曲线拟合得到的频率曲线定义为 谱线,所有谱线的集合定义为谱带.

定义 4. 空域向量.空间域内两个质心间的向 量定义为空域向量,记为**3**,则空域向量的模为 |**3**|,如图 3(b)所示.

定义 5. 频域向量.频率域内两质心间的向量 定义为频域向量,记为**λ**,则频域向量的模为 |**λ** |, 如图 3(b)所示.

频域向量**え**放大后的效果如图 3(c)所示.例如: 在 *t* 时刻某一质心(*x*,*y*,*z*)的频率的值为 *p_t*,在 *t*+ Δt 时刻其频率的值为 *p_{t+\Deltat}*,则频域向量**え**的模为 |**え**| = |*p_{t+\Deltat}*-*p_t*|,频域向量**え**的方向为 θ =arctan(*y_{t+\Deltat}*-*y_t*)/(*x_{t+\Deltat}*-*x_t*).

定义 6. 前趋冲击强度.取 t 上一个微小的向 量 $\Delta t', \Delta t' \Delta t'$ 时间内的变化量定义为运动目标 的前趋冲击强度,记为 ω

$$\omega = \Delta oldsymbol{\lambda}' / \Delta t'$$
 ,

其中: $\Delta t' \in \Delta \mathbf{X}'$ 的变化时间且 $\Delta t' < \Delta t$.前趋冲击强度的物理意义是描述某一质心的频率变化快慢的矢量.前趋冲击强度的值越大,运动目标向 θ 方向运动的趋势越大,惯性越大,方向变化越慢;前趋冲击强度的值越小,运动目标向 θ 方向运动的趋势越小,惯性也越小,方向变化越快.

定义 7. 空间谱带.运动目标各空间质心运动 形成的周期性谱带定义为空间谱带,记为 ξ,ξ由空 间质心的时域轨迹 ε 采用傅里叶变换得到,记为

$$\begin{aligned} \xi(u,v,r) &= \int_0^{2a} \int_0^{2b} \int_0^{|\mathbf{\lambda}|} \tau(x,y,z) \times \\ &e^{-2\pi j (ux/2a + vy/2b + rz/|\mathbf{\lambda}|)} \, \mathrm{d}x \mathrm{d}y \mathrm{d}z, \end{aligned}$$

其中: $j = \sqrt{-1}$, u, v, r 为频率变量, $u \in (0, 2a]$, $v \in (0, 2b]$, $r \in (0, |\mathbf{\lambda}|]$. 周期包括非均匀周期和均匀周





期,非均匀周期指 ξ 函数曲线的振幅不相等,物理意 义是指目标在进行随机运动,均匀周期指ξ函数曲 线的振幅相等,物理意义指目标在进行有规律性运 动. ξ 函数曲线如图 3(a)所示.

定义 8. 边缘谱带,运动目标各边缘质心运动 形成的周期性谱带定义为边缘谱带,记为 ϕ,ϕ 由边 缘质心的时域轨迹ℓ采用傅里叶变换得到,记为

$$\psi(u,v,r) = \int_0^{2a} \int_0^{2b} \int_0^{|\mathbf{x}|} v_i(x,y,z) \times e^{-2\pi j (ux/2a + vy/2b + rz/|\mathbf{x}|)} dx dy dz,$$

其中:*i*为边缘质心的标记,*i* \in [0,4*ab*],*j* = $\sqrt{-1}$, u,v,r 为频率变量, $u \in (0, 2a]$, $v \in (0, 2b]$, $r \in (0, 2b]$

$$\begin{split} \stackrel{i}{\Psi} & (u_{q,p}, v_{q,p}, r_{q,p})_{\phi,l}^{\triangle} = \left[\max((u_{q,p})_{\phi,1}, (u_{q,p})_{\phi,2}, \cdots, (u_{q,p})_{\phi,l}), \max((v_{q,p})_{\phi,1}, (v_{q,p})_{\phi,2}, \cdots, (v_{q,p})_{\phi,l}), \right. \\ & \left. \max((r_{q,p})_{\phi,1}, (r_{q,p})_{\phi,2}, \cdots, (r_{q,p})_{\phi,l}) \right] \\ & = (u_{q,p}^{\max}, v_{q,p}^{\max}, r_{q,p}^{\max})_{\phi}^{\triangle}. \end{split}$$

...

则

 $\left[((u_{1,n}, v_{1,n}, r_{1,n})_{\xi}, (u_{1,p}^{\max}, v_{1,p}^{\max}, r_{1,p}^{\max})_{\psi}^{\Delta} \right]$

其中: $i \in [0, 4ab]$, l 是边缘谱带中谱线的个数.T 的取值范围为空间谱带 ξ(u, v, r)和边缘谱带 $\psi(u,v,r)$ 中可微分的区域范围,空间谱带 $\xi(u,v,r)$ 和边缘谱带 $\psi(u,v,r)$ 中可微分的区域范围参考第 2 节定理的可微分证明过程; $(u_{1,1}, v_{1,1}, r_{1,1})_{\xi} \sim (u_{m,n}, r_{1,1})_{\xi}$

|**λ**|], ∉函数曲线如图 3(b)所示.

软特征.空间谱带和边缘谱带中具有 定义 9. 可微分的相同变化强度的频率变量定义为软特征, 记为 T.

$$T = \begin{bmatrix} (u_{1,1}, v_{1,1}, r_{1,1})_{\xi} & \cdots & (u_{m,1}, v_{m,1}, r_{m,1})_{\xi} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (u_{1,n}, v_{1,n}, r_{1,n})_{\xi} & \cdots & (u_{m,n}, v_{m,n}, r_{m,n})_{\xi} \end{bmatrix} \oplus \\ \bigvee_{l=1}^{i} \begin{bmatrix} (u_{1,1}, v_{1,1}, r_{1,1})_{\psi}^{\triangle} & \cdots & (u_{q,1}, v_{q,1}, r_{q,1})_{\psi}^{\triangle} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (u_{1,p}, v_{1,p}, r_{1,p})_{\psi}^{\triangle} & \cdots & (u_{q,p}, v_{q,p}, r_{q,p})_{\psi}^{\triangle} \end{bmatrix}_{l}.$$

异门作知

$$\left. \begin{array}{c} \left((u_{m,1}, v_{m,1}, r_{m,1})_{\xi}, \underbrace{\Psi}_{l=1}^{i} (u_{q,1}, v_{q,1}, r_{q,1})_{\phi,l}^{\Delta} \right) \\ \vdots \\ \left((u_{m,n}, v_{m,n}, r_{m,n})_{\xi}, \underbrace{\Psi}_{l=1}^{i} (u_{q,p}, v_{q,p}, r_{q,p})_{\phi,l}^{\Delta} \right) \end{array} \right],$$

··
$$((u_{m,1}, v_{m,1}, r_{m,1})_{\xi}, (u_{q,1}^{\max}, v_{q,1}^{\max}, r_{q,1}^{\max})_{\phi}^{\triangle})]$$

·. : : , $((u_{m,n}, v_{m,n}, r_{m,n})_{\xi}, (u_{q,p}^{\max}, v_{q,p}^{\max}, r_{q,p}^{\max})_{\phi}^{\triangle})]$, , $((u_{q,p}, v_{q,p}, r_{q,p})_{\phi})_{\phi}^{\Delta})$]
 $v_{m,n}, r_{m,n})_{\xi}$ 为空间谱带的频率, $(u_{1,1}, v_{1,1}, r_{1,1})_{\phi}$
 $(u_{q,p}, v_{q,p}, r_{q,p})_{\phi}$ 为边缘谱带的频率; m, n 为空间谱
带的频率在矩阵中的位置, q, p 为边缘谱带的频率
在矩阵中的位置;符号⊕为软特征频率矩阵合并操
作符,符号 Ψ 为软特征连续合并操作符,合并过程

为分别计算 *u*,*v*,*r* 最大的频率值,然后进行合并. 符号益为同频率变化操作符,统计频率变化幅度相 等的频率信息.

软特征是在图像频率信息分析的基础上提出的 一个新概念.主要是利用时-频域分析方法研究目标 前景区域形变和尺度伸缩过程中图像频率的非线性 变化过程,其本质是一种动态的频率特征,通过提取 谱带中可微分的相同变化强度的频率变量进行软特 征构建,因其在谱带的频率曲线中具有连续光滑的递 变性质,故将其命名为"软特征".软特征仿真效果如 图 4 所示,图中设置了 6 个采样区域,包含 4 个边缘质 心和 2 个空间质心,图中谱带为目标运动后拟合而成.

从软特征的表达式可以看出,边缘谱带的频率 值处于高频范围,容易被图像中目标边缘处的噪声 干扰;而空间谱带的频率值处于低频范围,也容易被 相似背景遮挡而干扰.为了较好的分离出目标信息, 需要对高频信息进行适当的降频,对低频信息进行 适当的升频.即



图 4 软特征示意图(6个矩形为采样区域、实心圆为空间质心、空心圆为边缘质心、实线为空间谱带、虚线为边缘谱带)

其中: $[1+k_{trac}, 1-k_{edge}]^{T}$ 是对频率值进行操作的系数,对于不同场景下的目标前景信息和背景信息; $k_{trac} 和 k_{edge}$ 的取值范围也不尽相同,本文实验中测试的 IBM 视频数据库,该系数的取值范围以 0.1 $\leq k_{trac} \leq 0.3, 0.2 \leq k_{edge} \leq 0.4$ 较为适合.

定义10. 依赖特性.运动目标的前趋冲击强 度ω对空域坐标轴具有正交投影分量,其投影分量 定义为ω对该轴的依赖特性.

其中:根据ω对坐标轴的投影分量的大小进行 划分,投影分量较大的定义为全依赖特性,投影分量 较小的定义为偏依赖特性.

由目标运动可微分定理知,曲线 $\in n \ell$ 在任意 时刻的点(x, y, z)处可微分,谱带 $\notin n \phi$ 在频率 (u,v,r)处可微分,在此条件下,前趋冲击强度在x轴、y 轴上具有 4 种依赖特性,分别为对x 轴的全依 赖特性、对x 轴的偏依赖特性、对y 轴的全依赖特 性和对y 轴的偏依赖特性.在 4 种依赖特性的标量 不变的情况下,空域向量和频域向量成正比例增长, 同时在频域向量保持不变的情况下,空域向量的变 化受前趋冲击强度 ω 变化影响,也成正比例增长, 即目标运动过程中,随着运动状态的变化,当前趋冲 击强度 ω 增大时,空域向量同比例增强,当前趋冲 击强度 ω 递减时,空域向量同比例减弱.

由于运动目标的前趋冲击强度是一种频率变化 快慢的矢量,如果能在此基础上建立空域向量、频域 向量以及ω三者之间关系的约束模型,并以该模型 对提取的软特征信息进行有效性检验,则对提高目 标软特征跟踪的准确性具有重要的研究意义和理论 价值.由数学分析可知,函数的第三阶微分表示曲线 弯度变化的强烈程度,因此采用三阶微分来分别表 示4种依赖特性的标量形式,则可以定义如下约束 模型.

定义11. 软特征约束模型.前趋冲击强度的 三阶微分的全依赖特性和偏依赖特性的效果之和与 频域向量的乘积定义为软特征约束模型,即

$$\frac{\mathfrak{Z}}{\mathfrak{X}} = o \times \left(\frac{\partial^3 \omega}{\partial x^3} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x \partial y^2} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial y^3} \right) (1)$$

$$\overset{\text{H}}{=} x = \pm a \, \mathbb{H}, \quad \omega = 0, \frac{\partial \omega}{\partial x} = 0,$$

$$\overset{\text{H}}{=} y = \pm b \, \mathbb{H}, \quad \omega = 0, \frac{\partial \omega}{\partial y} = 0.$$
(2)

其中:o为比例系数;当 $x = \pm a$ 及 $y = \pm b$ 时,矩形 模板在视频中为线段状态(线段状态是本文理论分 析中矩形模板运动的一种状态,指运动目标经过 180°的旋转后在相机平面的图像投影效果为 0,本 文方法对该状态不具有跟踪效果,而实际的运动目 标在可视范围内,在相机平面都具有图像投影),此 时前趋冲击强度 ω 及其对坐标轴的依赖效果为 0.

3.2 软特征约束模型验证及分析

下面对定义 11 提出的软特征约束模型进行验证与求解分析.

当 *a*≫*b* 的情况下,运动目标的前趋冲击强度对 *x* 轴的依赖特性可以忽略不计,则

$$\frac{\mathbf{\mathfrak{I}}}{\mathbf{\mathfrak{k}}} = \frac{\partial^3 \omega}{\partial y^3} \tag{3}$$

可认为在这种情况下

$$\left|\frac{\partial^3 \omega}{\partial y^3}\right| \gg \left|\frac{\partial^3 \omega}{\partial x^3} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x \partial y^2}\right|$$
(4)

当 *a* 大于且逐渐趋近于 *b* 时, *y* 轴的全依赖特性大于并逐渐趋近于 *x* 轴的偏依赖特性之和,即

$$\left. \frac{\partial^3 \omega}{\partial y^3} \right| > \left| \frac{\partial^3 \omega}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x \partial y^2} \right|$$

且.

$$\left(\left| \frac{\partial^3 \omega}{\partial y^3} \right| - \left| \frac{\partial^3 \omega}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x \partial y^2} \right| \right) \to 0.$$

当 *b*≫*a* 时,*y* 轴方向目标运动的前趋效应可以 忽略不计,则

$$\left|\frac{\partial^{3}\omega}{\partial x^{3}}\right| \gg \left|\frac{\partial^{3}\omega}{\partial y^{3}} + \frac{\partial^{3}\omega}{\partial x^{2}\partial y} + \frac{\partial^{3}\omega}{\partial x\partial y^{2}}\right|$$
(5)

当 *b* 大于且逐渐趋近于 *a* 时,*x* 轴的全依赖特性大于并逐渐趋近于 *y* 轴的偏依赖特性之和,即

$$\left|\frac{\partial^{3}\omega}{\partial x^{3}}\right| > \left|\frac{\partial^{3}\omega}{\partial x^{2}\partial y} + \frac{\partial^{3}\omega}{\partial x\partial y^{2}}\right|$$

且.

$$\left(\left| \frac{\partial^3 \omega}{\partial x^3} \right| - \left| \frac{\partial^3 \omega}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x \partial y^2} \right| \right) \rightarrow 0.$$

因此由上述两种情况可得,当 *a* > *b* 或 *b* > *a* 时,有

$$\left|\frac{\partial^3 \omega}{\partial x^3} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial y^3}\right| \gg \left|\frac{\partial^3 \omega}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x \partial y^2}\right| \tag{6}$$

且对于 a, b 的任意值式(6)都成立.因此为了明显地 刻画出 $\frac{\partial^3 \omega}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega}{\partial x \partial y^2}$ 是一个极小量,可将式(1)变换为如下形式:

$$\frac{\mathbf{\mathfrak{I}}}{\mathbf{\lambda}} = \frac{\partial^3 \boldsymbol{\omega}}{\partial x^3} + \rho \Big(\frac{\partial^3 \boldsymbol{\omega}}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \boldsymbol{\omega}}{\partial x \partial y^2} \Big) + \frac{\partial^3 \boldsymbol{\omega}}{\partial y^3} \quad (7)$$

其中:ρ为参量,在目标实际运动过程中,ρ=1,而在

计算时将 ρ 作为一个极小量.通过引入极小量 ρ ,可 以对目标运动的前趋冲击强度进行求解,同时计算 前趋冲击强度在单位时间内的变化率[ω']'(包括变 化的大小、变化的方向),以此对目标边缘处的软特 征进行动态修复,从而实时更新软特征状态并对软 特征前趋状态进行有效预测.运动目标前趋冲击强 度变化率[ω']'定义如下:

$$\begin{split} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}' \end{bmatrix}' &= \{ \Delta \boldsymbol{\lambda}' \begin{bmatrix} \Delta t' \end{bmatrix}^{-1} \}' \mid_{\partial t} \\ &= \{ \Delta \boldsymbol{\lambda}' \begin{bmatrix} t_l - t_m \end{bmatrix}^{-1} \}' \\ &= \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\lambda}' \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} t_l - t_m \end{bmatrix}^{-1} + \{ \begin{bmatrix} t_l - t_m \end{bmatrix}^{-1} \}' \int_{t_m}^{t_l} \Delta \boldsymbol{\lambda}', \end{split}$$

其中: $t_1 at_m$ 分别为运动目标在频域内对应 $\Delta t'$ 的两个时刻端点.

由于空间谱带 $\xi = \xi(u, v, r)$ 为线性连续函数,计 算量较大,因此将 ω 展开成离散形式的 ρ 的幂级数 进行计算,即

$$\omega = \omega_0 + \omega_1 \rho + \omega_2 \rho^2 + \omega_3 \rho^3 + \dots + \omega_n \rho^n$$
$$= \sum_{i=1}^{\infty} \omega_n \rho^n \tag{8}$$

将式(8)代入式(7)和式(2),比较 ρ相同次幂的 系数,可得方程为

$$\frac{\mathbf{\mathfrak{I}}}{\mathbf{\mathfrak{l}}} = \frac{\partial^3 \omega_0}{\partial x^3} + \frac{\partial^3 \omega_0}{\partial y^3} \tag{9}$$

$$-\left(\frac{\partial^3 \omega_{n-1}}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \omega_{n-1}}{\partial x \partial y^2}\right) = \frac{\partial^3 \omega_n}{\partial x^3} + \frac{\partial^3 \omega_n}{\partial y^3} \quad (10)$$

其中 $n \neq 0$.此时n不论取除0外的任何值, ω_n 有如下边界条件:

当
$$x = \pm a$$
时, $\omega_n = 0$, $\frac{\partial \omega_n}{\partial x} = 0$,
当 $y = \pm b$ 时, $\omega_n = 0$, $\frac{\partial \omega_n}{\partial y} = 0$. (11)

在式(11)条件下对式(9)和式(10)进行求解,解 得 $\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_n$ 后,由式(8)可求 ω 算子.

下面讨论当 $\rho=1$ 时,级数(8)是否趋于收敛.

为确定一个范围使式(7)的解可以展开成ρ的 幂级数形式,令ρ赋值为任意复数.则式(7)的解可 写为

$$\omega = \frac{\Re}{\lambda} \eta(x, y, z, t, \rho) \tag{12}$$

其中: \Re 为空域向量模的一个常量; η 为变量x,y,z, t和复变量 ρ 的函数.设 $\rho = \rho_1$ 为 $\eta(x, y, z, t, \rho)$ 的互 异变量中绝对值最小的一个互异点.根据复变函数 理论可知,当 $|\rho| < |\rho_1|$ 时,函数 $\eta(x, y, z, t, \rho)$ 可以 展开成 ρ 的幂级数,即式(8)级数收敛的解.

当 ρ 趋近 ρ_1 时, $\eta(x,y,z,t,\rho)$ 趋于无穷大. 当选

译恰当的向量
$$\Re = \Re(\rho), 则有$$

当 $\rho \rightarrow \rho_1 \text{时}, \Re \rightarrow 0, 同时保持$
 $\Re \eta = \kappa$ (13)

其中:κ为有限值.

即当
$$\rho = \rho_1$$
时,有
 $\frac{\partial^3 \eta}{\partial x^3} + \rho_1 \left(\frac{\partial^3 \eta}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^3 \eta}{\partial x \partial y^2} \right) + \frac{\partial^3 \eta}{\partial y^3} = 0$ (14)
当 $x = \pm a$ 时, $\eta = 0, \frac{\partial \eta}{\partial x} = 0,$
当 $y = \pm b$ 时, $\eta = 0, \frac{\partial \eta}{\partial y} = 0.$ (15)

此时存在不全为 0 的解,即 ρ_1 是式(14)在条件(15)下的绝对值的最小本征值.

在式(14)左右两端乘以 η的共轭数 η 分别对 *x*,*y*的偏导,然后在模板矩形运动的频域 ξ 内进行 积分,则

$$\begin{split} \iint_{\varepsilon} \frac{\partial^{3} \eta}{\partial x^{3}} \frac{\partial \overline{\eta}}{\partial x} dx dy + \\ \rho_{1} \iint_{\varepsilon} \left(\frac{\partial^{3} \eta}{\partial x^{2} \partial y} \frac{\partial \overline{\eta}}{\partial y} + \frac{\partial^{3} \eta}{\partial x \partial y^{2}} \frac{\partial \overline{\eta}}{\partial x} \right) dx dy + \\ \iint_{\varepsilon} \frac{\partial^{3} \eta}{\partial y^{3}} \frac{\partial \overline{\eta}}{\partial y} dx dy = 0. \end{split}$$

对此方程进行部分积分,同时在条件(15)约束下,得

$$\begin{split} \iint_{\varepsilon} \frac{\partial^2 \eta}{\partial x^2} \frac{\partial^2 \overline{\eta}}{\partial x^2} \, \mathrm{d}x \mathrm{d}y + \\ \rho_1 \iint_{\varepsilon} \frac{\partial^2 \eta}{\partial x \partial y} \Big(\frac{\partial^2 \overline{\eta}}{\partial x \partial y} + \frac{\partial^2 \overline{\eta}}{\partial y \partial x} \Big) \mathrm{d}x \mathrm{d}y + \\ \iint_{\varepsilon} \frac{\partial^2 \eta}{\partial y^2} \frac{\partial^2 \overline{\eta}}{\partial y^2} \, \mathrm{d}x \mathrm{d}y = 0. \end{split}$$

即

$$\rho_{1} = -\frac{\iint_{\varepsilon} \left[\frac{\partial^{2} \eta}{\partial x^{2}} \frac{\partial^{2} \overline{\eta}}{\partial x^{2}} + \frac{\partial^{2} \eta}{\partial y^{2}} \frac{\partial^{2} \overline{\eta}}{\partial y^{2}} \right] dx dy}{\iint_{\varepsilon} \frac{\partial^{2} \eta}{\partial x \partial y} \left(\frac{\partial^{2} \overline{\eta}}{\partial x \partial y} + \frac{\partial^{2} \overline{\eta}}{\partial y \partial x} \right) dx dy}$$
(16)

式(16)右端为实数,因此 ρ_1 也为实数,从式(14) 可知 η 为实数,因此 $\overline{\eta}=\eta$,而式(16)则可化简为

$$\rho_{1} = -\frac{\iint_{\varepsilon} \left[\left(\frac{\partial^{2} \eta}{\partial x^{2}} \right)^{2} + \left(\frac{\partial^{2} \eta}{\partial y^{2}} \right)^{2} \right] \mathrm{d}x \mathrm{d}y}{\iint_{\varepsilon} \left[\frac{\partial^{4} \eta}{\partial x^{2} \partial y^{2}} + \frac{\partial^{4} \eta}{\partial y^{2} \partial x^{2}} \right] \mathrm{d}x \mathrm{d}y} \quad (17)$$

式(17)说明 ρ_1 为负数.

由于

$$\left(\frac{\partial^2 \eta}{\partial x^2}\right)^2 + \left(\frac{\partial^2 \eta}{\partial y^2}\right)^2 \ge 2 \frac{\partial^2 \eta}{\partial x^2} \frac{\partial^2 \eta}{\partial y^2} \qquad (18)$$

厠

$$\iint_{\varepsilon} \left[\left(\frac{\partial^2 \eta}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 \eta}{\partial y^2} \right)^2 \right] dx dy \ge 2 \iint_{\varepsilon} \frac{\partial^2 \eta}{\partial x^2} \frac{\partial^2 \eta}{\partial y^2} dx dy.$$

对上式进行部分积分并利用条件(15),得

$$\iint_{\varepsilon} \left[\left(\frac{\partial^2 \eta}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 \eta}{\partial y^2} \right)^2 \right] \mathrm{d}x \mathrm{d}y \ge \\ 2 \iint_{\varepsilon} \left(\frac{\partial^2 \eta}{\partial x \partial y} \right)^2 \mathrm{d}x \mathrm{d}y \tag{19}$$

将式(19)代入式(17),可得ρ1的上限为

$$\rho_1 \leq -1.$$

 $\rho_1 = -1$ 同等于式(18)左右两端相等成立,因此可得

$$\frac{\partial^2 \eta}{\partial x^2} = \frac{\partial^2 \eta}{\partial y^2}.$$

此时 η 可以表示成 $\eta = \phi_1(x+y) + \phi_2(x-y)$, 其中 ϕ 是以 x 为变量的线性函数,在 x = a 的边界条 件要求

$$\phi_1(a+y)+\phi_2(a-y)=0$$

且.

$$\phi_1'(a+y) + \phi_2'(a-y) = 0,$$

即

$$\phi_1 = 0, \phi_2 = 0.$$

同理,对x,z两边也具有此要求. 即 $\rho_1 \neq -1$,因此 $\rho_1 < -1$.

以上分析可知当 *o* 处于

 $-1 \le \rho \le 1$

范围内时,式(8)级数收敛.因此在目标实际运动过程中,当 $\rho=1$ 时,式(8)有正解.

以上论证表明,定义 11 提出的软特征约束模型 成立.

3.3 卷积波动的累积效应

目标在运动过程中,其前趋冲击强度 ω 对邻域 像素具有一定干扰冲击,称为波动效应.将其累积后 的效应纳入目标前趋预测中,可以使目标前趋预测 更加准确.

首先建立目标运动过程中 N 个边缘质心在 t 时 刻空域与频域之间的联系,将运动模板进行逐个像素 移动,同时在 t 的前 $\Delta \tilde{t}$ 时间内,对 N 个边缘质心的 像素进行不同时刻的 n 次平均离散抽样,抽样过程即 为离散像素的卷积变换过程,此时运动目标的前景信 息 $\wp(x,y,z,t)$ 和 $\Delta \tilde{t}$ 时间内的微小频率 $\sigma(u,v,r,t)$ 的离散抽样定义为卷积波动的累积效应 \wp' ,即

$$\mathscr{P}' = \mathscr{P}(x, y, z, t) \times \sigma(u, v, r, t)$$

$$= \frac{\sum_{\alpha=1}^{2a} \sum_{\beta=1}^{2b} \sum_{\kappa=0}^{(|\mathbf{x}|/|\omega_{\theta}|)-1} \sum_{\nu=1}^{n} \mathscr{P}(\alpha, \beta, \kappa | \omega_{\theta} | , t - \Delta \tilde{t}) \times \sigma(u - \alpha, v - \beta, r - \kappa | \omega_{\theta} | , t)}{4\alpha\beta\nu}$$
(20)

时所用时间.

式(20)变换可得

其中 $|\mathbf{\lambda}|$ 详见定义 5, $|\omega_{\theta}|$ 为单位前趋冲击强度,即 $|\omega_{\theta}| = \omega_{\Delta t \to 0} / n, (\alpha, \beta, \kappa | \omega_{\theta}|, t - \Delta t)$ 为 $t - \Delta t$ 时刻 前景信息的空域坐标, κ 为 ω_{θ} 的系数, $\kappa \in [0.43, 0.67]$,本文实验部分 κ 的取值为 0.51. Δt 为 t - 1 时 刻前趋冲击强度 ω 减小至 $|\omega|/2$ 且方向偏离至 $\theta/2$

$$\mathscr{P}' = \mathscr{P}(x, y, z, t) \times \sigma(u, v, r, t)$$

$$= \mathscr{P}(x, y, z, t) \omega_{\Delta \tilde{t} \to 0} \sigma(u, v, r, t)$$

由式(1)和式(21)可对频域向量求解,同时运动

目标在 $t - \Delta t \sim t = t \sim t + \Delta t$ 时间内前趋运动轨迹

$$=\frac{1}{4\alpha\beta\nu}\sum_{\alpha=1}^{2a}\sum_{\beta=1}^{2b}\sum_{\kappa=0}^{(|\mathbf{x}|/|\omega_{\theta}|)-1}\sum_{\nu=1}^{n}\mathscr{P}(\alpha,\beta,\kappa\mid\omega_{\theta}\mid,t-\Delta\widetilde{t})\omega_{\Delta\widetilde{t}\to0}\sigma(u-\alpha,\nu-\beta,r-\kappa\mid\omega_{\theta}\mid,t)$$
(21)

(7)将连通域内的像素点标记为像素群. 步骤 2. 提取软特征.

(1) 计算每个像素群以初始像素为质心的相邻 两帧图像间的空域向量和频域向量,得到 \mathfrak{S}_i 和 \mathfrak{X}_i , $1 \leq i \leq N$;

由式(8)的收敛性和式(20)的卷积处理可知,在

 $\Delta t \rightarrow 0$ 时刻,坐标(x_0, y_0, z_0, t_0)处的前趋冲击强度

ω,,,有解且其卷积效应稳定.此时可得前趋冲击

函数为 $\omega_{\tilde{x}\to 0}$ × $\sigma(u-x_0, v-y_0, r-n_0, t-t_0)$, 对

(2)采用最小二乘法对离散的质心坐标进行曲线拟合,得到时域轨迹 € 和ℓ;

(3) 计算 ϵ 和 ℓ 的谱带(详见定义 7、8),得到空 间谱带 $\xi(u,v,r)$ 和边缘谱带 $\psi(u,v,r)$;

(4) 计算空间谱带和边缘谱带的一阶偏导,将
 偏导不为0的频率进行合并(详见定义9),得到软
 特征 T_i(i 为软特征编号,1≤i≤N,t 为时刻).

谱带的仿真效果如图 5 所示, $T_1 \sim T_5$ 谱线表示 频率递增, $T_6 \sim T_{10}$ 谱线表示频率递减,图中稳特征 表示谱线保持不变,特征上峰与特征下峰均表示谱 线变化的转折点.



图 5 谱带仿真效果示意图(T₁~T₁₀为谱带中的 10 条谱 线,稳特征表示谱线不变,特征上峰、下峰表示谱线 变化的转折点)

t+Δt 时间内可以根据ω,值对运动目标的前趋状态 进行稳定的预测,同时将运动目标卷积波动的累积 效应纳入目标前趋预测中,在增加目标前趋预测范 围的同时,进一步提高了目标跟踪的准确性.

3.4 算法步骤

步骤1. 初始化目标区域.

(1) 在视频图像中选取待跟踪目标区域;

(2)在目标区域内,统计各像素的帧间灰度差值,保留差值递增或者递减的像素点;

(3)将(2)中统计的像素点标记为初始像素(*x*,*y*,*z*),计算初始像素的梯度;

(4) 在初始像素的相邻时域图像内,计算与其 具有相同梯度的像素,此时,这些像素与初始像素具 有相同的变化强度;

(5)保留初始像素邻域内与其具有相同变化强度的像素点,去除不同变化强度的像素点;

(6)检测每个初始像素的邻域,若有3个及3个以上像素被保留,则将此邻域标记为连通域,否则删除此初始像素及其邻域.

步骤 3. 软特征前趋预测.

(1) 计算运动目标的前趋冲击强度ω;

(3) 计算变量 $(x, y, \kappa | \omega | \theta \Delta \tilde{t})$ 的空间谱带和边缘谱带的频率,将频率进行合并操作(详见定义 9), 得到预测特征 $T_{t}^{t+\Delta t}$,其中 $\Delta t \leq \Delta \tilde{t}$:

(4)将(2)中的频率变化量 $\wp'/\Delta \tilde{t}$ 加入到(3)中的预测特征 $T_{i}^{t+\Delta t}$,实现软特征前趋预测.

步骤 4. 软特征修复与合并.

(1)根据运动目标的前趋冲击强度变化率,当 前趋冲击强度 ω 减小至 $|\omega|/2$ 且方向偏离至 $\theta/2$ 时,以每帧 $\theta/|\omega|$ 的速度将 ω 方向递增至 θ ,以此修 正 ω 方向的偏移,实现软特征修复,软特征修复过 程如图 6 所示;



图 6 软特征修复示意图(中间过程内的直线为谱带提取, 虚线为谱带预测,箭头为前趋冲击强度方向)

(2) 将步骤 3 得到的预测特征与当前软特征进行合并操作得到新的软特征 *T*ⁱ.

软特征合并仿真效果如图 7 所示,图中淘汰特 征是指已经被删除的特征,融合过度特征是指合并 操作中元素值发生改变的特征,淘汰过度特征是指 计算下一次前趋冲击强度之前要删除的特征.

步骤 5. 目标定位与跟踪.

 (1)根据步骤 2 中各像素群信息计算的空域向量ℑ_i和频域向量ℑ_i以及步骤 3 中前趋冲击强度ω,建 立软特征约束模型;

(2)求解(1)中软特征约束模型,若求解的系数 $o 满足 o \in [0.9,1.1],则根据软特征 T{及预测特征}$ $<math>T_{i}^{+\omega}$ 进行谱带的反向变换即可定位出目标当前位 置和 $t \sim t + \Delta t$ 之间任一时刻的预测位置,输出跟踪



图 7 软特征合并示意图(两条折线为特征分界线,左 侧为淘汰特征,中间为软特征,右侧为预测特征)

窗口;若求解的系数 o ∉ [0.9,1.1],则删除该像素群;

(3) 计算(2) 中像素群数量, 若大于等于 3 个则进入(4), 否则返回步骤 1;

(4)以(2)中输出的跟踪窗作为 t+Δt 时刻下一帧目标初始化区域,转至步骤 1(2)循环执行.

通过步骤1到步骤5的循环执行,实现目标准确 跟踪及有效预测,整个系统的实现过程如图8所示.

3.5 计算复杂性与数据量分析

在 P43.0GHz CPU/1GB 内存的机器上对一组 大小为 2a×2b、长度为 l 的视频进行目标跟踪,手动 选取的目标跟踪窗大小为 m×n,目标采样区域数量 为 N.

本文方法的时间计算量包含 3 个部分:第1 部 分是谱带信息提取的计算时间;第2 部分是特征合 并的计算时间;第3 部分是卷积波动的累积效应计 算时间.计算谱带信息的时间复杂度为 O(NlogN), 计算特征合并的时间复杂度为 O(N),计算卷积波 动的累积效应的时间复杂度为 O[mn • (N-1)].因 此本文方法的时间复杂度是 O(NlogN+N+mnN), 远小于基于 TLD 的时间复杂度 O(abm³ n³ N²),也 远小于基于 WLMC 的时间复杂度 O(m² n² N² + mnN).本文方法的空间复杂度为 O(3N),即 O(N), 而文献[31-33]的方法的空间复杂度都是 O(N²). 因此本文方法的计算效率优于 TLD 方法,也优于 OLSL 和 WLMC 的方法.

在数据处理方面,本文方法需要处理的数据主 要集中在当前趋冲击强度ω减小至|ω|/2时,由 4.2节中的表2可知,目标前趋冲击强度的大小平 均为38个像素,减小至一半的大小为19个像素,对 于本节设定的视频图像,其处理的数据总量大小是 4ab(l/19+1)个像素,约为abl/5,实验中平均处理 速度为23帧/s,而文献[31-33]方法需要处理的数 据总量都为4abl个像素,其实验中平均处理速度约 为5~7帧/s.因此本文方法处理的数据量小于其



图 8 软特征目标跟踪方法示意图

他3种方法的数据量,同时本文方法的数据处理速度也优于上述两种方法,约为上述两种方法建度的 4~5倍.

3.6 实例测试

为了验证软特征方法的有效性和实用性,选取 实际的视频图像对方法进行现场测试.

实例测试效果及软特征演化过程如图 9 所示, 其中测试实例为复杂背景下的青蛙弹跳视频序列, 跟踪目标为青蛙背部的椭圆形区域(图中白色椭圆 形框),视频中干扰信息较多,背景信息抖动性强而 且与青蛙特征相似性较高,青蛙在快速的跳跃过程 中,目标区域发生了尺度伸缩、形状改变以及特征旋 转等干扰情况.

由图 9 的实例测试结果表明,在复杂背景的干 扰以及目标形变运动的情况下,软特征方法抓住了 谱带信息并利用软特征约束信息排除了复杂条件对 青蛙跟踪的干扰,具有较强的目标锁定能力,其稳定 性和实时性较高.



图 9 复杂背景下实例测试结果及特征演化过程(白色框为目标跟踪结果,曲线为目标运动轨迹)

4 实验与相关工作对比分析

本文算法在 Pentium 3.06 GHz CPU/1 GB 内存的机器上采用 C++语言编程实现.本文选取文

献[31]提出的 TLD 方法、文献[32]提出的 OLSL 方法及文献[33]提出的 WLMC 方法作为实验对比 方法,这 3 种方法对于局部遮挡、形状与尺度变化的 运动目标均具有较高的跟踪准确率,为了突出软特 征跟踪方法的优点及与相关跟踪方法的不同之处, 由于相同编程语言实现的可执行程序是进行 算法性能正确评价的基础,因此在实验中,本文根 据3个文献中的算法流程,并参照了作者公开发布 的基于 Matlab 的跟踪程序,在 Pentium 3.06 GHz CPU/1GB内存的机器上,采用 C++语言对相关文 献所提方法进行了重新实现,以与本文方法进行更 为公平的对比.

在评估中,首先采用与本文算法应用条件相同的 IBM 多目标遮挡数据库^[34]进行算法测试,同时采用跟踪与监视性能评估工作组^[35](Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, PETS)的性能评估指标对本文算法进行性能评估. PETS 主要提供视觉监控与目标跟踪算法的评估服务. 早期的 PETS 主要针对人员与车辆的运动目标检测与跟踪,现在主要进行以像素和目标为单位的统计评估并且提供在线监控与跟踪算法的性能评估服务. 同时,本文也采用了美国 California 大学 Yi 等人^[36]提出的 Benchmark 视觉跟踪评估体系,对本文方法进行了公正的评价.

4.1 IBM 评估指标及评估结果

目标检测的研究对象主要包括像素和目标两 种,因此目前主要有基于像素和基于目标的两种评 估方案.

基于像素级别的评估包含 4 项统计指标,分别 是算法检测出的在真实目标区域内的前景像素数量 *TP*(True Positive),算法检测出的在真实目标区域 外的背景像素数量 *TN*(True Negative),算法检测 出的在真实目标区域外的前景像素数量 *FP*(False Positive),算法检测出的在真实目标区域内的背景 像素数量 *FN*(False Negative).基于以上 4 种数据 指标,PETS 提出了相应的评估指标对目标跟踪算 法进行性能评估,具体指标见表 1,其中 *NTF*(the Number of Total Frame)为经过算法处理的帧总数.

表 1 监控与跟踪算法性能评估指标(TDR 为跟踪准确率、 FAR 为虚警概率、FNR 为前景漏检率、FPR 为背景漏 检率)

项目名称	计算过程
TDR (Tracker Detect Rate)	TDR = TP/(TP + FN)
PP (Positive Prediction)	PP = TP/(TP + FP)
FNR (False Negative Rate)	FNR = FN/(TP + FN)
FAR (False Alarm Rate)	FAR = FP/(TP + FP)
ACC (Accuracy)	ACC = (TN + TP) / NTF
FPR (False Positive Rate)	FPR = FP/(TN + FP)

基于像素的评估方法需要用人工对视频数据的 真实场景进行准确标定,人工实现较为困难,而以目 标为单位的统计评估方法,在实现上较为方便.表1 所列出的参数对于以目标为单位的评估方法也同样 适用.

以目标为单位进行统计的评估方法,主要通过 算法检测出的目标区域和真实目标区域的空间重叠 进行判别.主要判断真实目标区域的中心是否处于 算法检测出的目标区域内,若处于内部,则判定为目 标检测成功,此时 *TP*=*TP*+1;否则判定为目标没 有检测成功,此时 *FN*=*FN*+1;若算法检测出的目 标区域找不到与之可以成功匹配的真实目标区域,则 标定检测出的目标区域为 *FP*,此时 *FP*=*FP*+1;若 算法检测出的目标区域与真实目标区域产生交错, 则列为候选目标区域,此时 *TN*=*TN*+1.基于目标 统计的评估方法简便、快捷,可以对跟踪算法的监控 与跟踪效果、虚警概率进行有效的性能评估.

为了定量评价本文算法处理遮挡下目标状态预测能力,在此引入一个新的评价指标:预测错误率 FER(Forecast Error Rate),用于描述目标在被遮 挡前后错误预测的概率(包括发生实际运行轨迹和 跟踪轨迹出现较大偏离的情况),定义如下:

$$FER = \sum \left(\sim \mu_j \right) / \sum \left(\sim \psi_l \right) \tag{22}$$

其中: μ_j 为第*j*次遮挡前后预测状态值; ϕ_l 为第*l*次 遮挡前后分裂状态值; $\mu=0$ 时,预测错误; $\mu=1$ 时, 预测有效; $\phi=0$ 时,遮挡发生分裂; $\phi=1$ 时,遮挡未 分裂.

本文在多目标的相对位置发生连续变化的序列 图像上进行了大量的跟踪测试,测试序列中的每一 帧图像均为彩色的位图格式,如图 10~图 13 所示. 图 10 和图 11 为两个目标交互运动时不同算法的跟踪结果,图 12 和图 13 为 3 个目标交互运动时不同 算法的跟踪结果.

本文算法在两个目标交互运动时的跟踪结果如 图 10 所示,图 10(a)~(c)分别为 3 种不同环境下的 目标遮挡运动图像,图 10(a)~(c)中的第 1 列~第 5 列分别表示目标发生接近、边缘衔接、遮挡、边缘 分离和远离的运动情景.图中跟踪窗为本文方法在 3 组不同场景下、两人相对位置发生连续变化的跟 踪结果,其中实线为跟踪结果,两组虚线为预测 结果.

文献[31-33]的算法在两个目标交互运动时的 跟踪结果如图 11 所示,图 11(a)~(c)为 3 种不同场 景下的目标运动状态,图中黑色实线为文献[31]方 法测试结果,白色实线为文献[32]方法测试结果, 白色虚线为文献[33]方法测试结果.由图 11 可知,



图 10 背景干扰下基于 SF 的两目标遮挡跟踪结果(实线为跟踪结果,两组虚线为预测结果)



图 11 文献[31-33]方法的跟踪结果(黑色实线为文献[31]方法的跟踪结果,白色实线为文献[32]方法的跟踪结果, 白色虚线为文献[33]方法的跟踪结果)

在两个目标接近但没有发生边缘衔接的情况下,文 献[31-33]目标跟踪方法跟踪效果较好,但是当两个 目标发生边缘衔接及遮挡时,两个目标的边缘像素 和局部特征发生了形状变化和特征梯度融合,文献 [31]提出的方法对特征梯度的融合问题不能进行较 好的判别和解决,文献[32]与文献[33]提出的方法 对目标形状变化问题也没有进行准确的分离和识 别,最终导致两个目标被错误的融合为一个目标进 行识别与跟踪.图中算法跟踪窗发生了漂移且大小

改变,是由于遮挡和形变导致的.

通过图 10 与图 11 跟踪结果相比可知,本文提 出的基于软特征的目标前趋预测跟踪方法,在两个 目标发生接近、边缘衔接、遮挡及分离时,可以准确 地跟踪目标和预测运动目标的前趋位置,主要是因 为本文方法通过对运动目标边缘谱带和空间谱带的 提取,构建软特征约束模型,较好的解决了目标形状 变化和特征融合的问题,同时,本文算法利用软特征 预测,将目标前趋冲击强度的卷积波动效应纳入目





No. 224 No. 230 No. 268 No. 295 No. 306

图 13 文献[31-33]方法的跟踪结果(白色实线为文献[32]方法的跟踪结果,白色虚线为文献[33]方法的跟踪结果)

标前趋预测中,实现对运动目标前趋信息的精确预测,降低了目标跟踪的虚警概率,克服了遮挡对目标跟踪的干扰.

图 12 和图 13 为 3 个目标交互运动时不同算法 的跟踪结果,其中图 12 为本文算法的跟踪效果示意 图,图 13 为文献[31-33]算法的跟踪效果示意图, 图 13 中黑色实线为文献[31]方法测试结果、白色实 线为文献[32]方法测试结果、白色虚线为文献[33] 方法测试结果.图中第 1 行与第 2 行的图像,为连续 视频测试结果中具有代表性效果的示例图,图下方 的标号为对应图片在视频序列中的标号.由图可知, 3 个目标在互相交错的运动过程中,发生了多次遮 挡,遮挡最严重时 3 个目标融合成 1 个整体目标,而 当目标发生边缘分离时,目标外观改变,形状和尺度 变化程度非常剧烈,尤其是 No. 187~No. 295 的图 像,发生这一现象的主要原因是由于摄像机拍摄视 角导致的.

由图 12 知,本文方法在目标发生严重遮挡时,仍然能够准确跟踪和预测目标,在目标形状和尺度

变化程度非常剧烈时,跟踪效果稳定.由图 13 可见, 文献[31-33]中的跟踪算法由于无法抗拒严重遮挡、 目标外观的强烈变化,产生丢失目标的情况,且图中 未见黑色实线,是因为文献[31]的算法在目标形变 前期就已经丢失了目标,使跟踪窗消失,而文献[32] 与文献[33]算法的跟踪窗虽然存在,但是已经跟踪 了错误目标,导致跟踪窗漂移,窗口大小发生改变.

出现以上现象,主要是因为本文算法在跟踪过 程中考虑了前趋冲击强度的离散卷积效应,对目标 前趋进行了预测,使得在目标遮挡情况下可以准确 的搜索并跟踪3个目标的运动位置,而文献中3种 方法没有考虑目标的前趋预测问题,当目标发生严 重遮挡时,很容易出现目标丢失的情况.

本文将 SF 跟踪方法、TLD 方法、OLSL 方法及 WLMC 方法在 IBM 多目标遮挡数据库的 15 组视 频、共 106 032 帧图像上进行了测试,每组实验均反 复进行 20 次,取均值作为测试结果,并采用表 1 中 的 6 项评估指标和式(22)列出的预测错误率 FER 对 4 种跟踪方法进行效果评估,测试数据如图 14 所示.

由图 14 知,本文 SF 跟踪方法漏检概率 FNR 为 0.027,在遮挡与形变干扰的条件下体现出较高 的跟踪稳定性;由图知,SF 跟踪方法虚警概率 FPR 的平均测试结果为 0.074,远低于其他 3 种方法,是 由于在跟踪过程中,目标边缘谱带的频率值处于高 频范围,容易被图像中目标边缘处的噪声干扰,而空 间谱带的频率值处于低频范围,也容易被相似背景 遮挡而干扰,而 SF 方法为了较好的分离出目标信 息,对高频信息进行适当的降频,对低频信息进行适 当的升频,最后对目标进行预测跟踪,降低了系统和 环境噪声引起的虚警概率;同时,由于采用前趋冲击 强度对目标前趋进行预测,变结构运动及遮挡导致的目标丢失问题也得到了较好的解决,最终测试结果中平均跟踪准确率 TDR 为 0.931、平均预测错误率 FER 为 0.175,而其他 3 种方法没有考虑这一因素,使得跟踪准确率 TDR 较低,分别为 0.81、0.76、0.85;而且,本文 SF 方法在目标跟踪过程中采用了前趋预测对目标状态进行预测式跟踪,缩小了目标检测范围,降低了数据处理量,加上软特征本身数据量较少,使得算法实时性较好,相较于 TLD 方法、OLSL 方法及 WLMC 方法的处理速度 7.1 帧/s、4.5 帧/s 和 6.4 帧/s,本文方法处理速度为 23 帧/s, 具有明显的实时性优势.



图 14 各跟踪方法在 IBM 多目标遮挡数据库上的评估结果

由于前趋预测在运动目标提前跟踪中具有至关 重要的作用,因此本文对 SF 跟踪方法的前趋预测 效果进行了评估,实验数据如表 2 所示.从表中数据 可以看出,软特征前趋预测精准度较高,平均准确率达到 82.8%,前趋预测范围平均为 19.2 帧,预测结 果满足目标跟踪的应用需求.

表 2 SF方法前趋预测效果评估的实验数据

参数	测试样 本/组	目标运动速度 /(pixel/ms)	前趋冲击 大小/pixel	前趋冲击 角度 θ/°	前趋预测 范围/frame	平均运动曲 率μ/(1/tan)	前趋冲击误 差(θ-θμ)/°	首次预测 正确率/%	重复预测 错误率/%	平均特征 递减速度/个	平均特征 更新速度/个
第1组	5	0.641	39	0.027	19.50	0.337	0.009	82.861	0.163	27	26
第2组	10	1.173	75	0.011	19.33	0.463	0.006	82.801	0.091	34	37
第3组	15	2.131	116	0.003	18.87	0.653	0.001	82.738	0.013	39	45

4.2 Benchmark 评估指标及评估结果

在 PETS 评估基础之上,本文采用美国 California 大学 Yi 等人提出的 Benchmark 视觉跟踪评估体 系,对本文方法进行了进一步测试评价. Benchmark 评估体系提供了 50 组不同干扰条件(包括复杂背 景、遮挡、形变与尺度伸缩等)下的视频数据库供 目标跟踪算法进行跟踪测试,在此基础上提供了 可以与相关算法进行对比的近 660000 个目标跟踪 窗,并注明了最常使用的跟踪序列,图 16 显示了 Benchmark 视频数据库中每个视频序列的第一帧进 行初始化的目标窗口. 视频数据库可以从 http:// visualtracking. net 下载.

Benchmark 评估方法主要通过算法可执行程序

的运行结果对算法性能的好坏进行定量分析与评估,评估指标包括整体跟踪性能指标 OPE、时间鲁 棒性指标 TRE 和空间鲁棒性指标 SRE. OPE 是在 第 1 帧初始化目标位置限制下的整体跟踪平均通过 率;TRE 是指将视频分为多个阶段,分别进行初始 化和跟踪,取均值作为跟踪结果;SRE 是指根据不 同的初始化位置偏移来测试算法鲁棒性,最后通过 准确率曲线下方面积 AUC 评估算法总体性能.

本文在 Benchmark 视频数据库上对 SF 方法、 TLD 方法、OLSL 方法、WLMC 方法进行了跟踪测 试,各跟踪方法在 Benchmark 视频数据集上的跟踪 准确率如表 3 所示,平均处理速度如表 4 所示,评估 结果如图 15 所示.



图 15 SF方法、TLD方法、OLSL方法、WLMC方法的 Benchmark 性能评估结果(图中实线为 SF方法的成功率曲线, 浅灰色虚线为 WLMC方法的成功率曲线,灰色虚线为 OLSL方法的成功率曲线,隔点虚线为 TLD方法的成功 率曲线,方括号内数值为对应曲线下方面积 AUC)

测试时,以图 16 给出的初始化区域作为待跟踪 目标,此外,除了统计不同重叠率和定位误差限制下 的跟踪准确率以外,本文将算法检测出的目标区域 中心是否处于真实目标区域内作为跟踪是否准确的 判断依据,若处于真实目标区域内,则判定为跟踪准 确,否则判定为跟踪错误.视频测试结果有效区间 是从第二帧开始至最后一帧,每组视频均反复测试 20次,取均值作为跟踪准确率测试结果.

由表 3 和表 4 中数据表明,本文 SF 方法在 Benchmark 评估测试中的平均跟踪准确率为 91.6%,



图 16 Benchmark 视频数据库目标初始化示例(图中矩形框为初始化区域)

视频处理速度平均为 19 帧/s,而 TLD 方法、OLSL 方法、WLMC 方法的平均跟踪准确率分别为 75.7%、 81.9%、85.7%,视频处理速度分别为 5.6 帧/s、 3.7 帧/s、4.3 帧/s,本文方法具有较高的准确率和 较好的实时性.由图 15 可知,SF 方法的 AUC[TRE] 为0.574,比TLD方法、OLSL方法、WLMC方法的 AUC[TRE]分别高出 0.091、0.123、0.135,说明本文 方法具有更强的鲁棒性;同时,SF方法的AUC[OPE] 为 0.517,比 TLD 方法、OLSL 方法、WLMC 方法的 AUC[OPE]分别高出 0.104、0.093、0.041,在总体 性能上,本文方法优势明显.

表 3 各跟踪方法在 Benchmark 视频数据集上的跟踪准确率(前 50 列为各方法在数据子集上的 跟踪准确率,最后 1 列为各方法的平均准确率)

项目	Iron	Matr	Moto	Socc	Skii	Fre4	Fre1	Ska1	Tig2	Liqu	Coke	Foot	Flee	Coup	Tig1	Wom	Bolt
SF	0.936	0.966	0.783	0.962	0.897	0.965	0.781	0.957	0.918	0.944	0.938	0.771	0.908	0.822	0.983	0.949	0.996
TLD	0.662	0.765	0.617	0.773	0.618	0.887	0.754	0.838	0.609	0.775	0.803	0.635	0.811	0.791	0.867	0.795	0.855
OLSL	0.734	0.857	0.694	0.931	0.856	0.896	0.769	0.892	0.659	0.889	0.874	0.762	0.883	0.813	0.945	0.825	0.927
WLMC	0.765	0.873	0.758	0.938	0.874	0.914	0.775	0.916	0.712	0.923	0.908	0.757	0.894	0.809	0.939	0.853	0.935
项目	Fre3	Bask	Lem	Sin2	Sub	Cars	Dav3	Shak	Sylv	Girl	Jump	Trel	Davi	Boy	Deer	Fac2	Dude
SF	0.844	0.902	0.807	0.974	0.923	0.837	0.951	0.989	0.798	0.984	0.896	0.983	0.877	0.993	0.872	0.979	0.928
TLD	0.804	0.846	0.795	0.851	0.837	0.779	0.839	0.845	0.705	0.896	0.713	0.804	0.626	0.798	0.591	0.718	0.795
OLSL	0.738	0.736	0.802	0.892	0.657	0.637	0.895	0.942	0.894	0.903	0.799	0.851	0.654	0.951	0.649	0.757	0.815
WLMC	0.782	0.861	0.799	0.942	0.908	0.816	0.897	0.952	0.782	0.946	0.873	0.918	0.822	0.941	0.773	0.855	0.835
项目	Foo1	Suv	Jog1	Mou	Cros	Sin1	Dog1	Walk	Wal2	Doll	Car4	Dav2	Card	Mhy	Fac1	Fish	AVG
SF	0.964	0.969	0.895	0.971	0.891	0.974	0.964	0.995	0.781	0.972	0.890	0.919	0.915	0.796	0.926	0.954	0.916
TLD	0.671	0.829	0.626	0.815	0.564	0.831	0.881	0.839	0.578	0.876	0.702	0.613	0.723	0.591	0.737	0.858	0.757
OLSL	0.813	0.841	0.681	0.937	0.604	0.927	0.848	0.864	0.635	0.889	0.874	0.867	0.881	0.714	0.873	0.914	0.819
WLMC	0.853	0.839	0.853	0.932	0.717	0.937	0.872	0.859	0.743	0.839	0.920	0.941	0.861	0.734	0.769	0.926	0.857

表 4 各跟踪方法在 Benchmark 视频数据集上的处理速度

项目	平均处理速度(帧/s)
SF	19.0
TLD	5.6
OLSL	3.7
WLMC	4.3

由图 15(a)~(f)测试数据可以得出以下评估 结果:

$$\begin{split} & OPE^{sr}: \mbox{ TLD} < \mbox{OLSL} < \mbox{WLMC} < \mbox{SF}, \\ & SRE^{sr}: \mbox{ TLD} < \mbox{OLSL} < \mbox{WLMC} < \mbox{SF}, \\ & TRE^{sr}: \mbox{ TLD} < \mbox{OLSL} < \mbox{WLMC} < \mbox{SF}, \\ & OPE^{pre}: \mbox{ TLD} < \mbox{OLSL} < \mbox{WLMC} < \mbox{SF}, \end{split}$$

 SRE^{pre} : TLD < WLMC < OLSL < SF,

 TRE^{pre} : TLD < WLMC < OLSL < SF,

其中:s-r 为准确率; pre 为精度.

可以看出,前4项评估结果一致,第4项和第5 项中WLMC算法的SRE精度和TRE精度略小于 OLSL算法,原因是WLMC算法在蒙特卡罗跟踪的 样本输入过程中,对输入样本实行接受率反馈,对样 本系数进行动态调整,虽然在一定程度上提高了跟 踪准确率,但跟踪系统的鲁棒性也略有降低.即便如 此,WLMC算法在整体性能上仍然好于OLSL算 法.4种算法的综合评估结果如下:

TLD < OLSL < WLMC < SF.

在 OPE 准确率、SRE 准确率、TRE 准确率、 OPE 精度、SRE 精度和 TRE 精度 6 种评估指标的 评估下,TLD方法、OLSL方法与WLMC方法显示 出了较高的跟踪精度和准确率,也显示出了较好的 鲁棒性能.相比之下,本文 SF 跟踪方法比其他 3 种 算法在保持同一评测条件下显示出了更高的跟踪精 度和跟踪准确率.原因是本文抓住了目标在形变过 程中其前景区域的灰度特征具有可微分的同频率变 化的显著特点,这是运动目标区别于复杂背景的一 个重要特征,也是实现对形变目标进行长时间稳定 跟踪(Long-term Tracking)的重要信息来源.本文 通过建立目标边缘谱带和空间谱带以及特征约束模 型可以实现目标前景区域中可微分的同频率变化特 征的有效提取,以此凸显目标与背景间的运动差异, 突出了目标重要区域,抑制了干扰区域,通过建立软 特征约束模型和提取运动目标的前趋冲击强度,对 运动目标的前趋信息进行预测,解决了遮挡、形变导 致的目标失跟问题.同时,相比其他3种方法,软特 征跟踪方法不需要进行在线学习、在线分类等相关 操作,通过目标初始化、软特征提取、目标前趋预测 以及目标定位与跟踪 4 个步骤实行目标跟踪,在时 间鲁棒性和空间鲁棒性上凸显出较强的优势.

由文献[36]可知,Benchmark性能评估体系提 供测试的视频数据在目标运动速度、形状变化幅度、 尺度伸缩强度、相似背景/目标遮挡与干扰、光照强 度变化、特征域旋转、系统与环境噪声、杂波等多种 复杂因素的综合影响下,对目标跟踪方法的测试具 有全面性和客观性,而且其评估过程严格,视频数据 环境贴近实际现场,评估指标较为公正.因此本文提 出的软特征跟踪方法在跟踪的准确性、稳定性、实时 性及鲁棒性上都显示出了较强的优势和很好的跟踪 性能.

4.3 软特征方法局限性分析

通过以上两个实验可以看出,本文方法对于一 般应用场景下的运动目标具有很好的跟踪效果,但 该方法也有其应用的局限性,主要是由于前趋预测 范围的制约.前趋预测范围主要是解决遮挡、突变导 致的目标丢失问题,其大小是该方法能否实现对复 杂运动目标进行长时间稳定跟踪的关键因素.

由 4.1 节表 2 可知,目前该方法的前趋预测范 围平均为 19.2 帧,在该范围以内,对发生遮挡、突变 的运动目标进行跟踪和预测是没有问题的,但对于 高速的运动目标而言,由于目标运动速度过快导致 其突变过程的连续性较差,即目标发生突变的前后 两种状态之间的帧数超过了19.2帧,此时软特征前 趋预测失效,无法继续跟踪目标.对于高速运动场景 下的目标跟踪应用,需要对软特征前趋预测范围的 深度扩展做进一步的研究.

5 结论及展望

本文提出了一种新的基于软特征理论的目标跟 踪方法.该方法抓住了目标在形变过程中其前景区 域的灰度特征具有可微分的同频率变化的显著特 点,这是运动目标区别于复杂背景的一个重要特征, 也是实现对形变目标进行长时间稳定跟踪(Longterm Tracking)的重要信息来源.本文通过提取目 标边缘谱带和空间谱带以及建立软特征约束模型, 可以实现目标前景区域中可微分的同频率变化特征 的有效提取,以此凸显目标与背景间的差异,突出了 目标区域,抑制了干扰区域,解决了复杂背景信息干 扰、目标形状变化、尺度伸缩对目标跟踪的影响;通 过提取运动目标的前趋冲击强度,对运动目标的前 趋信息进行预测,解决了大范围遮挡导致的目标失 跟问题.

与目前较为先进的跟踪方法(State-of-the-art Trackers)相比,本文方法的优势在于:(1)采用软特 征及其约束模型对运动目标进行跟踪,对目标形状 变化和尺度伸缩具有很好的抗干扰性,使得本文方 法具有较高的准确性、稳定性和很好的鲁棒性能; (2)采用前趋冲击强度对目标前趋进行预测,可以 很好的解决目标受到遮挡而导致丢失的问题; (3)由于缩小了目标检测范围,软特征数据量较小, 不需要存储目标多种姿态模型,其计算复杂度和空 间复杂度较低,跟踪实时性较高.

本文方法不仅对目标跟踪有效,而且对于大范 围视觉场景下多维物体的识别与跟踪具有普遍意 义,由于前趋预测范围的扩展对提高软特征目标跟 踪器的性能具有至关重要作用,本文今后将针对预 测范围的深度扩展做进一步探索和研究.

致 谢 在此,我们向对本文的工作给予支持、指导 和建议的国内外同行表示衷心的感谢!

参考文献

shift tracking algorithm with scale adaptation. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(1): 215-224 (in Chinese)

(张凤军,赵岭,安国成等.一种尺度自适应的 mean shift 跟 踪方法.计算机研究与发展,2014,51(1):215-224)

- [2] Xi L, Dick A, Chun H S, et al. Incremental learning of 3D-DCT compact representations for robust visual tracking. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(4): 863-881
- [3] Laurens M, Lu Z. Preserving structure in model-free tracking. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(4): 756-769
- [4] Smeulders A W, Chu D M, Cucchiara R, et al. Visual tracking: An experimental survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(7): 1442-1468
- [5] Jiang Xiao-Lian, Li Cui-Hua, Li Xiong-Zong, Saliency based tracking method for abrupt motions via two-stage sampling. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(6): 1098-1107(in Chinese) (江晓莲,李翠华,李雄宗,基于视觉显著性的两阶段采样突 变目标跟踪算法,自动化学报,2014,40(6): 1098-1107)
- [6] Lu Z, Laurens V M. Structure preserving object tracking// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, USA, 2013, 1: 1838-1845
- [7] Rizwan C, Gregory H, Rene V. Dynamic template tracking and recognition. International Journal of Computer Vision, 2013, 105(1): 19-48
- [8] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1993, 15(9): 850-863
- [9] Huttenlocker D P, Noh J J, Rucklidge W J. Tracking non-rigid objects in complex scenes//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision. Berlin, Germany, 1993: 93-101
- [10] Haritaoglu I, Harwood D, et al. W4: Real-time surveillance of people and their activities. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 22(8): 809-830
- [11] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 22(8): 747-757
- Rezaeian M, Vo B N. Error bounds for joint detection and estimation of a single object with random finite set observation.
 IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1493-1506
- [13] Yan Xiao-Xi, Han Chong-Zhao. Multiple target tracking based on online estimation of clutter intensity. Control and Decision, 2012, 27(4): 507-512(in Chinese)
 (闫小喜,韩崇昭. 基于杂波强度在线估计的多目标跟踪算 法. 控制与决策, 2012, 27(4): 507-512)
- [14] Juan R, Raul E, Victor A. A fuzzy inference approach to template-based visual tracking. Machine Vision and Applications, 2012, 23(3): 427-439

- [15] Airouche M, Bentabet L, Zelmat M, et al. Pedestrian tracking using color, thermal and location cue measurements: A DSmT-based framework. Machine Vision and Applications, 2012, 23(5): 999-1010
- [16] Zhou H Y, Yuan Y, Shi C M. Object tracking using SIFT features and mean shift. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(3): 345-352
- [17] Maggio E, Cavallaro A. Learning scene context for multiple object tracking. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(8): 1873-1884
- [18] Carl Y R, Victor P, Ian R. Regressing local to global shape properties for online segmentation and tracking. International Journal of Computer Vision, 2013, 106(3): 269-281
- [19] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 51(11): 4091-4104
- [20] Mahler R. Detecting, tracking, and classifying group targets: A unified approach//Proceedings of the International Conference on Signal and Data Processing of Small Targets. Orlando, USA, 2009: 217-228
- [21] Xi L, Wei M H, Chun H S, et al. A survey of appearance models in visual object tracking. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2013, 4(4): 58(1-48)
- [22] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. South Carolina, USA, 2000, 2: 142-149
- [23] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 25(5): 564-577
- [24] Yang C, Duraiswami R, Davis L. Efficient means shift tracking via a new similarity measure//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. California, USA, 2005, 1: 176-183
- [25] Jeong M, You B, Oh Y, et al. Adaptive mean-shift tracking with novel color model//Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation. Niagara Falls, Canada, 2005, 3: 1329-1333
- [26] Davy M, Tourneret J Y. Generative supervised classification using Dirichlet process priors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(10): 1781-1794
- [27] Liam E, Nicholas D, Jiri M, et al. Linear regression and adaptive appearance models for fast simultaneous modelling and tracking. International Journal of Computer Vision, 2011, 95(2): 154-179
- [28] Tian Ying-Li, Senior A, Lu M. Robust and efficient foreground analysis in complex surveillance videos. Machine Vision and Applications, 2012, 23(5): 967-983
- [29] Fu Yi, Wu Ze-Min, Tian Chang, et al. Research on scene adaptive tracking feature selection. Optical Technique, 2014, 40(6): 551-559(in Chinese)
 (付毅, 吴泽民,田畅等.场景自适应的跟踪特征选择机制研究.光学技术, 2014, 40(6): 551-559)

- [30] Lv Xue-Bin, Zhou Qun-Biao, Chen Zheng-Mao, et al. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter and its application to multi-target tracking. Chinese Journal of Computers, 2012, 35(2): 397-403(in Chinese)
 (日学斌,周群彪,陈正茂等.高斯混合概率假设密度滤波器 在多目标跟踪中的应用.计算机学报,2012,35(2): 397-403)
- [31] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-Learning-Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422
- [32] Yao R, Shi Q F, Shen C H, et al. Part-based visual tracking with online latent structural learning//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, USA, 2013, 1: 2363-2370
- [33] Junseok K, Kyoung M L. Wang-landau monte carlo-based tracking methods for abrupt motions. IEEE Transactions on

附录1. 正文中定理1和定理2的证明过程.

定理1证明. 设点(x, y, z)为自变量定义域内任意一 点,则($x+\Delta x, y+\Delta y, z+\Delta z$)为该点邻域内任意一点,由数 学分析理论可知,当 $\Delta x \rightarrow 0, \Delta y \rightarrow 0, \Delta z \rightarrow 0$ 时,轨迹全增量 Δq 可以表示为

 $\Delta \varphi = f_x(x, y, z) \Delta x + f_y(x, y, z) \Delta y +$

 $f_z(x,y,z)\Delta z + \sigma_1\Delta x + \sigma_2\Delta y + \sigma_3\Delta z$,

其中 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 分别为($\Delta x, \Delta y, \Delta z$),($\Delta y, \Delta z$), Δz 的函数,且 当 $\Delta x \rightarrow 0, \Delta y \rightarrow 0, \Delta z \rightarrow 0$ 时, $\sigma_1 \rightarrow 0, \sigma_2 \rightarrow 0, \sigma_3 \rightarrow 0$.此时,全增 量 $\Delta \varphi$ 逐渐趋于0,即 $\varphi = f_t(x, y, z)$ 在任意点(x, y, z)可 微分. 证毕.

定理2证明. 设点(u,v,r)为自变量定义域内任意一点,则 $(u+\Delta u,v+\Delta v,r+\Delta r)$ 为该点邻域内任意一点,由数学分析理论可知,全增量



JIANG Wen-Tao, born in 1986, Ph. D. candidate. His research interests include image and visual information calculation, video image understanding. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(4): 1011-1024

- [34] Brown L M, Senior A W, Tian Y L, et al. Performance evaluation of surveillance systems under varying conditions// Proceeding of the IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance. Colorado, USA, 2005: 1-8
- [35] Grabner H, Roth P M, Bischof H. Is pedestrian detection really a hard task//Proceedings of the 10th IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance. Rio de Janeiro, 2007: 1-8
- [36] Yi W, Jongwoo L, Hsuan Y. Online object tracking: A benchmark//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, USA, 2013, 1: 2411-2418

$$\Delta F_t = F'_u(u, v, r) \Delta u + F'_v(u, v, r) \Delta v + F'_v(u, v, r) \Delta r + \phi,$$

由柯西不等式

$$\begin{split} \phi \leq & [(F'_u(u + \alpha \Delta u, v + \Delta v, r + \Delta r) - F'_u(u, v, r))^2 + \\ & (F'_v(u + \Delta u, v + \beta \Delta v, r + \Delta r) - F'_v(u, v, r))^2 + \\ & (F'_r(u + \Delta u, v + \Delta v, r + \gamma \Delta r) - F'_r(u, v, r))^2]^{1/2} \times \\ & \sqrt{\Delta u^2 + \Delta v^2 + \Delta r^2} \,. \\ & \text{由于指数函数} \, e^{-2\pi j(ux/l + vy/m + rz/n)} \, \text{的偏导是连续的, } \end{split}$$

 $\lim_{\Delta u, \Delta v} \Delta u^2 + \Delta v^2 + \Delta r^2 \rightarrow 0,$

$$\lim_{\Delta u, \Delta v, \Delta r \to 0} (\phi / \sqrt{\Delta u^2 + \Delta v^2 + \Delta r^2}) \to 0.$$

IP $F_t(u, v, r)$ 在任意点 (u, v, r) 可微分. 证毕.

LIU Wan-Jun, born in 1959, professor, Ph.D. supervisor. His research interests include computer vision, image understanding and pattern recognition, software engineering theory.

YUAN Heng, born in 1988, Ph.D. candidate. Her research interests include management science and engineering, computer vision, video image understanding.

Background

This paper is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61172144), and subproject of the National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China (No. 13-2025), and the Science and Technology Foundation of Liaoning Province

(No. 2012216026).

Due to its great value in theory and application, target tracking has made great progress in recent years. The stateof-the-art of the target tracking system achieves good results under the well-controlled environments. However, if tested on the larger database, or the non-controlled environments, the performances of the target tracking systems decrease sharply. These projects try to provide the key technologies for target tracking on large scale database, non-ideal imaging environments (three-dimensional parameters) and multitarget occlusion. In the last few years, many works have been made by the research groups. Part of their works has been published by some important domestic and overseas publications or proceedings, such as Int. J. Pattem Recognition and Artificial Intelligence, Int. Conference on Computer Vision, Int, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.

This paper proposes a theory of soft feature and a method of feature extraction for target tracking to overcome the problems of occlusion, shape and scale changes, which cause the situation to lose object. This method captures the salient features of an object, which has the same frequency variation

and differentiable during its foreground gray features deformation. A long-term object tracking becomes achievable as an important feature to distinguish a moving object from the complex background. It realizes an effective extraction of the soft feature by extracting the edges of spectrum, track of spectrum and constructing soft feature constraint model. The effects of dense background information, object shape change and scale expansion on object tracking are solved effectively. The prediction of the former information of the moving object is carried out, which is done by extracting the precursor shock strength of moving object. This method solves the problem caused by large range occlusion. Compared with the state-of-the-art trackers, the proposed approach has overcome the occlusion, shape and scale changes, and has good adaptability to non-rigid object tracking with real-time, high accuracy and robust tracking performance.