

视频跟踪算法研究综述

闫庆森 李临生 徐晓峰 王 灿

(太原科技大学电子信息工程学院 太原 030024)

摘 要 在许多计算机视觉应用领域中,视频跟踪是最基本的任务。尽管有了大量的跟踪算法,但是跟踪算法的鲁棒性仍是具有挑战性的问题。物体的突然运动、目标或者背景外观的改变、目标与目标以及目标与背景的遮挡、非刚性物体的结构、摄像机抖动等问题都是视频跟踪算法设计过程中需要考虑的因素。介绍了视频跟踪算法及其研究进展,综述了现有基本的目标跟踪算法分类,详细描述了每种表示方法,并指出其优缺点。进一步讨论了跟踪的重要性问题,包括目标检测、特征选择、贝叶斯跟踪、在线学习跟踪等。

关键词 视频跟踪,特征选择,贝叶斯跟踪,在线学习

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Survey of Visual Tracking Algorithm

YAN Qing-sen LI Lin-sheng XU Xiao-feng WANG Can

(College of Electronics and Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract Visual tracking is a fundamental task in many computer vision applications, and the robustness problem is still a challenge in spite of the numerous existing visual tracking algorithms. Besides, several circumstance, as the abrupt object motion, the variation of the target or the background, the object-to-object and object-to-scene occlusions, the non-rigid object structures and camera jiggle, can reduce the effectiveness of the designed visual tracking algorithm. This survey described the visual tracking algorithm and its research advance. The existing target tracking algorithms were overviewed, and described each of these algorithms in detail, then, the advantage and disadvantage of each algorithm were analyzed respectively. Furthermore, the important issues related to tracking were discussed, including detection of objects, feature selection, Bayesian tracking, and online learning tracking.

Keywords Visual tracking, Feature selection, Bayesian tracking, Online learning

1 引言

视频跟踪^[1-4]是机器视觉领域的基础问题之一,它是目标识别、行为识别等后续应用的基础,在社会安全、航空航天等重大项目中有着广阔的应用前景。视频跟踪可以用在自动监控、视频索引、人机交互、交通监控、车辆导航等方面。然而,由于旋转姿态引起的物体本身外观的变化以及光照、遮挡等外在因素的变化,进行鲁棒的跟踪仍然面临着很大的挑战。

视频跟踪技术由于拥有广阔的应用前景,因此受到了世界各地研究者的高度关注。国外进行视频跟踪研究的大学主要有麻省理工学院、卡内基梅隆大学、斯坦福大学等。国内著名高校清华大学和一些研究机构也对视觉理论的发展贡献了力量。随着图像处理和图像分析技术、计算机技术的飞速发展,一些高校和科研机构已经开展这方面的研究,并且取得了可喜的成绩。

在实际应用方面,国外起步比较早,技术也相对成熟。美国军方对复杂环境下目标的动态检测、跟踪的算法的研究及

其应用非常重视。美国自然科学基金资助有关公司进行算法研究。在 20 世纪 50 年代初期,GAC 公司就为美国海军研制开发了自动地形识别跟踪系统。1997 年美国国防高级研究项目(DARPA)设立了以卡内基梅隆大学为首、麻省理工学院等高校参与的视觉项目^[5]。马里兰大学^[6]成功研发了一种实时视觉跟踪系统 W⁴,它不仅能够定位和分割出人的身体部分以及实现多人跟踪,而且能检测人是否携带物体等简单行为。英国的雷丁大学^[7]在智能视频跟踪系统的研究中对行人和车辆的跟踪方面取得了很好的效果。近几年,自适应跟踪和智能跟踪的思想被相继提出。我国也开展了一系列的目标跟踪系统的研究和开发。其中中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室取得了丰硕的成果,处于领先的地位。清华大学电子工程系针对户外复杂背景下的人体识别困难的问题,研发了一套运动目标自动跟踪和分类的智能化跟踪系统算法。此外,清华大学计算机科学与技术系提出了一种利用实时视频图像识别的技术来对不规则行人进行跟踪与统计的算法。西安交通大学的人工智能与机器人研究所对车辆跟

本文受山西省研究生优秀创新基金项目(20123107)资助。

闫庆森(1989-),男,硕士生,主要研究方向为现代信号处理、模式识别、压缩感知,E-mail:jnyanqingsen@126.com;李临生(1961-),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为现代信号处理、数字图像处理;徐晓峰(1988-),男,硕士生,主要研究方向为人工智能、模式识别;王 灿(1987-),男,硕士生,主要研究方向为无线传感器网络、压缩感知。

踪进行了深入的研究。

由于以上的视频跟踪研究广泛应用在实际生活中,因此要建立鲁棒的跟踪系统,需考虑鲁棒性、自适应性和实时性3个因素。鲁棒性就是在复杂的环境下(如复杂背景、部分或整体光照改变、遮挡等),跟踪算法仍然能较好地跟踪目标。自适应性就是在目标本身改变的时候跟踪系统需要自适应地调整,除此之外选择一个快速、精确的算法也很有必要。

2 初始化和前景检测

在视频跟踪领域首先考虑的是如何初始化跟踪。一般来说,初始化是通过手动选择目标或者通过别的系统检测模块^[8,9]来完成,而前景检测经常用到识别目标。因此初始化和前景检测是密不可分的。

2.1 跟踪初始化

正如上面所说,目标识别可手动或自动完成。手动初始化是在视频的第一帧用矩形、椭圆等几何图形包围目标,后续帧将自动跟踪。而大多数自动初始化是用前景检测完成,一旦前景目标被识别,跟踪系统将用这个区域初始化。

2.2 前景检测

前景检测是比较当前帧和背景模型的差异来完成。任何在背景模型图像中大的改变都将看作运动物体。Wren 提出高斯模型^[10]作为背景模型。对图像的每一个像素 $I(x, y)$ 的颜色建立静态的背景高斯模型, $I(x, y) \sim N(\mu(x, y), \Sigma(x, y))$ 。模型参数平均值 $\mu(x, y)$ 和方差 $\Sigma(x, y)$ 从每一帧的颜色中学习。一旦背景模型建立,就将当前图像中的每个像素点与高斯模型匹配,如果成功则判定该点为背景点,否则为前景点。但是对户外场景来说一个高斯模型并不是最好的,Stauffer 和 Grimson 提出混合高斯模型^[11],其使用多个高斯模型来表征图像中各个像素点的特征,如图 1 所示,在新一帧图像获得后每个像素点与混和高斯模型比对,匹配成功则更新混合高斯模型,不成功就以当前像素颜色的均值和初始化方差建立新的高斯模型。

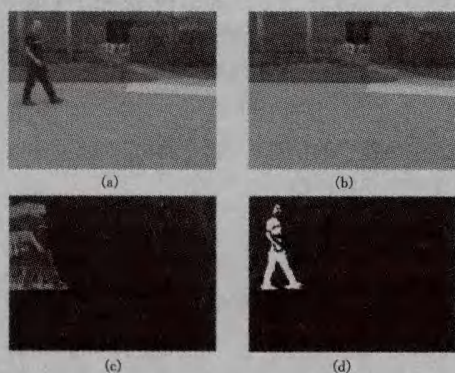


图 1 (a)行人通过场景的一帧图像;(b)每个像素点位置的最高权值的高斯均值;(c)每个像素点位置的次高权值的高斯均值;(d)当前帧与高斯模型背景减去的结果

除此之外,也可在颜色信息中加入空间信息。Elgammal 和 Davis^[12]用非参数的核密度估计建立每个像素的背景。在匹配过程中,不仅要与当前像素的背景模型匹配,还要与周围的相邻像素位置匹配。这种方法可有效处理摄像机抖动和背景小幅度的变化。Li 和 Leung^[13]将颜色和纹理特征融合,以减少光照敏感度。Shen 和 Hu^[14]将压缩感知和混合高斯模

型结合来实现实时跟踪。

这种方法和别的方法学相比,原理和算法设计简单,可以根据实际情况确定阈值进行处理,在跟踪中寻找目标时,所得结果直接反映了运动目标的位置、大小、形状等信息,能够得到比较精确的运动目标信息。前景检测可以减少搜索空间,与在整幅图像中寻找相比,只在前景区域中分析更快,极大地提高了运行速度和跟踪精度。

3 特征描述

特征是目标可区别于其他事物的属性,具有可区分性、可靠性、独立性和稀疏性。进行目标跟踪,首先要描述目标,如颜色、纹理、形状等。建立这种最初的特征描述是非常重要的,描述目标的好坏直接影响跟踪的性能。由于目标的外观受到遮挡、光照、清晰度的影响,视频跟踪是很困难的。正是这样,针对图像的不同性质有了不同的特征。以下介绍视频跟踪领域不同类型的特征。

3.1 边缘特征

边缘、线段这些特征^[15-17]经常用到跟踪系统中。在此之前计算机视觉系统采用的是自底向上的方法。对图像的处理需要计算出边缘图,后续的操作是在边缘图的基础上进行的。边缘图包含图像最重要的信息,但散乱的目标轮廓和复杂场景的误报是常见的问题,因此自底而上的方法不受重视。如今有很多有效的边缘检测算法,如 Canny^[18]、Nalwa^[19]、Iverson^[20]等。在计算机视觉里 Canny 边缘检测是最标准的,它是基于梯度的边缘检测,由水平和竖直图像梯度组成。利用图像梯度的幅值和方向,Canny 算子识别最有可能是边缘的像素。与颜色特征相比,边缘特征对光照变化不敏感。

3.2 特征点

特征点是匹配算法中常用的特征。特征点的提取算法很多,如 Harris 算法、SIFT 算法以及 SURF 算法等。Harris^[21]角点用高斯函数对离中心点越近的像素赋予越大的权重,以减少噪声影响。Harris 算子用 Taylor 展开去近似任意方向,矩阵形式为 $M = \begin{pmatrix} \sum I_x^2 & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y^2 \end{pmatrix}$ 。如图 2 所示, M 的特征值都很小,且图像变化比较缓慢,如果特征值一小一大就是边缘点,如果两个特征值都很大就是角点。Harris 角点计算简单,提取的特征均匀且合理稳定,但不具有尺度不变性。



图 2 M 的特征值

SIFT 算子是计算机视觉领域的重要特征。SIFT 是 Lowe^[22]于 1999 年提出的局部特征描述子,其通过构建尺度空间、检测极值点来获得尺度不变性;对得到的特征点过滤并进行精确定位;如图 3 所示,以特征点(黑色)为中心取 16×16 的邻域作为采样窗口,将采样点与特征点的相对方向通过高斯加权后归入包含 8 个方向的方向直方图,如图 4 所示,最后将获得 $4 \times 4 \times 8$ 的 128 维特征描述子。SIFT 特征匹配算

法可以处理两幅图像之间发生平移、旋转、仿射变换情况下的匹配问题,具有很强的匹配能力。Later 和 Bay^[23] 提出 SURF 算子,它是更快地处理尺度和旋转不变特征的描述符。

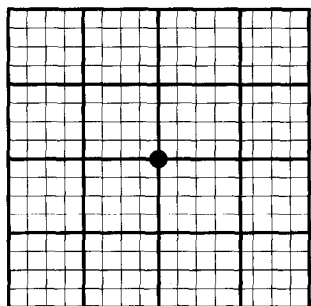


图3 16×16的邻域

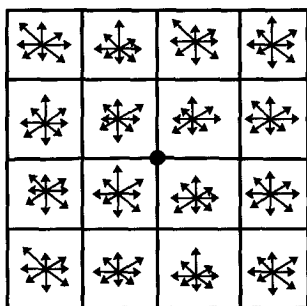


图4 128维的描述子

3.3 颜色特征

为了增强辨别能力,提出了颜色特征描述符,颜色特征是基于一像素点的全局的特征。目标的外观颜色主要受两个因素影响:1)光谱能量分布;2)目标的表面反射性能。颜色直方图能简单描述一幅图像中颜色的全局分布,即不同色彩在图像中所占的比例。Comanicu 用颜色直方图^[24]表示目标外观,这尽管简单有效,但大多数的色带对亮度敏感,且不包含空间信息。因此经常与别的特征共同表示目标,以改善跟踪性能。

3.4 纹理特征

纹理也是一种全局特征,描述了图像或图像区域所对应景物的表面性质。但由于纹理只是物体表面的特征,并不能完全反应出物体的本质属性,因此仅仅利用纹理特征无法获得高层次的图像内容。和颜色特征相比,纹理需要一个处理步骤生成描述符。Gabor^[25]小波就是一种纹理特征,Gabor滤波器可以看作方向和尺度可调的边缘检测器。Ojala^[26]提出非常有效的纹理描述符 LBP(Local Binary Patterns),如图5所示,其通过阈值来判断像素邻域。LBP 运算最重要的特征是鲁棒地应对光照改变,而且运算复杂度低。

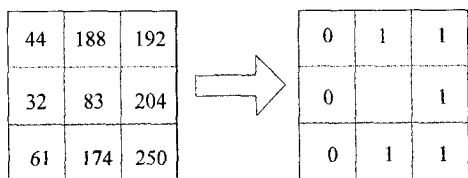


图5 周围像素值与中间像素值比较获得 LBP 特征

3.5 基于区域的特征

对图像的区域特征描述也是流行的方式。Dalad 和 Triggs^[27]在行人检测中利用 Hog (Histogram of Oriented

Gradient)描述符训练 SVM 分类。Hog 的核心思想是所检测的局部物体外形能够被光强梯度或边缘方向的分布所描述。把计算梯度后的图像分割成小的连接区域,每个区域生成一个方向梯度直方图,这些直方图组合表示目标的特征。与颜色直方图相比,Hog 减少了光照的敏感度。但是,当背景复杂时,背景目标的梯度可能对目标梯度模型有影响。此外,Haar-like 是一种简单的特征,如图6所示,计算矩形框内像素值的差作为特征,其运算复杂度低。

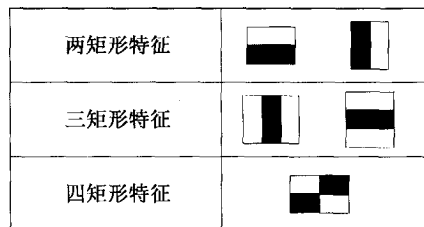


图6 计算矩形框内白色与黑色像素值的差作为特征

另一种基于区域的特征表示是数据降维^[28,29]。该方法通过一些特征矩阵来最小化维数表示目标。特征矩阵是对图像特征值分解得到的,最大特征值对应的特征矩阵获得图像最多的信息,随着特征值的减少,特征矩阵获得的图像信息越来越少。因此,我们可以通过特征分解获得图像的主要信息。这种方法虽然减少了信息量,但是真实的目标变化由训练数据并不能得到,这一问题已试图解决^[30]。

3.6 多种特征的融合

在视频跟踪与检测中出现这么多特征,每种特征各有优劣,因此特征融合变得越来越重要。特征融合通常能提高系统性能和鲁棒性,引起了多媒体计算机视觉和视听语言处理很多研究者的关注,如彩色和轮廓^[31]、Haar-Like 特征和边缘^[32]、角点、彩色和轮廓^[33]。

从以上的分析可以看出在这个领域已经取得了最大的进步,但没有任何一个特征描述符能够足够鲁棒、有效地处理任何情况。例如 Hog 算子注重边缘和结构,忽略了平坦区域,因此对边缘区域含有噪声情况的跟踪失败。LBP 是周围像素值与阈值的比较,因此对噪声很敏感。颜色特征表示图像全局信息,有的颜色直方图相同但是纹理完全不同,因此颜色直方图不能提供足够多的信息。以后将研究如何更好地将各种特征组合以提高跟踪性能。

4 贝叶斯跟踪

视频跟踪可通过随机过程来描述。如果状态分布是高斯模型,则可采用卡尔曼滤波器^[34],扩展卡尔曼滤波器^[34]可寻求最优的解。然而大多数实际跟踪问题通常是非线性或者非高斯的,基于这类问题提出蒙特卡洛方法的粒子滤波器^[35],其核心思想是用加权重的随机采样表示后验概率函数。

卡尔曼滤波器用来估计线性高斯模型。卡尔曼滤波器由两部分组成:预测和更新。预测是用状态模型去预测变量的新状态。

$$\bar{X}^t = D\bar{X}^{t-1} + W$$

$$\bar{\Sigma}^t = D\Sigma^{t-1}D^T + Q$$

其中, \bar{X}^t 和 $\bar{\Sigma}^t$ 分别表示在时间 t 时状态的均值和方差预测, D 是状态转移矩阵, Q 是噪声 W 的方差。更新则用观测值 Z

更新目标状态。

$$\begin{aligned} K' &= \overline{\Sigma'} M^T [M \overline{\Sigma'} M^T + R']^{-1} \\ X' &= \overline{X'} + K' [\mathcal{z}' - M \overline{X'}] \\ \Sigma' &= \overline{\Sigma'} - K' M \overline{\Sigma'} \end{aligned}$$

其中, M 是观测矩阵, K 是卡尔曼系数。卡尔曼滤波器已经广泛用在视觉跟踪中, Brodia 和 Chellappa^[36] 用卡尔曼滤波器跟踪噪声图像中的目标。Beymer 和 Konolige^[37] 用卡尔曼滤波器预测目标位置。

粒子滤波器同样有预测和更新过程, 解决了卡尔曼滤波器只能是高斯模型的限制问题, 但同时也引入了粒子退化问题。在粒子滤波器中, 时间 t 的条件概率密度 $p(X_t | Z_t)$ 是由一系列加权重 $\omega_t^{(n)}$ (取样概率) 的取样点 $\{s_t^{(n)}; n=1, \dots, N\}$ (粒子) 表达的。为了减少计算复杂度, 存储每一组 $(s_t^{(n)}, \omega_t^{(n)})$ 累计权重 $c_t^{(n)}, c_t^{(N)}=1$ 。在时刻 t 新的粒子由时刻 $t-1$ 的粒子集 $S_{t-1} = \{(s_{t-1}^{(n)}, \omega_{t-1}^{(n)}, c_{t-1}^{(n)}) : n=1, \dots, N\}$ 刻画。文献[38]引入了序贯粒子生成方法: 粒子通过重要性建议概率密度分布动态调整顺序产生; Nummiaro^[39] 将粒子滤波和颜色直方图结合; Isard 和 Blake^[40] 将粒子滤波器接近实时性的水平; Eric^[41] 将粒子滤波器和压缩感知结合起来降低维数, 避免了特征提取的复杂计算。在粒子滤波算法下, 一些传统的问题如目标检测、交叉、遮挡等得到了更好的结果。粒子滤波器的复杂度和精度只与粒子数量相关, 而与空间维度无关。这样, 即使维度增加, 也不会导致算法的性能和复杂度增加。因此, 如何有效地减少样本数量以及保持粒子的有效性和多样性, 克服样本贫化, 将是该算法的研究重点。

5 核跟踪

核跟踪的思想是对相似度函数或者后验概率密度函数的连续估计。核跟踪不仅可以采用估计的函数梯度定位采样, 还可以有效地降低数据维数, 减少计算量。

MeanShift^[42] 是核跟踪中最有代表性的算法, 是高效的模式匹配算法, 且不需要进行穷尽搜索。MeanShift 跟踪算法先算出当前点的偏移均值, 移动该点到其偏移均值, 然后以此为新的起始点, 继续移动, 直到满足一定的条件。MeanShift 跟踪包括: 对目标模板和候选区域的直方图表示; 两个直方图的相似度; 在下一帧定位最好的候选区域。判断相似性采用 Bhattacharyya 系数, 核函数是算法核心。

MeanShift 算法计算量不大, 在目标区域已知的情况下速度快, 完全可以做到实时跟踪。由于采用核函数直方图模型, 因此它对边缘遮挡、目标旋转、变形和背景运动不敏感。由于在跟踪中缺乏必要的模板更新, 且直方图特征在目标颜色特征描述方面略显匮乏, 缺少空间信息等, 我们将重点研究如何对整体模板进行更新和学习, 采取一定的方式来增加目标的特征。近年在这方面有基于 MeanShift 的改进算法^[8, 43-45]。此外, 结合最近比较热的稀疏表示, 核函数可以用于稀疏分类中。文献[46]在文献[24]基础上加入核函数的稀疏分类方法, 提出核函数随机坐标下降(KRCD)算法来高效求解稀疏系数。

6 在线学习跟踪

在视频跟踪中, 由于光照改变、姿势改变、背景遮挡, 目标

的外观并不是一成不变的, 如何处理目标外观的变化成为最基本问题。因此需要在线学习算法来对目标外观连续学习, 其分为两种类型: 生成法和识别法。

6.1 生成法

生成法^[24, 28, 47, 48] 用目标模板^[49, 50] 或子空间模型^[28, 30] 在图像中寻找最大可能的区域完成跟踪。为处理目标的外观变化, 目标模型需要动态更新。Matthews^[47] 把首个模板信息和模板更新结合起来减缓视频漂移。文献[30]用增量低维子空间表示来自适应目标外观的变化。Kwon^[50] 把观测模型分解成若干部分, 以应对较大的姿势改变或光照变化。这种方法对图像的外貌特征进行了详尽的描述, 但是没有考虑目标的背景信息, 在复杂的背景下将导致跟踪失败。

6.2 辨别法

辨别法^[51-53] 则是把跟踪看作分类问题, 训练的分类器用于从背景中识别目标, 同时提取目标和背景的信息。Collins 和 Liu^[54] 为了更好地从背景中辨别目标, 提出自适应选择颜色特征方法。Grabner^[55, 56] 提出在线提升方法用于在候选特征池中更新最好的识别特征。随后文献[57]又提出半在线提升算法来处理漂移问题。Avidan^[51] 由弱分类器组合成强分类器来进行全体跟踪。Babenko^[52] 提出 MIL (multiple instance learning) 跟踪, 即把有歧义的所有正样本和负样本放入包中学习辨别模型。Kalal^[58] 提出 P-N 学习算法, 其寻找正负样本的潜在结构来训练分类器。辨别方法同时考虑了目标和背景的信息, 比生成法更鲁棒高效。

6.3 稀疏编码法

最近, 随着火热的稀疏表示、压缩感知理论^[59-61] 的发展, 受人脸识别的启发, 在跟踪方面提出很多基于稀疏编码的算法^[62-65]。基于稀疏编码的跟踪是通过一些目标模板和遮挡模板的线性组合来表示每一帧的取样, 以最小的误差确定目标位置。Mei^[63] 提出了自适应的目标稀疏表示模型, 其通过解决 ℓ_1 最小化非负限制性实现跟踪, 这是稀疏表示与跟踪的第一次结合。文献[64]在此基础上降低粒子采样数, 并在模板更新中考虑遮挡问题。Liu^[65] 提出基于局部稀疏模型的跟踪算法, 它将稀疏编码直方图作为特征嵌入 mean-shift 算法完成跟踪。文献[63]在跟踪中引入动态组稀疏^[66], 即将稀疏表示和粒子滤波结合, 经两次粒子滤波后可更精确地定位跟踪目标。Zhang^[67] 提出将高维的特征经压缩感知降维后训练分类器的算法, 其复杂度低。文献[68]将基于稀疏表示的生成模型和辨别分类器结合起来有效处理目标变化和减缓视频漂移。鉴于稀疏编码的有效性, 应把核跟踪和辨别法应用到稀疏编码中, 以提高分类器性能, 增大背景和目标的区分度。但其计算复杂度较高, 如何有效地降低计算复杂度, 达到实时效果也是值得研究的课题。

结束语 本文总结了视频跟踪的初始化和前景检测、特征描述、贝叶斯跟踪、核跟踪、在线学习跟踪的基本内容及其进展。由于视频跟踪的复杂性, 在实际的应用系统设计中, 应根据具体情况, 选取适当的特征(组合特征)以及跟踪算法。以后将着重研究基于压缩感知和稀疏表示的稀疏编码方法, 一方面这是简单有效的跟踪方法, 另一方面利用压缩感知可以有效降低数据量, 在比较苛刻的条件下可以完成跟踪任务。随着机器学习算法的发展, 流形学习^[69]、转移学习^[70]、深度

学习、图形模型^[71]等在视频跟踪方面也均有较大应用前景。

参 考 文 献

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object Tracking: A Survey [J]. *ACM Journal of Computing Surveys*, 2006, 38(4):1-45
- [2] Cannons K. A Review of Visual Tracking[R]. Canada: Department of Computer Science and Engineering and the Centre for Vision Research, 2008
- [3] Yang Han-xuan, Shao Ling, Zheng Feng, et al. Recent advances and trends in visual tracking: A review [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(6):3823-3831
- [4] 蔡荣太, 吴元昊, 王明佳, 等. 视频目标跟踪算法综述[J]. *视频技术应用与工程*, 2010, 34(12):135-142
- [5] Collins R, et al. A system for video surveillance and monitoring: VSAM final report[R]. Technical Report CMU-RI-TR-00-12. Carnegie Mellon University, 2000
- [6] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L. W4: real-time surveillance of people and their activities[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8):809-830
- [7] Remaining P I, Tan T'Baker K. Mufti—agent visual surveillance of dynamic scenes[J]. *Image and Vision Computing*, 1998, 16(8):529-532
- [8] Cannons K, Wildes R. Spatiotemporal oriented energy features for visual tracking[C]// *Asian Conference on Computer Vision*, 2007. Tokyo, Japan: ACCV, 2007:532-543
- [9] Fieguth P, Terzopoulos D. Color-based tracking of heads and other mobile objects at video frame rates[C]// *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997. San Juan, Puerto Rico: CVPR, 1997:21-27
- [10] Wren C, Zarfayejani A A, Pentland A. Pfunder: Real-time tracking of the human body[J]. *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.*, 1997, 19(7):780-785
- [11] Stauffer C, Grimson W. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. *PAMI*, 2000, 22(8):747-757
- [12] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-parametric model for background subtraction[C]// *European Conference on Computer Vision*, 2000. Dublin, Ireland: ECCV, 2000:751-767
- [13] Liyuan L, Andmaylor L. Integrating intensity and texture differences for robust change detection [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2002, 11(2):105-112
- [14] Shen Y, Hu W, Liu J, et al. Efficient background subtraction for real-time tracking in embedded camera networks[C]// *Proceedings of the 10th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems*. ACM, 2012:295-308
- [15] Deriche R, Faugeras O. Tracking line segments[J]. *IVC*, 1991, 8(4):261-270
- [16] Koller D, Daniilidis K, Nagel H. Model-based object tracking in monocular image sequences of road traing scenes[J]. *IJCV*, 1993, 10(3):257-281
- [17] Huttenlocher D, Noh J, Rucklidge W. Tracking non-rigid objects in complex scenes[C]// *International Conference on Computer Vision*, 1993. Berlin, Germany: ICCV, 1993:93-101
- [18] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. *PAMI*, 1986, 8(6):679-698
- [19] Nalwa V S, Binford T O. On detecting edges[J]. *PAMI*, 1986, 8(6):699-714
- [20] Iverson L A, Zucker S W. Logical/Linear operators for image curves[J]. *PAMI*, 1995, 17(10):982-996
- [21] Harris C, Stephens M. Combined corner and edge detector[C]// *The Fourth Alvey Vision Conference*, 1988. Berlin, Germany: Springer, 1988:147-152
- [22] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // *International Conference on Computer Vision*, 1999. Kerkyra, Corfu, Greece: ICCV, 1999:24-27
- [23] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. SURF: Speeded up robust features[C]// *European Conference on Computer Vision*, 2006. Graz, Austria: ECCV, 2006:118-127
- [24] Comaniciu D, Amesh R, Meer V P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.*, 2003, 25(5):564-575
- [25] Manjunath B, Ma W. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1996, 18(8):837-842
- [26] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2002, 24(7):972-987
- [27] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005. San Diego, CA, USA: CVPR, 2005
- [28] Black M J, Jepson A D. Eigen Tracking: robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation [J]. *IJCV*, 1998, 26(1):63-84
- [29] Hager G D, Belhumeur P N. Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination[J]. *PAMI*, 1998, 20(10):1025-1039
- [30] Ross D A, Lim J, Lin R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1):125-141
- [31] Moreno-Noguer F, Sanfeliu A, Samaras D. Dependent multiple cue integration for robust tracking [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, 2008, 30(4):670-685
- [32] Eshel R, Moses Y. Tracking in a dense crowd using multiple cameras[J]. *International journal of computer vision*, 2010, 88(1):129-143
- [33] Glocker B, Heibel T H, Navab N. TriangleFlow: Optical Flow with Triangulation-Based Higher-Order Likelihoods[C]// *European Conference on Computer Vision*, 2010. Crete, Greece: ECCV, 2010:272-285
- [34] Bar-Shalom Y, Fortmann T E, Cable P G. Tracking and data association[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1990, 87:9-18
- [35] Maskell S, Gordon N. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear non-Gaussian Bayesian tracking[C]// *Target Tracking: Algorithms and Applications*. 2001:1-15
- [36] Broida T, Chellappa R. Estimation of object motion parameters from noisy images[J]. *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.*,

- [37] Beymer D, Konolige K. Real-time tracking of multiple people using continuous detection[C]//IEEE Frame Rate Workshop. 1999
- [38] Lao Y, Zhu J, Zheng Y. Sequential particle generation for visual tracking[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2009, 19(9):1365-1378
- [39] Isard M, Blake A. Contour tracking by stochastic propagation of conditional density[C]//Computer Vision-ECCV'96. 1996;343-356
- [40] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1):99-110
- [41] Wang E, Silva J, Carin L. Compressive particle filtering for target tracking[C]//Statistical Signal Processing, SSP'09. IEEE/SP 15th Workshop on. IEEE, 2009;233-236
- [42] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift; Computer Vision and Pattern Recognition, 2000[C]//Proceedings. IEEE Conference on. IEEE, 2000, 2;142-149
- [43] Leung A P, Gong S. Mean shift tracking with random sampling; Proc[C]//BMVC. 2005;729-738
- [44] Hager G D, Dewan M, Stewart C V. Multiple kernel tracking with SSD; Computer Vision and Pattern Recognition, 2004[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2004, 1;I-790-I-797
- [45] Collins R T. Mean-shift blob tracking through scale space; Computer Vision and Pattern Recognition, 2003[C]//Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2003, 2;II-234-240
- [46] 匡金骏, 柴毅, 熊庆宇. 结合标准对冲与核函数稀疏分类的目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2012, 20(11):2540-2547
- [47] Matthews L, Ishikawa T, Baker S. The template update problem [J]. PAMI, 2004, 26(6):810-815
- [48] Porikli F, Tuzel O, Meer P. Covariance tracking using model update based on lie algebra; Computer Vision and Pattern Recognition, 2006[C]//IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2006, 1;728-735
- [49] Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram; Computer Vision and Pattern Recognition, 2006[C]//IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2006, 1;798-805
- [50] Kwon J, Lee K M. Visual tracking decomposition; Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2010[C]//IEEE Conference on. IEEE, 2010;1269-1276
- [51] Avidan S. Ensemble tracking[J]. PAMI, 2007, 29(2):261-271
- [52] Babenko B, Yang M H, Belongie S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8):1619-1632
- [53] Breitenstein M D, Reichlin F, Leibe B, et al. Robust tracking-by-detection using a detector confidence particle filter; Computer Vision, 2009 [C] // IEEE 12th International Conference on. IEEE, 2009;1515-1522
- [54] Collins R T, Liu Yan-xi, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. , 2004, 27(10):1631-1643
- [55] Grabner H, Bischof H. On-line boosting and vision; Computer Vision and Pattern Recognition, 2006[C]//IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2006, 1;260-267
- [56] Grabner H, Grabner M, Bischof H. Real-time tracking via on-line boosting[C]//Proc. BMVC. 2006, 1;47-56
- [57] Grabner H, Leistner C, Bischof H. Semi-supervised on-line boosting for robust tracking[C]//Computer Vision-ECCV 2008. 2008;234-247
- [58] Kalal Z, Matas J, Mikolajczyk K. Ph learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints[C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010. IEEE Conference on. IEEE, 2010;49-56
- [59] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 2006, 52;1289-1306
- [60] Candès E. Compressive Sampling [J]. Int. Congress of Mathematics, 2006, 3(4);1433-1452
- [61] Candès E, Wakin M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):21-30
- [62] Liu B, Yang L, Huang J, et al. Robust and fast collaborative tracking with two stage sparse optimization[C]//Computer Vision-ECCV 2010. 2010;624-637
- [63] Mei X, Ling H. Robust visual tracking using L1 minimization; Computer Vision[C]//IEEE 12th International Conference on, 2009. IEEE, 2009;1436-1443
- [64] Mei X, Ling H, Wu Y, et al. Minimum error bounded efficient L1 tracker with occlusion detection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2011. IEEE Conference on. IEEE, 2011;1257-1264
- [65] Liu B, Huang J, Yang L, et al. Robust tracking using local sparse appearance model and k-selection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2011. IEEE Conference on. IEEE, 2011;1313-1320
- [66] Wang Q, Chen F, Xu W, et al. Online discriminative object tracking with local sparse representation[C]//Applications of Computer Vision (WACV), 2012. IEEE Workshop on. IEEE, 2012;425-432
- [67] Zhang K, Zhang L, Yang M H. Real-time Compressive Tracking [C]//ECCV. 2012
- [68] Zhong W, Lu H, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]//Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2012. IEEE Conference on. IEEE, 2012;1838-1845
- [69] Chen Feng, Wang Qing, Wang Song, et al. Object tracking via appearance modeling and sparse representation[J]. Image and Vision Computing, 2011(29):787-796
- [70] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10):1345-1359
- [71] Koller D, Friedman N. Probabilistic graphical models; principles and techniques[M]. Boston; MIT press, 2009;2-10