

## 基于特征学习与特征记忆模板 更新机制的粒子滤波跟踪

李维维<sup>1</sup>, 张陈斌<sup>1</sup>, 陈宗海<sup>1</sup>, 王智灵<sup>2</sup>

(1. 中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230027;

2 中国科学院合肥物质科学研究院先进制造技术研究所, 安徽合肥 230031)

**摘要:** 目标运动的多样性以及背景环境的复杂性是影响目标跟踪鲁棒性的主要原因。受背景颜色、光照以及姿态尺度变化等因素的影响, 目标模板更新精度不高、目标跟踪鲁棒性差。针对此类问题, 提出了一种基于特征学习与特征记忆的模板更新机制, 通过构建目标模板库, 保存丰富的运动目标信息, 采用粒子滤波跟踪算法, 将候选模板与模板库中的目标信息进行匹配, 确定目标状态实现跟踪。实验结果表明, 该算法以更丰富的目标信息进行跟踪, 比传统目标模板更新策略的粒子滤波算法具有更高的跟踪精度和更强的鲁棒性。

**关键词:** 特征学习; 特征记忆; 模板库; 粒子滤波; 目标跟踪

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2014.04.006

**引用格式:** Li Weiwei, Zhang Chenbin, Chen Zonghai, et al. Particle filter tracking based on feature-learning and feature-memory template update mechanism[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2014, 44(4):292-302.

李维维, 张陈斌, 陈宗海, 等. 基于特征学习与特征记忆模板更新机制的粒子滤波跟踪[J]. 中国科学技术大学学报, 2014, 44(4):292-302.

## Particle filter tracking based on feature-learning and feature-memory template update mechanism

LI Weiwei<sup>1</sup>, ZHANG Chenbin<sup>1</sup>, CHEN Zonghai<sup>1</sup>, WANG Zhiling<sup>2</sup>

(1. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;

2. Institute of Advanced Manufacturing Technology, Hefei Institute of Physical Science, Chinese Academy of Science, Hefei 230031, China)

**Abstract:** The diversity of object motion and the complexity of background decrease the robustness of object tracking. Similarity of background colors, changes in illumination and object deformation lower the accuracy of the object template and the robustness of object tracking. To deal with this problem, a template update mechanism based on feature-learning and feature-memory was proposed. The algorithm built an object template library by preserving abundant information of the object. By matching the object with the object template library, the state of the object was obtained and the object was then tracked by particle filter. Experimental results show that the proposed method has better accuracy and robustness

收稿日期:2013-08-09;修回日期:2014-01-11

基金项目:国家自然科学基金(61005091,61375079)资助。

作者简介:李维维,男,1987年生,硕士生。研究方向:计算机视觉与模式识别。E-mail:lvv2007@mail.ustc.edu.cn.

通讯作者:陈宗海,教授。E-mail:chenzh@ustc.edu.cn.

than the particle filter based on traditional object template update strategies.

**Key words:** feature-learning; feature-memory; template library; particle filter; object tracking

## 0 引言

运动目标跟踪作为计算机视觉研究领域的核心课题之一,在军事视觉制导、视频监控<sup>[1]</sup>、智能交通<sup>[2]</sup>、人机交互<sup>[3]</sup>、机器人视觉导航<sup>[4-5]</sup>等方面都有着广泛的应用.常用的目标跟踪算法可以分为三类:点跟踪、核跟踪和轮廓跟踪<sup>[6]</sup>.点跟踪是用点的状态表示目标状态,以对点的预测和更新实现对目标的跟踪,常用的点跟踪算法有 Kalman 滤波<sup>[7]</sup>、粒子滤波<sup>[8]</sup>.核跟踪是利用内核表示目标的形状、外观等,在连续帧中用内核的运动估计代替目标的跟踪,这类算法以 Mean-Shift<sup>[9]</sup>、CamShift<sup>[10]</sup>为典型代表.轮廓跟踪是通过估计目标轮廓位置实现对目标的跟踪,Hough 变换属于这类算法.以上三类目标跟踪算法中,点跟踪中的粒子滤波能够较好地解决非线性非高斯问题,而且跟踪鲁棒性较强,已广泛应用于目标跟踪领域.

由于目标在运动过程中运动形式多样、背景复杂,模板更新一直是运动目标跟踪中的难点.常用的目标模板更新策略可以分为:固定模板<sup>[11-14]</sup>、固定帧更新<sup>[15]</sup>和逐帧更新<sup>[16-26]</sup>.文献[11-14]采用固定的目标模板对目标进行跟踪,优点是计算量小且不会产生模板漂移问题,缺点是不能适应目标长时间变化,跟踪不稳定.文献[15]采用固定帧更新,可以在一定程度上适应目标的动态变化,但其更新的随机性导致跟踪不稳定,应用较少.为了适应运动目标的动态变化,多种基于逐帧更新策略的模板更新方法不断涌现,主要有目标模板整体更新方法和目标模板子块更新方法,研究学者对此类方法进行了很多的研究.文献[16-21]中以对目标整体模板进行逐帧更新的方式,提高目标模板的准确度.文献[16]采用增量主成分分析的方法动态更新目标模板,该算法对跟踪过程中目标光照、姿态和尺度的变化分别具有一定的鲁棒性,但现实生活中目标常常会出现多种变化同时发生的情况,文献[16]不能很好地解决此类问题.文献[17]以在线选择目标显著性特征的方式更新目标模板.文献[18]将目标模板和候选模板的直方图加权求和作为目标模板,容易引入背景信息.文献[19]用增量更新的特征向量更新目标模板,解决了目标跟踪中因光照变化造成的跟踪鲁

棒性不强的问题.文献[20]提出一种密度外观目标模板,并采用基于混合高斯模型的密度函数对模板在线更新,有效地解决了目标在尺度变化时的模板更新问题.文献[21]用已训练的 SVM 在特征空间中实时选择历史信息更新目标模板,提高遮挡、光照变化以及运动模糊情况下的跟踪精度.文献[22-25]利用目标模板局部可靠信息进行模板更新,增强跟踪的鲁棒性.文献[22]提出一种基于局部子块外观模型,分别考虑每个子块的准确性并在线更新,解决了姿态变化较大的目标跟踪问题.文献[23]通过选择显著性子块作为目标模板,可以降低背景像素的影响,实现对目标的稳定跟踪.文献[24]提出一种对目标局部子块进行压缩编码,用已学习的分类器对目标分类跟踪,解决了目标模板更新漂移问题.文献[25]利用目标的局部信息和空间信息,提出一种结构化的稀疏外观模型,并结合增量空间学习动态更新目标模板,减小目标模板漂移对跟踪的影响.文献[26]提出一种全局信息和局部信息相结合的外观模型,利用历史模板和最新模板进行更新,实现对目标的稳定跟踪.

对视觉目标持续可靠的跟踪是人类视觉系统的基本功能,可以利用人类视觉智能改进和完善运动目标跟踪中的模板更新.通过分析人在跟踪目标时的思维过程,发现人类在对目标跟踪的过程中存在学习和记忆的特点,即在跟踪过程中不断学习目标当前特征,记忆目标历史特征.文献[27]利用人类视觉智能中的视觉注意机制检测目标的显著性特征.文献[28]基于对人类视觉系统的理解方式提出特征学习与特征联想的动态模型,对已定义的目标状态进行相应的补偿处理,但对未定义的目标状态无法准确表示,不能有效处理此类问题.

针对复杂背景下运动目标跟踪中的模板更新问题,本文通过模拟人类视觉智能的学习性和记忆性,以目标模板作为目标状态,以目标模板出现的次数作为目标状态的记忆显著度,构建目标模板库,记忆目标不同运动形式、不同背景下的运动信息,保存了丰富的目标信息,采用粒子滤波算法对目标进行跟踪,增强了在背景颜色相似、光照变化、姿态尺度变化等情况下的跟踪鲁棒性.

## 1 粒子滤波跟踪

粒子滤波是根据 Bayesian 理论,对动态系统进行状态估计的,可以有效地解决非线性、非高斯的状态估计问题.已知  $1 \sim k$  时刻的目标信息,可得目标状态的先验概率为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (1)$$

用目标在  $k$  时刻的观测值  $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$  修正先验概率,得到目标状态的后验概率为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})} \quad (2)$$

用一组粒子  $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, \omega_k^{(i)}\}_{i=1}^N$  近似目标的后验概率:

$$p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \sum_{i=1}^N \omega_{k-1}^{(i)} \delta(\mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \quad (3)$$

权重  $\omega_k^{(i)}$  的更新过程如下:

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})}{q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k)} \quad (4)$$

式中,  $q$  为提议分布.

采用重要性重采样方法<sup>[29-30]</sup>降低粒子退化带来的影响<sup>[31]</sup>,通过复制权值较大的粒子,淘汰权值较小的粒子,产生新的样本集合,即

$$\{\mathbf{x}_k^i, 1/N\}_{i=1}^N \sim \{\hat{\mathbf{x}}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N \quad (5)$$

## 2 特征学习与特征记忆模板更新机制

### 2.1 传统模板更新策略

目标模板更新是目标跟踪过程中的关键环节,模板更新的准确度直接影响跟踪结果.传统目标模板更新策略可以分为:固定模板策略、固定帧更新策略和逐帧更新策略.本文在基于  $H$  通道颜色特征的粒子滤波跟踪算法中,以目标区域的颜色直方图模板  $\mathbf{H}_o = \{q^{(w)}\}_{w=1}^m$  作为目标模板,以粒子滤波对目标状态估计位置区域的颜色直方图模板作为候选模板  $\mathbf{H}_c = \{p^{(w)}\}_{w=1}^m$ ,如图 1 所示.以  $\mathbf{H}_o$  与  $\mathbf{H}_c$  之间的 Bhattacharyya 距离(B 氏系数)作为相似性,确定目标状态进行跟踪,其中 B 氏系数定义如下:

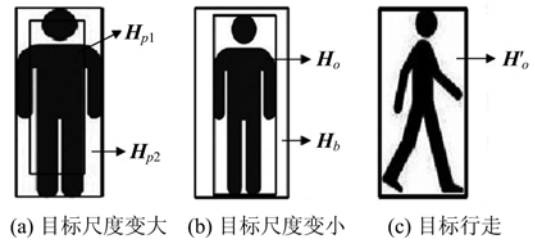
$$\rho[\mathbf{H}_c, \mathbf{H}_o] = \sum_{w=1}^m \sqrt{q^{(w)} p^{(w)}} \quad (6)$$

当目标在运动过程中尺度发生变化时,固定模板  $\mathbf{H}_o$  不能对目标当前状态准确表示.如图 2(a)所示,当目标尺度逐渐变大,粒子不能及时做出反应时,候选模板  $\mathbf{H}_c = \mathbf{H}_{p1}$  为目标的部分信息,而目标模板  $\mathbf{H}_o = \mathbf{H}_{p1} + \mathbf{H}_{p2}$ ,在目标局部颜色差异较大时,会造



图 1 目标模板图

Fig. 1 The graph of object template



(a) 目标尺度变大 (b) 目标尺度变小 (c) 目标行走

图 2 几种目标运动形式示意图

Fig. 2 Several forms of object motion

成跟踪漂移甚至跟踪失败.若目标的尺度逐渐变小,候选模板为  $\mathbf{H}_c = \mathbf{H}_o + \mathbf{H}_b$ ,其中  $\mathbf{H}_b$  为背景颜色直方图,如图 2(b)所示,则候选模板中目标信息比重为

$$P = \frac{\mathbf{H}_o}{\mathbf{H}_o + \mathbf{H}_b} \quad (7)$$

即目标模板中目标信息变得不显著,B 氏系数变小,导致跟踪失败.若目标由正面转向侧面行走,如图 2(c)所示,候选模板  $\mathbf{H}_c = \mathbf{H}'_o$  为目标当前准确状态,但与目标模板  $\mathbf{H}_o$  状态相差很大,B 氏系数较小,造成跟踪失败.固定帧模板更新策略具有随机性,而且目标模板不能准确表示多种状态下的目标,同样会有跟踪不稳定甚至跟踪失败的问题.如图 3 所示,目标模板每隔 5 帧更新一次,第 55 帧目标模板进行了更新,在第 60 帧模板再次更新之前,目标模板都为图 3(a)矩形框内部分.目标光照逐渐发生变化,在第 59 帧准确的目标模板为图 3(b)中虚线框内部分,由于固定帧更新策略的不足,当前实际目标模板



(a) 模板更新帧

(b) 目标跟踪帧

图 3 固定帧更新目标模板示意图

Fig. 3 The object template diagram by updating fixed frame

为图 3(a)中矩形框内部分,为了保证候选模板与目标模板有较高的相似性,跟踪算法会选择跟目标模板光照相似的区域作为候选模板,因此造成跟踪失败,如图 3(b)矩形框内部分.

逐帧更新策略能够实时反映目标状态变化,但逐帧更新的误差累积会造成模板漂移,甚至以错误的目标模板进行跟踪,导致跟踪失败.设在  $k$  时刻目标模板为  $\mathbf{H}_o^{(k)}$ ,  $k+1$  时刻目标出现图 2(a)所示的运动状态,目标尺度逐渐变大,候选模板  $\mathbf{H}_c^{(k+1)} = \mathbf{H}_{p1}$ ,模板更新后  $\mathbf{H}_o^{(k+1)} = \mathbf{H}_c^{(k+1)}$ ,更新后目标信息比重为

$$P(k+1) = \frac{\mathbf{H}_{p1}}{\mathbf{H}_o} = \frac{\mathbf{H}_{p1}}{\mathbf{H}_{p1} + \mathbf{H}_{p2}} \quad (8)$$

$k+2$  时刻目标的运动形式如图 2(b)所示,候选模板和目标模板分别为

$$\mathbf{H}_c^{(k+2)} = \mathbf{H}_o + \mathbf{H}_b, \mathbf{H}_o^{(k+2)} = \mathbf{H}_c^{(k+2)} \quad (9)$$

更新后的目标模板中目标信息比重为

$$P(k+2) = P(k+1) \times \frac{\mathbf{H}_o}{\mathbf{H}_o + \mathbf{H}_b} \quad (10)$$

逐帧更新策略是以上一帧目标的状态为基础,用当前帧的候选模板更新目标模板,每次更新与真实目标模板相比都存在误差,造成目标信息逐渐丢失,多次更新造成误差累积后,目标模板中的目标信息逐渐不显著,这种误学习机制会造成目标模板漂移,以错误的目标模板进行跟踪导致跟踪失败.

## 2.2 特征学习与特征记忆模板更新机制

人类视觉智能目前已得到广泛的认可和应用<sup>[27,32-36]</sup>,本文利用人类视觉智能的学习性对候选目标模板进行学习,确定其可靠后更新目标模板.通过构建目标模板库,将图像中存在目标的可能性图的颜色直方图模板作为目标模板,并保存在目标模板库中,以记忆目标历史信息的方式模拟人类视觉记忆性,解决目标跟踪过程中的模板更新问题.

人类视觉的学习性和记忆性是其智能的重要体现,学习是人类视觉的基础,是知识的更新过程,记忆是人类对发生过的事物的视觉感知反映,是学习结果的积累过程.学习和记忆是相辅相成的,学习是记忆的基础,记忆体现学习的价值.人类视觉在跟踪目标时,会对目标进行学习,将学习结果保存在视觉记忆库中,并根据目标状态出现的频率动态更新视觉记忆信息.

分析人类视觉跟踪目标过程发现,人类对记忆的目标存在记忆显著性,并根据记忆显著度对记忆库中已记忆的目标模板进行动态更新.若目标以某

种状态持续运动,则该目标状态的记忆较显著,只需将候选模板与历史模板匹配,确定目标状态进行跟踪;若目标状态不断变化,候选模板和历史模板相似度逐渐降低,则人类视觉会及时对目标状态进行学习并更新记忆信息.历史模板的记忆显著度很低时,记忆库中的该历史模板将会被自动删除.

基于人类视觉智能的学习性和记忆性,定义目标模板库如下:

$$\mathbf{T} = \{ \mathbf{H}_i^u, m_i^u \}_{u=1}^{N_T} \quad (11)$$

式中,  $\mathbf{H}_i^u$  为目标模板库中第  $u$  个目标模板,  $m_i^u$  为第  $u$  个目标模板的记忆显著度,  $N_T$  为模板库中的目标模板数.  $\mathbf{H}_i^u$  是对目标学习的结果,用目标模板库  $\mathbf{T}$  模拟人类视觉记忆库,将新的学习结果保存到  $\mathbf{T}$  中,对已记忆的历史信息用  $m_i^u$  表示记忆显著度.

B 氏系数可以用来衡量目标模板与候选模板的相似性,但在目标内部区域 B 氏系数存在大量的峰值<sup>[37]</sup>,无法适应目标尺度变化,为了实现目标模板稳定更新,本文提出了一种模板更新代价函数作为更新准则,定义如下:

$$S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)}) = \frac{\| \mathbf{H}_o^{(k)} - \mathbf{H}_c^{(k+1)} \|_2}{\| \mathbf{H}_o^{(k)} + \mathbf{H}_c^{(k+1)} \|_2} \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{H}_o^{(k)}$  为  $k$  时刻的目标模板,  $\mathbf{H}_c^{(k+1)}$  为  $k+1$  时刻的候选模板,代价函数  $S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)})$  越小,目标模板和候选模板越相似.

设目标模板更新阈值为  $\text{Th}_1$ ,模板库更新阈值为  $\text{Th}_2$ ,模板库匹配阈值为  $\text{Th}_3$ .初始跟踪阶段,选择需要跟踪的目标,构建目标模板库  $\mathbf{T}$ ,将目标模板  $\mathbf{H}_o^{(0)}$  加入到  $\mathbf{T}$ ,即  $\mathbf{T}(\mathbf{H}_i^0) = \mathbf{H}_o^{(0)}$ ,初始记忆显著度  $\mathbf{T}(m_i^0) = 1$ .从第 2 帧开始计算模板更新代价函数  $S(\mathbf{H}_o^{(0)}, \mathbf{H}_c^{(1)})$  判断目标模板是否更新,更新准则如下:

$$\mathbf{H}_o^{(k+1)} = \begin{cases} \mathbf{H}_c^{(k+1)}, & S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)}) < \text{Th}_1 \\ \mathbf{H}_o^{(k)}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

若不满足目标模板更新条件,则需要通过确定目标当前运动状态,判断是否更新模板库,更新准则如下:

$$\mathbf{T}(\mathbf{H}_i^{k+1}) = \begin{cases} \mathbf{T}(\mathbf{H}_i^k) + \mathbf{H}_c^{(k+1)}, & \text{Th}_1 < S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)}) < \text{Th}_2 \\ \mathbf{T}(\mathbf{H}_i^k), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

目标模板库更新后,对应的更新目标模板的记忆显著度为  $\mathbf{T}(m_i^{k+1}) = 1$ ,目标模板更新  $\mathbf{H}_o^{(k+1)} =$

$\mathbf{H}_o^{(k)}$ . 若目标模板库不满足更新条件, 即  $S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)}) > Th_2$  时, 需要启动模板库匹配, 设此时目标模板库中模板数为  $N_T$ , 根据式(15)计算模板更新代价函数:

$$S_u(\mathbf{T}(\mathbf{H}_i^u), \mathbf{H}_c^{(k+1)}) = \frac{\|\mathbf{T}(\mathbf{H}_i^u) - \mathbf{H}_c^{(k+1)}\|_2}{\|\mathbf{T}(\mathbf{H}_i^u) + \mathbf{H}_c^{(k+1)}\|_2}, \quad u = 1, \dots, N_T \quad (15)$$

设满足  $S_u(\mathbf{T}(\mathbf{H}_i^u), \mathbf{H}_c^{(k+1)}) < Th_3$  的粒子数为  $N_p$ , 则目标模板库更新准则如下:

$$r_p = \frac{N_p}{N_T} \quad (16)$$

(I)  $r_p > r_1$  时根据式(14)更新模板库, 同时更新目标模板  $\mathbf{H}_o^{(k+1)} = \mathbf{H}_o^{(k)}$ . 其中,  $r_1$  为设定的阈值;

(II)  $r_p < r_1$  时不更新目标模板, 扩大每个粒子搜索范围, 重新进行搜索、匹配、跟踪, 直至搜索到目标或者超过设定搜索阈值  $N_F$  为止.

根据下式动态更新目标模板库中对应目标模板的记忆显著度:

$$\mathbf{T}(m_i^u) = \begin{cases} \mathbf{T}(m_i^u) + 1, & S_u(\mathbf{T}(\mathbf{H}_i^u), \mathbf{H}_c^{(k+1)}) < Th_3 \\ \mathbf{T}(m_i^u), & \text{otherwise} \end{cases} \quad u = 1 \dots N_T \quad (17)$$

在目标模板库中以模板的记忆显著度降序排列, 当  $N_T > N_{\max}$  时, 删除记忆显著度较低的目标模板, 以保证模板库中目标模板的可靠度, 其中,  $N_{\max}$  为模板库中最大模板个数.

由于本文算法是根据跟踪结果实时更新目标模板, 因此目标模板更新和跟踪结果在时间上是同步的, 若目标模板在更新过程出现误差, 甚至更新错误, 必然会造成候选模板和目标模板相似度降低, 需要启动模板库匹配. 由于目标模板不准确而启动模板库匹配, 候选模板和模板库中历史信息相似度较高, 算法会认为目标出现新的状态, 对目标模板和模板库进行相应的更新, 避免了不正确目标模板对跟踪的影响.

### 3 目标跟踪算法

基于特征学习与特征记忆目标模板更新机制, 采用粒子滤波对运动目标进行跟踪. 设  $k$  时刻目标状态为

$$\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, w_k, h_k, s_k]^T \quad (18)$$

式中,  $(x_k, y_k)$  为目标矩形区域的中心坐标,  $(w_k, h_k)$  为目标区域的宽度和高度,  $s_k$  为尺度因数.

选择二阶自回归模型作为目标的状态转移

模型:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}_1(\mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{x}_0) + \mathbf{A}_2(\mathbf{x}_{k-2} - \mathbf{x}_0) + \mathbf{u}_k \quad (19)$$

式中,  $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$  分别为状态转移矩阵,  $\mathbf{u}_k$  为过程噪声.

跟踪算法具体描述如下:

(I)  $k=0$  时刻, 手动选择需要跟踪的目标  $(x_0, y_0, w_0, h_0)$ , 计算目标模板  $\mathbf{H}_o^{(0)}$ , 建立目标模板库  $\mathbf{T}$ , 将  $\mathbf{H}_o^{(0)}$  加入  $\mathbf{T}$ , 初始目标模板记忆显著度为 1. 从初始分布中采样一组粒子  $\{\mathbf{x}_0^{(i)}, \omega_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ , 初始权值  $\omega_0^{(i)} = 1/N$ , 令  $k=1$ .

(II)  $k>0$  时刻, 采用式(19)预测粒子状态并采样  $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, \omega_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ .

(III) 计算每个粒子颜色直方图  $\mathbf{H}_i^{(k)}$ , 采用式(6)中的 B 氏系数  $\rho[\mathbf{H}_i^{(k)}, \mathbf{H}_o^{(k-1)}]$  衡量粒子模板和目标模板之间的相似性, 得到每个粒子的观测概率为

$$p(z_k | \mathbf{x}_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1 - \rho[\mathbf{H}_i^{(k)}, \mathbf{H}_o^{(k-1)}]}{2\sigma^2}\right] \quad (20)$$

式中,  $\sigma$  为高斯标准差.

(IV) 由粒子观测概率得到粒子权值  $\hat{\omega}_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} p(z_k | \mathbf{x}_k^{(i)})$ , 并对权值做归一化处理  $\omega_k^{(i)} = \hat{\omega}_k^{(i)} / \sum_{j=1}^N \hat{\omega}_k^{(j)}$ .

(V) 依据最小均方差准则, 估计目标状态  $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)}$ .

(VI) 根据估计的目标状态  $\hat{\mathbf{x}}_k$  确定  $k$  时刻候选模板  $\mathbf{H}_c^{(k)}$ , 由式(11)计算  $S(\mathbf{H}_o^{(k-1)}, \mathbf{H}_c^{(k)})$  并判断:

①  $S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)}) < Th_1$  时, 采用式(13)更新目标模板;

②  $Th_1 < S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)}) < Th_2$  时, 根据式(14)更新目标模板库, 同时更新目标模板;

③  $S(\mathbf{H}_o^{(k)}, \mathbf{H}_c^{(k+1)}) > Th_2$  时, 由式(15)启动模板库匹配, 采用式(16)确定目标模板及模板库更新方法;

④根据式(17)更新目标模板库中目标模板的记忆显著度.

(VII) 为了减小粒子退化现象的影响, 根据式(5)进行重要性重采样.

(VIII)  $k=k+1$ , 回到(II).

### 4 实验及其结果分析

为了验证本文运动目标跟踪算法的有效性, 对

多段图像序列进行对比跟踪实验,具体分为背景颜色相似、光照变化以及姿态尺度变化三种情况,实验是在 VS2008 编程平台上采用 C 语言编程实现. 基于大量实验测试结果,给出算法参数说明:粒子滤波的粒子数  $N=50$ ,  $N$  越大越能逼近目标真实状态,为了说明本文算法的有效性,  $N$  取值相对经典粒子滤波较小;由实验结果可知,在光照发生变化时,候选模板和目标模板相差最大,算法中选择光照变化时的目标模板更新阈值  $Th_1=0.12$ ,模板库更新阈值  $Th_2=0.18$ ,模板库匹配阈值  $Th_3=0.2$ ,能够满足多种实际情况需求;  $r_1, N_{max}$  是对目标状态变化程度的表示:  $r_1$  越大,目标状态变化越慢,  $N_{max}$  取值越小,  $r_1$  越大,目标状态变化越快,  $N_{max}$  取值越大越能确保模板库的丰富性. 针对算法中的实际情况,当  $r_1=0.6, N_{max}=100$  时算法性能最佳;搜索阈值  $N_F$  取值与算法跟踪结果相关,若跟踪结果不稳定可适当取较大  $N_F$  值,当以上较强适用性参数确定后,取  $N_F=5$  算法性能最佳.

图 4 为 CPT 算法<sup>[14]</sup>(固定模板)、VST 算法<sup>[15]</sup>(固定帧更新)、DAMT 算法<sup>[23]</sup>(逐帧更新)与本文算法跟踪的实验结果对比图. 图 4(a)是对 Caviar 图像序列(背景颜色相似)进行跟踪的实验结果,图中为第 30,60,70,100,170,200 帧跟踪结果,由图可以看出,在目标背景和初始状态相比变化不大时,四种跟踪算法跟踪效果相当. 由于目标姿态和初始状态

相差不大,因此 CPT 跟踪效果较稳定,但对目标尺度变化的鲁棒性较差,跟踪精度不高;VST 和 DAMT 会引入部分背景到目标模板中,VST 还具有随机性以及更新误差累计,造成模板漂移. 本文基于人类视觉学习性和记忆性的特点,在目标模板更新时需要学习候选模板,当候选模板和目标模板相似度不高时,启用记忆的历史信息进行模板库匹配,保证了目标模板的可靠性,避免了将背景信息引入目标模板,实现目标的稳定可靠的跟踪. 图 4(b)是对 Shaking 图像序列(光照变化)跟踪实验结果,选取第 30,58,59,60,65,78 帧跟踪结果. 由于光照变化的影响,目标状态和初始时刻差别逐渐变大,造成了 CPT 和 VST 跟踪错误. DAMT 能够反应目标状态的动态变化,逐渐在目标模板中加入光照信息,但由于模板更新中的误差累积,跟踪精度不高. 本文算法在目标发生光照变化时,在确保目标模板可靠性的基础上,采用模板库匹配,保存目标光照变化条件下的模板,保证了光照变化时的精确跟踪,在光照回到初始状态时,利用模板库中的正常光照的目标模板进行匹配,实现了稳定的跟踪. 实验结果表明,本文算法对光照变化具有较强的鲁棒性. 图 4(c)是对 Soccer 图像序列(姿态尺度变化)的跟踪实验结果,选取第 30,96,112,126,155,160 帧跟踪结果. 由于 CPT 采用固定的目标模板,不能对目标尺度变化作出响应,跟踪效果较差. VST 能反应目标尺度变化,

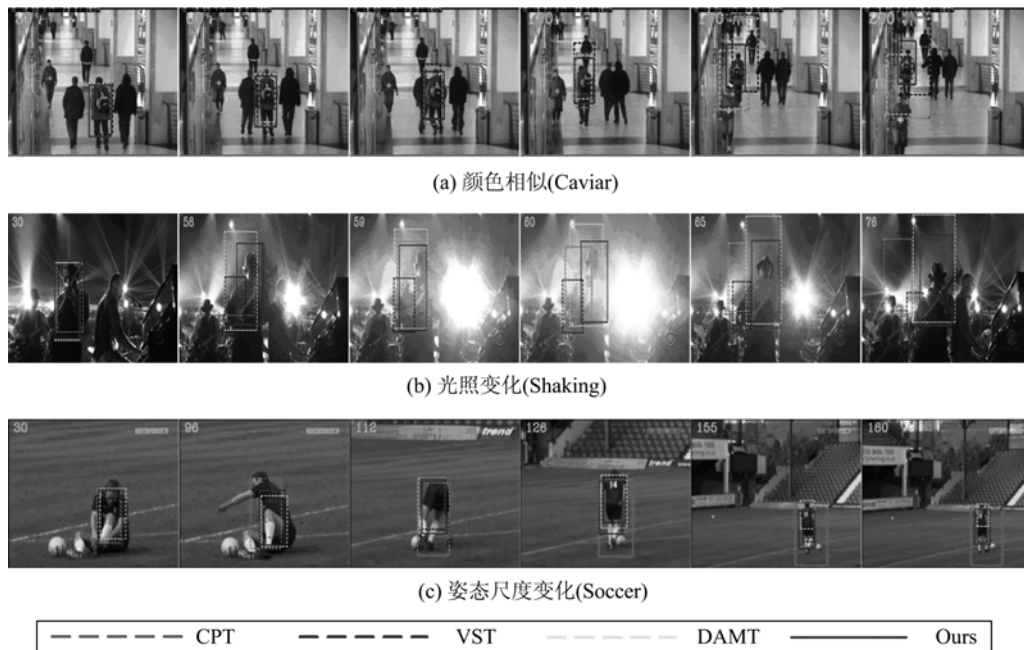


图 4 不同模板更新算法跟踪结果  
Fig. 4 Tracking result based on different template updating

由于更新的随机性和更新误差累积,使该目标跟踪算法不能对目标尺度变化作出正确反应,会造成模板漂移,跟踪鲁棒性较弱. DAMT 能及时反应目标的动态变化,对目标的尺度姿态变化能获得较好的跟踪效果,由于目标模板更新误差的积累,导致跟踪鲁棒性不强. 本文算法能够反应目标的动态变化,在保证目标模板的准确性的基础上对目标模板进行更新,避免了目标模板更新不准确造成的误差累积,从图中可以看出,本文算法对目标的此类变化有较高的跟踪精度和较强的鲁棒性.

通过对 Caviar 图像序列计算目标真实中心位置 and 不同跟踪算法得到的跟踪中心位置之间的位置误差,对 CPT, VST, DAMT 及本文算法的跟踪结果进行对比,得到如图 5(a)所示的结果. 其中,横坐标为图像序列,纵坐标为跟踪结果的中心位置误差;

图 5(b)为本文算法中目标模板库中的模板数,横坐标为图像序列,纵坐标为模板数. 由图可以看出,当目标和背景颜色相差明显时,目标状态几乎不变,模板数保持不变,四种跟踪算法跟踪结果相当,在第 140 帧以后,目标和背景颜色逐渐相似, VST 和 DAMT 跟踪算法跟踪失败, CPT 跟踪精度不高,而本文算法在 100 帧以后由于目标的横向运动使模板数逐渐增加,保存了目标的历史信息,在 140 帧后颜色逐渐相似,对目标背景变化保存了相应的信息,启动模板库匹配,与记忆显著性较高的模板进行匹配,确保了跟踪的准确性,跟踪精度较高.

图 6(a)为光线变化时的四种跟踪算法跟踪结果对比图,图 6(b)为本文算法中目标模板库中的模板数. 从图中可以看出,在第 50 帧前,模板库中模板数变化不大,四种跟踪算法的跟踪精度相当;第 50

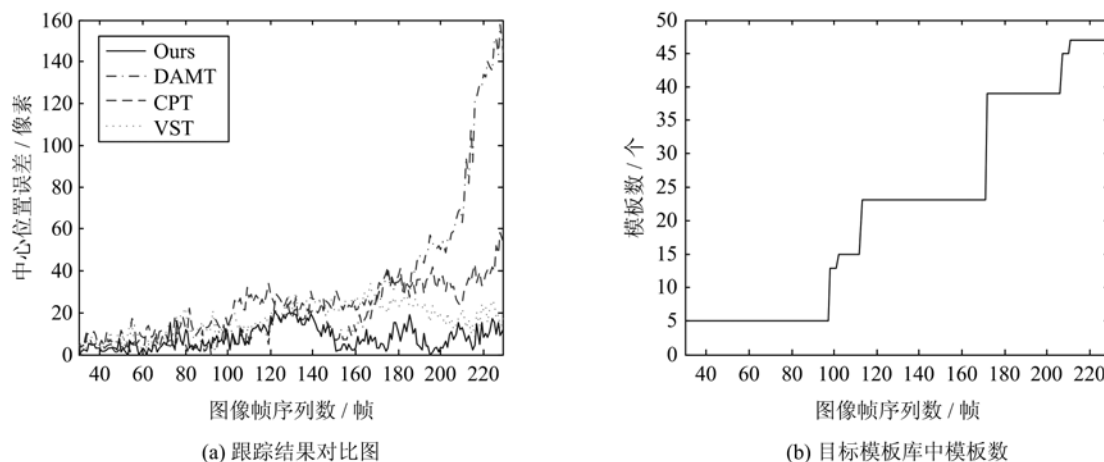


图 5 背景颜色相似跟踪结果曲线图

Fig. 5 The graph of tracking result under similar background color

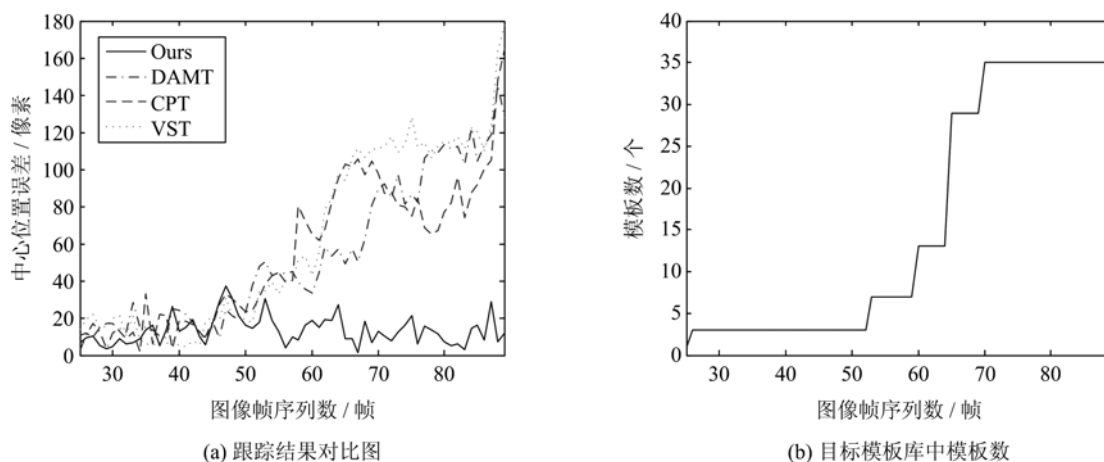


图 6 光线变化跟踪结果曲线图

Fig. 6 The graph of tracking result under illumination change

帧后,目标发生光照变化,模板库中模板数快速增加,在目标光照回到初始状态后,模板库中模板数保持不变,可知模板数的增加和目标状态是密切联系的.在目标光照发生变化时,本文跟踪算法的跟踪效果逐渐优于其他三种跟踪算法,中心位置误差较小,跟踪鲁棒性较强.

图 7(a)是对 Soccer 图像序列进行跟踪得到的跟踪结果对比图,图 7(b)为相应目标模板库中的模板数.在 Soccer 序列中,目标的尺度、运动姿态均发生了变化,这就要求跟踪算法能够对目标尺度姿态变化做出及时准确的反应.从图中可以看出,在第 80 帧前,目标状态变化不大,四种跟踪算法精度相当,在 80 帧后,目标姿态尺度变化逐渐变大,CPT 跟踪误差逐渐变大,VST 和 DAMT 能够对目标的动态变化做出反应,效果比 CPT 稍好,但随着目标模板更新的误差累积,跟踪精度逐渐降低,而本文算法随着目标模板库中模板数的增加,通过保存目标多种运动状态信息,在跟踪时能够更好地匹配多尺度、不同运动姿态下的目标候选模板,具有较强的跟踪鲁棒性.由于目标和初始状态相比变化较大,模板库中模板数增多,此时已达到设定的最大值.

为了验证本文算法的性能,在多个数据集上进行了与 LSR<sup>[24]</sup>, MSIT<sup>[21]</sup>, SCM<sup>[26]</sup>, ALSA<sup>[25]</sup>, IVT<sup>[16]</sup> 算法的对比实验,数据集中主要包括颜色相似、光照变化和姿态尺度变化三类问题.

颜色相似:图 8 中(a),(b),(c)是当背景颜色相似时,各跟踪算法的性能.在对 Caviar 图像序列中目标进行跟踪时,LSR 和 MSIT 跟踪失败,SCM,

ALSA 及 IVT 出现了跟踪漂移问题,跟踪精度不高.本文算法采用目标模板库保存多种状态下的目标信息,当背景中出现颜色相似的非目标时,依据记忆的历史目标信息进行模板匹配跟踪,因此跟踪性能较好. Singer1 图像序列中 violinist 的颜色和背景颜色相似,随着光照的变化,其他算法发生了不同程度的跟踪漂移,本文算法能够保存多种状态的目标模板,准确可靠的目标模板保证了跟踪的精度.在目标颜色和背景更相似的 Shaking 图像序列中,本文算法跟踪结果更精确、鲁棒性更强,如图 8(b)所示.

光照变化:图 8 中(b),(c),(d),(e)是在光照发生变化时,各跟踪算法的性能表现.对 Singer1, Shaking, Car4 分别进行目标跟踪实验,本文算法性能整体上明显优于其他算法.如图 8(d)对区分度较明显的 singer 跟踪时,MSIT, IVT 不能适应复杂背景下目标尺度的变化;图 8(c)对与背景颜色相似的 violinist 跟踪时,LSR, MSIT 及 IVT 对目标尺度变化跟踪精度不高,其他算法存在跟踪漂移问题;图 8(b)中对颜色更接近的 Shaking 图像中目标进行跟踪时,本文算法跟踪性能较好;图 8(e)是对 Car4 图像序列进行跟踪实验的结果,当目标逐渐进入阴影区域时,目标模板的光照变化是非线性的,由局部到整体,造成了其他算法跟踪精度不高、跟踪漂移甚至错误的问题.本文算法实时更新目标模板,保存新的目标状态信息,能够适应 Car4 图像序列中的目标光照非线性变化,跟踪鲁棒性较强.

姿态尺度变化:图 8 中(f),(g)是目标姿态尺度变化时,各跟踪算法的性能表现.在对 Soccer 图像

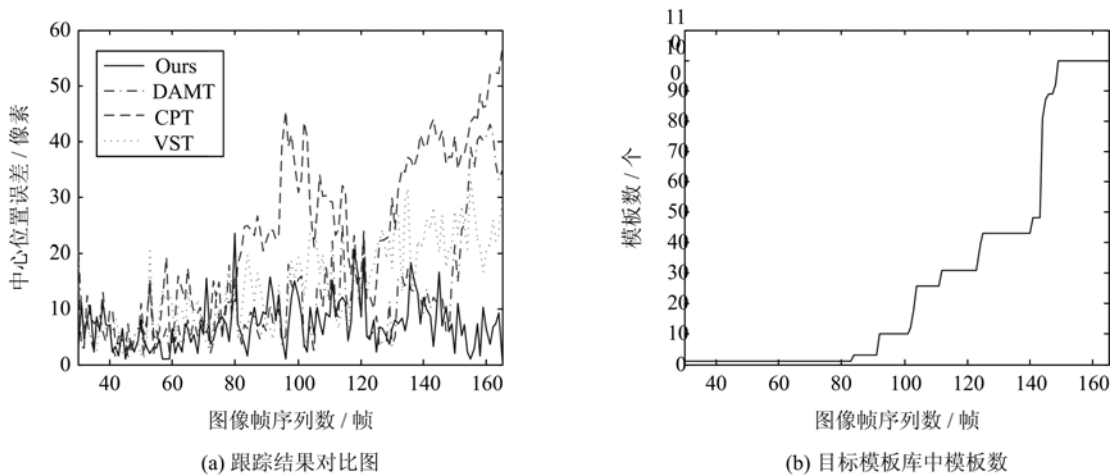


图 7 目标姿态尺度变化跟踪结果曲线图

Fig. 7 The graph of tracking result under zooming and pose variations



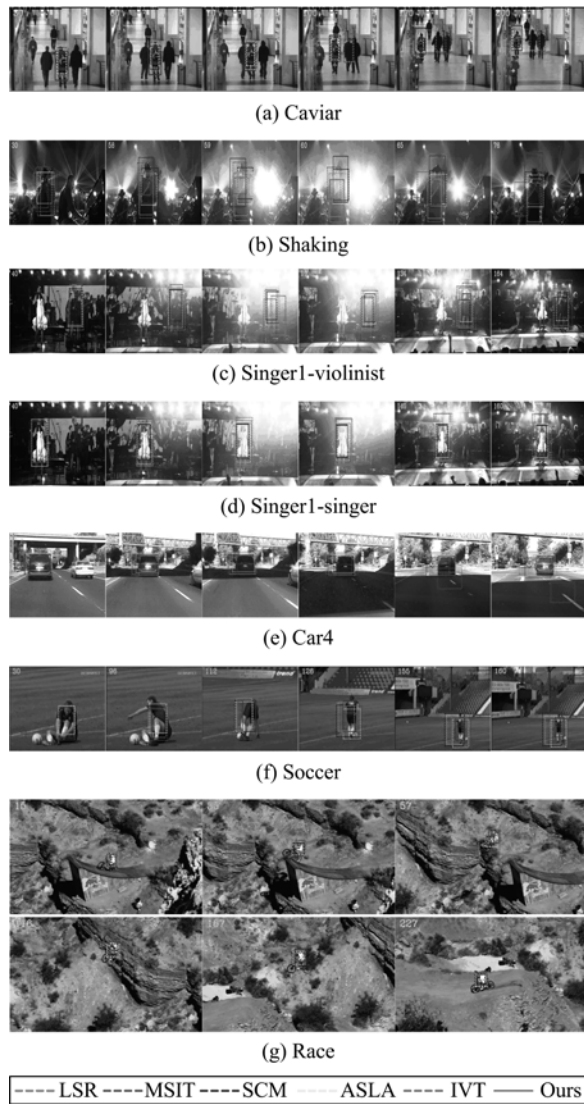


图 8 多段视频跟踪结果

Fig. 8 Tracking results on challenging sequences

序列中目标进行跟踪时,由于目标姿态尺度变化较大,LSR, MSIT, ALSA 跟踪漂移问题较严重,SCM, IVT 甚至跟踪错误,而且这些算法均不能适应目标尺度的大幅度变化.由于目标姿态变化较大,候选模板和目标模板相似度较低,本文算法模板库能够及时丰富起来,保存多种姿态下的目标信息,同时也保存了目标尺度逐渐变化的信息,因此能够较好地适应大幅度目标尺度的变化,能够对目标进行准确跟踪.在对 Race 图像序列中目标进行跟踪的过程中,SCM, ALSA 及 IVT 跟踪结果存在漂移,跟踪精度不高,LSR 的漂移问题较严重,MSIT 算法出现了跟踪错误,本文算法对目标模板进行及时更新并保存可靠的历史模板,使得跟踪结果比较精确.

多状态变化:①颜色相似和光照变化:图 8(b),

8(c)中目标和背景颜色相似,当目标光照发生变化时,其他跟踪算法发生了跟踪漂移,本文算法跟踪效果较好.由于采用了目标模板库,保存多种光照条件下的目标模板,当光照强大逐渐加强时,目标区域颜色和背景颜色相差逐渐变大,模板库中动态地加入不同光照强度的目标模板,当光照强度逐渐减弱时,采用已保存的目标模板进行匹配跟踪,保证了跟踪的精确性.②颜色相似和姿态尺度变化:图 8(a), 8(c)中目标和背景颜色相似,跟踪过程中目标尺度均有变化,姿态变化不大,本文算法对此类情况保持了较高的跟踪精度.③光照变化和姿态尺度变化:图 8(c), 8(d), 8(e)中目标均发生了不同程度的姿态尺度变化,本文算法适用于这种在目标光照发生变化而姿态尺度变化不大的情况,且跟踪精度较高.④颜色相似、光照变化和姿态尺度变化:本文算法适用于图 8(c), 8(d)中所示的背景颜色相似,当目标光照发生变化时,目标尺度姿态变化不大的情况;由于剧烈的光照容易造成目标信息被覆盖,若此时目标发生大幅度的尺度姿态变化,当前动态保存的信息以光照强度信息为主,在光照恢复后,模板库中不存在这类模板的记忆信息,仅依靠当前目标状态对目标进行模板匹配的精度较低,甚至造成跟踪失败.

## 5 结论

由于目标运动的多样性和背景环境的复杂性,传统目标跟踪算法不能实时有效地更新目标模板,造成跟踪的鲁棒性不强.为此,本文提出了一种基于人类视觉智能的特征学习与特征记忆模板更新机制,通过构建目标模板库,保存目标不同时刻、不同背景、不同姿态尺度下的模板信息,同时对目标模板的记忆显著度动态更新,提供可靠的目标模板更新依据,解决了目标模板一次更新造成的误差不可逆的问题,避免了目标模板更新误差积累,增强了目标模板的可靠性.实验结果表明,本文算法能够对目标在颜色相似、光照变化、尺度姿态变化情况下分别实现稳定的跟踪,具有较高的跟踪精度,同时对目标多状态变化(颜色相似和光照变化、颜色相似和姿态尺度变化、光照变化和姿态尺度变化)也具有强的跟踪鲁棒性.当目标颜色和背景颜色相似,目标在强烈的光照条件下信息被覆盖,若目标姿态尺度变化不大,本文算法跟踪效果较好;若目标姿态尺度变化较大,将会由于目标记忆信息缺失导致跟踪鲁棒性不强.针对此类问题,基于本文算法拓展对目标信息丢

失程度的判断,并进行目标光照补偿处理,将是本文进一步的研究方向。

#### 参考文献(References)

- [1] Eom K Y, Ahn T K, Kim G J, et al. Fast object tracking in intelligent surveillance system [C]// International Conference on Computational Science and Its Applications. Seoul, Korea: Springer, 2009: 749-763.
- [2] Kettner V, Zabih R. Bayesian multi camera surveillance [C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA: IEEE Computer Society, 1999: 253-259.
- [3] Shan C F, Tan T N, Wei Y C. Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(7): 1 958-1 970.
- [4] Zhao T, Aggarwal M, Kumar R, et al. Real-time wide area multi-camera stereo tracking[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE Computer Society, 2005: 976-983.
- [5] Siagian C, Itti L. Biologically inspired mobile robot vision localization[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2009, 25(4): 861-873.
- [6] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
- [7] Broida T J, Chellappa R. Estimation of object motion parameters from noisy images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(1): 90-99.
- [8] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal on Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [9] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [10] Allen J G, Xu R Y D, Jin J S. Object tracking using CamShift algorithm and multiple quantized feature spaces [C]// Proceedings of the Pan-Sydney Area Workshop on Visual Information Processing. Darlinghurst, Australia: Australia Computer Society, 2004: 3-7.
- [11] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, USA: IEEE Computer Society, 2000, 2: 142-149.
- [12] Liu T L, Chen H T. Real-time tracking using trust-region methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26 (3): 397-401.
- [13] Hager G D, Belhumeur P N. Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(10): 1 025-1 039.
- [14] Pérez P, Hue C, Vermaak J, et al. Color-based probabilistic tracking [C]// Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision. Copenhagen, Denmark: Springer, 2002: 661-675.
- [15] Reynolds J. Autonomous underwater vehicle: Vision system [D]. Canberra, Australia, Department of Engineering, Australian National University, 1998.
- [16] Ross D A, Lim J, Lin R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1-3): 125-141.
- [17] Collins R T, Liu Y X. On-line selection of discriminative tracking features[C]// Proceedings of the 9th IEEE Conference on International Conference on Computer Vision. Nice, France: IEEE Computer Society, 2003: 346-352.
- [18] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. An adaptive color-based particle filter [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.
- [19] Ross D, Lim J, Yang M H. Adaptive probabilistic visual tracking with incremental subspace update[C]// Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision. Prague, Czech Republic: Springer, 2004: 470-482.
- [20] Han B, Davis L. On-line density-based appearance modeling for object tracking[C]// Proceedings of the 10th IEEE Conference on International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE Computer Society, 2005, 2: 1 492-1 499.
- [21] Zhou Q H, Lu H C, Yang M H. Online multiple support instance tracking [C]// IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Santa Barbara, USA: IEEE Computer Society, 2011: 545-552.
- [22] Kwon J, Lee K M. Tracking of a non-rigid object via patch-based dynamic appearance modeling and adaptive basin hopping Monte Carlo sampling[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE Computer Society, 2009: 1 208-1 215.
- [23] Sun X, Yao H X, Zhang S P, et al. On-line discriminative appearance modeling for robust object tracking[C]// International Conference on Pervasive

- Computing Signal Processing and Applications. Harbin, China: IEEE Press, 2010: 78-81.
- [24] Wang Q, Chen F, Xu W L, et al. Online discriminative object tracking with local sparse representation[C]// IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Breckenridge, USA: IEEE Computer Society, 2012: 425-432.
- [25] Jia X, Lu H C, Yang M H. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, USA: IEEE Computer Society, 2012: 1 822-1 829.
- [26] Zhong W, Lu H C, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model [ C ]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, USA: IEEE Computer Society, 2012: 1 838-1 845.
- [27] Frintrop S, Kessel M. Most salient region tracking [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE Computer Society, 2009: 1 869-1 874.
- [28] Xu X X, Wang Z L, Chen Z H. Visual tracking model based on feature-imagination and its application[C]// International Conference on Multimedia Information Networking and Security. Nanjing, China: IEEE Computer Society, 2010: 370-374.
- [29] Kong A, Liu J S, Wong W H. Sequential imputations and Bayesian missing data problems[J]. Journal of the American Statistical Association, 1994, 89(425): 278-288.
- [30] Liu J S. Metropolized independent sampling with comparisons to rejection sampling and importance sampling[J]. Statistics and Computing, 1996, 6(2): 113-119.
- [31] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197-208.
- [32] Posner M I, Petersen S E. The attention system of the human brain [J]. Annual Review of Neuroscience, 1990, 13(1): 25-42.
- [33] Liu H, Shi Y. Robust visual tracking based on selective attention shift [ C ]// IEEE International Conference on Control Applications. Saint Peterburg, Russian: IEEE Press, 2009: 1 176-1 179.
- [34] Zhang G, Yuan Z J, Zheng N N, et al. Visual saliency based object tracking [C]// Proceedings of the 9th Asian Conference on Computer Vision. Xi'an, China: Springer, 2009: 193-203.
- [35] Yang G, Liu H. Visual attention & multi-cue fusion based human motion tracking method [ C ]// 6th International Conference on Natural Computation. Yantai, China: IEEE Circuits And Systems Society, 2010: 2 044-2 054.
- [36] Espinace P, Soto A. Improving the selection and detection of visual landmarks through object tracking [ C ]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK: IEEE Computer Society, 2008: 1-7.
- [37] 朱明清, 王智灵, 陈宗海. 基于改进 Bhattacharyya 系数的粒子滤波视觉跟踪算法 [J]. 控制与决策, 2012, 27(10): 1-5.