

目标跟踪中巴氏系数误差的分析及其消除方法

文志强^{1),2)} 蔡自兴¹⁾

¹⁾(中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083)

²⁾(湖南工业大学计算机与通信学院 湖南 株洲 412008)

摘 要 在 mean shift 的目标跟踪方法中, Taylor 公式的近似展开会造成优化过程中 Bhattacharyya 系数值的误差, 这种误差会给目标跟踪带来偏差, 同时不适合快速运动目标的跟踪. 针对 Bhattacharyya 系数的 Taylor 公式近似表示情形, 研究了这种近似表示引起的系数误差和对目标跟踪的影响, 在此基础上, 将 Bhattacharyya 系数的优化问题转化为求解约束优化问题, 从而提出一种改进的目标跟踪方法, 以达到提高目标跟踪的精度, 而且证明了该改进方法的收敛性. 实验表明文中方法对于快速运动目标的跟踪具有更好的跟踪精度.

关键词 mean shift; 目标跟踪; 目标模型; Bhattacharyya 系数

中图法分类号 TP301

Errors of Bhattacharyya Coefficient and Its Reduction in Object Tracking

WEN Zhi-Qiang^{1),2)} CAI Zi-Xing¹⁾

¹⁾(School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083)

²⁾(School of Computer & Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou, Hunan 412008)

Abstract Taylor approximate formula, which will bring some errors of Bhattacharyya coefficient in mean shift object tracking, will result in errors of object tracking, so mean shift object tracking method do not fit for the case that object moves quickly. Errors of Bhattacharyya coefficient and its influence on object tracking are studied in this paper. Based the analysis on errors of Bhattacharyya coefficient, the optimization problem of Bhattacharyya coefficient is transformed into a constrained optimization problem for improving the precision of object tracking, so an improved object tracking method is presented in this paper. In addition, the convergence of the improved object tracking method is proved and more details about this method are given. Experiments on object tracking are done and correlative parameter is discussed by experiments. The experimental results show the improved method is good for fast moving object tracking.

Keywords mean shift; object tracking; object model; Bhattacharyya coefficient

1 引 言

Mean shift 是一个由 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. 1995 年,

Cheng^[1]重新研究了 mean shift, 提出了更一般的表达形式并预示该算法在聚类和全局优化方面的巨大潜力. Comaniciu 在 1999 年对 mean shift 做了应用方面的研究^[2]. 自此以后, mean shift 已广泛应用于目标跟踪^[3-5]、图像分割^[6]、聚类分析^[7]等领域, 已成为当前研究的热点问题.

Comaniciu 在文献[3-4]中首先将 mean shift 算法应用到目标跟踪领域中来,他利用 Bhattacharyya 系数作为目标模型与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.此后,有更多的研究者投入到了此项研究之中^[8-16].文献[4]中给出的 mean shift 算法采用核直方图作为图像特征的描述方式,没有考虑图像的空间信息.为了克服特征信息不足造成偏差缺点,需要寻找一种可行的图像空间信息和颜色信息的综合表达方法,很多研究者在这方面做了大量工作^[8-10].文献[8]提出一种空域特征空间中的相似性度量方法,允许 mean shift 算法跟踪更一般的运动目标;文献[9]提出了一个鲁棒的、实时的高斯圆柱形颜色模型,通过 mean shift 实现目标跟踪以抗不规则光照变化;文献[10]在颜色矩方图中引入旋转方向参数,采用 5-degrees of freedom(DOF)的颜色矩方图,可以跟踪旋转的运动目标.另外,不同的图像特征描述方法适合于不同的场合或背景,因此根据场景来自适应选择特征描述方法是非常值得研究的内容,如文献[11]提出一种目标跟踪中适合于评价多特征的在线特征选择机制,自适应调整特征集以提高跟踪性能.其次,目标特征的构造、组合及更新需要根据实际情况来确定,在目标跟踪中引入机器学习方法是一种行之有效的方法.对场景进行一定时间的学习后确定相应特征和参数,可提高对周围环境的适应性,例如文献[12]对目标的颜色进行聚类分析,通过矩阵分解和正交变换建立一种新的颜色模型来提高 mean shift 跟踪的性能;文献[13]把跟踪问题看成是二分类问题,结合 adaBoost 和弱分类器构成一个强分类器,通过在线训练来提高 mean shift 跟踪对不同场景的适应性.最后,研究集中在窗口自动选取,如 Comaniciu^[14] 和彭宁嵩^[15] 分别提出了针对 mean shift 算法的窗口自动选取方法.虽然对 mean shift 跟踪算法进行了大量研究,但是该算法仍然存在跟踪偏差或者完全跟不上目标的情况.基于 mean shift 的目标跟踪方法^[3-4] 通过对 Bhattacharyya 系数作 Taylor 近似展开获得 mean shift 的迭代公式,当跟踪目标的位置在两帧图像之间变化不大时,这种 Taylor 近似展开可以获得好的跟踪效果,但是当目标快速运动或突然转向时,这种系数近似的误差就较大,应用 mean shift 算法计算所得到的局部最优位置和应用原始的 Bhattacharyya 系数穷举搜索得到的位置之间存在误差.为了克服这种误差,本文对由于 Bhattacharyya 系数

的 Taylor 近似公式表示所引起的误差进行了分析和研究,并在此基础上推导出一种降低误差的方法.与原始的 mean shift 方法不同的是,该方法仅仅更改了权值的计算方法,不会增加算法的时间复杂度.提出的方法适合于目标突然改变方向或快速运动的情形.

本文第 2 节介绍基于 mean shift 的目标跟踪方法;第 3 节对 Bhattacharyya 系数误差进行分析;第 4 节提出目标跟踪方法;第 5 节为实验结果及分析;第 6 节总结全文.

2 基于 mean shift 的目标跟踪方法

2.1 目标模型

视频目标跟踪是 mean shift 算法应用的一个重要方面,大多文献沿用 Comaniciu^[3-4] 的方法,采用 Bhattacharyya 系数作为相似性度量标准,使用 mean shift 算法来获取目标位置.基于 mean-shift 的跟踪算法将颜色核直方图作为目标特征的描述,假定目标模型和候选目标特征分别表示为 $\mathbf{q} = \{q_u\}_{u=1,\dots,m}$ 和 $\mathbf{p}(\mathbf{y}) = \{p_u(\mathbf{y})\}_{u=1,\dots,m}$,其中 \mathbf{y} 是候选目标区域的中心位置,且 $\sum_{u=1}^m q_u = 1, \sum_{u=1}^m p_u = 1, m$ 为特征值 bin 的个数.目标模型与候选目标的相似性采用 Bhattacharyya 系数来衡量,即 $\rho(\mathbf{y}) = \rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]$.为了得到一个相对于空间位置 \mathbf{y} 平滑的相似函数,目标模型的特征分布表示为 $q_u = C \sum_{i=1}^n k(\|\mathbf{x}_i^* - \mathbf{y}\|^2) \cdot \delta[b(\mathbf{x}_i^*) - u]$,其中 $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker delta 函数, $\{\mathbf{x}_i^*\}_{i=1,\dots,n}$ 是归一化的目标模型像素位置,归一化后目标模型中心像素的位置为 0, $b: R^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$ 为像素点到像素特征的映射, C 是归一化常数.相应的候选目标的特征分布为 $p_u = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \cdot \delta[b(\mathbf{x}_i^*) - u]$,其中 C_h 是归一化常数, n_h 为候选目标区域中的像素总数,这里 $k(\cdot)$ 称为核函数, h 为带宽.

2.2 基于 Bhattacharyya 系数的目标跟踪

相似函数定义了目标和候选目标的距离,为了提供各种目标的比较,距离应有一个度量函数.定义两个离散分布之间的距离如下:

$$d(\mathbf{y}) = \sqrt{1 - \rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]} \quad (1)$$

式中, $\rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y})q_u}$ 为 \mathbf{q} 和 \mathbf{p} 之间的 Bhattacharyya 系数.最小化式(1)相当于最大化

Bhattacharyya 系数 $\rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]$. 在 $p_u(\mathbf{y}_0)$ 处使用 Taylor 展开式, 得到 $\rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]$ 的线性近似式如下:

$$\rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)q_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m p_u(\mathbf{y}) \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{y}_0)}} \quad (2)$$

当候选目标 $\{p_u(\mathbf{y})\}_{u=1 \cdots m}$ 从初始值不发生急剧变化时, 上述近似成立. 假设 $p_u(\mathbf{y}_0) > 0$, 对于所有的 $u = 1, \cdots, m$ 成立, 可得

$$\rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (3)$$

式中, $w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{y}_0)}} \delta[b(\mathbf{x}_i) - u]$. 式(3)的第 2 部分最大化, 可得 mean shift 算法的迭代公式如下:

$$\mathbf{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} \mathbf{x}_i w_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (4)$$

式中, $g(x) = -k'(x)$. 首先初始化 \mathbf{y}_0 , 计算 w_i , 并重复式(4)的计算, 直到 $\|\mathbf{y}_{i+1} - \mathbf{y}_i\| < \epsilon$ 或大于预定的最大迭代次数, ϵ 为预先设定的大于 0 的正数, 得到的最终位置即为目标所在的位置. 在目标跟踪时, 目标模型必须进行自适应更改, 以适应光照、环境的变化, 如采用 Kalman 滤波更新目标模型^[16].

3 系数误差分析

式(2)虽然对运动目标不发生急剧变化的情形不会产生很大影响, 但对于急剧变化的情形, 式(2)的近似表示会造成很大的偏差. 为了对 Taylor 近似表示造成的误差进行研究, 给出下面两个定理.

定理 1. 如果 Bhattacharyya 系数用式(2)近似表示, 设系数误差为 $\Delta = \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}] - \rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]$, 则 $\Delta \geq 0$, 当且仅当 $\mathbf{y} = \mathbf{y}_0$ 时等号成立.

证明. 在 $p_u(\mathbf{y}_0)$ 处根据 Taylor 展开式, 并作一些转换可得

$$\rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)q_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \left[\frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)} + \delta(p_u(\mathbf{y}) - p_u(\mathbf{y}_0))} \cdot (p_u(\mathbf{y}) - p_u(\mathbf{y}_0)) \right] \quad (5)$$

其中 $0 < \delta < 1$. 式(2)引起误差的原因是省略 $\delta(p_u(\mathbf{y}) - p_u(\mathbf{y}_0))$ 项. 设 $\theta_u = p_u(\mathbf{y}) - p_u(\mathbf{y}_0)$, 易知 $-1 < \theta_u < 1$, 因此

$$\Delta = \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \left[\frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} \theta_u - \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)} + \delta \theta_u} \theta_u \right] = \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} \theta_u \left[1 - \frac{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)} + \delta \theta_u} \right] \quad (6)$$

在式(6)中系数误差 Δ 分下列 3 种情况:

- (1) $\theta_u > 0$ 时, 则 $\Delta > 0$;
- (2) $\theta_u < 0$ 时, 则 $\Delta < 0$;
- (3) $\theta_u = 0$ 时, 则 $\Delta = 0$;

只有当 $\mathbf{y} = \mathbf{y}_0$ 时, $\theta_u = 0$ 成立. 证毕.

下面利用图形来进一步说明上述结论. 设 $\phi(\theta_u) =$

$\frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} \theta_u \left[1 - \frac{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)} + \delta \theta_u} \right]$, 假设 $p_u(\mathbf{y}_0) = q_u = 0.2$, 分别取不同的 δ 值, 得到 $\theta_u - \phi(\theta_u)$ 曲线如图 1 所示, 由图 1 可见 $\forall \theta_u \in [-1, 1], \phi(\theta_u) \geq 0$. 所以 $\Delta = \sum_{u=1}^m \phi(\theta_u) \geq 0$. 由定理 1 知, Bhattacharyya 系数的 Taylor 近似表示使得系数的值偏大.

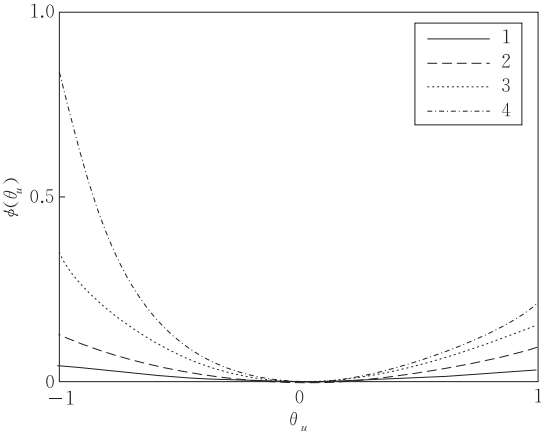


图 1 $\theta_u - \phi(\theta_u)$ 曲线(其中 1, 2, 3, 4 代表 $\delta = 0.02, 0.05, 0.1, 0.15$)

定理 2. 设 Δ_n 为每次 mean shift 迭代时的系数误差, 如果迭代次数 $n \rightarrow \infty$ 时, 则 $\lim_{n \rightarrow \infty} \Delta_n = 0$.

证明. 设第 n 次迭代时, 对于式(6)右边的第 u 项, 分两种情况讨论:

- (1) 当 $\theta_u \geq 0$ 时, $\frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} \theta_u \left(1 - \frac{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)} + \delta \theta_u} \right) \leq \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} \theta_u \left[\frac{\sqrt{\delta \theta_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)} + \delta \theta_u} \right];$
- (2) 当 $\theta_u < 0$ 时, $\frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} \theta_u \left(1 - \frac{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)} + \delta \theta_u} \right) \leq$

$$-\frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}}\theta_u \left[\frac{\sqrt{-\delta\theta_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)+\delta\theta_u}} \right],$$

$$\text{所以 } 0 \leq \Delta_n \leq \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} |\theta_u| \left[\frac{\sqrt{\delta|\theta_u|}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)+\delta\theta_u}} \right].$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} |\theta_u| \left[\frac{\sqrt{\delta|\theta_u|}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)+\delta\theta_u}} \right] =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \lim_{\theta_u \rightarrow 0} \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} |\theta_u| \left[\frac{\sqrt{\delta|\theta_u|}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)+\delta\theta_u}} \right] = 0.$$

故 $\lim_{n \rightarrow \infty} \Delta_n = 0$.

证毕.

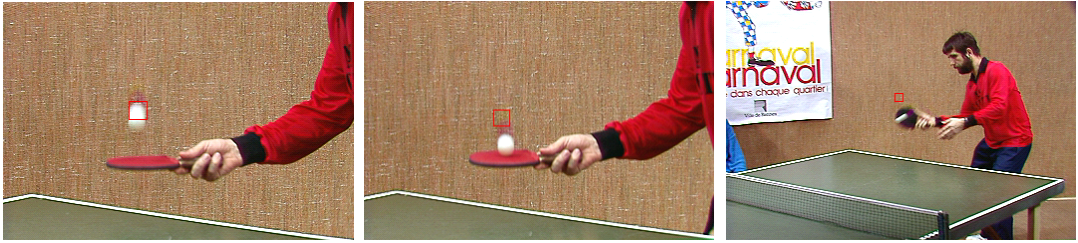


图 2 mean shift 目标跟踪的实验结果

4 目标跟踪方法

基于第 3 节的分析,为了适合于运动目标发生急剧变化的情形,本节提出一种改进目标跟踪方法,以消除系数误差.

4.1 改进的跟踪方法

根据上节分析,将 Bhattacharyya 系数优化问题转化为求解约束优化问题:

$$\max \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]$$

$$\text{s. t. } c(\mathbf{y}) = 0,$$

$$\text{其中 } c(\mathbf{y}) = \Delta, \text{ 由于某次迭代时, } \Delta \leq \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}}.$$

$$|\theta_u| \left[\frac{\sqrt{\delta|\theta_u|}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)+\delta\theta_u}} \right],$$

$$\text{故取 } c(\mathbf{y}) = \sum_{u=1}^m \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} |\theta_u| \left[\frac{\sqrt{\delta|\theta_u|}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)+\delta\theta_u}} \right].$$

构造新的目标求解函数 $f(\mathbf{y}, \lambda)$ 如下:

$$f(\mathbf{y}, \lambda) = \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}] - \lambda |c(\mathbf{y})|^\beta,$$

将上式转化为

$$f(\mathbf{y}, \lambda) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)q_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \left[\frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} p_u(\mathbf{y}) \right] -$$

$$\lambda \sum_{u=1}^m \left(\frac{\delta q_u}{p_u(\mathbf{y}_0)(p_u(\mathbf{y}_0)+\delta\theta_u)} \right)^{\beta/2} |\theta_u|^{3\beta/2},$$

忽略分母中的 $\delta\theta_u$ 项,得

从定理 2 可得出结论:从理论上, Bhattacharyya 系数用式(2)近似表示,利用 mean shift 来实现跟踪,这种方法并不影响跟踪的效果.但问题是在利用 mean shift 进行迭代优化时,迭代结束的条件是 $\|\mathbf{y} - \mathbf{y}_0\| < \epsilon$ 或者迭代次数小于预先设定的次数,很难达到 $\theta_u \rightarrow 0$ 的情形,因而导致目标跟踪误差,特别是初始目标位置离收敛位置比较远时,误差更大.这就是式(2)不适合于运动目标发生急剧变化情形的原因,如图 2 所示,在乒乓球下落较快时,跟踪不上目标.

$$f(\mathbf{y}, \lambda) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)q_u} +$$

$$\frac{C_h}{2} \sum_{u=1}^m \sum_{i=1}^{n_h} \frac{\sqrt{q_u}}{\sqrt{p_u(\mathbf{y}_0)}} k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right).$$

$$\delta[b(\mathbf{x}_i) - u] - \lambda \sum_{u=1}^m \left(\frac{\delta q_u}{p_u^2(\mathbf{y}_0)} \right)^{\beta/2} |\theta_u|^{3\beta/2},$$

取 $\beta=1, \delta=1/9$ 则可求得改进 mean shift 的迭代公式:

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} \mathbf{x}_i \omega_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_t - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} \omega_i g \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_t - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right)} \end{cases} \quad (7a)$$

$$\begin{cases} \lambda_{t+1} = \lambda_t + \nabla f_\lambda(\mathbf{y}, \lambda) = \lambda_t - \sum_{u=1}^m \frac{\sqrt{q_u}}{p_u(\mathbf{y}_0)} |\theta_u|^{3/2} \end{cases} \quad (7b)$$

其中

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \left[\sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{y}_0)}} - \lambda \phi(\theta_u) \frac{\sqrt{q_u}}{p_u(\mathbf{y}_0)} |\theta_u|^{1/2} \right] \delta[b(\mathbf{x}_i) - u] \quad (8)$$

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}.$$

式(7)与式(4)相比,只是 ω_i 的计算方法不同,当 θ_u 趋于 0 时,这两种方法具有相同的效果.

改进的 mean shift 目标跟踪方法如下:

1. 初始化位置 $\mathbf{y}_0, \lambda_0, \epsilon$ 和 ϵ' ;
2. 根据式(8)用 \mathbf{y}_t 代替 \mathbf{y}_0 计算权重 ω_i , 用 $p_u(\mathbf{y}_t) -$

$p_u(\mathbf{y}_{t-1})$ 近似代替 θ_u ;

3. 根据式(7a)计算下一个目标位置 \mathbf{y}_{t+1} ;
 4. 根据式(7b)更新参数 λ_{t+1} , 假如 $\lambda_{t+1} < 0$, 则 $\lambda_{t+1} = 0$;
 5. 假如 $\|\mathbf{y}_{t+1} - \mathbf{y}_t\| < \epsilon$ 和 $|\lambda_{t+1} - \lambda_t| < \epsilon'$, 则结束;
- 否则, 令 $\mathbf{y}_t = \mathbf{y}_{t+1}$, $\lambda_t = \lambda_{t+1}$, 转至步 2.

4.2 收敛性分析

式(7a)经过一些转换得到下式

$$\mathbf{y}_{t+1} = \mathbf{y}_t + \eta_t \mathbf{d}_t \quad (9)$$

式中, $\mathbf{d}_t = \nabla f_y(\mathbf{y}_t, \lambda_t)$, $\eta_t = h^2 C / f_{h,g}(\mathbf{y}) > 0$, $f_{h,g}(\mathbf{y}) = C_{h,g} \sum_{u=1}^m \omega_u g\left(\left\|\frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)$ ($C_{h,g}$ 为归一化常数), $C = C_{h,g} / C_h$ 为迭代步长, 其值随迭代过程自适应地修改. 式(9)体现了 mean shift 算法沿梯度方向迭代. 为了分析上述 mean shift 算法的收敛性, 首先证明上述改进的目标跟踪方法在 $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_{t+1} = \lambda$ 情形下的收敛性, 为此下面先给出一个引理.

引理 1. 当 $k(\cdot)$ 为高斯核函数时, 令由 mean shift 算法产生的点列为 $\{\mathbf{y}_t\}$, 则有下式成立

$$\nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda)^T \nabla_y f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda) > 0.$$

证明. 根据文献[17]的方法, 易证当 $k(\cdot)$ 为高斯核函数时, 带权的 mean shift 算法迭代时满足

$$\frac{\nabla m_{h,g}(\mathbf{y}_t)^T \nabla m_{h,g}(\mathbf{y}_{t+1})}{\|\nabla m_{h,g}(\mathbf{y}_t)\| \cdot \|\nabla m_{h,g}(\mathbf{y}_{t+1})\|} > 0,$$

式中, $\nabla m_{h,g}(\mathbf{y}_t) = \left\{ \omega_i \mathbf{x}_i g' \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_t - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) \right\} / \sum_{u=1}^m \omega_u \cdot g' \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_t - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) - \mathbf{y}_t$, 通过一些转换得到 $\nabla m_{h,g}(\mathbf{y}_t) = h^2 c \nabla f_y(\mathbf{y}_t, \lambda) / f_{h,g}(\mathbf{y})$, 代入上式得

$$h^2 C \frac{\nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda)^T}{f_{h,g}(\mathbf{y}_t)} \cdot h^2 C \frac{\nabla_y f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda)}{f_{h,g}(\mathbf{y}_{t+1})} > 0,$$

即 $\nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda)^T \cdot \nabla_y f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda) > 0$. 证毕.

引理说明当 λ 固定时, 相邻两步之间的迭代方向的夹角在 $(0, 90)$ 内, 保证沿着梯度上升的方向收敛. 下面给出 mean shift 迭代收敛性定理.

定理 3. 设 $S \subseteq R^d$ 为非空开凸集, $f(\mathbf{y}_t, \lambda)$: $S \rightarrow R$ 在 S 上具有二阶连续偏导数, 如果 $\forall \mathbf{y}_t \in S$, $k(\cdot)$ 为高斯核函数且 f 在 \mathbf{y}_t 处的 Hessian 矩阵 $\nabla_y^2 f(\mathbf{y}_t, \lambda)$ ($t=1, 2, \dots$) 为负定矩阵, 则 $f(\mathbf{y}_t, \lambda)$ 序列收敛并且严格单调递增, 而且序列 $\{\mathbf{y}_t\}$ 收敛.

证明. 从核函数的性质可知 $k(x)$ 有界, 可知 $f(\mathbf{y}_t, \lambda)$ 有界, 只需证明 $f(\mathbf{y}_t, \lambda)$ 单调递增, 就已说明 $f(\mathbf{y}_t, \lambda)$ 的收敛性.

对 $t \geq 0$, $f(\mathbf{y}_t, \lambda)$ 在 \mathbf{y}_t 处一阶 Taylor 公式展开, 并令 $\mathbf{y} = \mathbf{y}_t + \eta_t \mathbf{d}_t \in S$, 得

$$f(\mathbf{y}_t + \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda) = f(\mathbf{y}_t, \lambda) +$$

$$\eta_t \nabla f(\mathbf{y}_t + \xi \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda)^T \mathbf{d}_t, \quad 0 < \xi < 1.$$

设 $\varphi(\xi) = f(\mathbf{y}_t + \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda) - f(\mathbf{y}_t, \lambda) = \eta_t \nabla_y f(\mathbf{y}_t + \xi \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda)^T \mathbf{d}_t$, 则下列极限成立

$$\begin{aligned} \lim_{\xi \rightarrow 0} \varphi(\xi) &= \lim_{\xi \rightarrow 0} \eta_t \nabla_y f(\mathbf{y}_t + \xi \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda)^T \mathbf{d}_t \\ &= \eta_t \|\nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda)\|^2 > 0, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \lim_{\xi \rightarrow 1} \varphi(\xi) &= \lim_{\xi \rightarrow 1} \eta_t \nabla_y f(\mathbf{y}_t + \xi \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda)^T \mathbf{d}_t \\ &= \eta_t \nabla_y f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda)^T \nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda) > 0 \end{aligned}$$

(由引理得)

$\varphi(\xi)$ 连续且可导, 则

$$\begin{aligned} \varphi'(\xi) &= \eta_t^2 \mathbf{d}_t^T \nabla_y^2 f(\mathbf{y}_t + \xi \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda) \mathbf{d}_t = \\ &= (\mathbf{y}_{t+1} - \mathbf{y}_t)^T \nabla_y^2 f(\mathbf{y}_t + \xi \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda) (\mathbf{y}_{t+1} - \mathbf{y}_t) < 0 \end{aligned}$$

(因为 $\mathbf{y}_t + \xi \eta_t \mathbf{d}_t \in S$) (10)

易知 $\varphi(\xi)$ 单调递减且 $\varphi(\xi) > 0$, $\forall \xi \in (0, 1)$, 即 $f(\mathbf{y}_t + \eta_t \mathbf{d}_t, \lambda) > f(\mathbf{y}_t, \lambda)$.

所以 $f(\mathbf{y}_t, \lambda)$ 序列严格单调递增且收敛, 设收敛于 $f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda)$ 点, 根据到凸集的性质, $\bar{\mathbf{y}} \in S$, 故 $\lim_{f(\mathbf{y}_t, \lambda) \rightarrow f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda)} = 0$.

又 $0 < \varphi(1) < \varphi(\xi)$, 得

$$\lim_{f(\mathbf{y}_t, \lambda) \rightarrow f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda)} \nabla_y f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda)^T \nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda) = 0 \quad (11)$$

$$\lim_{f(\mathbf{y}_t, \lambda) \rightarrow f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda)} \nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda)^T \nabla_y f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda) = 0 \quad (12)$$

式(11)和式(12)的左边相乘得

$$\lim_{f(\mathbf{y}_t, \lambda) \rightarrow f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda)} \|\nabla_y f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda)\|^2 \cdot \|\nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda)\|^2 = 0,$$

则 $\lim_{f(\mathbf{y}_t, \lambda) \rightarrow f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda)} \nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda) = 0$, 即

$$\lim_{f(\mathbf{y}_t, \lambda) \rightarrow f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda)} (\mathbf{y}_{t+1} - \mathbf{y}_t) = 0,$$

所以 \mathbf{y}_t 收敛.

考虑到连续性, 易知 \mathbf{y}_t 收敛于 $\bar{\mathbf{y}}$, 且 $\nabla_y f(\bar{\mathbf{y}}, \lambda) = 0$.

证毕.

由定理 3 知对于正常数 λ , 都有 $f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda) > f(\mathbf{y}_t, \lambda)$, 由此得到以下定理 4.

定理 4. 令目标跟踪方法产生的序列为 $\{\mathbf{y}_t, \lambda_t\}$, 则序列 $\{\mathbf{y}_t, \lambda_t\}$ 收敛, 即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{y}_{t+1} - \mathbf{y}_t = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \lambda_{t+1} - \lambda_t = 0.$$

证明. 由式(7)知 $\lambda_t > \lambda_{t+1}$, 因此,

$$\begin{aligned} f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda_{t+1}) &= \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_{t+1}), \mathbf{q}] - \lambda_{t+1} |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta \geq \\ &\rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_{t+1}), \mathbf{q}] - \lambda_t |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta \geq f(\mathbf{y}_t, \lambda_t), \end{aligned}$$

由于 $f(\mathbf{y}_t, \lambda_t)$ 为有界函数, 故 $f(\mathbf{y}_t, \lambda_t)$ 收敛, 则有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda_{t+1}) - f(\mathbf{y}_t, \lambda_t) = 0.$$

根据定理 3 得 $\lim_{t \rightarrow \infty} f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda_t) - f(\mathbf{y}_t, \lambda_t) = 0$, 故 $\lim_{t \rightarrow \infty} \nabla_y f(\mathbf{y}_t, \lambda_t) = 0$, 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{y}_{t+1} - \mathbf{y}_t = 0$.

$$\text{又 } \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_t), \mathbf{q}] - \lambda_t |c(\mathbf{y}_t)|^\beta \leq \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_{t+1}), \mathbf{q}] - \lambda_t |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta,$$

$$\rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_{t+1}), \mathbf{q}] - \lambda_{t+1} |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta \leq \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_t), \mathbf{q}] - \lambda_{t+1} |c(\mathbf{y}_t)|^\beta,$$

$$(\lambda_t - \lambda_{t+1}) |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta \leq (\lambda_t - \lambda_{t+1}) |c(\mathbf{y}_t)|^\beta,$$

故 $|c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta \leq |c(\mathbf{y}_t)|^\beta$. 又 $|c(\mathbf{y}_t)|^\beta$ 有下界, 故

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta - |c(\mathbf{y}_t)|^\beta = 0,$$

$$f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda_{t+1}) = \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_{t+1}), \mathbf{q}] - \lambda_{t+1} |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta \geq \rho_{\text{appro}}[\mathbf{p}(\mathbf{y}_{t+1}), \mathbf{q}] - \lambda_t |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta \geq f(\mathbf{y}_t, \lambda_t).$$

故

$$0 < |c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta (\lambda_t - \lambda_{t+1}) < f(\mathbf{y}_{t+1}, \lambda_{t+1}) - f(\mathbf{y}_t, \lambda_t),$$

即 $\lim_{t \rightarrow \infty} \lambda_{t+1} - \lambda_t = 0$. 证毕.

上述目标跟踪方法是一种采用迭代方法来求解约束优化问题的方法. 求解约束优化问题的方法有很多, 如罚函数法、乘子法等^[18]. $|c(\mathbf{y}_{t+1})|^\beta$ 相当于罚函数, 如果采用罚函数法或者乘子法, 则罚函数前面的系数会急剧增大(外罚函数法)或者减小(内罚函数法), 容易引起求解的目标位置收敛到错误位置, 从而引起跟踪目标的丢失, 因此不宜使用这些方法.

4.3 方法的实施

除采用上述基于 mean shift 的跟踪方法外, 在实施过程中还有一些因素需要考虑.

1) 核函数的选择. 在 mean shift 中, 比较常用的核函数有: ① 高斯核函数 $k(x) = e^{-x}$; ② Epanechnikov $k(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2)(1-x), & x \leq 1 \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$; ③ 截断

高斯函数 $k(x) = \begin{cases} e^{-x}, & |x| \leq \kappa \\ 0, & |x| > \kappa \end{cases}$. 本文选择截断高

斯函数作为核函数. 选择的理由有以下 3 点: (1) 对于高斯核函数来说, 当 x 较大时, 高斯函数的值很小, 对目标跟踪的精度影响很小, 但增加了计算量.

(2) 而对于 Epanechnikov 核^[4], mean shift 算法就

变成了 $\mathbf{y}_1 = \sum_{i=1}^{n_h} \mathbf{x}_i w_i / \sum_{i=1}^{n_h} w_i$, 这就相当于每次迭代时

求目标的质心点坐标, 体现不出核函数对目标跟踪的影响. (3) 截断的高斯函数是通过参数 κ 来限制截尾的范围, 相比高斯核函数来说计算量要大大减少, 而且能保证算法的收敛性^[17,19].

2) 带宽的确定. 在文献[4]中, 令 h_{prev} 是前一帧的带宽, 分别使用 3 个不同的带宽 $h = h_{\text{prev}}$, $h = h_{\text{prev}} + \Delta h$ 和 $h = h_{\text{prev}} - \Delta h$ 通过 mean shift 算法获得具有最大 Bhattacharyya 系数的 h_{opt} . 典型选择是 $\Delta h = 0.1 h_{\text{prev}}$. 为了避免对尺度变化的敏感, 带宽通过下式滤波获取: $h_{\text{new}} = \gamma h_{\text{opt}} + (1 - \gamma) h_{\text{prev}}$. 这种方法的缺点是 3 次使用 mean shift 算法, 会增加目标跟踪

的计算时间, 降低实时性. 为提高目标跟踪的实时性, 本文在使用 mean shift 算法找到目标的中心坐标 (x, y) 后, 搜索最优 h 使得 $\rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]$ 最大. 带宽搜索区域不能太大, 否则实时性差, 本文采用 h 伸缩 10% 进行搜索最优带宽, 这样只需要一次使用 mean shift 算法, 两次带宽搜索就可以完成目标跟踪的任务.

3) 迭代初始点的确定 以上帧目标的中心位置作为下帧 mean shift 迭代的起始点.

5 实验及分析

实验中, 为了准确直观地比较跟踪效果, 使用下式来计算第 i 帧位置跟踪的偏差: $error_i = |T_i - C_i|$, T_i 表示跟踪的第 i 帧位置, C_i 表示准确的第 i 帧位置, 计算出来的 $error_i$ 表示偏离准确位置的偏差(单位: 像素), 可用来衡量跟踪定位的准确性. 另外用下式来衡量目标跟踪的平均偏差: $average = \sum_{i=1}^N error_i / N$. 分别用上两式来计算各帧中目标位置在 x, y 方向的偏差和平均偏差. 实验中 C_i 的确定是通过采取手动方法获得每帧中目标的准确中心位置, 虽然这种方法对单帧中目标精确定位带有很强主观性, 会带来一些误差, 但从整体上来看对比较结果不会有太大影响, 特别是对计算的平均偏差几乎不会有影响. 另外假设已知目标及其初始位置, 通过 mean shift 算法, 来实现目标的跟踪.

5.1 实验 1

从 stennis 序列 (<http://www.cs.cmu.edu/~cil/v-images.html>) 中截取 80 帧视频来进行目标跟踪实验. 视频中乒乓球在接触球拍前运动速度快, 接触球拍后会突然改变方向, 本文的方法适合于这种场合. 本文方法与 mean shift 方法的实验比较结果如图 3、图 4. 图 3 分别表示视频中第 8, 18, 30, 58, 77, 79 帧跟踪的对比结果, 白色框表示本文方法的跟踪结果, 黑色框表示 mean shift 跟踪^[4]的结果. 从中可看出本文方法的优越性. 在 x, y 方向每帧的定位偏差的比较如图 4, 图中 IMS 表示本文方法, MS 表示 mean shift 方法. 本文方法与 mean shift 方法在 x, y 方向的平均定位偏差如表 1. 从实验结果可看出本文方法对于快速运动的目标具有好的跟踪效果, 因此而付出的代价是该方法的迭代次数比文献方法多, 平均迭代次数分别 31.2, 19.3. 另外无迹粒子滤波(UPF)方法利用了无迹卡尔曼滤波(UKF)的状态估计结果计算出重要密度函数并产生试探性

分布,是当前一种较新的算法^[20];而正则粒子滤波器(RPF)^[21]是为了解决重采样导致粒子失去多样性问题而提出的,是一种较好的方法;另外混合粒子滤波和 mean shift 的方法(HPFMS)^[22]也是当前较

好的一种跟踪方法. 本文方法分别与 UPF、RPF 和 HPFMS 3 种方法的比较见表 1. 从比较结果可看出本文方法对于运动目标的跟踪具有较好的效果.



图 3 stennis 序列的跟踪实验比较结果(上述分别为第 8,18,30,58,77,79 帧的结果,白色框表示本文方法的跟踪结果,黑色框表示 mean shift 跟踪的结果)

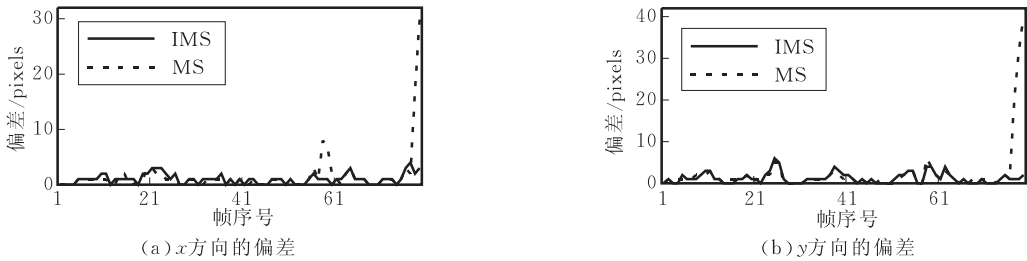


图 4 在 x 、 y 方向的位置偏差比较(IMS 表示本文方法,MS 表示 mean shift 方法)

平均误差	IMS	MS	RPF	UPF	HPFMS
x 方向平均误差	1.01	1.58	2.56	2.8	2.42
y 方向平均误差	1.25	2.39	3.36	3.3	2.56

5.2 实验 2

从室外获取的一段汽车运动视频中截取 60 帧(car 序列)来进行目标跟踪实验,视频中汽车的运动速度较快,适合于本文方法的要求. 本文方法与 mean shift 方法的实验比较结果如图 5、图 6. 图 5

分别表示视频中第 9, 21, 27, 46 帧跟踪的对比结果,白色框表示本文方法的跟踪结果,黑色框表示 mean shift 跟踪^[4]的结果. 在 x, y 方向每帧的定位偏差的比较如图 6,本文方法与 mean shift 方法在 x, y 方向的定位平均偏差如表 2. 从实验结果可看出本文方法对于快速运动的目标具有好的跟踪效果. 另外,本文方法与 UPF、RPF 和 HPFMS 3 种方法的比较见表 2. 整体上看,本文方法对于运动目标的跟踪具有较好的效果.



图 5 car 序列的跟踪实验比较结果(上述分别为第 9,21,27,46 帧的结果,白色框表示本文方法的跟踪结果,黑色框表示 mean shift 方法跟踪的结果)

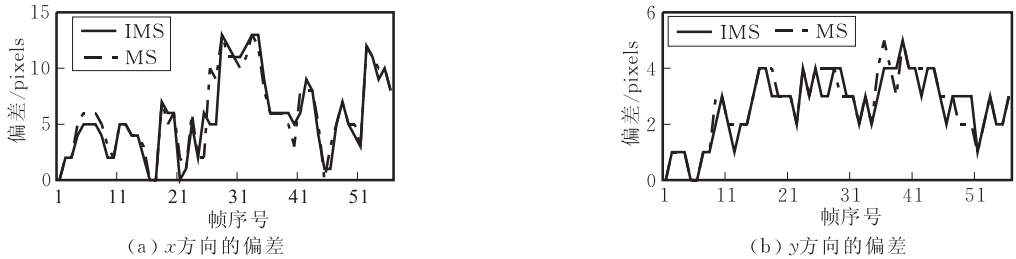


图 6 在 x,y 方向的位置偏差比较(IMS 表示本文方法,MS 表示 mean shift 方法)

表 2 x,y 方向的平均误差 (单位:像素)

平均误差	IMS	MS	RPF	UPF	HPFMS
x 方向平均误差	5.7	5.9	10.7	7.6	8.2
y 方向平均误差	2.5	2.7	2.7	2.5	1.6

5.3 参数 κ 的影响

实验中采用截断高斯函数作为核函数,因此参数 κ 对于算法性能有很大的影响,主要从 3 个方面影响着算法性能:定位精度(用 x,y 方向定位偏差表示,偏差越小,精度越好)、迭代次数和运行时间,因此 κ 的选择对于目标跟踪的稳定性是非常重要的。下面对两个视频: car 序列和 man 序列(见图 8)

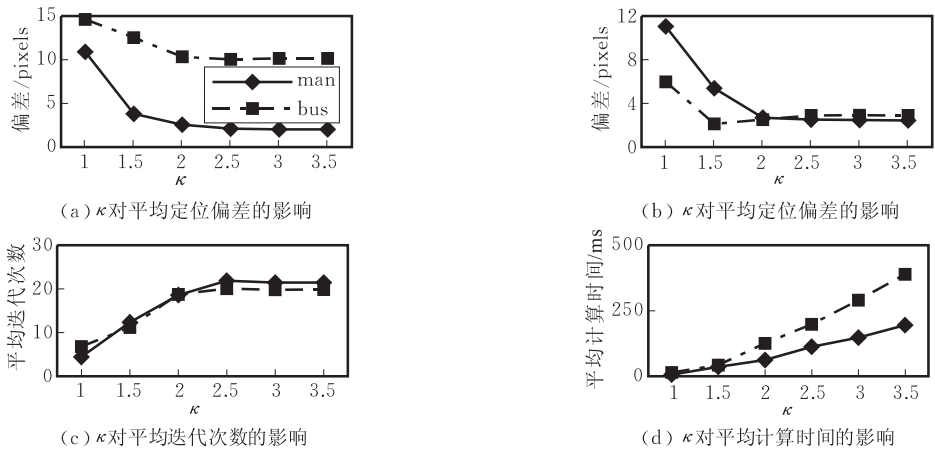


图 7 man, car 序列实验中参数 κ 对算法的影响



图 8 man 序列的实验结果($\kappa=2$),图中分别表示第 20, 30, 70, 120 帧的跟踪结果



图 9 man 序列的实验结果($\kappa=2$),图中分别表示第 20, 30 帧的跟踪结果

5.4 复杂度分析

标准的 mean shift 方法的平均时间代价是 $N \cdot \max(nc_s, m)$,其中 $\max(x, y)$ 表示求 x 与 y 之间的最大者, N 为平均迭代次数, n 为目标区域的像素个

数, c_s 为额外的做除法和开方的代价. 如果 m 与目标区域的像素个数 n 在相同的范围, 则平均代价是 Nnc_s ^[4]. 改进方法只是在计算权值 w_i 时需要修改 λ_i , 并不改变方法的时间代价, 但就迭代的结束条件来说, 相比标准的 mean shift, 改进方法增加了一个结束条件 $|\lambda_{i+1} - \lambda_i| < \epsilon'$, 因此平均迭代次数会增加, 可以通过增加限制最大迭代次数来解决此问题.

6 结束语

虽然现存在许多 mean shift 跟踪方法, 但是这些跟踪方法仍然存在跟踪偏差或者完全跟不上目标的情况, 如对 Bhattacharyya 系数 Taylor 展开近似表示会引起目标定位的偏差. 本文针对 Bhattacharyya 系数 Taylor 公式的近似表示情形, 研究了这种近似表示引起的系数误差, 并研究了系数误差对目标跟踪效果的影响, 在此基础上, 将 Bhattacharyya 系数的优化问题转化为求解约束问题, 从而求出达到目标跟踪的目的. 在给出改进跟踪方法的同时, 对方法的收敛性、参数 κ 的影响、复杂度进行了分析. 实验表明, 本文方法对于快速运动目标的跟踪具有更好的跟踪精度. 虽然本文的方法实现的跟踪效果有所改进, 但实际上还有其他一些因素会影响跟踪的精度, 如目标模型中存在的背景信息会降低目标跟踪的精度; 其次, 当目标逐渐增大尺寸时, 核窗宽很难被扩大, 反而经常越变越小; 另外 mean shift 算法采用颜色核直方图作为目标模型的表示方式, 没有考虑目标的空间信息或其他目标的内在信息. 这些都是下一步的工作. 我们期待本文的研究能促进 mean shift 算法的发展.

参 考 文 献

- [1] Cheng Y. Mean shift, mode seeking, and clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(8): 790-799
- [2] Comaniciu D, Meer P. Mean shift analysis and applications//*Proceedings of the the IEEE International Conference on Computer Vision*. Kerkyra, Greece, 1999: 1197-1203
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift//*Proceedings of the the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. South Carolina, USA, 2000, 2: 142-149
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564-577
- [5] Collins R T. Mean shift blob tracking through scale space//*Proceedings of the the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Madison, USA, 2003, 2: 18-20
- [6] Comaniciu D. Image segmentation using clustering with saddle point detection//*Proceedings of the the IEEE International Conference on Image Processing*. New York, USA, 2002, 3: 297-300
- [7] Wua K, Yang M. Mean shift-based clustering. *Pattern Recognition*, 2007, 40(11): 3035-3052
- [8] Yang C, Duraiswami R, Davis L. Efficient mean-shift tracking via a new similarity measure//*Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. California, USA, 2005, 1: 176-183
- [9] 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
- [10] Zivkovic Z, Krose B. An EM-like algorithm for color-histogram-based object tracking//*Proceedings of the the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, USA, 2004, 1: 798-803
- [11] Collins R T, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1631-1643
- [12] Li P H. An improved Mean Shift algorithm for object tracking. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(4): 347-354 (in Chinese)
(李培华. 一种改进的 Mean Shift 跟踪算法. *自动化学报*, 2007, 33(4): 347-354)
- [13] Avidan S. Ensemble tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(2): 261-271
- [14] Comaniciu D. An algorithm for data-driven bandwidth selection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(2): 281-288
- [15] Peng Ning-Song, Yang Jie, Liu Zhi et al. Automatic selection of kernel-bandwidth for Mean-Shift object tracking. *Journal of Software*, 2005, 16(9): 1542-1550 (in Chinese)
(彭宁嵩, 杨杰, 刘志等. Mean-Shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取. *软件学报*, 2005, 16(9): 1542-1550)
- [16] Peng N S, Yang J, Liu Z. Mean shift blob tracking with kernel histogram filtering and hypothesis testing. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(5): 605-614
- [17] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619
- [18] Tang Huan-Wen, Qin Xue-Zhi. *Practical Methods of Optimization*. Dalian: Dalian University of Technology Press, 2004 (in Chinese)
(唐焕文, 秦学志. *实用最优化方法*. 大连: 大连理工大学出版社, 2004)
- [19] Wen Zhi-Qiang, Cai Zi-Xing. Convergence analysis of Mean Shift algorithm. *Journal of Software*, 2007, 18(2): 205-212 (in Chinese)

(文志强, 蔡自兴. Mean Shift 算法的收敛性分析. 软件学报, 2007, 18(2): 205-212)

[20] Merwe R V D, Doucet A, Wan N, D. F, E. , The unscented particle filter. Engineering Department, Cambridge University: Technical Report CUED/F-INFENG/TR 380, 2000

[21] Arulampalam S, Maskell S, Gordan N et al. A tutorial on particle filters for online non-linear/non gaussian bayesian tracking. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50 (2): 174-188

[22] Maggio E, Cavallaro A. Hybrid particle filter and mean shift tracker with adaptive transition model//Proceedings of the IEEE Signal Proc. Society International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Philadelphia, PA, USA, 2005: 19-23



WEN Zhi-Qiang, born in 1973, Ph.D. candidate. His main research interests include object detecting, object tracking.

CAI Zi-Xing, born in 1938, professor, Ph.D. supervisor. His research interests include artificial intelligence, evolutionary computation, intelligent control, collaboration and navigation of multi-mobile robots.

Background

The research in this paper is based on projects supported by National Natural Science Foundation of China under grant Nos. 60234030, 60773110, and by the Fundamental Research Project of the 'Eleventh Five-Year-Plan' of China under Grant No. A1420060159. In field of robot navigation, there are two navigation methods as vision navigation and navigation based on distance measurement (such as laser radar, sonar, etc). The research of this paper focuses on vision navigation. As a nonparametric method mean shift is widely used

in object tracking. But in object tracking method based on mean shift, Taylor approximate formula will bring some errors of Bhattacharyya coefficient, so this paper studies the errors of Bhattacharyya coefficient and its influence on object tracking, and presents an improved object tracking method for fast moving object tracking. The work of this paper is the significant part of research of dynamic object tracking in robotics field.