

一种目标跟踪中的模糊核直方图^①文志强^{②*} 蔡自兴^{*}

(* 中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083)

(** 湖南工业大学计算机与通信学院 株洲 412008)

摘 要 针对目标模型内的背景像素造成目标跟踪定位偏差的问题,提出了一种适合于目标跟踪的模糊核直方图。通过在核直方图中引入模糊隶属度,可降低背景像素对目标特征的影响。另外,研究了模糊隶属度函数,根据中心-周围方法提取背景特征,并给出了确定模糊隶属度函数的两种策略,即比率策略和差分策略。在比率策略中采用对数似然函数技术,而在差分策略中采用目标特征与背景特征的差分技术。实验表明,基于比率策略的目标跟踪更适用于场景简单的情形,而基于差分策略的目标跟踪适用于场景复杂的情形。

关键词 mean shift, 模糊核直方图, 目标跟踪, 目标模型

0 引言

mean shift 算法广泛应用于目标跟踪、图像分割、模式识别与聚类分析。Comaniciu^[1,2]利用核直方图描述目标模型,并利用 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,Comaniciu^[3]和彭宁嵩等人^[4]分别提出了针对 mean shift 算法的窗口自动选取方法。文献[5]提出一种空域特征空间中新的相似性度量方法,以克服经典的相似性度量方法的判别力差和实时性差的缺点。文献[6]结合基于传统表达的目标识别方法、基于光照变化的 kalman 滤波和 mean shift 目标跟踪方法,提出一种实时眼睛跟踪方法,以适应可变和自然光照条件和脸面方向改变的情况。文献[7]通过对鲁棒的、实时的目标跟踪中使用高斯圆柱形颜色模型和自适应 mean shift 的描述,提出了高效的颜色空间模型以抗不规则光照变化。文献[8]使用快速颜色界限和区域融合,提出一种新颖的自适应目标跟踪方法,以改善 mean shift 的鲁棒性。但是 mean shift 跟踪算法仍然存在跟踪偏差或者完全跟不上目标的情况,主要是还存在很多因素影响目标跟踪精度,典型的是目标模型内的背景像素会造成目标跟

踪定位的偏差。因此如何降低背景对跟踪造成的偏差,这是一个研究热点。文献[9]使用中心-周围(center-surround)的方法从目标和背景中采样像素,通过类条件特征分布的似然率取对数得到新的特征,克服了目标模板中背景像素对跟踪性能的影响。文献[10]根据两个区域中统计特征数值的大小关系把模板特征分为目标类特征和交融类特征,并提出了一种基于后验概率的图像匹配相似性指标,利用搜索区域的统计特征,能有效抑制待匹配区域特征中背景因素的影响,同时突出了目标特征的权重。但文献[9]的方法没考虑目标颜色特征,而文献[10]中难以确定目标类特征和交融类特征,因此,本文针对背景像素的影响,对基于 mean shift 的目标跟踪方法中的目标模型进行了研究,提出了一种适合于目标跟踪的模糊核直方图,以提高目标跟踪的性能。

1 mean shift 跟踪方法

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 为特征值中 bin 的个数。两者的 Bhattacharyya 系数为 $\rho(\mathbf{y}) \equiv \rho[\mathbf{p}(\mathbf{y})]$,

① 国家自然科学基金(60234030, 60773110)和国家基础研究(A1420060159)资助项目。

② 男,1973年生,博士生;研究方向:目标检测、目标跟踪;联系人,E-mail: zhwqwen20001@163.com
(收稿日期:2008-04-21)

$q]$ 。为了得到一个相对于空间位置 y 平滑的相似函数, 目标模型的特征表示为: $q_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^* - y\|^2) \delta[b(x_i^*) - u]$, 其中 $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker delta 函数, $\{x_i^*\}_{i=1, \dots, n}$ 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为: $p_u = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k(\|\frac{y - x_i}{H}\|^2) \delta[b(x_i) - u]$, 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, $k(\cdot)$ 为核函数, H 为 $d \times d$ 的带宽矩阵 (bandwidth matrix)。通过对 Bhattacharyya 系数的 Taylor 展开可以得到 mean shift 下一次迭代的目标中心位置为

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{H}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{H}\right\|^2\right)} \quad (1)$$

式中, $w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u]$, $g(x) = -k'(x)$ 。首先初始化 y_0 , 计算 w_i , 并重复(1)式的计算, 直到 $\|y_{i+1} - y_i\| < \epsilon$ 或迭代次数大于预定次数, ϵ 为预先设定的大于 0 的正数, 得到最终位置即为目标所在位置。

2 模糊核直方图

模糊的概念在科学领域中处处可见, 非常广泛地应用于模式识别, 图像处理等领域。本文结合核直方图和模糊集合的思想, 提出一种目标跟踪中的模糊核直方图的思想, 以表示目标特征。

2.1 模糊核直方图的基本思想

适合于模糊核直方图要求的模糊隶属度集合的定义如下:

定义 1 设集合 A 表示目标像素的集合, 论域 U 表示目标模型中颜色特征, 则定义论域 U 上的模糊集合 A 表示为:

$$A = \{\mu_A(x), x \in U\}$$

其中 $\mu_A(x) \in [0, 1]$, 称为 U 上属于 A 的隶属度, 称 $\mu_A(x) = 0$ 为 U 上不属于 A 的隶属度; 称 $\mu_A(x) = 1$ 为 U 上完全属于 A 的隶属度; $\mu_A(x) = 0.5$ 为 U 上属于 A 的模糊分界点。

上述定义中, $\mu(x)$ 表明了目标模型中颜色属于目标的程度, 于是, 在目标模型和候选目标模型的核直方图中引入一个模糊隶属度因子 $\mu(x)$, 则相应

的目标模型如下:

$$p_u(y) = C_h \mu_u(y) \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{H}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (2)$$

$$q_u = C \mu_u \sum_{i=1}^n k(\|x_i^* - y\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \quad (3)$$

对于式(2)和式(3), 关键是如何确定模糊隶属度因子 μ_u 。论域 U 上的模糊集的隶属函数其实是 U 映射到 $[0, 1]$ 区间的一个实值函数, 并没有附加特殊的性质, 其范围极其广阔, 而且模糊集是人脑对客观事物的主观反映, 人的心里进程是隶属度形成的基本过程, 这就加剧了模糊集隶属度的复杂性和多样性, 因此很难有一种统一模式用以确定隶属度。一般, 模糊隶属度的确定方法有三类基本的方法: 模糊统计法、二元对比排序法和综合加权法。如果考虑论域 U 为实数域 R , 则对于 R 中的模糊子集 A , 称隶属度函数 $A(x)$ 为模糊分布。常见的分布有以下 3 种: (1) 偏小型分布, 适用于 x 越小隶属度越大的情况, 常见的有降半矩形分布、降半正态分布; (2) 偏大型分布, 适合于 x 越大隶属度越大的情况, 常见的有升半 Γ 型分布、升半正态型分布; (3) 对称型分布, 这类函数的图形对称于 μ 轴, 且在第 I, II 象限内, 如正态分布、柯西分布。

根据隶属度的定义, 隶属度因子 $\mu(x)$ 应体现核直方图的特征隶属于目标的程度, 因此在模糊核直方图中, μ_u 的含义是: 当 $\mu_u = 0$ 时, 则表示该背景特征与对应的目标特征相似, 对目标模板中的特征值影响大, 可剔除目标模板内的背景特征; 当 $\mu_u = 1$ 时, 则该背景特征与对应的目标特征相差很大, 对目标模板中的特征值影响最小, 则保留该特征值。根据上述分析, 模糊因子 μ_u 应考虑目标模板和其周围背景像素等因素。中心-周围方法^[9]是一种提取背景特征和目标特征的方法, 在该方法中, 目标及其附近的区域被分为两个区域——目标区域和背景区域, 从而分别在目标区域和背景区域中来采样像素, 由此获取模糊核直方图(方法如图 1 所示)。图 1 表示: 分别从原图像(如图 1(a))中提取背景直方图(如图 1(b))和目标核直方图(如图 1(c)), 合成模糊隶属度因子 μ_u (如图 1(d)), 然后与目标核直方图(如图 1(c))形成目标模糊核直方图(如图 1(e)), 最后对此直方图进行归一化, 形成目标特征(如图 1(f))。在图 1(a)中, 选择一个覆盖目标的像素矩形集来描述目标模型, 而选择目标外围的矩形环内像

素来描述背景。假设内部矩形框包含 $h \times w$ 个像素,背景像素的外部边缘的尺寸为 $rh \times rw$,一般 $r > 1$,取 $r = 2$ 。获取目标矩形像素,形成颜色核直方图,并归一化,记为 $g_u \in (0,1)$,表示归一化后的第

u 个值。同样,获取目标外围的矩形环内背景像素,形成颜色直方图,并归一化,记 $b_u \in (0,1)$,表示归一化后的第 u 个值,其中 $1 \leq u \leq m$ 。接下来就是如何根据 g_u 和 b_u 获取模糊隶属度。

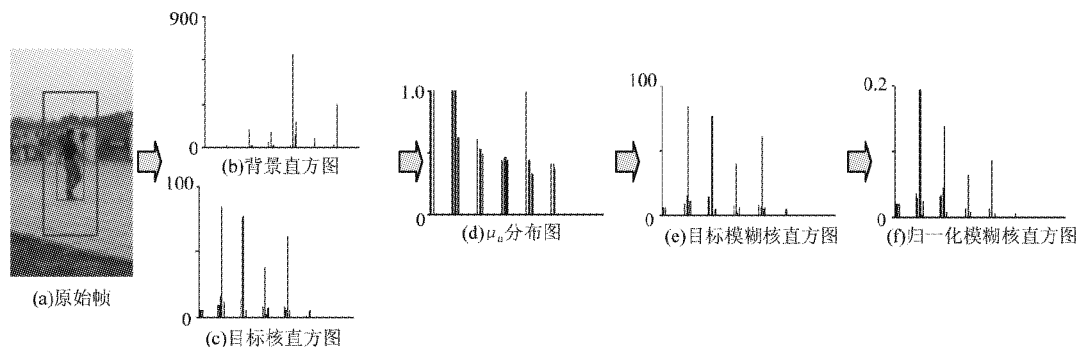


图 1 目标模糊核直方图生成示意图

2.2 模糊隶属度函数

由于需根据两种特征来获取隶属度,可采用二元对比法,而上述提到的模糊分布函数是一元的,不能满足模糊核直方图的需要。由于需要考虑两种特征,因此模糊隶属度函数的构造这里给出两种策略:比率策略和差分策略。

2.2.1 比率策略

对于每个目标和背景特征,通过一个映射函数 $f(g_u, b_u)$ 合成一个新的特征 $L(u)$ 来增加目标和背景差异,即 $L(u) = f(g_u, b_u)$,而比率策略体现在特征 $L(u)$ 的计算。首先采用的广义模糊隶属度函数

$$\mu_u = \max(0, \min(L(u) + B, 2B)) / 2B \quad (4)$$

是线型变换的分段函数,式中 B 为正常数,控制 μ_u 在 $[0,1]$ 范围内的分布。

函数 $f(g_u, b_u)$ 的选择有这样的要求:合成的特征 $L(u)$ 描述了目标内的表示目标的像素,而不包含背景像素。也就是说当 b_u 较大时,表明该特征描述了背景信息,则 $L(u)$ 应小,即删除该特征。当 b_u 较小时,表明该特征受背景的影响小,尽量保留或增加该特征的值。根据上述要求,函数 $f(g_u, b_u)$ 采用特征分布的 log 似然率函数,如式

$$f(g_u, b_u) = \log \frac{\max\{g_u, \delta\}}{\max\{b_u, \delta\}} \quad (5)$$

所示。式中, δ 为很小值(实验中设置为 0.1×10^{-10}),防止零为除数或函数值为负无穷大。函数 $f(g_u, b_u)$ 通过这种非线性 log 似然率将目标和背景映射成一系列的新特征值,在该特征中剔除了目标中背景像素的影响,增加了目标像素特征的影响,降低了背景像素的影响,从而实现增大候选目标模型

之间差别的目标,在每次跟踪准确或者没有遮挡的前提下,单纯使用这种特征 $L(u)$ 来实现 mean shift 跟踪能获得好的效果。在这种情况下,目标模型和背景信息的描述准确,但当目标被遮挡或者部分遮挡时,目标描述本身不完整导致特征 $L(u)$ 的歧义,反而会增加跟踪目标的定位偏差,使得跟踪更不准确,而且上述方法忽略了目标的颜色信息。通过模糊直方图的引入,能克服这方面的困难,提高跟踪的精度和对环境适应性。

2.2.2 差分策略

差分策略体现在对这目标特征与背景特征的差分比较之上。如果 $b_u = 0$ 则表明对应的目标特征 g_u 不包含背景特征,应完全保留即 $\mu_u = 1$; 如果 $g_u \gg b_u$ 表明该目标特征 g_u 包含很少的背景特征,应完全保留, $\mu_u = 1$; 如果 $g_u << b_u$ 则表明 g_u 包含非常多的背景特征,应完全删除,即 $\mu_u = 0$; 如果 $g_u = b_u$ 则存在有两种情况:(1) $g_u = b_u = 0$, 表明都不具有该特征, μ_u 可为任意值,(2) $g_u = b_u \neq 0$, 表明都具有该特征,且具有最大的模糊度, $\mu_u = 0.5$ 。如果 $g_u > b_u$, 表明具有一定的模糊度,即 $0.5 < \mu_u < 1$; 如果 $g_u < b_u$ 表明具有一定的模糊度,即 $0 < \mu_u < 0.5$ 。因此根据上述分析,设计如式

$$\mu_u = \begin{cases} 1 & b_u = 0 \\ 1 & D_u \geq T_1 \\ 0 & D_u \leq -T_2 \\ (D_u + T_2) / (T_1 + T_2) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

所示的模糊度函数,式中, $D_u = g_u - b_u$, $D_u \in (-1, 1)$ 。 T_1, T_2 分别为设定的阈值,实际中设置 $T_1 = T_2$, 实验中取 $g_u (u = 1, \dots, m)$ 的均值。

3 实验及结果分析

从室外环境获取视频,并截取一段视频来进行目标跟踪实验。目标及其初始位置假设已知,通过 mean shift 算法,能实现目标的跟踪,甚至目标被遮挡了也能找到目标位置。目标跟踪方法好坏的评价可根据目标跟踪的效果来判断,目标跟踪的效果好,则采用的目标跟踪方法好。为了更准确更直观地比较跟踪效果,必须计算跟踪目标的偏差。实验中使用下式来计算第 i 帧位置跟踪的偏差: $error_i = |T_i - C_i|$, T_i 表示跟踪目标中心的第 i 帧位置, C_i 表示目标中心准确的第 i 帧位置,由手工方法获的, $error_i$ 表示偏离准确位置的偏差,可用来衡量跟踪定位方法的准确性。另外用下式来衡量目标跟踪的平均偏差: $average = \sum_{i=1}^N error_i / N$, N 表示帧数。实验中分别用上面两式来计算各帧中目标跟踪中心位置在 x, y 方向的偏差和平均偏差。

3.1 跟踪方法的实施

在使用 mean shift 算法实现目标跟踪时,还需要考虑下列因素:

(1)对于核函数的选择,比较常用的有:①高斯核函数 $k(x) = e^{-x}$; ②Epanechnikov; ③截断高斯函数 $k(x) = \begin{cases} e^{-x} & |x| \leq \lambda \\ 0 & |x| > \lambda \end{cases}$ 。对于高斯核函数来说,当 x 较大时,高斯核函数的值很小,对目标跟踪的精度影响很小,但会增加计算量。而对于 Epanechnikov 核,mean shift 算法相当于每次迭代时求目标的质心点坐标。截断的高斯函数是通过参数 λ 来限制计算的范围,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^[11]。参数 λ 的选择对于目标跟踪的稳定性是很重要的。假如 λ 太小,

则目标易丢失,反之,则实时性能差。一般 $\lambda = 1.5 - 2.5$,实验中取 2。

(2)mean shift 算法中向量 y 中包含目标中心坐标 (x, y) , 为方便起见,本文使带宽矩阵 H 中包含目标的宽和高,即取 H 为 $H = \text{diag}[h_x^2, h_y^2]$, 其中 h_x, h_y 分别描述了运动目标的宽和高。为提高目标跟踪的实时性,本文使用 mean shift 算法找到目标的中心坐标 (x, y) 后,搜索最优 h_x, h_y 使得 $\rho[p(y), q]$ 最大。带宽搜索区域不能太大,否则实时性差,本文采用 h_x, h_y 各伸缩 10% 的范围内进行搜索最优带宽。

(3)对于迭代初始点,一般以前一帧目标的中心位置作为当前帧 mean shift 迭代的起始点。为了保证跟踪的实时性,本文采用线性预测来获取初始位置。即 $y_{t+1} = y_t + \Delta t \cdot v_t$, 其中 Δt 为两帧之间的时间间隔, v_t 为目标在 t 帧与 $t+1$ 帧之间的运动速度。速度 v_t 的计算方法是: $v_t = (y_{t+1} - y_t) / \Delta t$ 。对于每帧之间的时间间隔相等,为方便计算,取 $\Delta t = 1$ 。

3.2 比率策略的实验结果及分析

3.2.1 实验结果

采用比率策略(RMS)的方法与标准 mean shift (MS)方法^[1]的实验比较结果如图 2 - 图 5 所示。图 2 分别表示视频中 14、22、40、51、59、91、104、107 帧跟踪的对比结果,白色框表示 RMS 的跟踪结果,黑色框表示 MS 的跟踪结果,从中可看出本文方法的优越性。在 x, y 方向的定位偏差的比较如图 3。RMS 方法与 MS 方法在 x 方向的定位平均偏差分别是 3.21, 5.03; 在 y 方向的定位平均偏差分别是 3.62, 7.08。偏差的减少的原因主要有两个:(1)模糊核直方图减少了目标模型中背景像素的影响,增加了候选目标模型之间的差异,使得定位更精确;(2)由于线性预测的引入使得具有一定的抗遮挡鲁棒性。

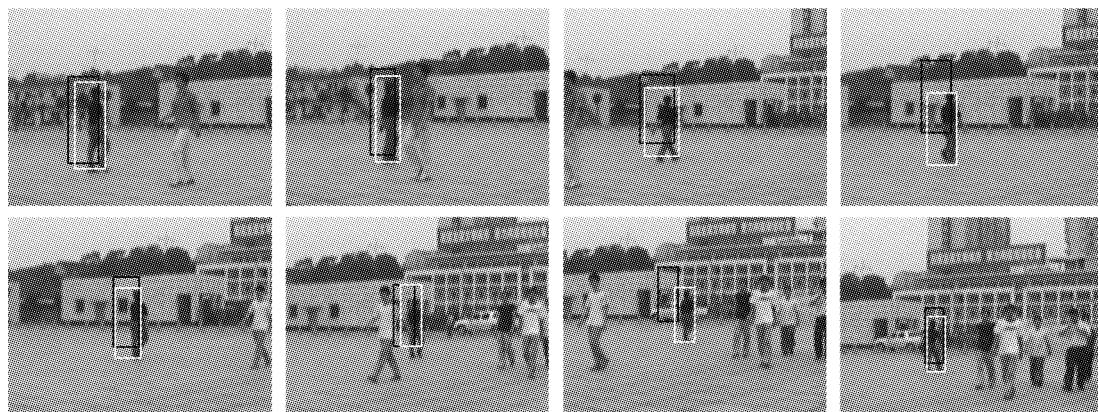


图 2 跟踪实验结果的比较,上述分别为 14、22、40、51、59、91、104、107 帧,白色框表示 RMS 方法的跟踪结果,黑色框表示 MS 的跟踪结果

迭代次数的比较如图 4, RMS 方法与 MS 方法的平均迭代次数分别为 22.49, 27.55。迭代次数的减少主要是由于引入了线性预测机制来进行初始位置的预测, 使得初始位置在精确位置附近, 从而使得 mean shift 算法更容易找到目标位置。采用 RMS 方法对于 Bhattacharyya 系数值的影响总的来说不大, 但当目标被遮挡时, 采用 RMS 方法的系数值比 MS 方法大。Bhattacharyya 系数值的比较如图 5, 采用 RMS 方法与 MS 方法的 Bhattacharyya 系数平均值分别为 0.948, 0.947。

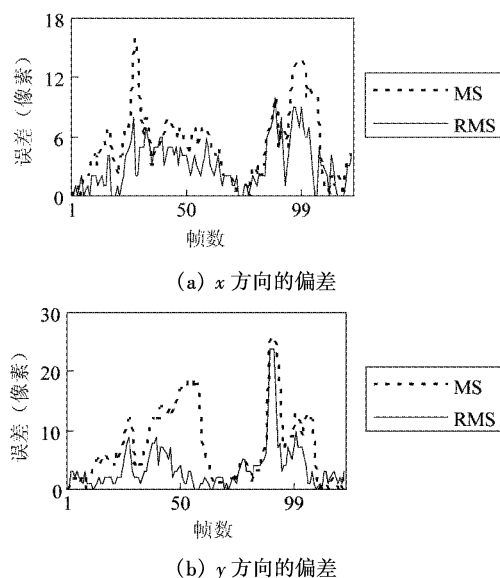


图 3 在 x , y 方向的位置偏差比较

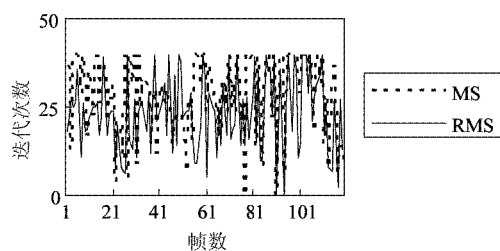


图 4 迭代次数的比较

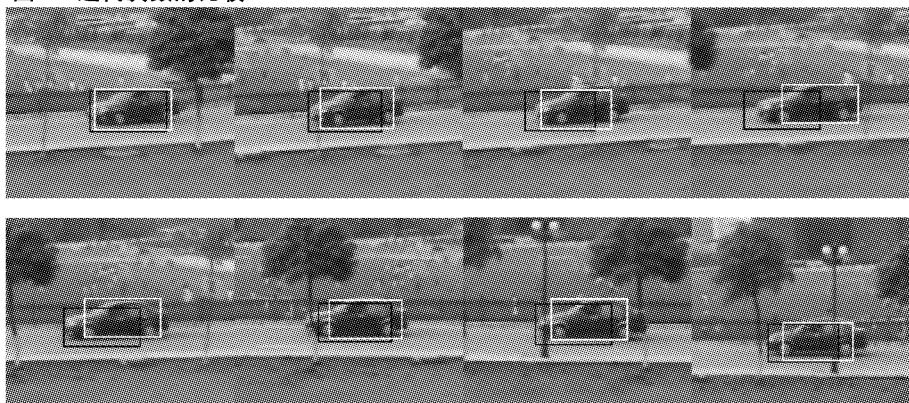


图 7 跟踪实验比较结果, 上述分别为 17, 22, 27, 31, 34, 39, 46, 51 帧, 黑色框表示 MS 的跟踪结果, 白色框表示 DMS 的跟踪结果。

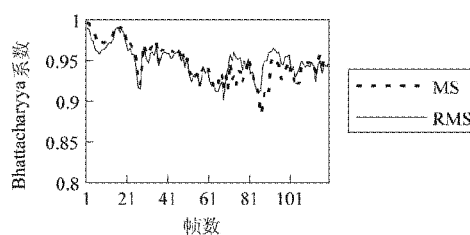


图 5 系数值的比较

3.2.2 参数 B 的影响

在式(4)中, 参数 B 影响目标跟踪的效果, 控制着 μ_u 在 $[0, 1]$ 范围内的分布密度, B 越大, 则 μ_i 分布越广, 否则 μ_i 分布越集中。因此分析 B 对目标跟踪精度的影响是非常必要的。实验中 B 对跟踪精度影响分析的结果如图 6 所示。从图 6 中可看出, $B = 10 \sim 18$, 有比较好的跟踪效果, 因此实验中取 $B = 10$ 。

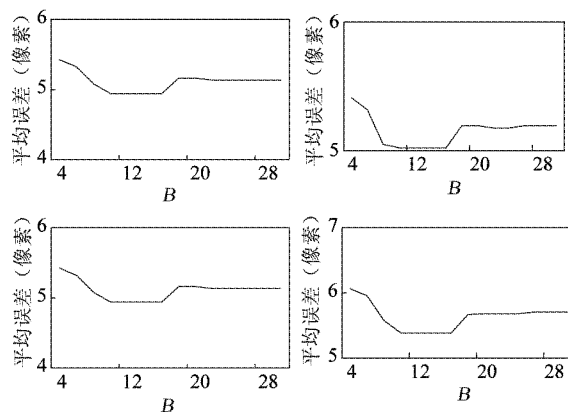


图 6 参数 B 对目标跟踪精度的影响

3.3 差分策略的实验结果及分析

采用差分策略(DMS)的方法与 MS 方法^[1]的实验比较结果如图 7。图中分别表示视频中 17, 22, 27, 31, 34, 39, 46, 51 帧, 黑色框表示 MS 的跟踪结果, 白色框表示 DMS 的跟踪结果, 从中可看出本策略的优越性。

3.4 两种策略的比较

在比率策略中,如果背景特征非常小,会导致其值非常大,因此采用 $\log$ 函数进行变换,背景信息产生的模糊性不是很明显,采用比率策略的候选目标密度分布是光滑的,如图 8(a)所示;而差分策略根据目标特征与背景特征的差值来确定模糊度,模糊性明显,由于采取的模糊隶属度函数是不光滑的,计算出来的候选目标密度分布有可能产生不连续的现象如图 8(b)所示。另外,为了验证两种策略的优越性,与 MS 方法和文献[9]的方法(VRMS)进行了较详细的比较实验。在 VRMS 方法的实验中,采用 20 个特征,且每个特征通过 $\log$ 似然率函数调制而成,通过两类方差率(two-class variance ratio)来实现自适应特征的选择。DMS 方法,RMS 方法,MS 方法,VRMS 方法的实验结果比较如图 9 和表 1。图 9 分别为在序列 car, Ball 中跟踪误差的比较;为了清晰起见,图 9(a)中仅列出了 DMS 方法,MS 方法,VRMS 方法的比较结果。表 1 表示平均误差的比较,平均

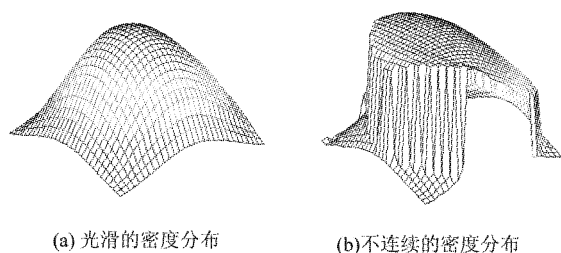
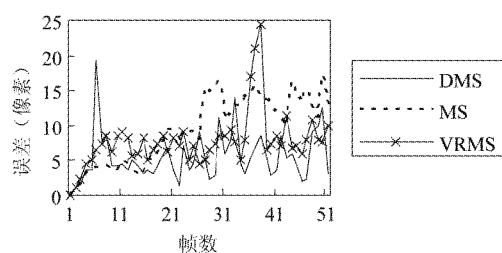
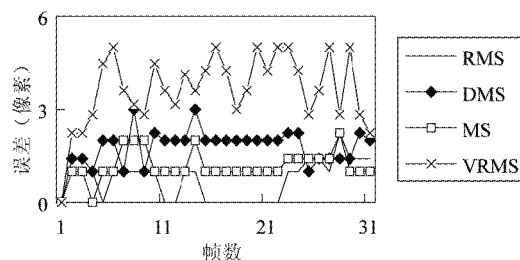


图 8 密度分布示意图



(a) car 跟踪误差比较结果



(b) ball 跟踪误差比较结果

图 9 两种策略的跟踪误差比较结果

误差的计算方法为: $\text{average} = \sum_{i=1}^N \sqrt{\text{error}_{xi}^2 + \text{error}_{yi}^2} / N$,

其中 error_{xi} 表示第 i 帧位置跟踪在 x 方向的偏差, error_{yi} 表示第 i 帧位置跟踪在 y 方向的偏差。从表 1 中可看出,基于比率策略(RMS)的目标跟踪更适合于场景简单的目标跟踪,而基于差分策略(DMS)的目标跟踪适合于场景复杂的目标跟踪。而对于 VRMS 方法,虽然该方法在一定的环境下具有好的效果,但是由于特征中没有考虑颜色的特征,因此,长时间跟踪的效果是比较差的。

表 1 跟踪平均误差比较结果(单位:像素)

实验场景	MS	RMS	DMS	VRMS
car	9.31	6.56	5.47	8.83
ball	1.17	0.77	1.79	4.87
football	4.86	4.66	3.73	7.62

3.5 算法的时间复杂度分析

标准的 mean shift 算法的平均时间代价是 $N\max(nc_s, m), \max(x, y)$ 表示求 x 与 y 之间的最大者,这里 N 是平均迭代次数, n 是目标区域的像素个数, c_s 是额外的做除法和开方的代价。如果假设 bin 的个数 m 与目标区域的像素个数在相同的范围,则平均代价是 $Nn_h c_s^{[1]}$ 。相比于标准的 mean shift 算法, μ_u 需要在每次迭代时进行计算,其时间代价是 $\max(n', m)$, n' 是外部矩形框区域中像素个数,因此改进后的算法的时间代价是 $N\max(n', nc_s, m)$,当 $n' \leq nc_s$ 时,不会增加算法的时间代价,只是增加了少许计算时间。

4 结 论

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。本文首先针对目标模型中背景像素的影响,提出了模糊核直方图的思想,并根据目标模型给出了两种模糊隶属度函数策略,而且通过目标跟踪实验验证了两种策略的可行性,同时对两种策略进行了分析和比较。实验表明,基于比率策略的目标跟踪更适合于场景简单的情形,而基于差分策略的目

标跟踪适合于场景复杂的情形。虽然我们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 mean shift 算法是通过 Bhattacharyya 系数泰勒展开近似获得的,这种近似会引起定位的偏差;另外 mean shift 算法采用颜色核直方图作为目标模型的表达方式,没有考虑目标的空间信息或其他目标内在信息,最后,可以考虑是否存在最优模糊隶属度函数或是否能自适应选择模糊隶属度函数? 这些都是我们下一步的工作。

参考文献

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5):564-577
- [2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, South Carolina, USA, 2000. 2. 142-149
- [3] Comaniciu D. An algorithm for data-driven bandwidth selection. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(2):1-8
- [4] 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
- [5] Yang C, Duraiswami R, Davis L. Efficient mean-shift tracking via a new similarity measure. In: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, California, USA, 2005. 1. 176-183
- [6] Zhu Z, Ji Q, Fujimura K, et al. Combining kalman filtering and mean shift for real time eye tracking under active IR illumination. In: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2002. 4. 318-321
- [7] Jeong M, You B, Oh Y, et al. Adaptive mean-shift tracking with novel color model. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation, Niagara Falls, Canada, 2005. 3. 1329-1333
- [8] Xu R Y D, Allen J G, Jin J S. Robust mean shift tracking with extended Fast colour thresholding. In: Proceedings of 2004 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing. New York: IEEE Press, 2004. 542-545
- [9] Collins R T, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1631-1643
- [10] 冯祖仁,吕娜,李良福. 基于最大后验概率的图像匹配相似性指标研究. *自动化学报*, 2007, 33(1):1-8
- [11] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619
- [12] 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

A fuzzy kernel histogram for object tracking

Wen Zhiqiang^{* **}, Cai Zixing^{*}

(^{*} School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083)

(^{**} School of Computer & Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412008)

Abstract

To resolve the problem that the background pixels in an object model induce localization errors in object tracking, a fuzzy kernel histogram was presented for object tracking. The fuzzy membership degree was introduced in the fuzzy kernel histogram for reducing the localization errors in object tracking produced by background pixels. Moreover, the fuzzy membership functions were studied, and two strategies, the ratio strategy and difference strategy, were given for determining the fuzzy membership functions after extracting the background feature using a “center-surround” approach. The log-likelihood function was adopted in ratio strategy, while a difference technique was introduced in difference strategy. The experimental results show that the object tracking based on the ratio strategy is fit for the case of simple scene, while the object tracking based on the difference strategy is fit for the case of complex scene.

Key words: mean shift, fuzzy kernel histogram, object tracking, object model