

文章编号: 1001-0920(2012)07-1021-06

基于特征贡献度的 mean shift 视频跟踪算法

夏瑜^{1,2}, 吴小俊¹, 冯振华¹

(1. 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 江苏广播电视大学 常熟学院, 江苏 常熟 215500)

摘要: 特征空间分析是视觉跟踪中的关键问题. 针对 mean shift 跟踪算法中模板匹配问题, 提出了特征贡献度概念, 有效减少了背景和噪声因素干扰, 使重要性特征在匹配中起到关键作用; 利用结构二值分布图携带空间结构信息的优点, 很好地避免了统计特征的匹配误差, 在一定程度上提高了跟踪的精度和鲁棒性. 仿真实验结果表明该算法具有一定的优越性和实时性, 在跟踪目标存在变形、噪声、遮挡时也可以达到比较理想的跟踪效果.

关键词: 均值漂移; 特征贡献度; 重要性特征; 结构二值分布图; 串行融合

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Mean shift algorithm for visual tracking based on feature contribution

XIA Yu^{1,2}, WU Xiao-jun¹, FENG Zhen-hua¹

(1. School of IoT Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122; 2. Changshu College, Jiangsu Radio and TV University, Changshu 215500, China. Correspondent: XIA Yu, E-mail: cxiaYu@hotmail.com)

Abstract: Feature space analysis is the critical factor of visual tracking. Considering the issue of template matching within the mean shift framework, this paper proposes a concept of feature contribution, which can effectively reduce the influence of background feature and noise, and make importance feature play a key role. In addition, the binary distribution of structure introduced can effectively reduce the error of statistical features by spacial information and improve the tracking accuracy and robustness in a certain extent. Experimental results show that the proposed tracking algorithm is effective and also exhibits good result in the presence of noise, deformation and occlusion.

Key words: mean shift; feature contribution; importance features; binary distribution of structure; serial fusion

1 引言

运动目标跟踪是计算机视觉领域的一个重要研究课题, 在机器人导航、医疗诊断和视频监控分析等方面有着广泛应用^[1-4]. mean shift 是一种密度梯度的无参估计方法, 于 1975 年由 Fukunaga 提出^[5]. 1995 年, Cheng^[6]将它扩展, 并成功运用到计算机视觉领域, 引起了广泛关注. 1999 年, Comaniciu^[7-8]将 mean shift 算法引入目标跟踪领域, 以彩色直方图作为特征实现目标的识别与定位. 单纯直方图描述表征力缺乏, 当目标与背景颜色分布相似时, mean shift 往往会陷入局部最大值^[9], 导致目标跟踪精度下降甚至跟踪失败. Birchfield 等^[10]利用空间信息和像素范围信息提出了空间直方图概念, 跟踪效果得到了一定的提高, 但是增加了计算复杂度, 有失实时性. Collins 等^[11]将目标颜色特征 (r, g, b) 线性融合嵌入到 mean shift 方法, 通

过选取最能突出目标和背景差异性的融合方案提高视觉跟踪可靠性, 但在跟踪过程中需要不断选择最优的融合方案, 导致了实用性下降. Haritaoglu 等^[12-13]提出了一种将目标的 r, g, b 颜色特征与边缘特征组合起来构造目标四维特征来进行均值漂移的跟踪算法, 但此方法对目标及场景变化适应性差. 在实际应用中视频跟踪的状态相当复杂, 目标和摄像镜头的变化都会带来运动目标旋转、角度改变、非刚性形变、部分遮挡甚至全局遮挡现象, 此时目标模板会发生变化, 带来匹配力度的降低, 使跟踪精度降低, 甚至目标丢失. 模板更新策略不足也是均值漂移算法的棘手问题, 使跟踪质量和鲁棒性得不到保证.

本文针对上述问题, 提出特征贡献度概念, 在获取目标核直方图特征的情况下, 有效过滤背景因素, 削弱次要特征的干扰, 重要性特征的突显较好地提

收稿日期: 2010-12-29; 修回日期: 2011-05-06.

基金项目: 教育部新世纪优秀人才计划项目(NCET-06-0487); 国家自然科学基金项目(60973094, 60572034, 90820002, 61070121); 江苏省自然科学基金项目(BK2006081).

作者简介: 夏瑜(1979-), 男, 讲师, 博士生, 从事计算机视觉、目标跟踪的研究; 吴小俊(1967-), 男, 教授, 博士生导师, 从事模式识别、计算机视觉等研究.




高了模板匹配效率,使目标跟踪精度得到了一定的提高.重要性特征的目标有效描述和不变性间接地解决了目标模板的更新问题.目标重要性特征结构二值分布图既包含了目标的色彩信息,又包含了目标的结构信息,能够有效修正色彩统计特征匹配偏差.线索融合使得多种信息在跟踪过程中优势互补,改善跟踪效果;串行融合更加符合人类视觉过滤的特性,避免线索并行计算带来的折中偏差.该方法匹配精度高,跟踪效果好,当目标发生遮挡或丢失时也能及时正确地收敛,保证了全局的鲁棒跟踪.

2 目标模型特征表征

2.1 彩色像素点模糊隶属映射

在彩色模型(如RGB, HSI或HSV,本文以RGB为例)空间中提取目标特征,像素点值的计算采用的是模型分量多项式表示,多项式的计算结果值即为像素点值.如灰度图像转换计算采用多项式 $0.299r + 0.587g + 0.114b$ ^[4],现有很多图像应用软件均采用此方法,其中 r, g, b 三模型分量在计算时此消彼涨,相互抵消,形成多对一缺陷.表1中列举的3个视觉上完全不同的颜色值,通过多项式计算后灰度值竟然相同,其大大地削弱了颜色像素之间的区别度,从而降低了模板匹配性能.上面的灰度计算式较接近于人类视觉的方式.

表1 灰度值计算结果

(r, g, b) 值	像素块颜色	灰度值
(0.378, 0, 0)		0.113
(0, 0.193, 0)		0.113
(0, 0, 0.992)		0.113

为了增大颜色像素的区别度,有效抑制由 r, g, b 颜色空间计算引起的视觉偏差,引入模糊隶属函数,建立像素点的正确特征映射,使相似颜色像素点聚类,消除视觉偏差,建立有区别度的模板特征.如果像素点颜色值为 r, g, b ,则分别把 r, g, b 转换为十六进制数值,这3个十六进制数值按顺序形成一个十六进制颜色编码,形式如下:

$$\underbrace{A \cdots A}_{\alpha} \underbrace{B \cdots B}_{\beta} \underbrace{C \cdots C}_{\gamma}. \quad (1)$$

其中: $A \cdots A$ 为 r 的 α 位十六进制编码, $B \cdots B$ 为 g 的 β 位十六进制编码, $C \cdots C$ 为 b 的 γ 位十六进制编码.此时像素点模糊隶属映射机制的计算,即像素点模糊隶属度函数为

$$\phi(r, g, b) = (A \cdots A)_{10} \times d^{(\beta+\gamma)} + (B \cdots B)_{10} \times d^{\gamma} + (C \cdots C)_{10}. \quad (2)$$

式中:下标 $(X)_{10}$ 指把 X 转换为十进制数值, d 为像素分辨基数.

通过像素点 r, g, b 颜色值模糊隶属度映射,有效

地修正了颜色值多项式计算多对一的缺陷,提高了单像素分辨率,使视觉上存在差异的颜色计算值不同,相近似色彩值聚类,较好地改善了目标的识别力度.

2.2 目标模型及候选模型描述

假设 $x_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 表示像素在目标模板中的位置,其中心位置为 x_0 ,则目标模板的核直方图特征模型为

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_i - x_0}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u], \quad (3)$$

其中: $u = 1, 2, \dots, m$; h 为带宽参数; $b: R^2 \rightarrow \{1, 2, \dots, m\}$ 为像素 x_i 的模糊隶属映射函数; C 为归一化常数; $k(x)$ 为非负、递减、分段连续的核函数原型; δ 为Kronecher Delta函数.

类似地,可以得到候选目标特征模型为

$$\hat{p}_u(y_0) = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_i - y_0}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u]. \quad (4)$$

其中: y_0 为候选目标区域中心位置, $u = 1, 2, \dots, m$.

2.3 重要性特征估算

2.3.1 特征贡献度分析

视觉跟踪中模板匹配的主要目的是将图像序列中的真实目标从复杂的背景中识别出来,将有代表性特征提取出来是特征采样的关键.对于目标模板分析,特征信息主要有4类,以图1中的运动人体视频为例,表2中列举了4类特征;1)背景类特征,此类特征大量存在于背景中,是背景的主要描述因素,对目标识别基本上没有帮助,甚至会产生干扰影响;2)弱势目标类特征,此类特征是目标区域内小份量特征,对目标识别“支持”程度较小;3)重要性特征,此类特征在目标区域中贡献度最大,能精确地表征真实目标,跟踪过程中基本保持不变,是模板匹配的优势元素;4)交融类特征,此类特征往往由于光照、目标形态的改变而发生轻微变化,是图像中背景和目标的特征交织在一起或运动视频拍摄“拉毛”引起的相交特征,此类特征不仅“支持”甚小,有时甚至会影响到目标有效表征.

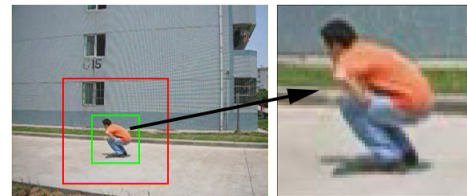


图1 视频序列和目标模板

表2 目标模板特征分析

	背景类特征
	弱势目标类特征
	重要性特征
	交融类特征

本文中目标模板特征是根据不同的跟踪对象提取生成的, 能更显著地描述目标对象。

2.3.2 重要性特征提取方法

为了保证目标特征有效表征, 本文通过重要性特征提取来抑制背景因素的影响, 削弱交融类特征的干扰, 突出强表征力度的重要性特征, 从根本上提高目标识别能力。重要性特征提取的基本方法如下:

首先, 在视频序列中增加一个搜索区域进行特征统计。如图1所示, 大方框是搜索区域, 小方框是目标区域, 在搜索区域中根据第2.1节和第2.2节方法计算搜索区域统计特征, 可以表示为 $\{\hat{s}_u\}$, $u = 1, 2, \dots, m$ 。不难发现, 搜索区域统计特征 \hat{s}_u 中大量存在背景类特征, 在统计特征中数量排列靠前的特征元素是背景类特征的可能性较大。有效去除或抑制排名靠前的统计特征元素相当于过滤了背景类特征, 从而抑制噪声信息, 保证了抗干扰性和模板匹配能力。其方法如下:

$$\hat{p}_u = \hat{p}_u - \max(\hat{s}_u, T_1). \quad (5)$$

其中: T_1 为背景统计抑制阈值, 可以根据经验取值, 本文在实验中采用 [5,10] 之间的值; $\max(X, n)$ 是提取 X 中数量排列前 n 的元素。同样, 在目标区域中数量排列靠前的特征元素必定是重要性特征, 它们对目标的代表性最突出。其提取的方法如下:

$$I_u = \max(\hat{p}_u, T_2), \quad (6)$$

其中 T_2 为重要性特征提取阈值, 可根据经验取值, 本文在实验中采用 [5,8] 之间的值。

交融类特征是受到光照、姿势影响发生轻微变化的目标模板本身特征, 所以重要性特征周围小邻域内的特征元素可以认为是交融类特征。其提取方法如下:

$$\hat{J}_u = \hat{P}_{(i-T_3, i+T_3) | \hat{P}_i \in \hat{I}_u}, \quad (7)$$

其中 T_3 为小邻域半径阈值, 可以根据实际模板或经验取值, 本文实验中 $T_3 = 3$ 。

剩下的其他特征可以认为是弱势类目标特征, 提取方法如下:

$$\hat{L}_u = \hat{P}_u - \hat{I}_u - \hat{J}_u. \quad (8)$$

最后, 根据像素在空间中的分布情况融合上述4类模板特征信息, 削弱交融类特征和弱势目标类特征, 突显重要性特征。其基本方法如下:

$$\hat{p}_u = \alpha \hat{I}_u + \beta \hat{L}_u + \gamma \hat{J}_u, \quad (9)$$

其中 α, β, γ 是特征信息融合系数, 可根据实际情况融合目标有效特征, 保证匹配性能和精度提高。权重系数 α 往往最大, 取 [0.6, 0.9] 之间的值; β 值次之, 取 [0.2, 0.4] 之间的值; γ 值最小, 取 [0, 0.2] 之间的值。

在候选目标特征模型 \hat{q}_u 的建立过程中, 重要性特性向量 \hat{I}_u 直接采用目标特征模型中的 \hat{I}_u , 因为重要性特征在视觉跟踪过程中基本保持不变, 也是真实目标的有效描述量。其余特征量的获取计算方法与上述相同。

3 相似性度量

在得到目标特征模型和候选特征模型表示后, 采用 Bhattacharyya 系数 ρ 表示候选目标与模板目标之间的匹配程度。其计算公式如下:

$$\rho(\hat{p}_u(y_0), \hat{q}_u) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u \hat{q}_u}. \quad (10)$$

获得的相似度 ρ 越大, 表示候选目标与模板目标匹配度越强, 则对应的候选目标中心位置 y_0 越有可能是真实目标在当前帧中的位置。

4 重要性特征结构二值分布图

获取到目标模型重要性特征后, 目标表征力度得到了一定的提升, 目标识别能力的提高很好地带动了目标跟踪的精度和环境适应能力。但提取的重要特征结果只包含目标模型的颜色信息, 缺乏空间结构信息, 容易引起统计偏差。当模板中背景信息统计特征和目标统计特征相似时, 将出现匹配误差, 使跟踪精度下降, 甚至目标丢失, 并且后续跟踪过程很难收敛, 难以保证鲁棒跟踪持续进行。

假设模板采样重要性特征为 \hat{I}_u , 则结构二值分布图中单像素的取值结果为

$$\gamma(x_i) = \begin{cases} 1, & x_i \in \hat{I}_u; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

图2(a)为视频帧局部图像及目标模板, 其中方框中内容是目标模板; 图2(b)为采用第2.2节中方法提取的目标核直方图模型; 图2(c)为采用第2.3节中方法提取的重要性特征模型; 图2(d)为目标模板的重要

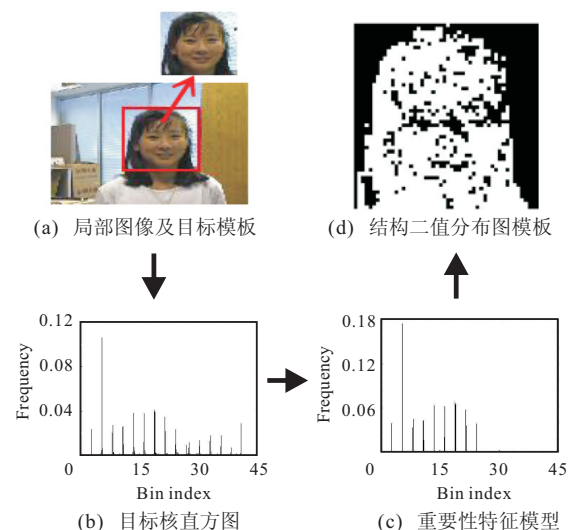


图2 特征采样及结构二值分布图

特征的结构二值分布图. 图中既包含了标志目标有效信息的重要特征, 又具有目标结构空间信息, 信息表现呈多维化方向发展, 保留了重要程度高的特征点, 去除次要及干扰元素, 省去了不必要的计算, 不仅提高了处理速度, 而且使目标表征力度更加充分, 避免了统计误差, 使跟踪收敛性保持良好.

5 mean shift 向量

为了最大限度地提高跟踪精度, 需要使相似性系数 ρ 最大, 以前一帧视频窗口中目标位置作为当前帧搜索的起始位置, 设窗口中心为 y_0 , 在 y_0 领域内寻找局部最优目标位置 y_1 . 对相似性系数 ρ 的计算公式进行 Taylor 展开, 即

$$\rho(\hat{p}_u(y), \hat{q}_u) = \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y_0) \hat{q}_u} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right), \quad (12)$$

其中

$$w_i = \sum_{u=1}^m \left(\sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}} \right) \delta[b(x_i) - u]. \quad (13)$$

通过对相似性函数求最大值, 可以推导出 mean shift 向量

$$m_{h,g}(x) = y_1 - y_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g \left(\left\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g \left(\left\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)} - y_0, \quad (14)$$

其中 $g(x) = -k'(x)$ 为核密度估计. mean shift 算法反复迭代, 最后得到在当前帧目标的最优位置 y_1 .

6 跟踪算法描述

1) 计算目标模板核直方图特征 $\{\hat{q}_u\}$, $u = 1, 2, \dots, m$, 并生成重要性特征结构二值分布图 B_0 ;

2) 初始化当前帧的目标位置为 y_0 , 计算候选模板核直方图特征 $\{\hat{p}_u(y_0)\}$, $u = 1, 2, \dots, m$;

3) 根据第 2.3 节内容进行重要性特征采样;

4) 根据式 (13) 更新权重 $\{w_i\}_{i=1,2,\dots,n_h}$;

5) 根据式 (14) 计算候选目标新位置 y_1 ;

6) 更新 $\{\hat{p}_u(y_1)\}$, 并计算 $\rho(\hat{p}_u(y_1), \hat{q}_u)$, $u = 1, 2, \dots, m$;

7) 如果 $\rho(\hat{p}(y_1), \hat{q}) < \rho(\hat{p}(y_0), \hat{q})$, 则 $\hat{y}_1 \leftarrow \frac{1}{2}(\hat{y}_1 + \hat{y}_0)$, 直至 $\rho(\hat{p}(y_1), \hat{q}) \geq \rho(\hat{p}(y_0), \hat{q})$;

8) 如果 $\|\hat{y}_1 - \hat{y}_0\| < \varepsilon$, 则迭代结束, y_1 为目标中心位置; 否则, 返回 2);

9) 生成候选目标重要性特征结构二值分布图 B_1 , 并采用 SSD(sum-of-squared differences) 方法计算结构相似度, 如式 $\psi = \sum_{i=1}^{n_h} [B_1(i) - B_0(i)]^2$;

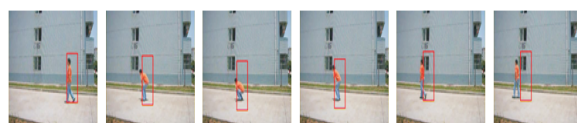
10) 如果 $\psi < T$, 则根据 $\arg \min \sum_{i=1}^{n_h} [I_1(i) - I_0(i)]^2$

进行目标再次搜索匹配, 转 2).

7 仿真实验分析

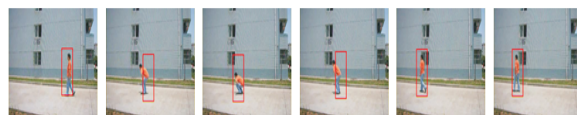
为了验证本文算法的有效性, 选用相关视频序列建立目标模型并实现视觉目标跟踪, 在 Pentium Dual E2140 CPU, 1 G 内存的 PC 机上, 用 Matlab 7.0 编程实现并进行相应的分析.

第 1 组实验采用运动人体视频 (320×240) 对行人进行视觉跟踪, 分别使用基于核直方图的 mean shift 算法、基于核直方图的 particle filter 算法和本文改进算法对视频 180~340 帧实现跟踪, 并比较算法运行性能. 视频中人体在行进中姿势不断发生变化, 致使候选模板内目标有效内容及背景因素也产生变化, 对跟踪精度必将造成影响. 目标模板更新势在必行, 然而重要性特征的不变性克服了跟踪过程中的模型偏移问题. 如图 3 所示, 基于核直方图的 mean shift 算法在跟踪初始能够跟上捕捉目标, 但随着帧数增加及候选目标发生变化, 精度也在慢慢下降, 误差的累积导致跟踪在 330 以后出现目标丢失, 并在最后跟踪失败; 基于核直方图的 particle filter 算法在 100 个粒子情况下, 虽然整体跟踪没有失败, 但每一帧的目标定位粗糙. 3 种算法目标跟踪状态量的均方根误差 (RMSE) 如表 3 所示, 本文改进算法明显比前两种算法跟踪匹配精度有一定的提高, 因突显目标重要性特性, 所以在跟踪精度提高的同时, 鲁棒性和可靠性



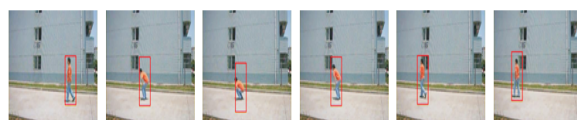
(第190帧) (第247帧) (第263帧) (第290帧) (第334帧) (第340帧)

(a) 基于核直方图的算法 mean shift 跟踪结果



(第190帧) (第247帧) (第263帧) (第290帧) (第334帧) (第340帧)

(b) 基于核直方图的算法 particle filter 跟踪结果



(第190帧) (第247帧) (第263帧) (第290帧) (第334帧) (第340帧)

(c) 本文改进算法跟踪结果

图 3 本文改进算法与其他视频跟踪算法比较

表 3 本文改进算法与其它跟踪算法的 RMSE 比较

状态向量	mean shift 算法	particle filter 算法	本算法
X 坐标	11.23	7.36	1.14
Y 坐标	6.11	6.28	0.52

也明显提高,基本上每一帧都能够严格定位目标正确位置.

本文算法提出了特征贡献度及目标模型结构二值分布图概念,从多维角度保证了跟踪的收敛性及精度,但是并没有增加算法的时间复杂度和空间复杂度,有效地保证了算法的实时性. 160 帧行人跟踪视频中本文算法的平均迭代次数为 2.56 次/帧,运行时间 18.49 s,平均每帧消耗 0.116 s; 基于灰度核直方图的 mean shift 算法的平均迭代次数为 1.86 次/帧,运行时间 15.68 s,平均每帧消耗 0.098 s; 基于核直方图的 particle filter 算法运行时间为 23.08 s,平均每帧消耗 0.144 s. 为了找到每次跟踪过程中的全局最优解,提高算法的跟踪精度,少量增加迭代次数是不可避免的,但可以看出本文算法在提高跟踪精度的同时又具有较好的系统实时性.

第 2 组实验采用遮挡情况下视频序列 (128×96) 进行人脸跟踪实验. 图 4 所示为两个视频序列的跟踪目标在被动遮挡和主动遮挡情况下的跟踪结果. 当跟踪目标部分被遮挡,能够捕捉到少量有区别度的重要性特征可保证目标高精度定位,多维信息串行融合可使目标跟踪过程中有效收敛. 视频序列 1 中人体在行走过程中被木板所遮挡,颜色特征接近于人脸皮肤颜色; 视频序列 2 中双手不停地挥动,致使目标被遮挡. 采用本文算法实现,重要性特征和结构二值分布图充分利用有限的有效信息提高目标识别力度和抗遮挡能力,即使绝大部分内容丢失,也能保证跟踪较好的目标定位,有效实现目标鲁棒跟踪.



图 4 遮挡情况下跟踪结果

第 3 组实验针对视频中目标旋转、大小变化的视频 (128×96) 进行跟踪实验. 如图 5 所示, 视频序列 1

中目标人物在做旋转动作; 视频序列 2 中人脸头像随移动远近尺寸发生变化,且目标和背景均产生了相应的变化,直接进行模板匹配必会产生模板匹配力度下降. 在有效提取重要性特征后,不仅削弱了背景、噪声和次要特征产生的影响,而且使统计特征融合了空间信息,提高了目标表征力度; 修正巴氏指标计算偏差,保证了真实目标的有效识别,使视觉跟踪精度得到了较好的提高.



图 5 旋转、大小变化情况跟踪结果

8 结 论

在视频目标跟踪中,目标的运动形式和背景因素通常变化比较复杂,给实时的目标精确跟踪带来了一定的难度. 本文针对视频目标跟踪中的核心问题——目标建模和表征,提出了突显重要性特征的描述方法,从重点论思想角度有效地实现了前景背景的可区分性,增加了单步迭代的匹配识别能力,可全面提升跟踪算法的性能. 通过融合目标模板重要性特征结构二值分布图,将空间特征信息带入,从而有效改善了统计误差,串行匹配更符合人类视觉特性,具有更好的跟踪精度和收敛性. 当目标快速运动,且背景区域变化较大时,本文算法也能实现对运动目标的准确跟踪,拥有良好的鲁棒性. 仿真实验表明本文算法在有效提高跟踪精度的同时不失实时性,具有一定的优越性.

参考文献(References)

- [1] Liu H, Yu Z, Zha H B, et al. Robust human tracking based on multi-cue integration and mean-shift[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(7): 827-837.

- [2] Leichter I, Lindenbaum M, Rivlin E. Tracking by affine kernel transformations using color and boundary cues[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(1): 164-171.
- [3] 夏瑜, 吴小俊. 基于MCD和局部线性高斯模型的视频跟踪粒子滤波算法[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(11): 2223-2229.
(Xia Y, Wu X J. Particle filter algorithm for visual tracking based on MCD and partial linear Gaussian models[J]. *J of Image and Graphics*, 2009, 14(11): 2223-2229.)
- [4] Chu J K, Li R H, Li Q Y, et al. A visual attention model for robot object tracking[J]. *Int J of Automation and Computing*, 2010, 7(2): 39-46.
- [5] Fukunage K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function with application in pattern recognition[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1975, 21(1): 32-40.
- [6] Cheng Y Z. mean shift, mode seeking, and clustering[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(8): 790-799.
- [7] Comaniciu D, Meer P. mean shift: A robust application toward feature space analysis[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.
- [8] 覃剑, 曾孝平, 李勇明. 基于边界力的mean-shift核窗自适应算法[J]. *软件学报*, 2009, 20(7): 1726-1734.
(Qin J, Zeng X P, Li Y M. Algorithm of adaptive kernel-bandwidth for mean-shift based on boundary force[J]. *J of Software*, 2009, 20(7): 1726-1734.)
- [9] Leichter I, Lindenbaum M M, Rivlin E. mean shift tracking with multiple reference color histograms[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(3): 400-408.
- [10] Birchfield S T, Rangarajan S. Spatiograms versus histograms for region-based tracking[C]. *Proc of the IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego: IEEE, 2005, 6(2): 1158-1163.
- [11] Collins R T, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [12] Haritaoglu I, Flickner M. Detection and tracking of shopping groups in stores[C]. *Proc of the 2001 IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, 1(12): 8-14.
- [13] Li S X, Chang H X, Zhu C F. Adaptive pyramid mean shift for global real-time visual tracking[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(3): 424-437.
- [14] 章毓晋. 图像工程[M]. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 2007: 168-171.
(Zhang Y J. *Image engineering*[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2007: 168-171.)

(上接第1020页)

参考文献(References)

- [1] Chang Y C. Intelligent robust control for uncertain nonlinear time-varying systems and its application to robotic systems[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics -Part B: Cybernetics*, 2005, 35(6): 1108-1119.
- [2] Wang J, Qu Z. Robust adaptive control of a class of nonlinearly parameterized time-varying uncertain systems[J]. *IET Control Theory Applications*, 2009, 3(6): 616-630.
- [3] Chen W S, Jiao L C. Adaptive tracking for periodically time-varying and nonlinearly parameterized systems using multilayer neural networks[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2010, 21(2): 344-351.
- [4] Chien C J, Liu J S. A P-type iterative learning controller for robust output tracking of nonlinear time-varying systems[J]. *Int J of Control*, 1996, 64(2): 319-334.
- [5] Pi Daoying, Sun Youxian. On the convergence of open-closed loop P-type iterative learning control scheme for nonlinear discrete systems[J]. *Control Theory and Applications*, 1997, 14(2): 156-161.
- [6] Jian-Xin Xu, Zhi-Hua Qu. Robust iterative learning control for a class of nonlinear systems[J]. *Automatica*, 1998, 34(8): 982-988.
- [7] Abdelhamid Tayebi, Chiang-Ju Chien. A unified adaptive iterative learning control framework for uncertain nonlinear systems[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2007, 52(10): 1906-1913.
- [8] Chiang-Ju Chien. A combined adaptive law for fuzzy iterative learning control of nonlinear systems with varying control tasks[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2008, 16(1): 40-51.
- [9] Park J, Sandberg I W. Universal approximation using radial basis function networks[J]. *Neural Computation*, 1991, 3(2): 246-257.
- [10] 韩京清, 王伟. 非线性跟踪-微分器[J]. *系统科学与数学*, 1994, 14(2): 177-183.
(Han J Q, Wang W. Nonlinear tracking-differentiator[J]. *System Science and Mathematics*, 1994, 14(2): 177-183.)