

文章编号:1004-4213(2011)01-0154-7

基于特征自适应选择的金字塔均值漂移跟踪方法

赵高鹏,薄煜明

(南京理工大学 自动化学院,南京 210094)

摘 要:针对均值漂移跟踪算法框架不足以对目标帧间运动过大及快速尺度变化进行有效地处理,且单个图像特征对环境适应性较差.提出了一种特征自适应选择方法,通过分析目标与背景的特征区分度来选择最有效的特征.将金字塔自适应分解和均值漂移跟踪结合,提出了金字塔均值漂移跟踪方法.采用背景加权直方图描述目标模板模型,核函数加权直方图描述候选目标模型,由粗到精定位目标,并给出了目标尺度自适应更新方法.多个视频序列的实验结果表明:本文方法能够有效处理目标快速运动、尺度变化、摄像机运动、局部遮挡等情况,实现复杂场景下的目标跟踪.

关键词:目标跟踪;金字塔均值漂移;特征自适应选择

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20114001.0154

0 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的热点研究课题,在智能视频监控、人机交互等领域有着广泛的应用.现有的目标跟踪算法可以分为粒子滤波(Particle filter)跟踪和均值漂移(Mean Shift, MS)跟踪两大类.粒子滤波跟踪^[1]将跟踪问题当作状态估计问题来处理,以获得状态的最优估计为目的,通过蒙特卡罗采样的方法对目标进行跟踪,对遮挡比较鲁棒,但运算复杂度较高. MS 跟踪^[2]将跟踪问题当作最优化问题来处理,即求代价函数的极值问题,通过 MS 算法迭代实现,避免了穷尽搜索,实时性好;采用核函数直方图建模,对边缘遮挡、目标变形及旋转不敏感.

MS 跟踪自从其提出后就成为视觉跟踪领域的重要方法,然而该算法也存在不足之处,例如: MS 跟踪算法推导过程中,在目标起始中心使用了泰勒展开,当目标在连续帧间运动范围过大,或者摄像机运动带来的全局运动时,可能使得泰勒展开的邻域要求这一假设不满足,导致跟踪失败;目标快速运动会引起目标尺度的快速变化,尺度定位的准确性一定程度上会影响空间定位的准确性,基本 MS 跟踪及其大多改进方法均采用文献^[2]提出的方法,即对尺度进行正负 10% 修正,再分别执行跟踪计算,选择最大相似性系数所对应的尺度为最佳尺度,该方法对目标尺度逐渐增大,快速尺度变化效果不好.文献^[3]提出了基于形心匹配的尺度估计方法,该方法

依赖于角点匹配,计算量大,仅适用于刚性物体.文献^[4]使用多尺度分析来定位目标,仅使用了解析后的最低层和最高层图像,通过最大化相似性系数的对数似然函数来自适应的估计目标尺度,计算复杂.

大多数 MS 跟踪算法根据经验选用单一的某种图像特征,然而一个实用的跟踪系统往往要求在不同场景下实现跟踪,单一的特征很难对不同场景及目标都有效.文献^[5]提出将颜色和纹理特征进行自适应融合的跟踪算法,文献^[6]针对可见光和红外双传感器系统,融合可见光图像颜色、边缘方向和红外图像灰度特征进行跟踪.多个特征的引入提高了算法的鲁棒性,然而多个特征同时处理必然带来计算量的增加,且当某一个特征失效时,固定的采用原来的特征在一定程度上会降低跟踪性能.

在前人研究的基础上,本文首先简单介绍 MS 跟踪框架,然后提出了一种基于特征自适应选择的金字塔均值漂移(Pyramid Mean Shift, PMS)跟踪算法,并给出了目标尺度更新方法,最后是本文的实验和结论.

1 MS 跟踪算法

MS 跟踪算法首先将原始像素值转换到某种特征空间,采用核函数加权的特征直方图来描述目标,在每帧中对目标模板模型和候选目标模型进行相似性度量,并沿着核直方图相似性的梯度方向迭代搜索目标位置,实现目标跟踪.

目标模板模型 $q = \{q_u\}_{u=1, \dots, m}$ 和以 y 为中心的

第一作者:赵高鹏(1983-),男,博士研究生,主要研究方向为. Email: zhaogp163@163.com

导师:薄煜明(1961-),男,教授,主要研究方向为视频处理与导航控制系统.

收稿日期:2010-03-10;修回日期:2010-05-31

候选目标模型 $p(y) = \{p_u(y)\}_{u=1,\dots,m}$ 的计算如式(1)~(4)

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

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \quad (2)$$

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k(\|\frac{y-x_i}{h}\|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (3)$$

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k(\|\frac{y-x_i}{h}\|^2) \quad (4)$$

式中: m 表示直方图的量化级数; q_u 、 p_u 分别表示目标模板和候选目标核直方图各级概率密度; C 、 C_h 为归一化系数,使得 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$, $\sum_{u=1}^m p_u = 1$; k 为核函数; δ 为 Kronecker delta 函数; b 为像素在直方图中的索引值; x_i^* 为目标模板区域像素的归一化位置; x_i 为候选目标像素当前帧的位置; h 表示核窗宽,即目标尺度,通常取目标跟踪窗宽的一半。

在获得目标模板和候选目标的核直方图模型后,MS 中定义模型间的匹配距离如式(5)

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (5)$$

式中: ρ 为 Bhattacharyya 系数,用于度量两个离散概率分布之间的相似性,计算如式(6)

$$\rho(p, q) = \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (6)$$

目标跟踪就是根据上一帧的目标位置 y_0 , 在当前帧中寻找使距离 d 最小或者相似性系数 ρ 最大的位置 y_1 . 将 $\rho(y)$ 在 y_0 处泰勒展开,求其最大值,具体推导过程见文献[2],从而得到新的位置 y_1 , 计算如式(7)

$$y_1 = \left[\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right] / \left[\sum_{i=1}^{n_h} w_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right] \quad (7)$$

$$\text{式中: } w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (8)$$

MS 跟踪通过反复迭代式(7),使候选目标不断地沿着相似性度量的梯度方向移动到新的位置 y_1 , 由于 MS 算法的收敛性,若干次迭代就使得相似性系数 ρ 达到最大,得到当前帧中的目标最优位置. 当核函数 k 取为 Epanechnikov 核函数时,式(7)可以简化为式(9)

$$y_1 = \left(\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i \right) / \left(\sum_{i=1}^{n_h} w_i \right) \quad (9)$$

2 特征自适应选择

对于复杂场景下的图像目标跟踪,不同的特征描述区分目标和背景分布的能力不同,这也为特征

选择提供依据. 本文方法提取多个特征,对于单个可见光传感器系统,选择的特征包括灰度特征、颜色特征、局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)纹理特征^[7]和梯度特征^[8],对红外和可见光双传感器系统,可在其基础上在增加红外灰度特征;通过设计区分度准则来定量分析特征描述区分目标和背景的能力,从而选择出最有效的特征用于目标模型描述. 对特征描述及特征选择方法从四个方面进行分析.

1)颜色特征是最广泛应用的特征,为了对光照变化不敏感,先将 RGB 颜色模型转换为 HSV 颜色模型,提取 H 分量建立直方图描述,量化为 16 级.

2)纹理特征是对图像各像素灰度的空间分布的一种描述,是颜色特征较好的补充. LBP 纹理是一种简单的灰度不变的纹理统计特征,它通过比较中心像素与其相邻像素灰度值的大小来描述目标的纹理,其优点在于计算简单,对亮度变化不敏感,能够减弱阴影的影响,具体计算方法见文献[7]. 本文提取 LBP 纹理特征建立直方图,量化为 16 级.

3)梯度特征反映了图像灰度的变化程度,本文提取梯度方向直方图[8]作为目标的一个特征描述,量化为 16 级. 梯度方向直方图特点在于将目标的轮廓信息包含进来在部分遮挡、背景混淆和光照变化下鲁棒性较强.

4)灰度特征优点为计算简单,对于红外图像,其灰度值反映物体的温度,成像不受光照变化和阴影的影响,本文提取灰度直方图特征,量化为 16 级.

定义目标区域,以目标区域中心为中心的 3 倍目标区域面积的邻域区域为背景区域,本文定义区分度 D 计算准则如式(10)

$$D = \frac{\sum_{u=1}^m H a_u}{\sum_{u=1}^m H b_u + \gamma} \quad (10)$$

式中: $H a$ 和 $H b$ 分别表示目标区域和背景区域的特征直方图; γ 为常量,避免除零,取为 0.01. 利用该值的大小来判断特征对目标和背景分布的区分程度,该值越大,表明该特征越有效,所以,本文选择该值最大的特征作为最有效特征用于目标模型描述.

图 1 采用多个场景下的图像来说明特征自适应选择方法的有效性. 图 1(a)为可见光图像帧,(b)和(c)为同一场景的经过配准的红外和可见光图像帧. 图中标出了三个目标,较小的白色矩形框表示目标区域,两个白色矩形框之间的区域为背景区域. 表 1 给出了不同特征的区分度值计算结果,从表 1 可以看出,目标 1 最有效的特征为颜色,目标 2 最有效的特征为纹理,目标 3 最有效的特征为红外灰度.

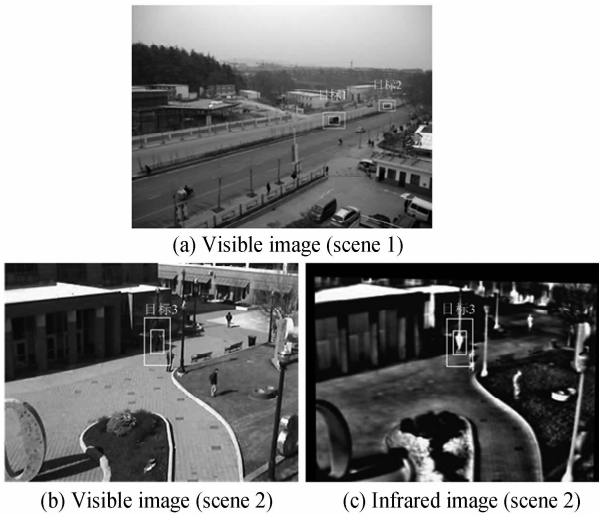


图1 不同场景的测试图像

Fig.1 Test images of different scenes

表1 不同特征的区分度值

Table 1 Discriminative values of different features

	Gray	Color	Texture	Gradient	Infrared gray
Target 1	120.71	163.57	33.93	43.61	—
Target 2	13.59	8.32	21.90	16.34	—
Target 3	15.85	11.25	29.68	17.84	62.13

同时,在图像序列中利用上述准则进行判断:对当前帧的跟踪结果计算区分度值 D_t , 如果 $(D_{t-1} - D_t) > T_d$, 表明目标和背景分布有较大变化, 则根据式(10)进行特征选择判断, 选择当前帧中最有效特征进行目标描述用于后续跟踪, 其中 T_d 为区分度阈值, 该值过大则不能有效表示变化程度, 过小则会引起频繁执行特征选择判断, 本文实验取 40.

3 PMS 跟踪方法

经过特征自适应选择得到用于描述目标模型的特征后, 本文将金字塔分析与 MS 跟踪结合, 由全局到局部、由粗到精地定位目标. 文献[3]研究表明, 在核窗宽固定的条件下, 目标在其窗宽范围内进行缩

放、平移运动并不影响 MS 跟踪算法的定位准确性. 因此, 当目标快速运动或摄像机全局运动使得当前帧跟踪窗口内不包含目标时, 通过金字塔分析降分辨率处理, 这样在较高层分解图像中目标可能被包含在未改变尺寸的跟踪窗口中, 从而实现跟踪.

3.1 目标模型描述

目标模型描述两种常见的方式为核函数加权直方图表示和背景加权直方图表示. 目标模板模型和候选目标模型采用核函数加权, 如式(1)~(4)所示; 背景加权表示能够抑制目标跟踪窗口内的背景因素, 突出目标特征, 采用背景加权表示如式(11)~(14)

$$q_u = C v_u \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \quad (11)$$

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \sum_{u=1}^m v_u \delta[b(x_i^*) - u] \quad (12)$$

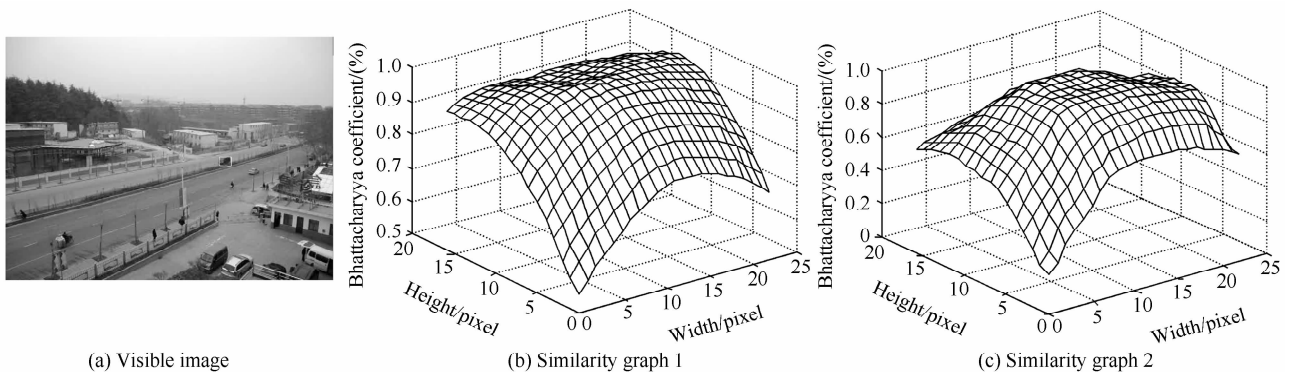
$$p_u(y) = C_h v_u \sum_{i=1}^{n_h} k(\|\frac{y - x_i}{h}\|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (13)$$

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k(\|\frac{y - x_i}{h}\|^2) \sum_{u=1}^m v_u \delta[b(x_i) - u] \quad (14)$$

式中: $v_u = \min(o^* / o_u, 1)$, 表示背景加权系数值; o_u 为特征空间背景区域的归一化直方图; o^* 为 o_u 中的最小的非零值与 ϵ 中的较小值, ϵ 取 0.1.

目标模板模型 q 和候选目标模型 p 根据描述方式的不同, 可以形成四种组合: 1) q 和 p 都采用核函数加权; 2) q 和 p 都采用背景加权; 3) q 采用核函数加权, p 采用背景加权; 4) q 采用背景加权, p 采用核函数加权.

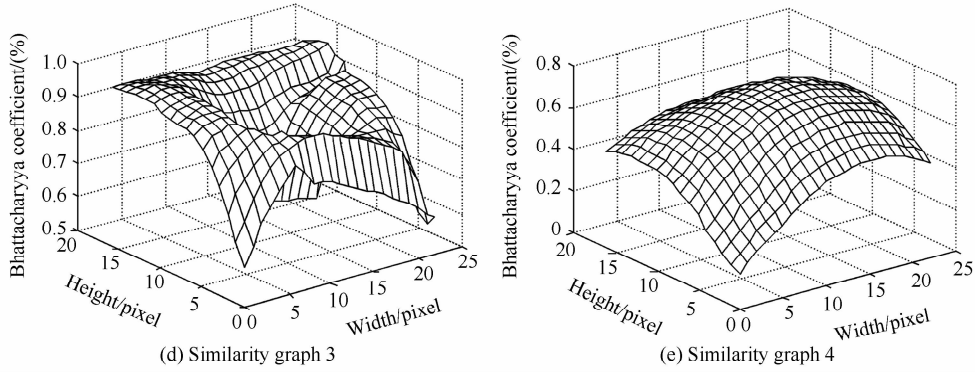
图2采用实际场景的一幅可见光图像, 以灰度特征为例来说明以上四种组合方式的差异. 图2(a)为源图像帧, 白色矩形框表示目标区域, 目标宽高为 23×17 pixels, 计算目标模板模型 q , 以该区域的每一个点为中心计算候选目标模型 p , 根据式(6)计算四种不同组合下的相似性系数, 即 Bhattacharyya 系数值, 结果如图 2(b)~(e).



(a) Visible image

(b) Similarity graph 1

(c) Similarity graph 2

图2 q 和 p 四种组合方式的相似性图Fig. 2 The similarity graphs of four combinations of q and p

从相似性图的比较可知,相似性图4的曲面更陡,且峰值唯一,更有利于MS算法迭代找到准确的目标中心位置.因此,本文目标模板模型 q 采用背景加权,目标候选模型 p 采用核函数加权;对颜色、纹理和灰度特征,根据式(11)和(12)计算 q ,根据式(3)~(4)计算 p ;对梯度特征,根据式(15)~(18)计算 q 和 p

$$q_u = C v_u \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) m(x_i^*) \cdot \delta[b(\theta(x_i^*)) - u] \quad (15)$$

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \sum_{u=1}^m v_u m(x_i^*) \cdot \delta[b(\theta(x_i^*)) - u] \quad (16)$$

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) m(x_i) \cdot \delta[b(\theta(x_i)) - u] \quad (17)$$

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) m(x_i) \quad (18)$$

式中: m 值表示梯度幅度, θ 值表示梯度方向.

3.2 PMS跟踪

本文通过高斯金字塔分解获得一系列不同分辨率的图像:令 G_l 表示金字塔第 l 层图像, $l=0, \dots, L$, L 表示最大分解层数; G_0 取值为当前帧图像,则 G_l 可以这样构造,先将 G_{l-1} 与具有低通特性的窗口函数 $W(m, n)$ 进行卷积运算,再把卷积结果进行隔行隔列下采样,如式(19)

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 W(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n) \quad (19)$$

式中: $W(m, n)$ 为高斯低通滤波器.

通过自适应的方式得到最大分解层数 L ,设 G_0 的尺寸为 $M \times N$,目标跟踪窗的尺寸为2倍核窗宽,记为 $r \times c$,则计算如式(20)

$$L = \min \{T, \log_2(M/r), \log_2(N/c)\} \quad (20)$$

式中: T 为阈值,本文取为2,限制目标较小时金字塔分解层数过多带来的计算负担.

设 Y_0 表示 G_0 中的某一空间位置点, Y_l 为 Y_0 在第 l 层中对应的空间位置点,两者满足式(21)中的关系

$$Y_l = Y_0 / 2^l \quad (21)$$

根据前文所述,PMS跟踪步骤可以概括为:

步骤1)设定当前帧跟踪初始位置 Y_0 ,目标模板模型 q ;

步骤2)根据式(19)和(20)计算当前帧的金字塔图像;

步骤3)根据4.3节方法,改变尺度 h ,分别令 $h=h_1$ 、 $h=h_2$ 和 $h=h_3$,执行步骤4)~步骤6);

步骤4)令 $l=L$,根据式(21)得到 Y_l ;

步骤5)在第 l 层图像 G_l 中利用MS算法进行目标定位,令 $y_0 = Y_l$,根据式(5)~(9)计算得到当前层的定位结果;

步骤6)令 $l=l-1$,如果 $l \geq 0$,令 $y_0 = 2y_1$,返回步骤5);如果 $l < 0$,则 y_1 为当前帧在核窗宽 h 下的定位结果;

步骤7)根据式(22)得到最佳尺度 h 及其对应的最佳定位结果 y_1 ,并将 y_1 赋值给 Y_0 ,用于下一帧跟踪.

3.3 尺度更新

尺度更新问题解决的好坏影响跟踪算法的准确度和稳定性,本文改进了文献[2]方法,解决了原方法对快速尺度变化适应性差的问题.令 h_{prev} 表示前一帧得到的最佳尺度, $h_1 = h_{\text{prev}}$, $h_2 = (1 + \alpha)h_{\text{prev}}$, $h_3 = (1 - \alpha)h_{\text{prev}}$, α 为常量,取为0.1.在当前帧中改变尺度 h ,分别令其取 h_1 、 h_2 、 h_3 ,执行三次跟踪算法,得到相似性系数 ρ_1 、 ρ_2 、 ρ_3 ,根据下式选择最佳尺度 h ,如式(22)

$$h = \begin{cases} h_2 & \Delta\rho_{21} \geq 0, \Delta\rho_{21} \geq \Delta\rho_{31} \\ h_3 & \Delta\rho_{31} \geq 0, \Delta\rho_{31} \geq \Delta\rho_{21} \\ h_1 & \text{others} \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\Delta\rho_{21} = \beta^{-1}\rho_2 - \rho_1$, $\Delta\rho_{31} = \beta\rho_3 - \rho_1$; β 为常量,取小于1的值,通过设置 β 值改善原方法对目标尺度

增大效果较差的状况,本文取值为 0.97.

4 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性,本文在 Matlab7 环境下进行了仿真实验. PC 配置为 Pentium Dual 1.6 GHz, 1 GB 内存.

实验 1 测试序列 A 采用 PETS2001 数据库中一段可见光视频,测试本文方法对快速运动目标及快速尺度变化的跟踪能力,共 121 帧,视频大小为 768×576 . 目标为快速运动的汽车,特点是摄像机静止,目标存在较大尺度变化. 实验将本文 PMS 跟踪方法与文献[2]的 MS 跟踪方法、基于小波自适应分解的均值漂移跟踪方法(Wavelet Transform Mean

Shift, WTMS)进行了比较,三种方法均采用颜色 H 分量特征,WTMS 方法中小波分解采用 db4 小波,跟踪采用与本文 PMS 方法相同的目标模型描述和尺度更新方法. 图 3 给出了三种方法的部分跟踪结果图像帧,各行依次为 MS、WTMS、PMS 方法;各列依次为第 10、75、90、115 帧.

从图 3 可以看出,在初始阶段,目标帧间运动较小,三种方法均能较好的跟踪;在第 75 帧以后,目标运动较快,且尺寸快速增大,MS 方法仅能跟踪到目标的局部,且尺度误差明显,在第 115 帧丢失目标;而 WTMS 和 PMS 方法在此过程中均能有效跟踪目标,跟踪框尺寸能够快速适应目标尺度变化. 图 4 给出了三种方法在跟踪过程中每帧的均值漂移迭代

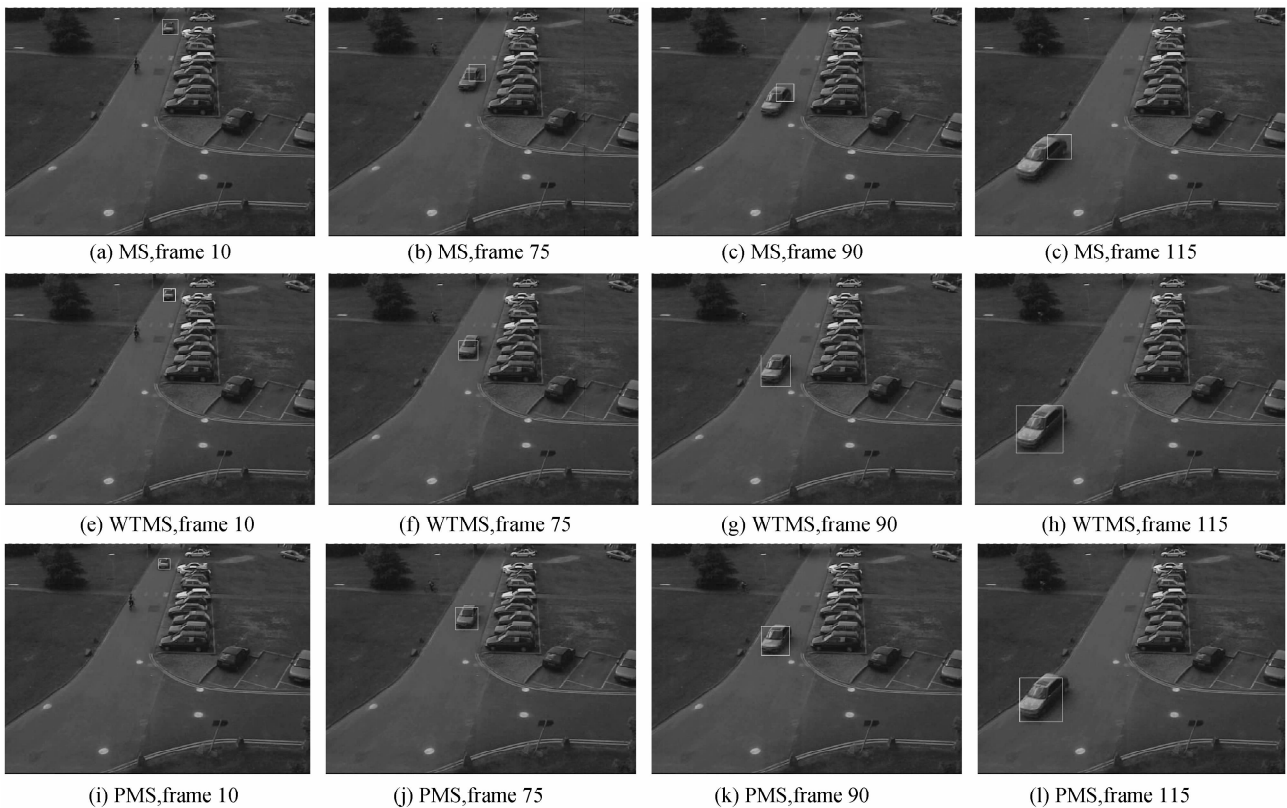


图 3 序列 A 的部分跟踪结果

Fig. 3 Some tracking results on sequence A

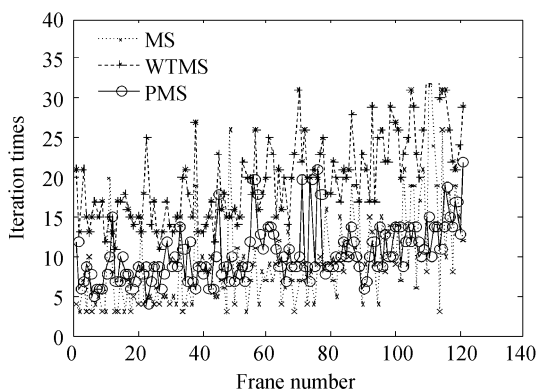


图 4 迭代次数比较

Fig. 4 Comparison of iteration times

次数比较,计算平均迭代次数得知,PMS 方法为 11 次,高于 MS 方法的 9 次,但远低于 WTMS 方法的 20 次. 从跟踪效果和计算来看,本文 PMS 方法要优于 MS 方法和 WTMS 方法. 需要说明的是,算法的运行时间与所采用的特征、目标大小有关,如果采用硬件实现,则能够进一步提高运算速度,本文方法能够达到每秒 25 帧的实时运算速度.

实验 2 测试序列 B 采用一段手持摄像机拍摄的可见光视频,测试本文方法对快速运动目标及快速尺度变化的跟踪能力,共 200 帧,视频大小为 640×480 . 目标为快速运动的汽车,特点是摄像机和

目标同时存在运动,目标尺度快速变化,包括尺度由小变大和由大变小,图 5 给出了本文方法的部分跟踪结果.从图中可以看出,本文方法能够实现目标稳定跟踪.

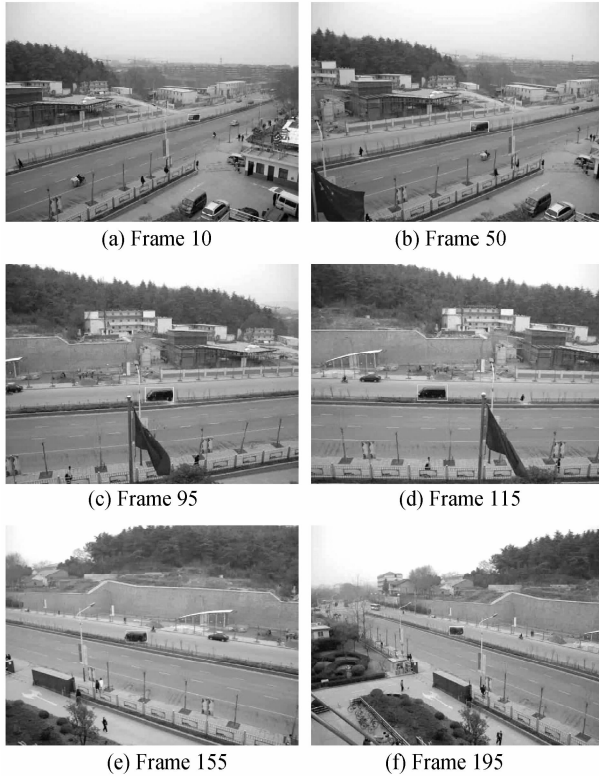
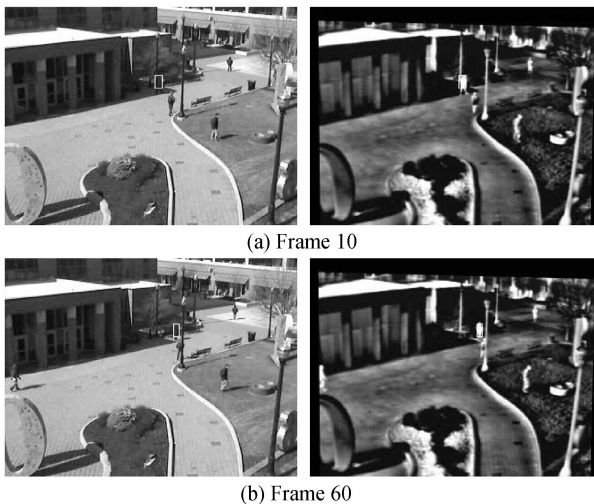


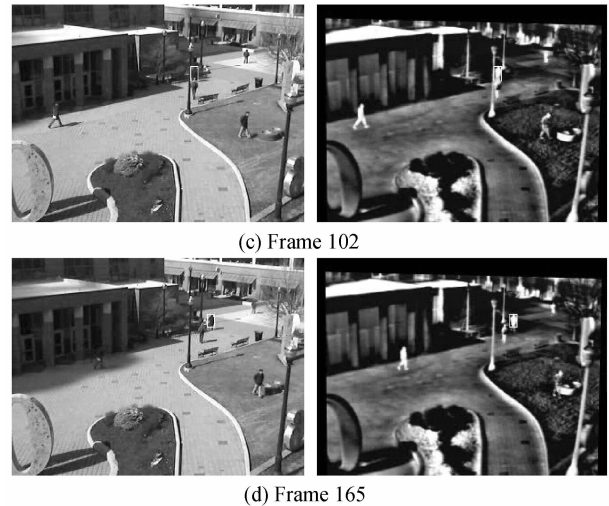
图 5 序列 B 的部分跟踪结果

Fig. 5 Some tracking results on sequence B

实验 3 测试序列 C 采用 OTCBVS 数据库中的红外和可见光视频,说明本文方法在复杂场景下的特征选择过程,共 200 帧,视频大小为 320×240 . 目标为行人,特点是视频中存在局部遮挡、类目标干扰(指其他行人),且可见光视频中有阴影和光照变化.图 6(a)~(d)为部分跟踪结果图像帧,在红外和可见光图像中同时标出跟踪结果.初始帧时,可见光图像中目标位于阴影区域,最有效特征为红外灰度特



(b) Frame 60



(c) Frame 102

(d) Frame 165

图 6 序列 C 的部分跟踪结果

Fig. 6 Some tracking results on sequence C

征;第 60 帧时进行特征选择,最有效特征仍为红外灰度特征;第 102 帧时红外图像区分度过低,最有效特征为纹理特征;第 165 帧后采用红外灰度特征进行跟踪.对双传感器视频进行有效特征选择,实现了复杂场景下的有效跟踪.需要指出的是,本文方法要求红外和可见光图像序列在跟踪处理前已经过图像配准,图像配准属于另一个研究方向,在此不做讨论,本文选用的实验序列已经过配准.

5 结论

针对现有均值漂移跟踪算法不能适应目标帧间运动过大及快速尺度变化,对环境适应性差的缺点,本文通过定义特征区分度提出了一种特征自适应选择方法,提高了算法对复杂场景的适应能力.在此基础上,对目标模型的描述方式进行分析,并引入自适应金字塔分解,给出了一种金字塔均值漂移跟踪方法,解决了目标运动速度过快及摄像机运动等情况引起的目标帧间运动过大和快速尺度变化问题.在可见光视频序列以及红外和可见光双传感器视频序列进行实验,结果显示了本文方法对目标跟踪的有效性.

参考文献

- [1] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, van GOOL L. An adaptive color-based particle filter [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(1): 99-110.
- [2] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564-577.
- [3] PENG Ning-song, YANG Jie, LIU Zhi, et al. Automatic selection of kernel-bandwidth for mean-shift object tracking [J]. *Journal of Software*, 2005, **16**(9): 1542-1550.
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[J]. *软件学报*, 2005, **16**(9): 1542-1550.
- [4] JIANG Zhuo-lin, LI Shao-fa, GAO Dong-fa. An adaptive mean shift tracking method using multiscale images:

- Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA[C]. IEEE Press, 2007, **3**: 1060-1066.
- [5] WANG Yong-zhong, LIANG Yan, ZHAO Chun-hui, *et al.* Kernel-based tracking based on adaptive fusion of multiple cues [J]. *Acta Automatic Sinica*, 2008, **34**(4): 393-399.
王永忠, 梁彦, 赵春晖, 等. 基于多特征自适应融合的核跟踪方法[J]. *自动化学报*, 2008, **34**(4): 393-399.
- [6] CONAIRE C O, O'CONNOR N E, SMEATON A. Thermo-visual feature fusion for object tracking using multiple spatiogram trackers[J]. *Machine Vision and Applications*, 2008, **19**(5-6): 483-494.
- [7] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971-987.
- [8] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA[C]. IEEE Press, 2005: 886-893.

Pyramid Mean Shift Tracking Algorithm Based on Adaptive Feature Selection

ZHAO Gao-peng, BO Yu-ming

(Department of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Aiming at shortages of the mean shift tracking algorithm in dealing with the cases that the displacements of target between two successive frames are relatively large and the scales of target change quickly, and the poor adaptability of single feature to the changeable circumstance, an adaptive feature selection method is presented, to determine the most effective feature by analyzing the discriminative value of target and background. By representing the target model and the target candidate in terms of background weighted histogram and kernel weighted histogram respectively, and using the pyramid analysis technique, the pyramid mean shift tracking method is proposed to localize target via a coarse-to-fine way. Furthermore, a scale update mechanism is presented. Experimental results on various videos show that the proposed method can successfully cope with the cases such as high-speed moving target, scale variations, camera motion, partial occlusions, etc.

Key words: Target tracking; Pyramid Mean Shift(PMS); Adaptive feature selection