

doi: 10.3788/gzxb20124101.0067

自适应窗口选取的 Mean-Shift 目标跟踪

王明佳, 武治国, 韩广良, 王延杰, 张叶

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

摘 要: 当目标尺度发生变化时, 传统 Mean-Shift 跟踪算法因跟踪窗口尺寸不变容易导致跟踪目标丢失, 为解决此问题, 本文提出一种带宽自适应算法对目标尺度变化进行检测, 从而实现模板更新. 该算法分别将模板图像与当前帧目标图像分割成等间隔半径的若干同心圆, 通过计算模板图像与当前帧图像不同环层之间相似性度量, 根据相应环层之间相似性度量关系确定当前帧模板带宽更新参量, 最后利用 kalman 滤波完成模板尺度更新, 从而实现目标稳定跟踪. 实验证明, 当目标尺度发生变化时, 目标模板自动更新, 能够实现目标稳定跟踪; 相对传统 Mean-Shift 跟踪算法, 目标跟踪可靠性能得到了提高.

关键词: Mean-Shift; 目标跟踪; 核函数带宽; 自适应性

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2012)01-0067-5

0 引言

运动目标跟踪一直是计算机视觉领域一个重要研究方向, 目前主要的运动跟踪有块匹配法、粒子滤波法和 Mean-Shift 方法, 前两种方法都存在运算量大的问题, 难以满足跟踪实时性要求, 而且当目标发生旋转运动时, 被跟踪目标容易丢失. Mean-Shift 算法是 Fukunaga 等人提出的一种非参量概率密度梯度方法, 文献[1]将 Mean-Shift 算法引入到目标跟踪领域, 它采用核概率描述目标特征, 然后基于 Bhattacharyya 系数用 Mean-Shift 进行迭代搜索, 最终收敛的位置即为目标中心. 因其迭代次数少计算量小广泛应用在实时目标跟踪中, 当目标存在尺度变化时, 该方法因跟踪窗口固定容易导致目标丢失.

针对更新模板图像中目标尺度问题, 文献[2]通过对带宽参量改变 10%, 分别计算对应 Bhattacharyya 系数, 并选择该系数最大时对应的窗口作为最佳跟踪窗口尺寸, 当目标尺寸缩小时该方法取得较好效果, 当目标尺寸逐渐变大时, 跟踪窗口反而越来越小^[3]. 文献[4]基于 Lindeberg 理论, 通过联合高斯差分算子和 Epanichnikov 核, 将尺度空间和 Mean-Shift 算法结合, 从而找到最佳带宽, 该方法计算量非常大. 文献[5]通过在下一帧中迭代更新上一帧目标椭圆描述的五维参量从而更新目标尺

度和角度, 该方法同样存在计算量大的问题. 文献[6]以仿射变换描述目标随时间的变化, 分别利用 Mean-Shift 和连续两帧中匹配窗口的最大相关系数得到变换参量, 计算带宽的变化与 Mean-Shift 的起始位置, 该方法需要分别在角度、尺度做 N 点相关运算, 计算烦琐, 难以满足实时性要求.

以上 Mean-Shift 跟踪算法在处理目标尺度变化的确定上虽然取得一定效果, 但至今还没有一种行之有效的鲁棒方法. 由于相邻帧图像间隔时间短, 目标尺度变化不大, 本文在进行 Mean-Shift 迭代时不考虑目标尺度变化, 分别以模板中心和当前帧候选目标中心为中心建立 N 级等间隔同心圆, 通过计算模板图像与当前帧图像相应环层之间相似性度量, 从而确定当前帧目标相对模板图像尺度变化系数实现模板尺寸更新. 该方法当目标尺度发生变化时仍能够实现稳定跟踪.

1 Mean-Shift 跟踪算法

Mean-Shift 是一种基于核概率估计的快速模式匹配算法, 在每帧图像中对模板图像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, 最终实现模式匹配和目标跟踪. Mean-Shift 跟踪算法以目标的颜色直方图作为目标特征的描述模型, 对于模板特征模型 q 与候选目标模型 p 表达式为

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(No. 60902067)资助

第一作者: 王明佳(1976—), 男, 副研究员, 博士研究生, 主要研究方向为模式识别与目标跟踪. Email: wmjstar@163.com

导师: 王延杰(1963—), 男, 研究员, 主要研究方向为实时图像处理. Email: wyjciomp@gmail.com

收稿日期: 2011-06-08; 修回日期: 2011-06-15

$$q = \{q_u\}_{u=1, \dots, m}, \sum_{u=1}^m q_u = 1$$

$$p(y) = \{p_u(y)\}_{u=1, \dots, m}, \sum_{u=1}^m p_u = 1 \quad (1)$$

式中 y 表示候选目标区域的中心位置, m 为特征值 bin 的个数. 假设 $\{x_i^*\}_{i=1, \dots, n}$ 是目标模板的像素位置, 不失一般性中心位置为 0, 目标模板模型和目标候选模型分别为

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

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

式中 δ 为 Kronecker delta 函数; 函数 $b: R^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$ 映射, 把相应位置像素的颜色进行 m 级量化; k 是核剖面函数; x_i 为目标窗口区域位置; y 为当前帧候选目标中心; h 为核函数带宽, 通常为窗宽的一半; C, C_h 为标准化常量.

用 Bhattacharyya 系数 ρ 表示目标模型与候选目标的匹配程度

$$\rho(y) = \rho(p(y), q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (4)$$

ρ 值越大, 表示候选目标与模板目标越匹配, 那么对应的中心 y 越有可能是目标在当前帧中的位置. 式(4)设初始位置为 y_0 , 将 $\rho(y)$ 在 y_0 处泰勒展开并将式(3)代入后整理得

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^n \omega_i k\left(\frac{\|y - x_i\|}{h}\right) \quad (5)$$

式中

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \quad (6)$$

式(5)中, 等号后第一项与 y 无关, 第二项利用 Mean-Shift 算法进行最优化求得最大值. 第二项表示使用核剖面函数 $k(x)$ 计算出当前帧中位置 y 处的核密度估计, 在当前帧邻域通过 Mean-Shift 迭代算法可以搜寻到最大值, 在此过程中, Mean-Shift 向量按照式(7)反复迭代从位置 y_0 更新到位置 y_1 ^[7].

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \omega_i g\left(\frac{\|y_0 - x_i\|}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i g\left(\frac{\|y_0 - x_i\|}{h}\right)} \quad (7)$$

式中 $g(x) = -k'(x)$, 经过反复迭代后, 候选目标从当前位置 y_0 不断沿着相似性的梯度方向移动到位置 y_1 , 直到收敛到与模板图像相似性最大的位置 y_k . Mean-Shift 算法所需的参量少、计算速度快, 具有良好的实时性.

2 带宽自适应算法

Mean-Shift 跟踪算法当目标尺寸发生变化时需要将模板更新, 如何检测目标尺寸是否发生变化. 本文考虑对模板图像与候选目标分层处理, 将模板图像与当前帧目标图像不同层之间进行相似性度量, 根据当前帧不同层之间相似性程度判别图像尺寸变化. 同时参考历史帧数据采用卡尔曼滤波将干扰数据剔除, 实现目标尺度测量. 算法实现步骤如下:

第一步: 用传统 Mean-Shift 算法计算当前帧候选目标位置;

第二步: 以模板中心位置为中心, 建立 N 级等间隔半径的同心圆, 如图 1, 将模板分割成 $A_1 \dots A_{i-1}, A_i, A_{i+1} \dots A_n$ 共 n 个区域, 同时以第一步计算出来候选目标中心为中心, 建立 N 级等间隔半径的同心圆, 将候选目标分割成 $B_1 \dots B_{i-1}, B_i, B_{i+1} \dots B_n$ 共 n 个区域;

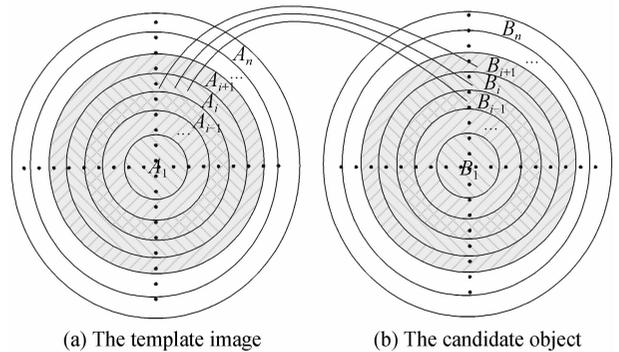
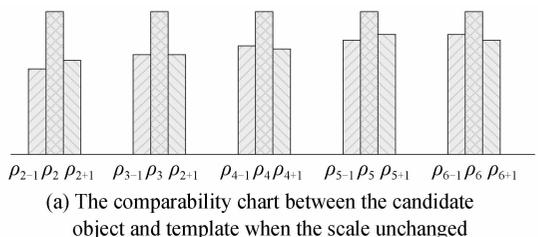


图 1 候选目标与模板之间匹配图

Fig. 1 The matching picture between the candidate object and the template

第三步: 计算模板图像 A_i 层与当前帧图像 B_{i-1} 层之间相似性度量 ρ_{i-1} , A_i 层与 B_i 层之间相似性度量 ρ_i , A_i 层与 B_{i+1} 层之间相似性度量 ρ_{i+1} , i 取值范围 ($1 < i < n$). 发现目标尺度遵循以下规律: 1): 如果候选目标未发生尺度变化, ρ_i 值始终大于 ρ_{i-1} 和 ρ_{i+1} , 如图 2(a); 2): 如果候选目标尺寸变大, 随着 i 值增大, ρ_{i+1} 值逐渐变大, 最终 ρ_{i+1} 值大于 ρ_{i-1} 和 ρ_i , 如图 2(b); 3): 如果候选目标尺寸变小, 随着 i 值增大, ρ_{i-1} 值逐渐变大, 最终 ρ_{i-1} 值大于 ρ_i 和 ρ_{i+1} , 如图 2(c);



(a) The comparability chart between the candidate object and template when the scale is unchanged

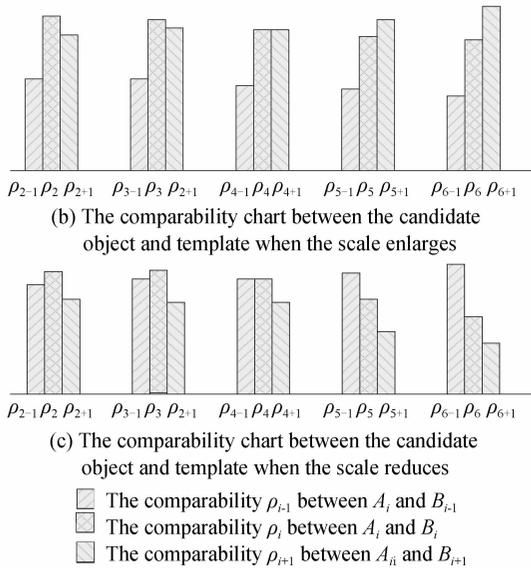


图 2 候选目标与模板目标各层之间相似性关系

Fig. 2 The different level comparability chart between the candidate object and template

第四步:根据相似性度量确定候选目标是否发生尺度变化.

1)如图 2(a), $\rho_i > \rho_{i+1}$ and $\rho_i > \rho_{i-1}$ ($2 \leq i \leq 6$), 这时候候选目标尺度无变化;

2)设 $\lambda_{i+1} = \rho_{i+1} / \rho_i$, 如图 2(b), 满足条件 $\rho_{i+1} > \rho_i$ and $\rho_i > \rho_{i-1}$ 同时满足 λ_{i+1} ($2 \leq i \leq 6$) 具有单调递增趋势, 候选目标尺寸变大. 尺寸变化系数为当 λ_{i+1} ($2 \leq i \leq 6$) 取最大值时, 候选圆环与模板圆环半径比;

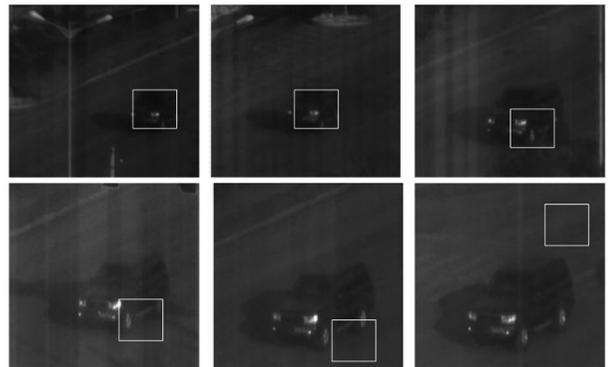
3)设 $\lambda_{i-1} = \rho_i / \rho_{i-1}$, 如图 2(c), 满足条件 $\rho_{i+1} < \rho_i$ and $\rho_i < \rho_{i-1}$ 同时满足 λ_{i-1} ($2 \leq i \leq 6$) 具有单调递减趋势, 候选目标尺寸变小. 尺寸变化系数为当 λ_{i-1} ($2 \leq i \leq 6$) 取最大值时, 候选圆环与模板圆环半径比;

4)采用 kalman 滤波通过历史帧尺度检测数据, 判读当前帧候选目标是否发生尺度变化, 如果发生尺度变化, 更新跟踪窗口尺寸.

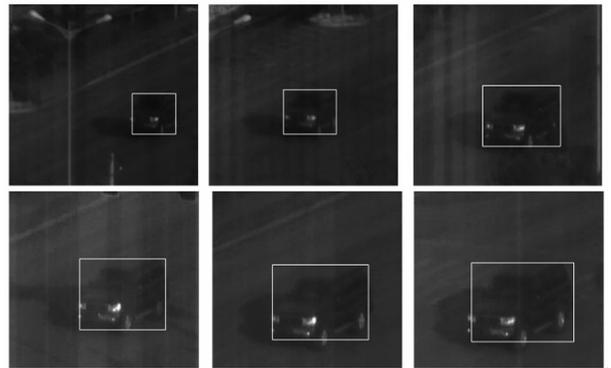
3 实验及结果分析

根据本文提出的带宽自适应 Mean-Shift 跟踪算法计算 Bhattacharyya 系数核函数更新带宽, 仿真验证该算法跟踪目标稳定性. 实验 1 对公路上行驶的汽车进行跟踪, 汽车由远至近运动被跟踪目标尺寸逐渐变大, 如图 3. 图 3(a)采用传统 Mean-Shift 算法进行跟踪, 图 3(b)采用本文改进的 Mean-Shift 跟踪算法, 图 3(a)中随着目标尺寸逐渐变大跟踪波门发生偏移在第 120 时跟踪目标丢失, 图 3(b)采用本文改进的 Mean-Shift 跟踪算法当目标尺寸发生变大时跟踪波门尺寸随之变大, 跟踪目标稳定. 图 4

中另一组图像序列是对公路上行驶的汽车的进行跟踪, 汽车尺寸由大变小, 传统 Mean-Shift 跟踪方法跟踪过程中波门发生偏移, 本文改进算法波门尺寸能够随着目标变小而变小, 全程实现稳定跟踪.

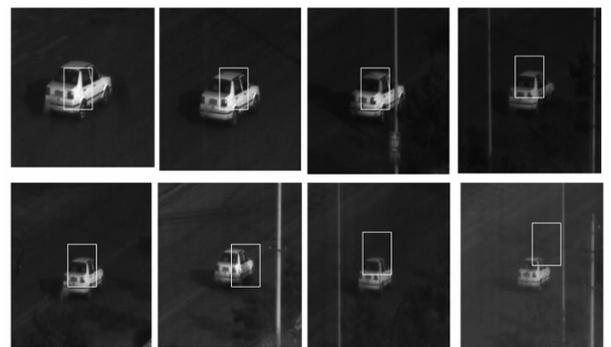


(a) Traditional mean-shift algorithm

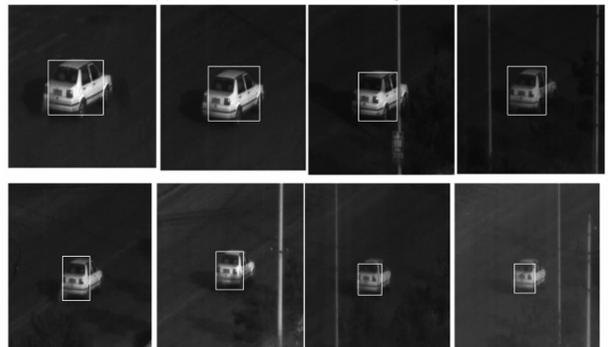


(b) Algorithm of mean-shift in this paper

图 3 实验 1 跟踪序列第 2、20、40、60、80、120 帧
Fig. 3 The frame in 2, 20, 40, 60, 80, 120



(a) Traditional mean-shift algorithm



(b) Mean-shift algorithm in this paper

图 4 实验 2 跟踪序列第 2、20、40、60、80、100、120、140 帧
Fig. 4 The frame 2, 20, 40, 60, 80, 100, 120, 140 in experiment 2

图5给出了对图4视频序列跟踪过程中两种算法跟踪误差的对比曲线图,跟踪误差计算公式为

$$\sigma_i = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \quad (8)$$

式中 (x_i, y_i) 为采用算法计算目标中心位置, (x_c, y_c) 为目标实际中心位置.从图5可以看出本文改进的Mean-Shift算法当被跟踪目标尺度变化时目标跟踪准确度相对传统算法有很大提高.

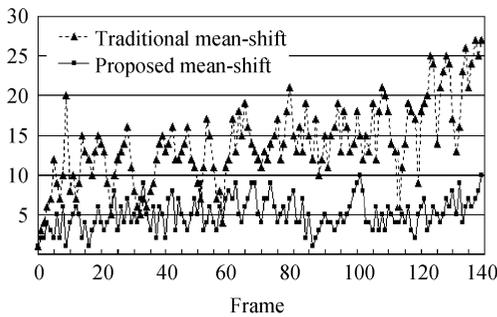


图5 改进的Mean-Shift跟踪算法与传统Mean-Shift算法跟踪误差对比

Fig. 5 The tracking error comparison picture between the traditional Mean-Shift and the proposed Mean-Shift in this paper

4 结论

针对传统Mean-Shift算法不能很好解决存在尺寸缩放时的目标跟踪问题,本文提出一种带宽自适应算法用于更新模板尺寸,该算法首先比较模板图像与当前帧图像不同层之间相似性度量,根据相应层之间相似性度量关系确定当前帧目标是否发生尺寸缩放,同时在检测目标缩放时加入kalman滤波剔除干扰因素影响.图像仿真实验表明本文提出改进Mean-Shift跟踪算法对目标缩放时目标跟踪具有有效性和鲁棒性.

参考文献

[1] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using Mean shift[C]. IEEE conference on computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Press, 2000, 142-149.

[2] EMISSE B, ROGERS S K, DESIMIO M P, et al. Complete automatic target curer/recognition system for tactical forward-looking infrared images[J]. *Opt Eng*, 1997, **36**(9): 2593-2603.

[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] COLLINS R T. Mean-Shift blob tracking through scale space [C]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Baltimore, Victor Graphics: IEEE Press, 2003: 234-240.

[5] ZHANG Heng, LI Li-chun, YU Qi-feng. Scale and direction adaptive Mean Shift tracking algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, **16**(6): 167-173.
张恒,李立春,于起峰.尺度方向自适应Mean-Shift跟踪算法[J]. *光学精密工程*, 2008, **16**(6): 167-173.

[6] ZHU Sheng-li, ZHU Shan-an. Algorithm of target tracking based on mean shift with adaptive bandwidth of kernel function [J]. *Opto-electronic Engineering*, 2006, **33**(8): 11-16.
朱胜利,朱善安.核函数带宽自适应的Mean-Shift目标跟踪算法[J]. *光电工程*, 2006, **33**(8): 11-16.

[7] DORIN C, VISVANATHAN R, PETER M. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564-577.

[8] COLLINS R T, LIU Y X. On-line selection of discriminative tracking features [C]. Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE, 2003, 346-352.

[9] XUE Chen, ZHU Ming, CHEN Ai-hua. Robust object tracking based on improved Mean-Shift algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, **18**(1): 234-239.
薛陈,朱明,陈爱华.鲁棒的基于改进Mean-Shift的目标跟踪[J]. *光学精密工程*, 2010, **18**(1): 234-239.

[10] WANG Ming-jia, ZHANG Xu-guang, HAN Guang-liang, et al. A method to eliminate the impulse noise by auto-adapted weight filter [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, **15**(5): 779-783.
王明佳,张旭光,韩广良,等.一种自适应权值滤波消除椒盐噪声的方法[J]. *光学精密工程*, 2007, **15**(5): 779-783.

[11] CHENG Yong-mei, WANG Jin-xing, WEI Kun, et al. Visible/ infrared dual channel target tracking based on weighted Mean-Shift [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(2): 357-363.
程咏梅,王进行,魏坤,等.基于加权Mean-Shift可见光/红外双通道目标跟踪[J]. *光子学报*, 2010, **39**(2): 357-363.

[12] SUN Xiao-wei, LI Yan-jun, CHEN Yi. Real time mean shift tracking method based on human vision non-uniform sampling [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(3): 719-724.

[13] XU Hai-xia, WANG Yao-nao, YUAN Xiao-feng, et al. A hierarchical mean shift algorithm for object tracking [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 401-409.
许海霞,王耀南,袁小芳,等.一种分层mean shift目标跟踪算法[J]. *自动化学报*, 2009, **35**(4): 401-409.

[14] WANG Yan, SUN Yi. Adaptive mean shift based image smoothing and segmentation [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(12): 1637-1644.
王晏,孙怡.自适应mean shift算法的彩色图像平滑与分割算法[J]. *自动化学报*, 2010, **36**(12): 1637-1644.

Mean-Shift Object Tracking of Adaptive Tracking Window

WANG Ming-jia, WU Zhi-guo, HAN Guang-liang, WANG Yan-jie, ZHANG Ye

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: To overcome the problem that traditional Mean-Shift based tracking method is easy to fail because of the rigid tracking window with the changing of object scales, a new algorithm to estimate the scale of the tracking window is proposed. It divides the template image and the current frame image into several concentric circles. After calculating the comparability measurement of corresponding circles between the template and the current image, it ascertains the bandwidth parameter of current frame. Finally, Kalman filter is adopted to finish the update of the template scale and the stable object tracking is realized. Experiments prove that the proposed algorithm is able to renew the template accurately when the scale of the object changes, and the tracking reliability is improved compared to the traditional Mean-Shift based tracking method.

Key words: Mean-Shift; Object tracking; Kernel baseband; Adaptive