

基于改进的 Heaviside 核函数新的目标模型追踪算法

吴 盈, 陈 愚*

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 为更好地解决前景和背景相似程度较大或目标运动较为复杂的问题, 提出了基于改进的 Heaviside 核函数新的目标模型追踪算法. 在初始帧中, 使用改进的 Heaviside 核函数来表示目标区域, 然后分别计算目标区域前景和背景元素的颜色纹理直方图特征分布, 并通过前景和背景特征分布差异建立新的目标模型, 它可更好地代表目标. 对于候选模型, 结合传统 Epanechnikov 核对目标模型建模, 通过 Bhattacharyya 系数进行迭代搜索, 最终收敛的位置即为下一帧的目标中心. 实验结果表明: 提出的算法和传统的 Mean-shift 算法和基于颜色纹理直方图的 Mean-shift 算法相比较精确度高、速度快、鲁棒性强.

关键词: Heaviside 核函数; 新的目标模型; 颜色纹理直方图; 目标追踪

中图分类号: TN919.8

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2014) 04-0033-05

运动目标追踪一直是计算机视觉领域的研究热点之一, 其中, Mean-shift 算法^[1-2]由于其简单和高效性被广泛应用于目标跟踪领域^[3]. Mean-shift 算法用于视频目标跟踪时, 采用目标的颜色直方图作为搜索特征, 通过不断迭代 Mean-shift 向量使得算法收敛于目标的真实位置, 从而达到跟踪的目的. 由于 Mean-shift 算法通过具有统计特征的颜色直方图来表示目标模型, 此目标模型在目标颜色特征描述方面略显匮乏, 并且缺少空间信息; 因此当目标和背景的相似程度较大或目标运动较为复杂时, 颜色信息就不足以表示目标模型. 针对此缺点, 笔者选取一定的方式增加用于目标匹配的特征. 其中局部二值模式^[5](Local Binary Pattern, LBP)是一种非常经典的用来描述图像局部纹理特征的算子, 它具有旋转不变性和尺度不变性以及计算复杂度低等优点. 为了对视频目标进行鲁棒性的追踪, 笔者采用 LBP 表示物体的纹理特征, 并使用目标颜色纹理联合直方图^[6-8]对目标特征进行建模, 然后结合改进的 Heaviside 核函数^[9]分别计算目标区域前景和背景的改进颜色纹理直方图特征分布, 最后通过前景和背景特征分布的差异建

立新的目标模型. 改进的算法和传统 Mean-shift 算法以及基于颜色纹理直方图的 Mean-shift 算法^[7]相比较, 不仅增加了目标局部纹理特征在目标区域中, 并且在初始帧中, 笔者结合了改进的 Heaviside 核函数建立了新的背景加权颜色纹理直方图目标模型, 它可以更好地代表目标.

1 Heaviside 核函数

Heaviside 函数又称赫维赛德阶跃函数, 连续时间形式定义如下:

$$H(x) = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ 1/2, & x = 0, \\ 1, & x > 0, \end{cases} \quad (1)$$

它和符号函数的关系如下:

$$H = \frac{1}{2}(1 + \text{sgn}(x)), \quad (2)$$

它是个不连续函数, 其“微分”是狄拉克 δ 函数. 在实际计算中, Heaviside 函数往往不直接使用, 因为它的不连续性常常会引入很大的数值误差, 因此, 必须用一种在“0”处平滑过渡的函数来近似; 如果能够使用连续的初等函数, 或者写成很多特殊

收稿日期: 2014-05-12.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journal.lg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省自然科学基金(Y1111061); 宁波市自然科学基金(2014A610065); 宁波大学学科项目(XKXL1308).

第一作者: 吴盈(1988-), 女, 河南驻马店人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 视频目标跟踪及图像处理. E-mail: alina22@126.com

*通信作者: 陈愚(1962-), 男, 重庆人, 博士/副教授, 主要研究方向: 图像与视频分析处理及智能控制. E-mail: chenken@nbu.edu.cn

函数的极限形式来近似表达就可以解决此问题. 笔者定义 Heaviside 核函数表达式如下:

$$H(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right), \quad -50 \leq x \leq 50, \varepsilon = 0.5. \quad (3)$$

函数图形如图 1 所示, 其在“0”处平滑过渡, 增加了函数的拟合性, 且简单方便, 适宜快速编程.

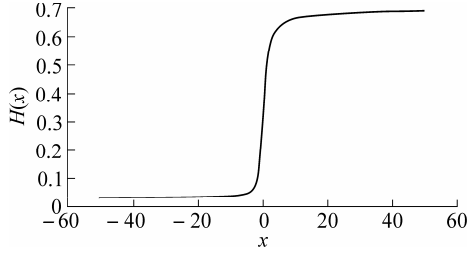


图 1 Heaviside 正切核函数

2 颜色纹理直方图

2.1 LBP

LBP 算子定义为在 3×3 的窗口内, 以窗口中心像素为阈值, 将相邻的 8 个像素的灰度值与其进行比较, 若周围像素值大于中心像素值, 则该像素点的位置被标记为 1, 否则为 0. 这样, 3×3 领域内的 8 个点可产生 8 bit 的无符号数, 即得到该窗口的 LBP 值, 并用 Q_{LBP} 值来反映该区域的纹理信息. LBP 纹理特征的计算方法如下:

$$\begin{cases} Q_{LBP,P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, \\ s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1, & \text{abs}(g_p - g_c) \geq t, \\ 0, & \text{abs}(g_p - g_c) < t, \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

其中, P 为邻域像素的数目; R 为中心像素与其相邻像素的距离; g_c 为中心点的灰度值; g_p 半径为 R 的邻域内第 p 个相邻点的灰度值; t 为阈值, 用来控制噪声的影响.

参考文献[7]来选择 8 位 LBP 纹理以取得较高的分辨率. 同时, 为使纹理同时具有尺度不变性和旋转不变性, 可用(5)式表示(详见文献[4]).

$$\begin{aligned} Q_{LBP,8,1}^n &= \begin{cases} \sum_{p=0}^7 s(g_p - g_c), U(Q_{LBP,8,1}) \leq 2, \\ 9, \text{其他}, \end{cases} \\ U(Q_{LBP,8,1}) &= |s(g_7 - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^7 |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)|. \end{aligned} \quad (5)$$

2.2 基于 Heaviside 核函数的颜色纹理直方图

根据上述定义的 LBP 模式, 当 $P=8, R=1$ 时, 取值范围为 $0 \sim 9$, 可以相应地计算出目标物体的纹理直方图, 参考文献[7]只保留目标 LBP 中 2~6 的 5 种模式来提取目标纹理, 同时达到去除光滑背景或抑制噪声的能力. 另外由于直接使用(6)式计算目标纹理有一定的误差, 为使 $Q_{LBP,8,1}^n$ 纹理对微小的灰度波动具有鲁棒性^[7], 采用下式的 $Q_{LBP,8,1}^n$:

$$\begin{aligned} Q_{LBP,8,1}^n(x_c - y_c) &= \begin{cases} \sum_{p=0}^7 s(g_p - g_c - r), U(Q_{LBP,8,1}) \leq 2, \\ 9, \text{其他}, \end{cases} \\ U(Q_{LBP,8,1}) &= |s(g_7 - g_c - r) - s(g_0 - g_c - r)| + \sum_{p=1}^7 |s(g_p - g_c - r) - s(g_{p-1} - g_c - r)|, \end{aligned} \quad (6)$$

其中, r 是光滑区域灰度波动阈值在选择 $r=3$. 联合 RGB 的 3 个颜色通道和上述的纹理特征值来表示目标模型, 在纬度选取上令 $m = 16 \times 16 \times 1 \times 5$, 其中前三维表示颜色通道, 第四维表示 $Q_{LBP,8,1}^n$ 中选取的 5 种纹理模式. 笔者定义的联合颜色纹理直方图为下式:

$$\begin{aligned} q &= \{\hat{q}_u\}_{u=1,2,\dots,m}, \\ \hat{q}_u &= A_f \sum_{i=1}^n H(\Phi) \delta[b(x_i) - u], \\ \sum_{u=1}^m \hat{q}_u &= 1, \\ A_f &= (\sum_{i=1}^n H(\Phi))^{-1}, \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $b(x_i)$ 为像素点 x_i 所在的颜色纹理直方图区; $H(\Phi)$ 为笔者提出的改进 Heaviside 核函数, Φ 则为目标窗口像素点对应的映射距离; n 为目标区域中像素点的个数, A_f 为归一化因子.

3 目标追踪

3.1 新的目标模型表示

如图 2(a)所示, 在第 1 帧中手动对前景区域 A (内部框区域)进行掩模处理, 将 A 转换成 1 个带符号的距离映射函数(SDF), 令 $\phi(x, y) = -Q_{SDF}$, (x, y) 为前景窗口内像素 x 的坐标, 通过 $\phi(x) > 0$ 确定前景像素坐标; 由前背景区域大小的比率 β 和前景像素个数 n_f 来确定背景区域 B (外部和内部边框之间的区域)的边界 b (外部边框), 如(8)式; 文中取 $\beta = 0.5$, 然后再由 $\phi(x) > -b$ 确定目标窗口中像素

坐标(包括前景和背景区域). 通过(9)式来代表目标窗口, 结果如图 2(b)所示.

$$b = \beta \sqrt{\frac{n_f}{\pi}}, \quad (8)$$

$$H[\phi(x)] = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{\phi(x)}{\varepsilon} \right), \varepsilon = 0.5. \quad (9)$$

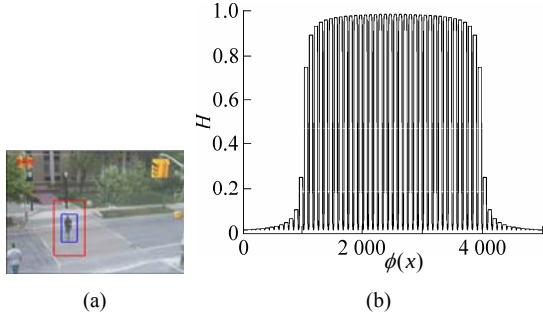


图2 目标区域

设 n 是目标区域中的像素个数, $\{x_{f,i}^*\}_{i=1 \dots n_f}$ 和 $\{x_{b,i}^*\}_{i=1 \dots n_b}$ 分别为落在目标窗口中前景和背景部分的像素, n_f 和 n_b 为前景背景像素个数, 使用 Heaviside 核函数 $H(\Phi)$ 选择前景区域, 用 $1-H(\Phi)$ 选择背景区域, $\Phi = \phi(x)$; 归一化因子 A_f 和 A_b 使得 $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$, $\sum_{u=1}^m \hat{o}_u = 1$, $b(x_i^*)$ 为像素点 x_i^* 所在的颜色纹理直方图区, 则笔者提出的目标区域的前景和背景模型分别如下:

$$\begin{aligned} \hat{q}_u &= \frac{1}{A_f} \sum_{i=1}^{n_f} H(x_{f,i}^*) \delta[b(x_{f,i}^*) - u], \\ \hat{o}_u &= \frac{1}{A_b} \sum_{i=1}^{n_b} (1 - H(x_{b,i}^*)) \delta[b(x_{b,i}^*) - u], \\ A_f &= \sum_{i=1}^{n_f} H(x_{f,i}^*), \\ A_b &= \sum_{i=1}^{n_b} (1 - H(x_{b,i}^*)). \end{aligned} \quad (10)$$

图 3(a)为前景 A 的颜色纹理直方图 $\{\hat{q}_u\}_{u=1, \dots, m}$, 其中 $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$; 图 3(b)为背景 B 的颜色纹理直方图 $\{\hat{o}_u\}_{u=1, \dots, m}$, 其中 $\sum_{u=1}^m \hat{o}_u = 1$.

设 $\{\hat{o}_u\}_{u=1, \dots, m}$ 中最小的非零值为 δ^* , 则直方图对应的权重系数为 $\{v_u = \min(\delta^* / \hat{o}_u, 1)\}_{u=1, \dots, m}$, 笔者通过比较目标窗口中前景和背景区域模型差异大小, 在前景模型引入了背景权重, 从而建立了新的目标模型为(11)式, 从图 4 可见, 引入背景权重后, 前景直方图中与背景直方图差异越显著的特征相应的新目标模型特征概率越大.

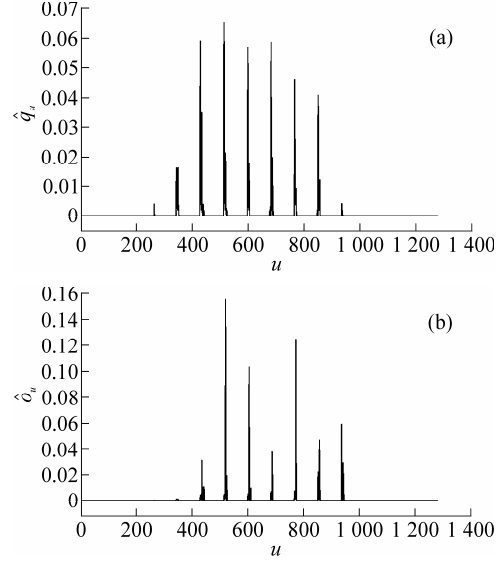


图3 改进的颜色纹理直方图

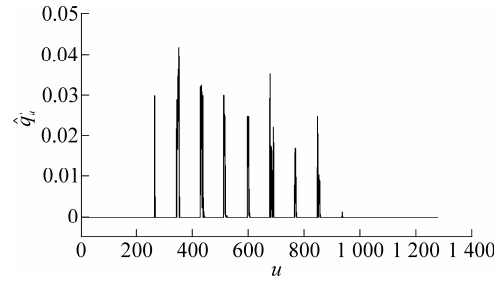


图4 新的目标模型

$$\begin{aligned} \hat{q}_u' &= \frac{1}{A_f} v_u \sum_{i=1}^{n_f} H(x_{f,i}^*) \delta[b(x_{f,i}^*) - u], \\ \sum_{u=1}^m \hat{q}_u' &= 1, \\ A_f' &= \sum_{i=1}^{n_f} H(x_{f,i}^*) \sum_{u=1}^m v_u \delta[b(x_{f,i}^*) - u]. \end{aligned} \quad (11)$$

3.2 目标跟踪和定位

令 $\{x_i\}_{i=1,2, \dots, n}$ 表示以 y 为中心的候选区域的归一化像素位置, 使用 Mean-shift 算法可计算出目标候选区域模型 $\hat{p}_u(y)$ (如(12)式), $\hat{p}_u(y)$ 是当前帧的目标候选模型, 同理, $b(x_i)$ 为像素点 x_i 所在的颜色纹理直方图区, $k(x)$ 为 Epanechnikov 核函数.

$$\begin{cases} \hat{p}_u(y) = \{\hat{p}_u(y)\}_{u=1,2, \dots, m}, \sum_{u=1}^m \hat{p}_u(y) = 1, \\ \hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u], \\ C_h = \left(\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)\right)^{-1}. \end{cases} \quad (12)$$

最后, 目标模型 $\hat{q}'$ 候选模型 $\hat{p}_u(y)$ 通过传统的

Mean-shift 算法中的 Bhattacharyya 系数进行迭代搜索, 最终收敛的位置即为下一帧的目标中心.

4 实验及结果分析

为测试提出改进 Heaviside 核函数的新目标模型追踪算法的有效性, 在 2.00 GHz CPU, 512 MB 内存 PC 上以 Matlab 8.0 为开发工具, 选取具有代表性的 3 段标准视频序列进行实验, 并分别和基于传统颜色直方图 Mean-shift^[1]算法和基于纹理特征均值漂移算法^[7]进行比较.

图 5 是对序列 1 乒乓球比赛的视频跟踪结果, 对比了基于 Mean shift 算法(方法 1)代表追踪结果、基于 LBP 纹理模型的均值漂移算法(方法 2)代表追踪结果及笔者提出的基于改进的 Heaviside 核函数的目标追踪算法(方法 3)代表追踪结果.

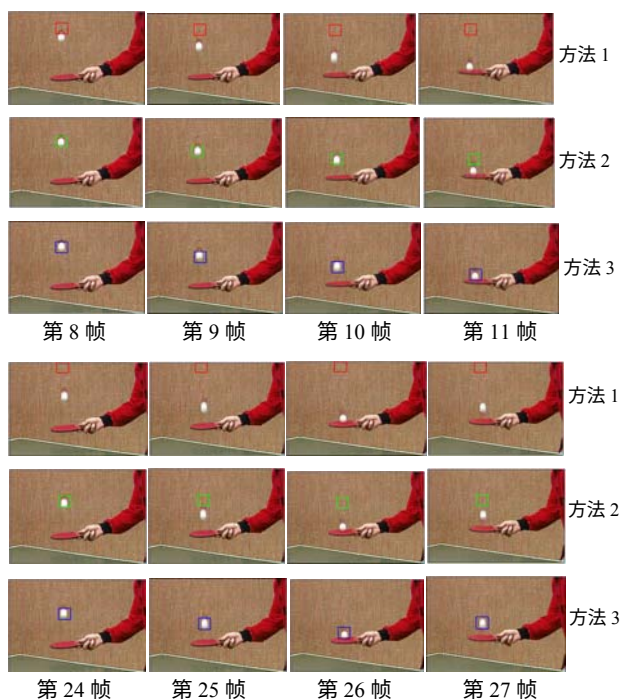


图 5 序列 1 的跟踪结果对比

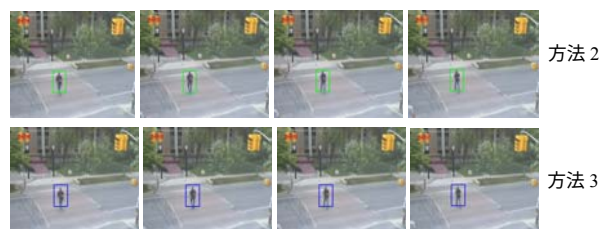
序列 1 共有 52 帧, 从图 5 中可见, 方法 1 完全跟踪失败, 方法 2 则因增加了目标的纹理信息, 第 11、25、26、27 帧目标丢失. 整个跟踪过程中, 方法 3 能准确平稳地追踪目标, 不仅由于增加了目标的纹理信息而且加入了改进的 Heaviside 核函数的背景权重与前景模型中, 对前景和背景的相似程度较大或目标运动较为复杂的问题都具有鲁棒性.

图 6 给出了序列 2(a)和序列 3(b)的测试序列追

踪结果, 序列 2 共有 100 帧, 序列 3 共有 45 帧, 从序列 2(a)可以看出方法 2 和方法 3 都可以对目标追踪, 但可明显看出, 方法 3 可以更好地对目标进行捕捉, 精确度高. 同时, 图 7(a)和(b)证明了本文算法 3 追踪效率比方法 2 高, 迭代次数少等优点.

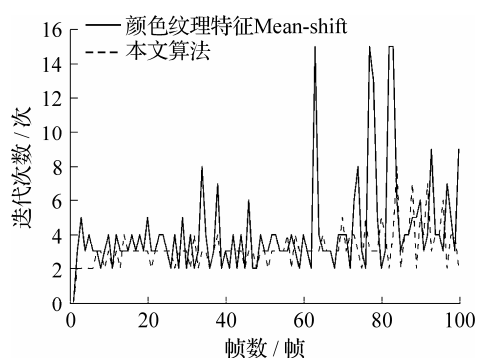


(a) 序列 2 的对比跟踪结果

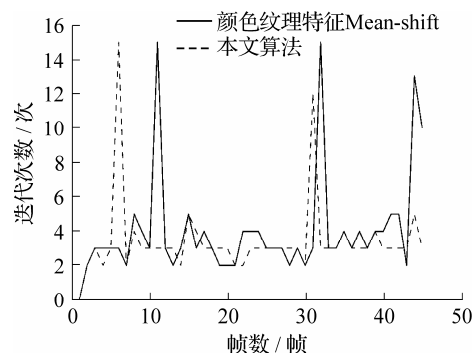


(b) 序列 3 的对比跟踪结果

图 6 对比跟踪结果



(a) 序列 2 迭代次数对比



(b) 序列 3 迭代次数对比

图 7 迭代次数比较

5 结论

提出了一种新的基于改进 Heaviside 核函数的

新目标模型追踪算法, 使用改进 Heaviside 核函数代表目标区域, 并通过此核函数来选择目标区域的前景和背景部分, 同时由于跟踪目标通常使用矩形或椭圆形区域表示, 这样不可避免地包含一些背景信息, 而且当背景和目标比较相近时, 算法对目标定位的准确度将受到严重影响. 为减少背景信息的干扰, 笔者分别计算目标区域中前背景颜色纹理直方图模型, 进而通过前背景模型的差异大小定义新目标模型时引入背景权重. 实验结果表明, 在复杂跟踪环境下, 提出算法和 Mean-shift 算法和基于颜色纹理直方图的 Mean-shift 算法相比较精确度高、速度快、鲁棒性强.

参考文献:

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-Based Object Tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-575.
- [2] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5):603-619.
- [3] Jeyakar J, Babu R, Ramakrishnan K R. Robust object tracking with background-weighted local kernels[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 112(3): 296-309.
- [4] 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.
- [5] Heikkila M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4):657-662.
- [6] 宁纪锋, 吴成柯. 一种基于纹理模型的 Mean-shift 目标跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(5):612-618.
- [7] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Robust object tracking using joint color-texture histogram[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 23(7):1245-1263.
- [8] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Robust Mean-shift tracking with corrected background-weighted histogram [J]. IET Computer Vision, 2012, 6(1):62-69.
- [9] 宋晓琳, 王文涛, 张伟伟, 等. 基于 LBP 纹理和改进 Camshift 算子的车辆检测与跟踪[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2013, 40(8):52-57.
- [10] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Joint registration and active contour segmentation for object tracking[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(9):1589-1597.

New Target Model Based on Heaviside Kernel Function for Tracking

WU Ying, CHEN Ken*

(College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In order to better solve the tracking problem with compromised target identification arising from the similarity between foreground and background or higher motion mobility, a new target model is put forward based on the modified Heaviside function. The target region is first represented by the proposed function, then the background and foreground color-texture histograms is constructed respectively in the region in the initial frame, in so doing the new target model is built through comparing the difference between the foreground and background model. In the candidate target area, the traditional Epanechnikov kernel is adopted in modeling target, and the target center is determined in the next frame using the Bhattacharyya coefficient. The experimental results show that the new algorithm performs better in accuracy and robustness than the traditional Mean-shift tracker and the existing color-texture-combined histograms based Mean shift.

Key words: Heaviside function; new target model; color-texture histogram; object tracking

(责任编辑 章践立)