

在线特征选择的目标跟踪 *

杨恢先¹, 杨心力¹, 曾金芳¹, 于 洪²

(1. 湘潭大学 材料与光电物理学院, 湖南 湘潭 411105; 2. 琼州学院 物理系, 海南 五指山 572200)

摘 要: 为提高目标与背景对比度低、相似物体干扰等复杂环境下目标跟踪的效果, 提出将在线学习选择最优颜色特征嵌入跟踪算法中, 以改善跟踪的稳定性。以当前时刻目标的区域为目标区域, 利用卡尔曼滤波预测目标的下一时刻位置, 在卡尔曼滤波预测的位置为中心取某一区域作为背景区域进行在线特征选择作为下一时刻的跟踪特征, 以卡尔曼滤波预测的位置为初始位置利用 Mean-shift 搜索目标位置, 此位置作为量测进行卡尔曼滤波校正。通过实验表明, 该方法在目标与背景的对比度低、相似物体干扰等复杂环境下极大地改善了跟踪的稳定性。

关键词: 在线学习; 最优颜色特征; 均值向量平移; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2010)03-1180-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.03.105

Online select feature target tracking

YANG Hui-xian¹, YANG Xin-li¹, ZENG Jin-fang¹, YU Hong²

(1. Faculty of Material & Photoelectric Physics, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China; 2. Dept. of Physics, Qiongzhou University, Wuzhishan Hainan 572200, China)

Abstract: In order to improve robustness of tracking system under complex surrounding such as low-contrast, similar to object interference, this paper proposed that online select optimal color feature mechanism was embedded in target tracking algorithm. The target region of current moment was seen as the target region, employed Kalman filter predict the target position in next moment, and selected a region in the predicted position as the background region. Employ this two region online learning and select the optimal color feature as tracking feature of the next moment. The Kalman filter predicted position as initial position, utilized Mean-shift search the target position. Used this searched position as measurement correct the Kalman filter. Experimental results show that this method can greatly improve the robustness of target tracking method under complex surrounding such as low-contrast, similar to object interference.

Key words: online learning; optimal color feature; Mean-shift; Kalman filter

0 引言

视频目标跟踪是计算机视觉领域的一个重要研究课题, 在视频监控、机器人视觉导航、人机交互、智能交通等领域都有广泛应用。在跟踪领域已经产生了很多跟踪算法, 有粒子滤波法^[1]、水平集法^[2]、活动模板法^[3]和 Mean-shift 法^[4]等, 文献[5]作了详细调查。众多算法中, Mean-shift 是一个很优秀的算法, 该算法以其无须参数、快速模式匹配的特性被广泛应用到目标跟踪领域^[6,7], 但是该算法也有其缺陷^[8]。为了提高均值向量平移跟踪算法的稳定性, 很多学者对均值向量平移算法进行了改进, 如利用均值向量平移算法改进活动模板法的能量函数^[9]、粒子滤波中采样后利用 Mean-shift 修正粒子后再重采样^[10], 把 Gabor 变换嵌入到均值向量平移算法里以确定目标的旋转参数^[11], 利用颜色概率模型来计算目标出现的位置以减少均值向量平移方法的迭代次数^[12]等。

现有的改进方法仍然面临在目标与背景的对比度低、相似干扰物体靠近目标等复杂环境下会导致跟踪失败的问题。目

标跟踪的速度和稳定性很大程度上取决于目标特征与背景特征区分性的大小。为了提高目标与背景的对比度低、相似干扰物体靠近目标等复杂环境下目标跟踪的稳定性, 提出在线学习选择目标与背景差别最大的颜色特征。在当前的目标窗口计算 RGB 颜色空间各分量的颜色直方图。利用卡尔曼滤波器预测目标在下一时刻要出现的区域作为背景区域, 计算该区域选取 RGB 颜色空间的各分量的颜色直方图。对目标和背景的 RGB 三分量的直方图加权求和分别得到目标和背景的加权颜色直方图, 求其差别最大的权值, 利用这些权值对 RGB 颜色分量进行组合作为目标跟踪的颜色特征, 这就是鉴别性颜色特征在线选择的过程。把在线选择鉴别性颜色特征机制嵌入到跟踪算法中。通过实验表明该方法在目标与背景的对比度低、相似目标干扰等复杂环境下稳定性很好。

1 在线选择最优的颜色特征

本文在 RGB 空间离散化为 $8 \times 8 \times 8$ bins。目标区域内的像素 $\{x_i\}$, $i=1, 2, \dots, n$ (n 为目标区域像素个数), 将颜色的每

收稿日期: 2009-06-02; 修回日期: 2009-07-14 基金项目: 海南省自然科学基金资助项目(60897); 海南省教育厅资助项目(HJ2009-135)

作者简介: 杨恢先(1964-), 男, 湖南益阳人, 教授, 主要研究方向为图像处理、现代信号处理; 杨心力(1983-), 男, 河南开封人, 助理工程师, 硕士研究生, 主要研究方向为视频目标跟踪、图像处理(yangxinli1983@126.com); 曾金芳(1978-), 女, 讲师, 主要研究方向为计算机控制、信号处理; 于洪(1972-), 男, 副教授, 主要研究方向为流媒体计算。

一个分量离散为 $m = 8$ bins, 函数 $b_R(x_i)$ ($b_G(x_i)$ 或 $b_B(x_i)$) 将像素 x_i 处的颜色的 R 分量 (G 分量或 B 分量) 量化并将其分配到相应的 u bins, 目标的中心为 x_0 , 目标区域颜色直方图为

$$q_l(u) = \sum_{i=1}^n k(\| \frac{x-x_0}{h} \|) \delta[b_l(x_i) - u] \tag{1}$$

其中: $l = R, G, B; u = 1, 2, \dots, m; h = \sqrt{h_x^2 + h_y^2}, h_x, h_y$ 分别为目标区域的宽和长; δ 是 Kronecker delta 函数; 核函数 $k(x)$ 是一个凸的单调递减函数, 离目标中心越远可靠性降低, 分配的权重越小。加核函数减小了目标区域内非目标的干扰。

背景区域内的像素 $\{x_i\}, i = 1, 2, \dots, nb$ (nb 为背景区域像素个数), 背景区域的直方图为

$$q_{bl}(u) = \sum_{i=1}^{nb} \delta[b_l(x_i) - u], l = R, G, B \tag{2}$$

对三分量的每一个量化等级进行加权组合:

$$q_u = w_{1,u}q_R(u) + w_{2,u}q_G(u) + w_{3,u}q_B(u) \tag{3}$$

$$q_b(u) = w_{1,u}q_{bR}(u) + w_{2,u}q_{bG}(u) + w_{3,u}q_{bB}(u) \tag{4}$$

$$\max f(w_1, w_2, w_3) = \{w_{1,u}[q_R(u) - q_{bR}(u)]\}^2 + \{w_{2,u}[q_G(u) - q_{bG}(u)]\}^2 + \{w_{3,u}[q_B(u) - q_{bB}(u)]\}^2 \tag{5}$$

$$\text{约束条件:} \begin{cases} w_{1,u} + w_{2,u} + w_{3,u} = k \\ w_{1,u} \geq 0, w_{2,u} \geq 0, w_{3,u} \geq 0 \end{cases} \tag{6}$$

要使 $f(w_1, w_2, w_3)$ 取最大值, $w_{1,u}, w_{2,u}, w_{3,u}$ 的取值为: 如果 $|q_R(u) - q_{bR}(u)| = \max\{|q_R(u) - q_{bR}(u)|, |q_G(u) - q_{bG}(u)|, |q_B(u) - q_{bB}(u)|\}$, 则 $w_{1,u} = k, w_{2,u} = 0, w_{3,u} = 0$; 如果 $|q_G(u) - q_{bG}(u)| = \max\{|q_R(u) - q_{bR}(u)|, |q_G(u) - q_{bG}(u)|, |q_B(u) - q_{bB}(u)|\}$, 则 $w_{1,u} = 0, w_{2,u} = k, w_{3,u} = 0$; 如果 $|q_B(u) - q_{bB}(u)| = \max\{|q_R(u) - q_{bR}(u)|, |q_G(u) - q_{bG}(u)|, |q_B(u) - q_{bB}(u)|\}$, 则 $w_{1,u} = 0, w_{2,u} = 0, w_{3,u} = k$; 其中: $w_{1,u}R + w_{2,u}G + w_{3,u}B$ 为第 u 级上的最优颜色特征; $u = 1, 2, \dots, m, m$ 为每个颜色分量所分的量化级数, $m = 8; k$ 的取值根据目标的颜色直方图的峰值而定, 根据大量试验表明 k 取值如表 1 效果比较好。

表 1 k 的取值与颜色直方图峰值位置的关系表

峰值位置	1	2	3	4	5	6	7	8
k	3	2	1.5	1	0.8	0.6	0.4	0.2

如图 1(a) 所示, 方框框起的目标相对于背景对比度很低, 利用最优颜色特征后, 目标从背景中突出, 如图 1(b) 所示 (图 1(a)(b) 中 $k = 3$)。

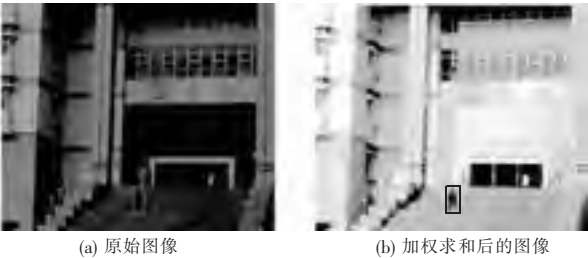


图 1 目标从背景中突出出来

2 目标跟踪

定义 Kalman 滤波的状态为 $x_t = (x, y, v_x, v_y)^T$, 观测为 $z_t = (x, y)$ 。其中: x 和 v_x 分别是目标图像在水平方向的位置和运动速度; y 和 v_y 分别是目标图像在垂直方向的位置和运动速度。Kalman 滤波跟踪的基本过程如图 2 所示。

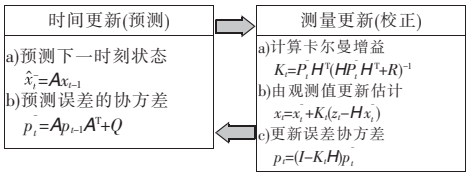


图 2 卡尔曼滤波器流程

其中: $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ 是状态转移矩阵, 它将过去 $t-1$ 时

刻的状态和当前时刻 t 的状态联系起来; $H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ 是量测矩阵, 它将量测 z_t 与状态联系起来; ΔT 为相邻两帧的时间间隔; P_t^- 是 t 时刻的先验估计误差的协方差; P_{t-1}^+ 是 $t-1$ 时刻的后验估计误差的协方差。

2.1 Mean-shift 算法

核函数密度估计式为

$$\hat{f}_{h,K}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K(\frac{x-x_i}{h}) \tag{7}$$

其中: $K(x)$ 为核函数, n 为估计向量的维数, h 搜索窗口的宽度。如果 $K(x)$ 中心对称, 且满足 $K(x) = C_{k,d}k(\|x\|^2)$, 则称 $k(x)$ 为 $K(x)$ 的轮廓函数, $C_{k,d}$ 为标准化的常量系数。

引入轮廓函数后, 核密度估计可改写为

$$\hat{f}_{h,k}(x) = \frac{C_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2) \tag{8}$$

对式(8)求梯度, 经化简可得到 Mean-shift 向量 $m_{h,c}(x)$:

$$m_{h,c}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\|(x-x_i)/h\|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\|(x-x_i)/h\|^2)} - x \tag{9}$$

2.1.1 目标模型描述

利用式(3)建立的直方图作为目标模型。

2.1.2 候选模型描述

在以后的各帧中可能包含运动目标的区域, 称为候选区域, 其中心坐标为 y , 即核函数的中心坐标。该区域中的像素用 $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,n_h}$ 表示, 对候选区域的描述称为目标候选模型, 候选模型的特征值 $u = 1, 2, \dots, m$ 的概率密度是

$$p_{u,R}(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_k} k(\|(y-x_i)/h\|^2) \delta[b_R(x_i) - u] \tag{10}$$

$$p_{u,G}(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_k} k(\|(y-x_i)/h\|^2) \delta[b_G(x_i) - u] \tag{11}$$

$$p_{u,B}(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_k} k(\|(y-x_i)/h\|^2) \delta[b_B(x_i) - u] \tag{12}$$

$$p_u(y) = w_{1,u}p_{u,R}(y) + w_{2,u}p_{u,G}(y) + w_{3,u}p_{u,B}(y) \tag{13}$$

其中: $G_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_k} k(\|(y-x_i)/h\|^2)}$ 是标准化常量系数。

2.1.3 相似性函数

在 Mean-shift 算法中, 选 Bhattacharyya 系数作为相似性函数, 其系数表示为

$$B(y) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u} \tag{14}$$

$B(y)$ 越大表示两个模型越相似。目标最可能出现的位置是使 $B(y)$ 最大的候选区域。为使 $B(y)$ 最大, 在当前帧中以前一帧中目标中心的位置 y_0 为起始位置开始, 寻找最优匹配位置, 其中心为 y 。Bhattacharyya 系数在 $\hat{p}(y)$ 处泰勒展开:

$$B(y) \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_k} \omega_i k(\| (y - x_i) / h \|^2) \quad (15)$$

其中:

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\hat{q}_u / \hat{p}_u(y_0)}$$

$$f_{h,k} = \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_k} \omega_i k(\| (y - x_i) / h \|^2) \quad (16)$$

要使 $B(y)$ 最大等价于 $f_{h,k}$ 最大,对式(16)求梯度,经化简可得到:

$$m_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i g(\| (x - x_i) / h \|^2)}{\sum_{i=1}^n w_i g(\| (x - x_i) / h \|^2)} - x \quad (17)$$

$$w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\hat{q}_u / \hat{p}_u} \quad (18)$$

目标跟踪过程是利用 Mean-shift 向量梯度下降在当前帧图像中搜索与目标模板特征概率分布相似的目标区域。

2.2 跟踪和在线特征选择框架

本文提出的在线特征选择跟踪方法的框架如图 3 所示。

利用卡尔曼滤波预测目标运动,依此来确定背景区域。如图 4 所示:黑色框为背景区域,白色框为依据卡尔曼滤波器预测目标下一时刻的位置确定的背景区域。利用第 1 章中叙述的方法选择最优颜色特征,作为下一时刻跟踪的特征。以 Kalman filter 预测的位置为初始位置,利用 Mean-shift 方法搜索 Bhattacharyya 系数最大的区域作为目标所在的区域,区域中心作为量测量,利用量测量进行 Kalman filter 校正。依次循环即可实现在线特征选择和目标跟踪。

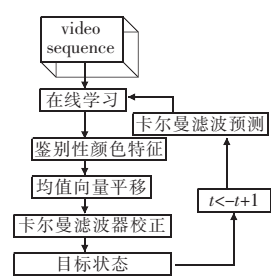


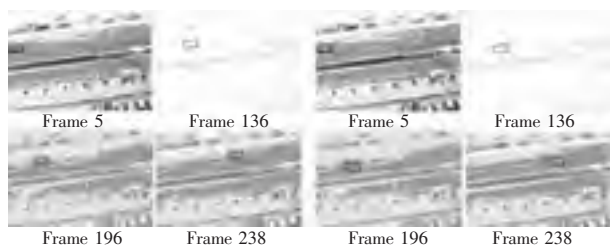
图 3 在线学习跟踪的框架图



图 4 在线学习选择特征

3 实验和结论

本实验在 Windows XP 环境下利用 VC++ 6.0 和 OpenCV (open source computer vision library) 的图像处理工具包编写的程序。实验对低对比度的视频图像中的汽车进行跟踪,本文提出的在线选择鉴别性特征的跟踪法能在线提取鉴别性大的时变颜色特征作为下一时刻目标跟踪的特征,所以在目标和背景的对比较低,相似目标干扰的情况下能稳定地跟踪目标,如图 5(a)所示,而利用非在线特征选择的 Mean-shift 跟踪法在目标与背景对比较低或相似物体干扰的情况下导致跟踪错误,如图 5(b)所示。



(a) 在线特征选择跟踪法

(b) Mean-shift 跟踪法

图 5 跟踪效果比较

实验表明,本文提出在线特征选择的目标跟踪算法在目标与背景对比度低、相似物体干扰等复杂情况下能实时稳定地跟踪目标。

参考文献:

- [1] GUNNARSSON F, BERGMAN N. Particle filter for positioning, navigation, and tracking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 425-437.
- [2] 于慧敏, 徐艺, 刘继忠, 等. 基于水平集的多运动目标时空分割与跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(7): 1218-1223.
- [3] NIKOS P, RACHID D. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(3): 266-280.
- [4] 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.
- [5] YILMAZ A. Object tracking: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
- [6] ELGAMMAL A, DURAIWA R, DAVIS L. Probabilistic tracking in joint feature-spatial spaces[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2003: 781-788.
- [7] YANG C, DURAIWAMI R, DAVIS L. Efficient Mean-shift tracking via a new similarity measure[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005: 176-183.
- [8] DAI Guo-jun, ZHANG Yun. A novel auto-camshift algorithm used in object tracking [C]//Proc of the 27th Chinese Control Conference. 2008: 369-373.
- [9] LIU Yu-lan, PENG Si-long. A new motion detection algorithm based on snake and Mean-shift [C]//Proc of Congress on Image and Signal Processing. Madison, WI: IEEE Press, 2008: 140-144.
- [10] BAI Ke-jia, LIU Wei-ming. Improved object tracking with particle filter and Mean-shift [C]//Proc of IEEE International Conference on Automation and Logistics. 2007: 18-21.
- [11] ZHANG Li-ke, ZHAO Hong-guang. Real-time Mean-shift tracking using the Gabor wavelet [C]//Proc of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. 2007: 5-8.
- [12] STOLKIN R, FLORESCU I, BARON M, et al. Efficient visual servoing with the ABCshift tracking algorithm [C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2008: 3219-3224.
- [13] PORIKLI F. Integral histogram: a fast way to extract histograms in Cartesian spaces [C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on CVPR'05. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005: 829-836.
- [14] 李国友, 董敏. 基于 PSO 和 Level Set 的快速曲线演化算法[J]. 测试技术学报, 2008, 22(2): 150-154.
- [15] COLLINS R T, LIU Yan-xi, LEORDEANU M. Online selection of discriminative tracking features[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1578-1591.
- [16] LEICHTER I, LINDENBAUM M 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.
- [17] HUA J S, JUAN Chung-wei. A spatial-color Mean-shift object tracking algorithm with scale and direction estimation [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(16): 2165-2173.
- [18] MAGGIO E, CAVALLARO A. Accurate appearance-based Bayesian tracking for maneuvering targets[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(4): 544-555.