

# 一种基于蒙特卡罗方法的小目标视觉跟踪算法

马雷<sup>1)</sup> 田原<sup>2)</sup> 苏红旗<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(中国矿业大学(北京)机电学院,北京 100083) <sup>2)</sup>(中国科学院自动化所综合信息系统研究中心,北京 100080)

**摘要** CAMSHIFT 是一种利用颜色直方图反向投影的视觉跟踪算法,通常用于人脸跟踪等领域。但在目标较小的情况下,由于信息量有限,往往不能获得稳定的跟踪结果。为了提高跟踪结果的稳定性,提出了一种基于蒙特卡罗方法的改进算法。该算法通过产生高斯随机样本的方法补充样本,不仅增强了目标颜色特征分布的鲁棒性,而且提高了跟踪的稳定性。结果表明该算法是有效的。

**关键词** CAMSHIFT 蒙特卡罗方法 视觉跟踪

**中图法分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2008)03-0445-05

## A Small Target Tracking Algorithm Based on Monte Carlo Method

MA Lei<sup>1)</sup>, TIAN Yuan<sup>2)</sup>, SU Hong-qi<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083)

<sup>2)</sup>(Integrated Information System Research Center, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

**Abstract** CAMSHIFT is a color-based tracking algorithm. However, it is always unstable in the case of small objects because of their limited color information. In this paper, an improved algorithm based on Monte Carlo Method is proposed, which enhances the robustness of color feature and the tracking stability by producing reasonable Gaussian random samples. Finally, experiments demonstrate the effectiveness of our method.

**Keywords** CAMSHIFT, Monte Carlo method, visual tracking

## 1 引言

目标跟踪是计算机视觉中的基本问题之一。国内外学者已经对此进行了大量的研究,并提出了许多用于跟踪的有效算法。众所周知,目标跟踪问题等价于在连续的图像帧间创建基于目标有关特征的对应匹配问题。当前的可视跟踪算法可以大致被分为“基于目标建模、定位”的跟踪算法和基于“滤波、数据关联”的跟踪算法两类。前者是由下至上处理目标的外观变化;后者采用由上至下的方法来对运动目标进行跟踪和对场景知识进行学习,以及对跟踪过程中的各种假设位置进行评估<sup>[1]</sup>。众多跟踪算法中,基于的目标特征各有不同,可分为基于颜色的<sup>[2,3]</sup>、基于形状的<sup>[4]</sup>、基于轮廓的<sup>[5]</sup>、基于角点

的<sup>[6]</sup>和基于曲率的<sup>[7]</sup>方法等。

其中 CAMSHIFT 算法<sup>[8]</sup>是利用目标颜色在 HSV 空间上的特征,依靠 meanshift 迭代可以方便、快捷地使核函数中心收敛到梯度为零的位置。Allen 等人提出了增加核直方图维数的方法<sup>[9]</sup>。彭宁嵩等人采用 Kalman 方法对核直方图进行更新<sup>[10]</sup>。当目标由多种颜色组成时,用 Pérez 等人提出的方法<sup>[11]</sup>,目标得到较好的跟踪。

但在实际应用中,当跟踪的目标较小时,代表自身特征的样本量也较少,这极易受到光照变化、噪声干扰等影响,使统计特性随时间变化较大,从而影响特征的鲁棒性。同时,由于以上不稳定因素,也给特征的更新带来更大的困难。

本文提出了一种新的核直方图优化方法。这种优化是在跟踪较小目标及信息量少的情况下,利用

收稿日期:2006-09-19;改回日期:2006-11-23

第一作者简介:马雷(1980~),男,中国矿业大学(北京)计算机系 04 级硕士研究生。主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: malei\_ml@163.com

蒙特卡罗随机模拟的理论,通过产生模拟样本,来突出目标的有效颜色特征,之后利用 meanshift 迭代确定目标位置。实验证明,本文方法能够显著提高小目标跟踪算法的鲁棒性,并从一定程度上克服了小样本带来的特征分布稳定性差的负面影响。

## 2 CAMSHIFT 跟踪算法

CAMSHIFT 算法<sup>[2]</sup>,即“continuously adaptive meanshift”算法,是一种动态变化分布的密度函数梯度估计的非参数方法。对离散概率分布,其算法过程如下:

(1) 首先,在颜色概率分布图像上设定关注区域(ROI);

(2) 选择目标的初始区域,也是 meanshift 搜索的起始位置。同时在颜色概率分布图上计算以下零阶矩:

$$Z_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y) \quad (1)$$

并计算以下  $x$  和  $y$  的一阶矩:

$$Z_{10} = \sum_x \sum_y xI(x, y) \quad (2)$$

$$Z_{01} = \sum_x \sum_y yI(x, y)$$

式中,  $I(x, y)$  是坐标为  $(x, y)$  的像素值,  $x$  和  $y$  的变化范围为搜索窗的范围。

(3) 计算搜索窗的质心为  $(x_c, y_c)$ , 即

$$x_c = Z_{10}/Z_{00}, y_c = Z_{01}/Z_{00} \quad (3)$$

(4) 重新设置搜索窗的大小为上面搜索窗区域内颜色概率分布的函数;

(5) 重复步骤(2)~步骤(4)直到收敛(质心变化小于给定的阈值)。

颜色概率反向投影就是用灰度图像上每点的灰度值来反映这点作为目标点的概率情况。当目标区域直方图形成后,后续图像上每一点,就可依据颜色值在直方图所对应的比例来得到反映概率的灰度值,即颜色  $c$  在概率反向投影上的灰度值为

$$BPI(c) = 255 \times \frac{M(c)}{M_{\max}(c)} \quad (4)$$

式中,  $M(c)$  为颜色  $c$  在目标区域直方图上对应的值,  $M_{\max}(c)$  表示直方图上的最大值。

在 CAMSHIFT 算法中,产生的颜色概率分布图像是依靠目标颜色在 HSV 空间中关于 H 分量的统计得到的,即在色调上的 1 维统计。虽然其在人脸跟踪

中可以达到很好的跟踪效果,但在跟踪目标呈现多色调的场合,仅仅依靠 H 分量的统计是不够的。因此, Allen 等人提出将颜色特征由 H 通道扩展到 H-S、H-S-V 等多维的直方图进行刻画<sup>[9]</sup>,以便可以有效抑制目标附近的背景中 H 值相近部分的干扰。这虽然在一定程度上起到突出目标的作用,但在目标较小时,跟踪的稳定性将受到很大影响。这是因为,如果目标本身区域小,那么用来统计的样本也较少,在多维直方图中,每个格(bin)中的统计样本更少,而一旦个别样本受到噪声干扰,则总体的概率分布会变化很大,这将直接影响目标跟踪的准确性。

## 3 改进核直方图

从以上的跟踪算法中,可以看到,用来描述目标颜色特征的核直方图,直接影响反向投影图的质量。若选择目标区域分布较大,但不连续的颜色特征,则随着光线变化等干扰的影响,这些特征将变得不太稳定,尤其是在为了提高分类能力而采用多维直方图时,如果特征得不到及时的更新,则很可能导致跟踪失败,而将突出目标区域分布较大且较为连续的颜色作为跟踪特征,则无疑会增加跟踪的稳定性。当在目标本身尺度较小及提取的原始样本有限的情况下,通过增加合理的模拟样本来改进核直方图,将是一个较好的解决方法。

蒙特卡罗(Monte Carlo)方法<sup>[12]</sup>,或称计算机随机模拟方法,是一种基于“随机数”的计算方法。它是 Velleman 和 Von Neumann 在 20 世纪 40 年代中为研制核武器而首次提出来的。本文利用蒙特卡罗方法产生随机数来补充颜色样本。笔者假设:图像中每点的颜色值与邻域点的颜色值满足高斯分布,于是,可利用 Box-Muller 方法,为每点颜色的样本值生成  $K$  个高斯随机数。标准正态随机数  $\xi$  生成如下

$$\xi = \sqrt{-2\ln\eta_1} \cos(2\pi\eta_2)$$

或

$$\xi = \sqrt{-2\ln\eta_1} \sin(2\pi\eta_2) \quad (5)$$

其中,  $\eta_1$  与  $\eta_2$  是两个独立的均匀随机数,  $\eta_1, \eta_2: U[0, 1]$ 。用蒙特卡罗方法模拟时,先生成  $K$  个正态高斯随机数  $\{\xi_1, \dots, \xi_k\}$ , 设与图像中像点  $p$  对应的颜色向量为  $\mathbf{X}_p = [h_p, s_p, v_p]^T$ , 其中的分量  $h_p, s_p, v_p$  分别表示在 HSV 空间上的颜色分量。然后在每个分量上加上正态随机数  $x_k$ , 即生成  $K$  个颜色随机向量  $\{\mathbf{X}_{p+k} | \mathbf{X}_{p+k}$

$= [h_p + \xi_k, s_p + \xi_k, v_p + \xi_k]^T, k = 1, 2, \dots, K$ 。假设目标上可提取  $m$  个颜色向量  $\{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ , 并将每个像点生成的  $K$  个随机变量作为补充样本, 则描述目标的颜色向量增加为  $m \times (K + 1)$  个, 即  $(X_1, X_2, X_{m \times (K+1)})$ 。这时统计的直方图  $q_u$  可表示如下:

$$q_u = \sum_{i=1}^{m \times (K+1)} \delta[c(X_i) - u] \quad (6)$$

其中,  $u$  为直方图的格,  $c(X)$  为颜色向量与直方图的格之间的映射函数。

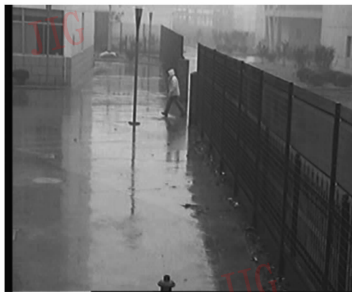
利用这种改进算法, 在提取目标颜色特征的原始样本上, 增加虚拟样本, 如果在像点的邻域点产生的随机样本中的特征与该点特征相同越多, 那么这个特征在直方图上对应的概率分布越大。基于这样的“共振效应”就使得分布较高且较为连续的样本因得到邻近特征的“支持”而获得更高的分布概率; 而那些虽然原来分布较高的样本, 则由于颜色相近的样本产生的同值随机数不能对其有力的“支持”, 从而分布概率相对下降。这体现在直方图上的情况是: 邻近同为高峰的部分继续升高, 而附近较低的孤立高峰则没有上升。这有利于抑制目标本身颜色的略微变化所带来的影响。在实际的跟踪过程中, 特别是对于非刚体的目标, 本身颜色特征可能会受到光照变化、噪声等诸多因素影响, 笔者认为, 这样的变化符合高斯分布, 即分布概率较高且较为连续的颜色, 其对应于反向投

影图上的区域的概率应该较高, 这样由于会增加颜色特征的鲁棒性, 从而可达到稳定跟踪的效果。

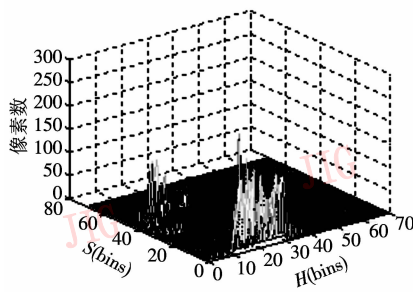
### 4 实验与分析

为验证本文算法的效果, 采用两组图像进行了跟踪对比实验, 实验中所用图像大小均为  $352 \times 288$ , 核直方图采用 H-S 2 维直方图, 其中  $H = 70$  bins,  $S = 70$  bins。Gaussian 随机数的标准差  $\sigma = 5$ 。

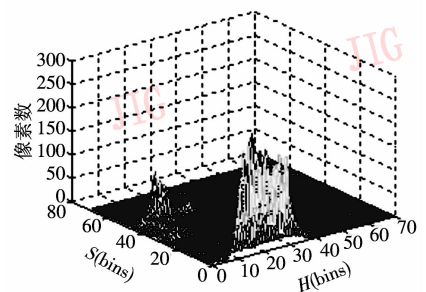
图 1(c) 与图 1(d) 显示了直接选取颜色特征所生成的 2 维 H-S 直方图分布, 其在短时间内出现了变化。这与直方图的精度有关, 因为当样本数较少时, 直方图精度越高, 对于干扰越敏感, 所以, 此时不仅直方图的鲁棒性越差, 同时, 提取的目标区域也会存在误差, 很可能将边缘的背景颜色统计进去, 这也会给目标的特征分布带来影响。这样, 如果有些特征分布较为离散, 其分布将会随干扰迅速变化, 那么基于不稳定的直方图, 反向投影则不能很好地反映目标出现的概率情况, 这将给后续的跟踪定位带来很大困难; 而采用补充随机样本统计的直方图如图 1(e) 与图 1(f) 所示, 则不仅弱化了分布相对孤立的特征和减小了这些特征在受干扰时出现的不良影响, 而且进一步突出了目标相对稳定的特征。如果在目标提取特征时, 则可将目标边缘的背景颜色



(a) 第 97 帧原始图像



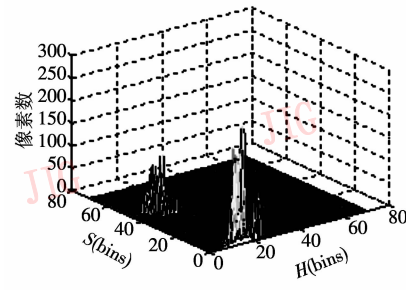
(c) 第 97 帧目标 H-S 直方图



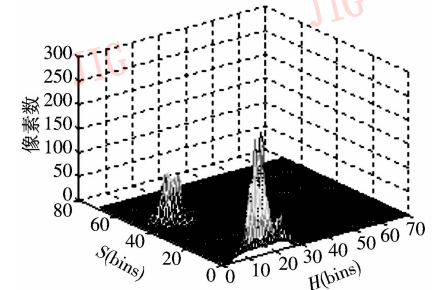
(e) 第 97 帧目标的改进直方图



(b) 第 111 帧原始图像



(d) 第 111 帧目标 H-S 直方图



(f) 第 111 帧目标的改进直方图

图 1 特征分布变化时, 目标 H-S 直方图与改进的直方图之间的比较

Fig. 1 Comparison between H-S histogram and improved histogram when feature distribution changes

统计进来,虽然在直方图上会体现一个分布高峰,但由于背景颜色与目标颜色不连续,因此在加入随机样本模拟时,这样的特征会因为得不到增强而使其分布相对降低,而目标本身的颜色特征分布则可进一步得到加强。从实验中可以看到,补充随机样本

的直方图分布相对稳定。

图 2 显示了采用本文算法的跟踪结果。

图 3 反映了直方图改进前后,反向投影图与跟踪结果的差异。图 3(b)所示的直方图,由于采集样本少,存在误差,因此直方图并不能很好反映目标稳

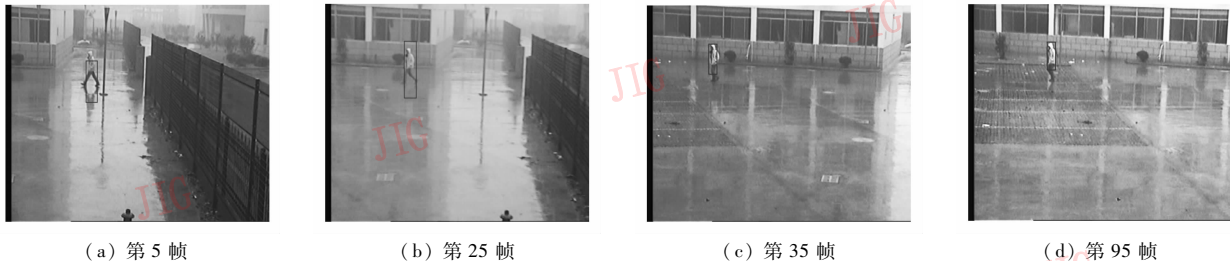
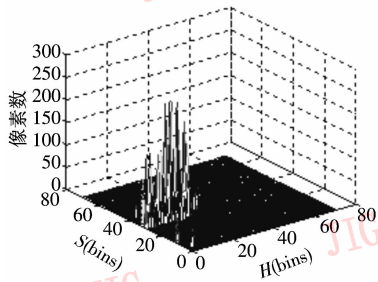


图 2 使用新方法的跟踪结果

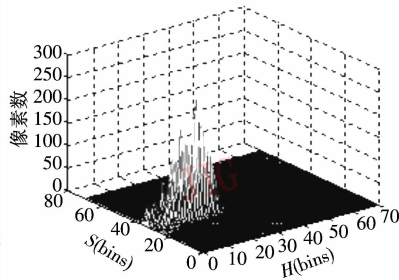
Fig. 2 Results of tracking using the new method



(a) 原始图像



(b) 目标的 H-S 直方图



(c) 补充样本的直方图



(d) 第 106 帧基于图 3(b)的反向投影图



(e) 第 106 帧基于图 3(d)的跟踪效果



(f) 第 106 帧基于图 3(c)的反向投影图



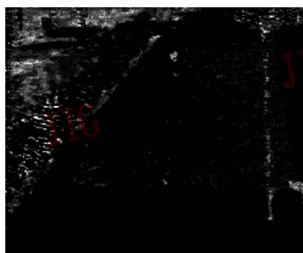
(g) 第 106 帧基于图 3(f)的跟踪效果



(h) 第 340 帧基于图 3(b)的反向投影图



(i) 第 340 帧基于图 3(h)的跟踪效果



(j) 第 340 帧基于图 3(c)的反向投影图



(k) 第 340 帧基于图 3(j)的跟踪效果

图 3 改进直方图提高了反向投影与跟踪效果

Fig. 3 An improved histogram enhances backprojects and tracking results

定的特征,图3(c)所示的直方图分布较图3(b)集中。由此可见,概率反向投影图(图3(f)和图3(j))比图3(d)和图3(h)更能突出目标出现的概率,且附近颜色相近的背景干扰也得到了一定抑制。在基于补充样本直方图的概率反向投影图上,应用meanshift进行迭代跟踪,其稳定性确实得到提高。

## 5 结 论

良好的特征是稳定跟踪的前提,在实际应用中,常常会出现跟踪目标较小的场合,在小目标上提取颜色特征,由于样本不足,因而极易受到干扰造成特征分布不稳定的情况。本文提出了一种利用蒙特卡罗方法增加随机样本的方法,改进了直方图分布,不仅突出了目标中较为稳定的特征,而且提高了基于颜色特征的跟踪算法的鲁棒性。尽管实验仅跟踪了较小的目标,但从本算法的原理上来看,其同样适应于对较大目标的跟踪。此外,如果算法中增加特征的更新方法,那么相信本算法的鲁棒性将会进一步地得到提高。如何做到跟踪目标特征能够根据邻域的颜色分布情况进行实时更新,也将是以后的研究重点。

### 参考文献 (References)

- Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2003, 25(5): 564 ~ 577.
- Raja Yogesh, McKenna Stephen J, Gong Shaogang. Tracking and segmenting people in varying lighting conditions using color[A]. In: Proceedings of Third International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition[C]. Nara, Japan, 1998: 228.
- Grove T D, Baker K D, Tan T N. Color based object tracking[A]. In: Proceedings of Fourteenth International Conference on Pattern Recognition[C], Brisbane, Australia, 1998: 1442 ~ 1444.
- Koller D, Weber J, Huang T, et al. Towards robust automatic traffic scene analysis in real-time[A]. In: Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition[C], Jerusalem, Israel, 1994: 126 ~ 131.
- Member Alper Yilmaz, Li Xin, Fellow Mubarak Shah. Contour-based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(11): 1531 ~ 1536.
- Smith S M, Brady J M. ASSET-2: Real-time motion segmentation and shape tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 814 ~ 820.
- Tian Yuan, Tan Tie-niu, Sun Hong-zan. A novel robust algorithm for real-time object tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(5): 851 ~ 853. [田原,谭铁牛,孙洪赞. 一种具有良好鲁棒性的实时跟踪方法[J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 851 ~ 853.]
- Bradski G R. Real time face and object tracking as a component of a perceptual user interface[A]. In: Proceedings of Fourth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision[C], Princeton, New Jersey, USA, 1998: 214 ~ 219.
- Allen John G, Xu Richard Y D, Jin Jesse S. Object tracking using camshift algorithm and multiple quantized feature spaces[A]. In: Proceedings of Pan-Sydney Area Workshop on Visual Information Processing VIP2003[C], Sydney, Australia, 2003: 1 ~ 5.
- Yang Jie, Peng Ning-song. Research on visual tracking based on mean-shift[EB/OL]. <http://www.paper.edu.cn>, 2005-4. [杨杰,彭宁嵩. 基于 Mean-shift 的稳健性可视跟踪研究[EB/OL]. <http://www.paper.edu.cn>, 2005-4.]
- Pérez P, Hue C, Vermaak J, et al. Color-based probabilistic tracking[A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision[C], Copenhagen, Denmark, 2002: 661 ~ 675.
- Xu Li-zhi, et al. Modern Mathematics Handbook, Stochastic Mathematics[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2000: 446 ~ 463. [徐利治等. 现代数学手册, 随机数学卷[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2000: 446 ~ 463.]