

文章编号 1004-924X(2009)01-0185-06

多模式融合的目标跟踪算法

陈爱华^{1,2}, 孟 勃^{1,2}, 朱 明¹, 王艳华^{1,2}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:为了解决目标跟踪中运动模型复杂,运动场景多变的情况,提出了一种多模式融合的目标跟踪算法。该算法选取目前广泛应用的 mean-shift 和粒子滤波算法分别跟踪目标,得到当前目标位置的候选值,并采用加权合成参考函数建立参考模板。然后,以候选目标位置差异和参考模板为标准,确定目标的正确位置。最后,根据当前帧目标模板和参考模板的距离来决定是否更新模板。实验仿真结果表明,与单一的目标跟踪算法相比,本文算法的平均跟踪误差减小了一倍以上。假如参考模板更新错误,下一帧中仍能以 67% 的概率正确跟踪目标,连续 3 次模板更新之后,误更新的模板对目标跟踪的影响可以降低到 10% 以下,有效地降低了模板更新引起的跟踪错误和跟踪不稳定。

关键词:mean-shift 算法;粒子滤波;参考模板;目标跟踪;模式融合

中图分类号:TP391 文献标识码:A

Multi-pattern fusion algorithm for target tracking

CHEN Ai-hua^{1,2}, MENG Bo^{1,2}, ZHU Ming¹, WANG Yan-hua^{1,2}

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)*

Abstract: In accordance with complicated object movement and changeable object environment, a multi-pattern fusion algorithm for target tracking is presented. Mean-shift and particle filter algorithms widely applied to target tracking are selected to get tentative locations and Weighted Composite Reference Function (WCRF) is adopted to establish reference model. Then, the distance difference of the tentative locations and the reference model is considered as a criterion to find correct location. Finally, the algorithm updates the reference model according to the distance between reference model and target model in current frame. The experimental simulation results show that the average tracking error of the proposed algorithm is reduced by 50% as compared with that of single target tracking method. If the reference model is updated incorrectly, the probability to find the correct location in the next frame is 67%. After updating the reference model three times, the influence on object tracking is less than 10%, which effectively reduces the tracking error and instability for model updating.

Key words: mean-shift algorithm; particle filtering; reference model; target tracking; pattern fusion

收稿日期:2008-04-22;修订日期:2008-11-18.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2005AA778032)

1 引言

视频目标跟踪^[1-2]是视频监控、智能用户接口、基于对象的视频压缩、巡航导弹末端制导和辅助驾驶等许多计算机视觉领域中的关键技术。人们围绕如何实现目标的稳定跟踪提出了许多方法,如在空域下的相关匹配^[3]、轮廓提取^[4]、神经网络^[5]、Unscented 卡尔曼滤波(UKF)^[6]以及在频域下的小波^[7-8]等算法。近年来,mean-shift 算法^[9-10]和粒子滤波^[2,11-13]因其良好的跟踪特性被广泛应用到目标跟踪领域。但是这些跟踪方法通常是针对某些特定的问题提出的,只是在某些方面具有较好的特性。如 mean-shift 算法收敛速度快,实时性好,抗干扰能力较强,对于容易发生旋转、扭曲、缩放的非刚性目标跟踪效果较好;而粒子滤波算法抗遮挡能力较强,对非线性、非高斯情况处理较好。对于目标运动模型复杂、运动场景多变的情况,单一的目标跟踪算法通常都难以实现稳定跟踪。因此本文提出了一种多模式融合的目标跟踪算法,该算法选取 mean-shift 和粒子滤波分别对目标进行跟踪,得到当前目标位置的候选值,建立参考模板作为标准评价候选位置,得到目标的正确位置。实验证明该方法与采用单一的目标跟踪算法相比,跟踪稳定,抗干扰能力增强,只要一种算法找到目标就可以实现正确跟踪。

2 理论基础

2.1 mean-shift 算法概述

mean-shift 算法是一种基于核密度估计的无参数的快速模式匹配算法^[9-10]。对 n 维欧氏空间 X 中的有限数据集 A , $x \in X$ 点附近的样本均值定义为:

$$sm(x) = \frac{\sum_a K(a-x)w(a)a}{\sum_a K(a-x)w(a)}, a \in A, (1)$$

其中, K 为核函数; w 为权值函数。差值 $sm(x) - x$ 称为 mean-shift 矢量, mean-shift 算法就是反复不断地把数据点朝向 mean-shift 矢量方向移

动直至最终收敛的过程, 此时的位置对应某个概率密度的极值。

采用 mean-shift 算法跟踪目标就是建立目标模板和候选模板的核概率密度函数; 选择 Bhattacharyya 系数来描述两者间的相似性, 该值越大说明目标模板和候选模板的相似性越大; 采用 mean-shift 向量来寻找 Bhattacharyya 系数最大的位置, 即目标所在的位置。因此该算法主要包括 3 个步骤: 目标模板和候选模板概率密度函数建立, 权值函数的计算和目标位置确定。

2.1.1 目标模板和候选模板建立

设 $\{x_i^*\}_{i=1, \dots, n}$ 表示目标模板中标准化后的像素位置, x_i^* 表示位置向量, n 表示目标模板中像素的数目, C 为归一化常数, $k(x)$ 为等方性的、凸面单调递减的核轮廓函数, $\delta(\cdot)$ 为单位冲激函数, $b(x_i^*)$ 为位置 x_i^* 处的量化特征值, $u=1, \dots, m$ 为模板特征的量化特征值, 则目标模板的概率密度函数为:

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

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

设窗口的宽为 h , C_h 为归一化常数, n_h 为候选模板中像素的数目, $\{x_i\}_{i=1, \dots, n_h}$ 为候选模板中像素的位置, 候选模板的中心为 y , 则候选模板的概率密度函数为:

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u]$$

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right)}. (3)$$

2.1.2 权值函数确定

权值函数是通过将 Bhattacharyya 系数 Taylor 展开取线性项的权值得到的^[9], 因此它可以看作是相似性测量系数, 表达式如下:

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u]. (4)$$

2.1.3 目标位置的确定

由于 mean-shift 向量的方向总是指向概率密

度函数导数下降的方向,导数为零时的位置即为目标所在的位置,因此采用 mean-shift 向量迭代确定当前帧中目标所在的位置。mean-shift 迭代向量的表达式如下:

$$\hat{\mathbf{y}}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i \omega_i g\left(\left\|\frac{\hat{\mathbf{y}}_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} \omega_i g\left(\left\|\frac{\hat{\mathbf{y}}_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}, \quad (5)$$

式中, $\hat{\mathbf{y}}_0$ 表示当前目标位置的初值, $g(x) = -k'(x)$, 当采用 Epanechnikov 轮廓函数时, $g(x) = 1$ 。

2.2 粒子滤波算法的原理

在粒子滤波中,概率密度函数被一系列离散的带权重的样本近似。随着样本粒子数量的增加,蒙特卡罗粒子滤波接近于贝叶斯最优估计。粒子滤波的基本原理和过程如下:

假设状态转移满足一阶马尔可夫性,则估计的后验分布可记为:

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t}) \propto o(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{y}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1}, \quad (6)$$

其中, \mathbf{x}_t 和 \mathbf{y}_t 分别表示 t 时刻的状态向量和观测向量, $\mathbf{y}_{1:t}$ 为直到 t 时刻的历史观测;而 $o(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t)$ 表示目标观测模型, $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ 则为目标动态模型。由于很难从积分中解析得到方程的解,因此采用一组带权值的粒子 $\{(x_t^{(i)}, \omega_t^{(i)}), i=1, \dots, M\}$ 来逼近后验概率, $x_t^{(i)}$ 粒子可以按照一定的分布 $q(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t})$ 抽样得到。粒子权值的定义如式(7)所示:

$$\omega_t^{(i)} \propto \frac{o(\mathbf{y}_t | x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t})}. \quad (7)$$

根据以上所述,粒子滤波算法过程如下:

(1) 初始化: $t=0$, 按 $p(x_0)$ 抽取 M 个样本点 $x_0^1, x_0^2, \dots, x_0^M$ 组成粒子集合。原理上,粒子数目越多,越接近贝叶斯最优估计,但粒子数目达到一定数目,跟踪效果不会有太大改进,本文选取 $M=100$;

(2) 抽样 $x_t^i \sim q(x_t^i | x_{t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{0:t})$, 令 $x_{t-1}^{(i)} = (x_{0:t-1}^{(i)}, x_t^{(i)})$, 其中 $i=1, \dots, M$;

(3) 根据式(7)计算每个粒子的权值,并归一化;

(4) 重要性重采样:将原来带权值的粒子集合映射为等权样本 $(x_{0:t}^{(i)}, M^{-1})$, 此时样本的估计值为 $\hat{x}_t = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_t^{(i)}$;

(5) 设置 $t=t+1$, 并转到步骤(2)。

3 目标位置判断

采用不同方法得到目标的候选位置后需要判断目标的位置,本文采用匹配来判断目标的位置。首先建立参考模板,然后将候选位置的模板与参考模板比较,相似性较大的位置即为目标的位置。

3.1 参考模板建立

参考模板是目标候选位置评价的标准,在此建立一种加权合成参考函数(Weighted Composite Reference Function, WCRF)形式的模板^[14],它是由以前检测得到的目标模板加权得到的。如下式所示:

$$M_n(x, y) = a_0 F_0(x, y) + a_1 F_1(x, y) + \dots + a_{n-1} F_{n-1}(x, y), \quad (8)$$

其中, M_n 表示当前帧的加权合成参考模板, a_0, a_1, \dots, a_{n-1} 表示权值,可以根据情况确定,它们的和为 1, F_i 表示目标模板, n 表示选择的模板帧数。本文采用一种递归更新 WCRF 的形式,它的表达式如下:

$$M_i(x, y) = \frac{1}{k+1} [k \times M_{i-1}(x, y) + F_i(x, y)], i \leq n, \quad (9)$$

式中 k 为系数,调整 k 值可以调整当前帧的目标模板在 WCRF 中所占的比例, k 值越大,当前帧的目标模板在 WCRF 中占的信息比例越低,模板更新越慢,抗干扰越强,但对目标变化不敏感,本文取 $k=2$ 。由式(9)可以得出,若当前帧模板更新错误,在下一帧中仍有 67% 的概率找到正确的目标位置,模板更新 3 次之后,误更新的模板对目标跟踪的影响可以降低到 10% 以下。这种模板更新的方法降低了干扰帧的影响,有效地降低了模板的误更新对目标跟踪带来的影响,对目标旋

转、扭曲、缩放等变化也具有一定的鲁棒性。

3.2 确定当前目标位置

由于 mean-shift 和粒子滤波的跟踪效果都比较好,通常情况下,这两种算法应当都可以得到目标的正确位置,因此两者的结果通常应当是相同或者很相近的。为了避免频繁比较,给定一个阈值 ϵ ,当两种算法得到的目标位置距离 $< \epsilon$ 时,取两者的中值坐标作为目标的位置;当 $> \epsilon$ 时,将候选位置与参考模板比较,相似性系数较大的作为目标所在的位置。

3.3 模板更新准则

一般情况下,可以将当前位置的目标区域作为模板并根据式(9)更新参考模板。这种模板更新方法对目标发生旋转、扭曲和缩放情况具有一定的适应力,而且可以实时更新模板以适应目标的变化。即使某一帧丢失目标,也仅仅是降低了模板包含的目标的有效信息量,依靠剩余的目标信息也可以在下一帧中寻找目标,如当前帧丢失目标,那么模板还有 67% 的概率找到目标。但若在目标受到遮挡时更新模板,就会大大降低模板的可靠性,甚至导致跟踪失败。因为目标发生遮挡时,通常情况下,连续几帧甚至十几帧图像中只有部分目标信息,在严重遮挡时可能几乎没有目标的信息,若此时更新模板会导致模板中目标的信息量急剧下降,甚至最后完全丢失目标信息。因此,需要判断目标是否受到遮挡,遮挡时不要更新模板,方法是计算当前得到的目标位置和参考模板的相似度,通常情况下,目标发生遮挡时,目标的有效信息会大大降低,这时两者的相似度会比正常情况下小很多,此时停止更新模板。

4 算法实现流程

整个算法的实现过程简单表述如下:首先采用 mean-shift 和粒子滤波分别跟踪目标,得到当前目标位置的候选值;然后根据候选目标位置的差异确定当前目标的正确位置;最后将当前位置与参考模板比较,判断是否需要更新参考模板。算法的流程如图 1 所示。

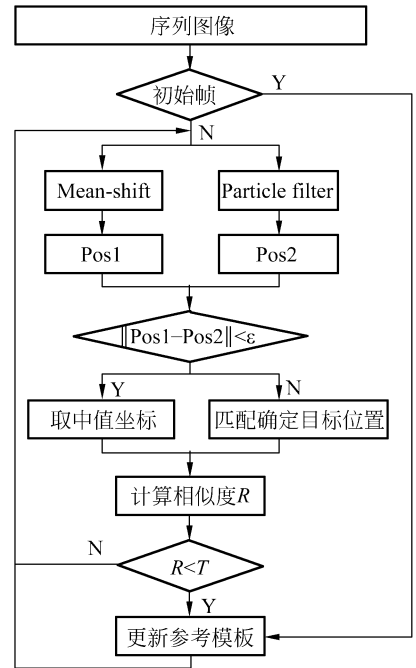


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart

5 实验结果与分析

本文提出的算法是在 AMD2500+, 内存 512M 配置的电脑上采用 VC.NET 软件编程实现的。为了验证本文算法的有效性,下面给出了两段视频跟踪结果,并与 mean-shift 算法和粒子滤波比较。

图 2 和图 3 中第一排图像序列表示 mean-shift 和粒子滤波的跟踪结果,其中黑色框和白色框分别表示 mean-shift 算法和粒子滤波算法的跟踪结果;第二排图像序列给出了本文算法的跟踪结果。图 2 中 mean-shift 算法在第 97 帧没有正确识别目标,本文算法可以在候选位置中准确识别目标,成功完成跟踪。图 3 给出了车辆跟踪的结果。本文采用跟踪误差^[2]作为误差评价标准:跟踪误差是指每帧图像中目标的真实中心位置 (X, Y) 与跟踪算法输出的目标中心位置 (T_x, T_y) 之间的距离。定义为:

$$l = \sqrt{(T_x - X)^2 + (T_y - Y)^2} \quad (10)$$

由此得到图 3 的跟踪误差结果如图 4 所示,从图 4 中可以看出,本文算法的跟踪精度明显高于 mean-shift 和粒子滤波算法,本文算法的平均

跟踪误差为 3.704 9;mean-shift 算法的平均跟踪误差为 7.855 2;粒子滤波算法的平均跟踪误差为

11.972 2。由此看出,本文算法的跟踪精度与单一的目标跟踪算法相比提高了一倍以上。

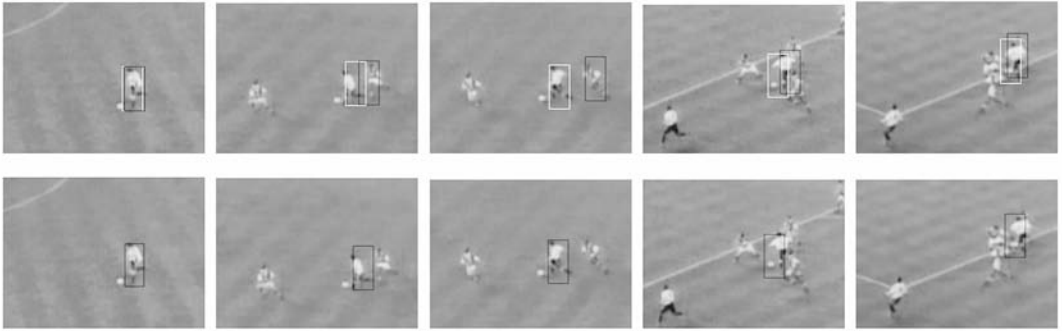


图 2 球赛(视频段共包含 249 帧 640×480 大小的图像,图中依次给出了第 2、97、100、173 和 183 帧图像的跟踪情况)

Fig. 2 Football match (the sequence has 249 frames of 640×480 pixels, and the images of No. 2, No. 97, No. 100, No. 173 and No. 183 are shown)



图 3 车辆跟踪(视频段共包含 288 帧 720×576 大小的图像,图中依次给出了第 2、191、202、267 和 285 帧图像的跟踪情况)

Fig. 3 Car tracking (the sequence has 249 frames of 640×480 pixels, and the images of No. 2, No. 191, No. 202, No. 267 and No. 285 are shown)

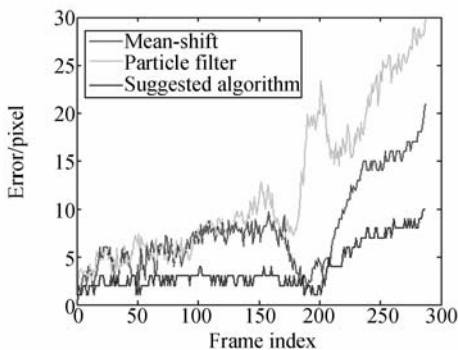


图 4 跟踪误差比较

Fig. 4 Comparison of tracking errors

6 结 论

在视频目标跟踪中,目标的运动形式和背景环境通常变化比较复杂,目前大部分的跟踪算法都是针对一些特定的情况提出的,单一的目标跟踪算法通常很难实现目标的稳定跟踪。本文提出了一种多模式融合的目标跟踪算法,该算法采用 mean-shift 和粒子滤波来分别跟踪目标,得到目标位置的候选值,采用加权合成参考函数判断当前目标的准确位置。mean-shift 和粒子滤波在目标跟踪中都得到了成功的应用,两者结合可以成

功地解决跟踪中经常遇到的遮挡、扭曲、旋转等情况,且跟踪精度提高了一倍以上;采用加权合成参考函数在模板发生误更新时仍能以 67% 的概率

正确识别目标,3 次更新模板之后误更新的模板对目标跟踪的影响可以降低到 10% 以下,大大削弱了模板误更新对跟踪带来的影响。

参考文献:

- [1] 朱明,鲁剑锋,胡硕.采用 DSP 的电视测量跟踪器的研制[J].光学精密工程,2005,13(增):232-235.
ZHU M, LU J F, HU SH. Development of TV measuring and tracking system by using DSP[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13 (Supp.): 232-235. (in Chinese)
- [2] 赵鹏,沈庭芝,单宝堂.一种基于粒子滤波的无人机电视导引系统目标跟踪算法[J].光学精密工程,2008,16(1):134-140.
ZHAO P, SHEN T ZH, SHAN B T. An object tracking algorithm for TV guiding system of UAV based on particle filter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1): 134-140. (in Chinese)
- [3] LAST M, KLEIN Y, KANDEL A. Knowledge discovery in time series databases [J]. *IEEE Trans. on system, Man, and Cybernetics-part*, 2001, 31(1):160-169.
- [4] AGUI T, ISHIHARA T, NAGAHASHI H, *et al.*. Contour tracking and synthesis in image sequences[J]. *SPIE*, 1995, 2501:834-845.
- [5] 刘兴法,马佳光.用于三轴光电跟踪系统的神经网络误差修正法[J].光学精密工程,2007,15(9):1311-1316.
LIU X F, MA J G. Neural network error modification method for three-axis photoelectric tracking system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15 (9): 1311-1316. (in Chinese)
- [6] JULIER S J, UHLMANN J U. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. *Proceeding of IEEE*, 2004, 192(3):401-422.
- [7] KRUGER V, SOMMER G. Gabor wavelet networks for object representation [C]. *Proc. Int. Dagstuhl 2000 Work-shop*, 2000:309-316.
- [8] FERIS R S, KRUGER V. Wavelet subspace method for real-time face tracking[J]. *J. Real-time Imaging*, 2004, 10(6):339-350.
- [9] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25 (5): 564-575.
- [10] COLLINS R T. Mean-Shift blob tracking through scale space [C]. *IEEE Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol 2. Baltimore: Victor Graphics*, 2003:234-240.
- [11] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, VAN-GOOL L. Object tracking with an adaptive color-based particle filter [C]. *Symposium for Patter Recognition of the DAGM*, 2002:353-360.
- [12] ARULAMPALAM S, MASKELL S, GORDON N, *et al.*. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50 (2):174-188.
- [13] 孟勃,朱明.粒子滤波算法在非线性的目标跟踪系统中的应用[J].光学精密工程,2007,15(9):1421-1426.
MENG B, ZHU M. Nonlinear object tracking using particle filter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(9):1421-1426. (in Chinese)
- [14] DAWOUD A, ALAM M S, BAL A, *et al.*. Decision fusion algorithm for target tracking in infrared imagery[J]. *Optical Engineering*, 2005, 44(2): 026401-1026408.

作者简介:



陈爱华(1981—),女,山东泰安人,博士研究生,主要从事数字图像的采集与处理、目标跟踪和模式识别的研究。E-mail: chen_1216@163.com

孟勃(1980—),女,吉林省吉林市人,博士研究生,主要从事数字图像的采集与处理方面的研究。E-mail: meng-bonan-nan@gmail.com.

朱明(1964—),男,江西南昌人,研究员,博士生导师,主要从事数字图像处理、电视跟踪和自动目标识别技术的研究。E-mail: zhu_mingca@163.com

王艳华(1982—),女,河南许昌人,博士研究生,主要从事基于 DSP 弱小目标捕获、跟踪算法的研究。E-mail: wangyanhua919@163.com