

一种多特征融合的粒子滤波跟踪新算法

王欢,任明武,杨静宇

WANG Huan,REN Ming-wu,YANG Jing-yu

南京理工大学 计算机科学与技术学院,南京 210094

School of Computer Science,Nanjing University of Science & Technology,Nanjing 210094,China

E-mail:wanghuan_ywzq@tom.com

WANG Huan,REN Ming-wu,YANG Jing-yu.New particle filter tracking method based on multi-features fusion. Computer Engineering and Applications,2007,43(25):21-24.

Abstract: Object tracking by using single object feature often results in a poor performance in robustness.In this paper,an object tracking method based on multi-features fusion is proposed,it utilizes both color and motion edge feature,and performs a probability fusion in particle filter framework.Experiment results show that by using the proposed method,when one of the features loses discrimination ability for tracking,other features are still able to track the object stably.Moreover,it is simple and very suitable to be applied to deal with tracking problems in complex scene.

Key words: object tracking;particle filter;multi-features fusion

摘要: 仅利用单一的目标特征进行跟踪是大多数跟踪算法鲁棒性不高的重要原因。提出了一种有效的多特征融合跟踪方法,该方法同时结合了颜色和运动边缘特征,并通过粒子滤波方法合理地进行概率融合。实验结果表明,算法能够在一种特征受到背景干扰导致目标鉴别能力丧失时,其它特征仍能稳定可靠地跟踪目标,算法简单,鲁棒性高,能够有效适用于复杂背景下的目标跟踪。

关键词: 目标跟踪;粒子滤波;多特征融合

文章编号:1002-8331(2007)25-0021-04 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP391

1 引言

目标跟踪一直以来都是计算机视觉中一个重要的研究课题。它旨在连续的图像序列中准确地给出目标的当前状态。目标跟踪的困难主要集中在图像噪声影响,光照变化、复杂背景干扰,以及目标特征不稳定,被遮挡、姿态发生变化,运动无规律等方面,设计一个快速鲁棒的目标跟踪算法仍然具有挑战性。当前的目标跟踪方法可以分成两类,一类是是先提取目标的已知特征,然后直接在后续图像中搜索与该特征最相似的区域作为目标位置,比如相关跟踪方法^[1],另一类是事先对目标的状态作多个假设,然后对各个假设进行检验,比如粒子滤波跟踪^[2]。前者采用的是“峰值”跟踪思想,即它总是寻找最相似的一个,因此过分依赖于特征的稳定性,一旦目标发生遮挡,或背景中出现相似目标时,就会导致跟踪失败,而后者采用的是“后验”的思想,能够同时维持多个假设,具有较强的抗遮挡和背景干扰的能力,在这方面的研究中,文献[3]将粒子滤波和 Mean-Shift 跟踪算法^[4]的跟踪结果进行融合,使定位准确性比两算法单独使用时的性能都有所提高。文献[5]在粒子滤波中待各粒子经过系统传播后,利用 Mean-Shift 算法使粒子向其邻域局部极大值处移动,减少了跟踪所需的粒子数,并考虑了目标尺度的变化。文献[6]在目标遮挡和非遮挡情况下使用不同的粒子滤波

状态转换方程,提高了粒子滤波对目标状态预测的准确性。

然而,粒子滤波性能也依赖于观测误差的大小,当目标在较长时间内受到较强的背景干扰导致观测误差过大时,粒子滤波器也会因重采样不当被强干扰“吸引”,而仅通过单一特征的检测作为滤波器的观测往往是不可靠的,比如在以上这些算法中,都只应用了单一的颜色直方图特征,易于受到背景中颜色相似物体的干扰,且颜色特征对光照较为敏感,在应用这些算法跟踪时,行人经常会被错跟到树木上,或是一旦光照突变就会丢失目标。很显然,如果同时使用多种目标特征进行跟踪将有利于提高观测的准确性。文献[7-9]对多特征融合跟踪方法进行了研究,但文献[7]的算法只适用于对刚性目标的跟踪,文献[8]的算法只是针对固定尺度的目标,文献[9]的算法采用颜色和轮廓特征,轮廓匹配时容易受噪声的影响。其实,这些算法都忽略了目标运动信息的利用,而运动边缘特征,既能有效地利用运动信息,又有利于突出目标边缘和轮廓,避免噪声的干扰,有利于准确的识别目标,因此,本文同时结合运动边缘和颜色特征跟踪目标,并在粒子滤波框架内进行概率融合,同时给出了一种有效的运动边缘匹配方法。实验证明:运用该算法进行目标跟踪,当一种特征受到背景影响失去鉴别性时,另一种特征也会有效地将目标与背景分开,提高了粒子滤波跟踪算法中

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60632050, No.60472060)。

作者简介:王欢(1982-),男,博士生,主要研究方向为模式识别、图像处理、计算机视觉;任明武(1969-),男,博士,副教授,研究方向为:模式识别、智能机器人、计算机视觉;杨静宇(1941-),男,教授,博导,研究方向为:模式识别、智能机器人、计算机视觉。

观测的准确性,适用于复杂背景下的目标跟踪。

2 粒子滤波理论

从贝叶斯理论出发,粒子滤波是用来预测系统状态在每一时刻的后验概率密度函数的。它的有效性主要表现在适用于处理非高斯,非线性的滤波问题。其处理过程一般分为预测和更新两个步骤。设 $p(x_{k-1}|z_{1:k-1})$ 代表 $k-1$ 时刻的后验概率密度函数,其中 x_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻的状态, $z_{1:k-1}$ 表示直到 $k-1$ 时刻为止系统所有的观测值。则在预测阶段,通过将 $k-1$ 时刻的后验分布与状态转换模型 $p(x_k|x_{k-1})$ 积分,就得到了 k 时刻的先验分布 $p(x_k|z_{1:k-1})$

$$p(x_k|z_{1:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|z_{0:k-1})dx_{k-1} \quad (1)$$

在更新阶段,当获得 k 时刻的观测后 $p(Z_k|x_k)$,利用贝叶斯公式就得到了 k 时刻的后验分布:

$$p(x_k|Z_k) = \frac{p(Z_k|x_k)p(x_k|Z_{k-1})}{\int p(Z_k|x_k)p(x_k|Z_{k-1})dx_k} \quad (2)$$

通过不断地递归迭代就能得到各个时刻目标状态的后验分布。

然而,由于很难从积分中解析的得到方程的解,因此,粒子滤波利用一组带有权值的粒子来逼近后验概率,其过程是:通过从 $k-1$ 时刻后验密度函数 $p(x_{k-1}|z_{k-1})$ 中采样得到一组粒子集合 $\{s_{k-1}^i, \pi_{k-1}^i\}$, s_{k-1}^i 为粒子状态, π_{k-1}^i 为其对应的权重,预测阶段中,利用概率转移模型 $p(x_k=s_k^i|x_{k-1}=s_{k-1}^i)$ 和 k 时刻获得的量测 z_k ,更新每个粒子的权重:

$$\pi_k^i \propto \pi_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)} \quad (3)$$

$q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)$ 是重要性密度函数,一般取 $q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i|x_{k-1}^i)$,此时

$$\pi_k^i \propto \pi_{k-1}^i p(z_k|x_k^i) \quad (4)$$

将权重归一化后,就得到了逼近的后验分布,利用该分布就可以得到 k 时刻各种与目标状态相关的函数预测值:

$$E(g(x_k)) = \sum_{i=1}^N \pi_k^i g(x_k^i) \quad (5)$$

3 目标颜色特征提取

颜色是目标最主要的特征之一,很多文献专门研究了目标的颜色表示模型,如文献[10]提出的 Spatiogram 模型,文献[11]提出的 SMOG 模型等。相比之下,颜色直方图模型^[4]由于计算简便,处理速度快,对目标尺度,旋转,部分遮挡不敏感等优点而被广泛使用。本文也利用目标的颜色直方图作为目标的第一个跟踪特征,设一个以 y 中心的区域,区域中每个像素的坐标为 $x_i, i=1 \cdots N, N$ 为区域内的像素个数,则 m 个颜色项的直方图定义为:

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^m K\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \delta(b(x_i)-u) \quad (6)$$

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^m K(\|x_i^*\|^2)} \quad (7)$$

C_h 是归一化常数, K 是核函数,取 Gaussian 核 $K(x) = \exp(-\frac{1}{2}x^2)$,

它用来给靠近目标中心的像素赋予较高的权重,因此能有效避免目标外围像素易受遮挡和干扰等不稳定问题, δ 为 Kronecker delta 函数, $b(x_i)$ 表示 x_i 处象素的颜色值, u 为直方图的颜色索引,范围是 $[1 \ m]$, h 是核带宽,决定着权重的分布,其值越大,核函数越平坦,反之则越陡。设 $q, p(y)$ 分别为目标模板和以 y 中心候选区域的颜色直方图,通过 Bhattacharyya 系数来衡量它们的相似程度:

$$\rho(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u} \quad (8)$$

相应的 Bhattacharyya 距离定义为:

$$d_{color} = \sqrt{1-\rho(p, q)} \quad (9)$$

在后面的粒子滤波算法中,每个粒子对应与一个图像的候选区域,将该区域的颜色直方图与目标模板的颜色直方图的 Bhattacharyya 距离作为该粒子的观测,则该粒子相应的观测概率为:

$$p(Z|X^{color}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{d_{color}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

取均方差 $\sigma=0.2$ 。

4 目标运动边缘特征提取

如前所述,在复杂环境中,单一的颜色特征易受光照变化和背景干扰的影响,而边缘特征作为目标的另一个重要特征,能有效的适应光照的变化,但是边缘易受噪声的影响,同时复杂背景也表现出各种各样的边缘,因此又结合了运动信息,利用运动边缘特征作为目标的第二个跟踪特征。

4.1 运动边缘提取

运动边缘是把运动检测和边缘提取的结果相结合,从而能有效去除禁止背景的干扰,突出运动目标的边缘。本文边缘检测使用沈俊算子,沈俊算子是二阶微分算子,且其只需调节一个参数就能得到不同丰富程度的边缘特征。运动边缘的提取方法是:

设 f_{k-1}, f_k 为相邻两帧图像, E_k 为 f_k 的边缘图像,计算 f_{k-1}, f_k 的绝对差分图像:

$$dif_k = |f_k - f_{k-1}| \quad (11)$$

然后统计差分图像的均值与方差 u, σ , 并取自适应门限 $T=u+2\sigma$ 对图像进行二值分割得到运动掩模图 M_k 。则运动边缘图像 ME_k 就是运动掩模图 M_k 与边缘图 E_k 的与图像,定义为:

$$ME_k = \begin{cases} 1 & M_k=1 \ \& \ E_k=1 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

图 1 给出运动边缘的提取过程,取人脸图像的相邻两帧 (a)和(b),计算它们的运动掩模(c),并使用边缘检测算子获得图(b)的边缘图(d),然后与运动掩模图相与得到图(e),并去除图(e)中的孤立噪声点后便得到了运动边缘图(f)。

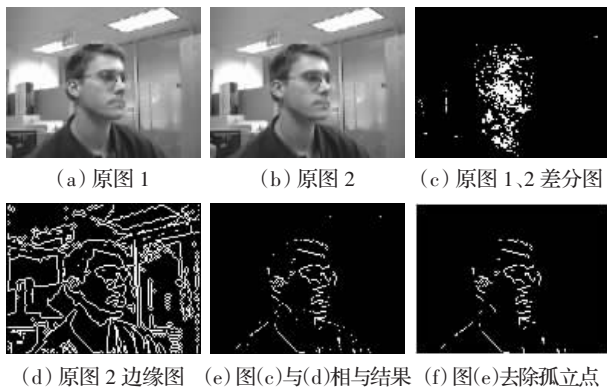


图1 运动边缘提取过程

4.2 运动边缘观测模型

为了有效识别目标的边缘特征,同时又能有效的抑制噪声影响,采用图2所示的目标分块模型,即对目标区域,求取其边缘图,将该区域分成 n 个扇形区域,取 $n=8$,用 $S_i, i=0, \dots, 7$ 表示,对每个扇形区域 S_i ,设其中包含的运动边缘点个数为 N_i ,每个边缘点 e_{ij} 到目标中心的归一化距离为 d_{ij} ,取该扇区内所有边缘点归一化距离 $\{d_{ij}\}, j=1, \dots, N_i$ 的中值 $d_i = \text{med}(d_{ij})$ 作为该扇区的距离度量,当某个扇区不含任何边缘点时,该扇区的距离度量为0。这样就得到一个8维的距离矢量 $\mathbf{d}_m = (d_1, d_2, \dots, d_7)^T$,对于候选区域,也按同样的方法计算得到距离矢量 $\mathbf{d}_c = (d_0, d_1, \dots, d_7)^T$,并利用下式作为运动边缘匹配的距离度量:

$$d_{edge} = \frac{1}{8} \sum_{j=1}^8 |d_{mj} - d_{cj}| \quad (13)$$

与颜色观测相似,每个粒子相应的运动边缘观测概率为取为:

$$p(Z|X^{edge}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{d_{edge}^2}{2\sigma^2}\right), \sigma=0.2 \quad (14)$$

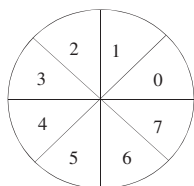


图2 目标分块模型

5 多特征融合粒子滤波跟踪算法

将颜色特征与运动边缘特征在粒子滤波框架内进行概率融合,便得到了本文的跟踪算法,该方法描述如下:

步骤1 初始化:设 $k=0$ 时刻,目标的状态为 $X_0 = (x_0, y_0, w_0, h_0)$,其中 x_0, y_0 为目标中心的图像坐标, w_0, h_0 为目标外接矩形的宽和高,提取目标区域的颜色直方图,并通过在 X_0 的每一维上叠加一个独立的高斯扰动,以产生 N 个粒子 $s_0^i, i=1, \dots, N$,各个粒子的初始权重均为 $\pi_0^i = \frac{1}{N}$ 。

步骤2 对新一帧图像: $k \leftarrow k+1$,每个粒子 s_k^i 按如下运动模型进行状态转移

$$X_k = X_{k-1} + C_k v_k \quad (15)$$

其中 v_k 是均值为0的高斯白噪声, C_k 对应于粒子的传播半径,

它的大小正比于前 l 个时刻目标的平均状态变化。

$$C_k = \eta \frac{1}{l} \sum_{n=k-l}^{k-1} |x_n - x_{n-1}| \quad (16)$$

η 为一个常数,实验中取 $l=5, \eta=2$ 。

步骤3 目标量测,对所有粒子 $s_k^i, i=1, \dots, N$,分别按式(10)、(14)计算它们的颜色观测概率 $p(Y_k | s_k^{i,color}), i=1, \dots, N$ 和运动边缘观测概率 $p(Y_k | s_k^{i,edge}), i=1, \dots, N$,为了有效的融合,将所有粒子的颜色观测概率范围拉伸到0-1之间,同样将所有粒子的运动边缘观测概率范围也拉伸到0-1之间,则每个粒子的联合联合观测为:

$$p(Y_k | s_k^i) = p(Y_k | s_k^{i,color}) \cdot p(Y_k | s_k^{i,edge}) \quad (17)$$

步骤4 目标状态输出:更新 k 时刻各个粒子的权重:

$$\pi_k^i = \pi_{k-1}^i p(Y_k | s_k^i) \quad (18)$$

将其归一化, $\pi_k^i \leftarrow \frac{\pi_k^i}{\sum_{i=1}^N \pi_k^i}$,则本时刻目标的状态估计为:

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^N \pi_k^i X_k^i \quad (19)$$

步骤5 重采样:计算累积概率 P_k ,其中 $P_k^i = P_k^{i-1} + \pi_k^i, P_k^0 = 0$,以下过程重复 N 次:

产生一个0-1区间内均匀分布的随机数,在累积概率中以 $j=1, \dots, N$ 顺序进行搜索,直到找到满足条件 $P_k^j \geq r$ 的最小 j ,将 s_k^j 作为 $k+1$ 时刻的一个粒子。

重复 N 次后共得到了 N 个新粒子,再将权重均赋为 $\frac{1}{N}$,它们将一起作为下一时刻的初始粒子。

步骤6 如果序列未结束,则转步骤2,否则,结束跟踪。

6 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,分别使用自拍图像序列和公共数据集进行了测试。目标颜色核函数直方图的建立选用RGB颜色空间的,且每个通道均量化为32个灰度级,粒子数为100。

在第一个实验序列中,跟踪的行人突然经过一个强光照区,而且在经过光照区的同时目标又受到建筑物阴影的影响,采用了文献[3-6]的算法进行跟踪,发现均跟踪失败,这是由于它们都仅使用了颜色信息,当目标进入光照区后,目标颜色突然发生剧烈变化,而且算法所采取了目标更新策略均相对保守,无法捕捉颜色的这一变化,从而导致算法失效。而本文算法由于考虑的运动边缘特征,利用其中的运动信息很好地将目标区分开来,且边缘信息又对光照变化不敏感,因此在颜色特征丧失鉴别性的情况下,运动边缘发挥了主导作用,使整个序列都能可靠地跟踪目标。跟踪结果见图3,由于文[3-6]跟踪结果相似,因此只给出了文献[5]的跟踪结果,图中点表示粒子的位置,框为跟踪框(下同)。

第二个实验中跟踪的目标是一个骑车人,由于拍摄距离和摄像机原因,颜色信息大量衰减较大,目标与背景颜色的区分度很低,比如背景中的树木区域,路灯区域均与目标的颜色分布极为相似,而且图像中的干扰边缘很多。分别利用文献[9]的算法和本文算法的跟踪结果进行比较,文献[9]由于所使用的颜色信息和轮廓信息均受到较大干扰,因此融合后的跟踪算法性



(a)文献[5]的跟踪结果



(b)本文算法的跟踪结果



第501帧

第528帧

第557帧

(c)运动边缘图像

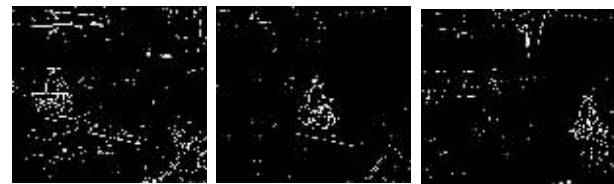
图3 序列2跟踪结果



(a)文献[9]的跟踪结果



(b)本文算法的跟踪结果



第92帧

第105帧

第121帧

(c)运动边缘图像

图4 骑车人序列跟踪结果

能也不高,算法也宣告失效。而采用本文的方法,考虑了运动边缘信息,其中,运动信息保证了目标不受静止背景的影响,突出目标边缘,而边缘信息又能够很好地捕捉目标的边缘和轮廓信息,适应目标尺度的变化,从图中可以看出,目标由于拐弯而使其自然水平方向尺度变小,本文算法的跟踪窗口准确地捕捉到了目标的这一变化。

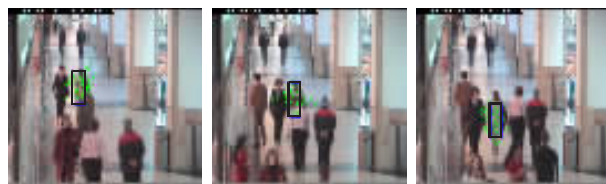
在第3个序列中,存在多个运动的行人,目标被多次遮挡,文献[5]因为只考虑了颜色信息,当目标被第一次遮挡后,由于目标移动速度较慢,背景中的强干扰持续的发生了作用,很快粒子滤波经过重采样后,大部分粒子转移到了背景区域,导致跟踪失败,并无法恢复。然而本文算法使用边缘信息后,背景的

这一影响已不复存在,这一点从融合边缘图中能较好地看出,背景干扰区域基本不含运动边缘信息。此外也可看出,当场景中存在多个相似的运动目标边缘,使得运动边缘不能有效地区分目标时,目标颜色特征能够很好地将目标与背景区分开,因此当摆脱第一次遮挡后,颜色信息发挥了作用,依然能从多人中有效地跟踪目标。

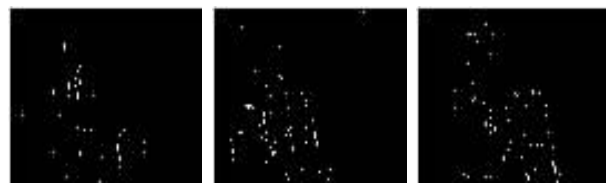
第4个实验序列进行人脸跟踪,此序列中镜头在不停的发生运动,而且人脸时而被遮挡时而旋转。由于本文算法考虑了边缘的分布信息,因此随着人脸尺度的变化,跟踪窗口的适应能力要比文献[5]的算法准确得多。



(a)文献[5]的跟踪结果



(b)本文算法的跟踪结果



第222帧

第306帧

第356帧

(c)运动边缘图像

图5 序列3跟踪结果



(a)文献[5]的跟踪结果



(b)本文算法的跟踪结果

第59帧

第388帧

第527帧

(c)运动边缘图像

图6 序列4跟踪结果

7 结论

本文给出了一多特征融合的粒子滤波算法,它利用目标颜色和运动边缘信息,使目标不再过分依靠某一种单一的特征,因此能有效避免光照变化,复杂背景的影响。同时还给出了一种运动边缘的匹配度量方法。运动边缘同时结合了运动信息和边缘信息,为算法提供了有效目标边缘观测,同时对尺度变化 (下转 53 页)