

基于多观测模型的粒子滤波头部跟踪算法

安国成 高建坡 吴镇扬

(东南大学信息科学与工程学院, 南京 210096)

摘要 粒子滤波在非线性和非高斯问题上具有独特的优越性,但在视频跟踪过程中,其跟踪性能却在很大程度上依赖于观测模型的选择。为了解决被跟踪目标特征状态随时间变化而与粒子观测模型不匹配的问题,提出了一种新的粒子滤波算法,即将被跟踪目标的不同特征状态与粒子观测模型相结合,形成一组具有不同观测模型的粒子,并且在跟踪过程中,对应不同观测模型的粒子根据被跟踪目标所表现的特征线索的变化而相互转换,从而动态刻画了被跟踪目标特征变化的过程。实验结果表明,本算法能够有效处理由于头部旋转而导致跟踪性能下降甚至丢失跟踪目标的问题,提高了跟踪的准确性,并且具有较好的鲁棒性。

关键词 粒子滤波 头部跟踪 观测模型

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)01-0106-06

Particle Filter Algorithm for Head Tracking Based on Multi-observation Models

AN Guo-cheng, GAO Jian-po, WU Zhen-yang

(School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract Particle filtering has drawn more attention recently due to its superior performance in nonlinear and non-Gaussian problems, which uses an observation model to describe the interested target and its performance depends strongly on the observation model. A novel particle filter algorithm has been proposed for head tracking, which focuses on finding a solution to the problem that the feature of the tracked object does not always match the particle observation model with changing time. In brief, it unifies the difference of the tracked object features with the particle observation models, and thus it forms a group of particles with different models to track the target. Based on the changing displays in the feature cues of the head with the rotation, particles with different observation models convert alternately in the tracking process. To evaluate the novel head tracker performance, some real sequences is tested and some results are shown that the new tracker is robust to the rotation of head in a cluttered background and has better tracking precision than the standard particle filter.

Keywords particle filter, head tracking, observation model

1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域中的热点问题,其广泛应用于视频监控、虚拟现实、医疗诊断、气象分析等方面。因此,目标跟踪技术有着广泛的实用价

值。对于非线性、非高斯问题,常见的方法,如卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波已经不能满足要求。Isard等人将粒子滤波引入到视频目标跟踪^[1],取得了很好的效果,从而粒子滤波逐渐成为目标跟踪的一个重要方法。Simon Maskell对非线性、非高斯粒子滤波算法进行了较为详细的总结^[2]。Li等人提出多

基金项目:国家自然科学基金项目(60672094)

收稿日期:2007-01-19;改回日期:2007-07-19

第一作者简介:安国成(1979~),男,东南大学信息科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为模式识别、视频目标跟踪、图像分割。E-mail: agc7712@163.com

状态粒子滤波算法^[3],分别采用两组粒子用于跟踪人头(head)和人脸(face)的状态,并且在迭代过程中,两组粒子根据各自的跟踪效果,彼此根据潜在函数进行权值修正。Nummiaro提出一种基于颜色自适应更新的算法^[4],其主要思想是,根据当前跟踪效果来更新颜色参考模板,这样就可以解决随时间变化而导致跟踪目标颜色的变化与参考模板不匹配的问题,但是更新的时机并没有得到很好的解决。Li等人将粒子滤波与Gibbs采样器结合提出一种新的光滑粒子滤波算法^[5]。Cheng等人利用集理论中随机搜索,采用多特征进行目标的实时跟踪^[6]。McGinnity开始把多运动模型与粒子滤波相结合,提出了多运动模型的粒子滤波算法^[7]。

上述各种粒子滤波算法,都是将粒子的观测模型与目标固定特征线索相结合,即使观测模型自动更新,也是相同模板的更新,而不能根据被跟踪目标的具体情况不同模板的选择和更新。针对被跟踪目标随时间变化,而呈现不同特征线索的情况,将被跟踪目标的特征线索与粒子的观测模型相结合,即在同一时刻,采用代表目标不同特征线索(及其组合)的粒子对目标状态进行估计;在不同时刻,不同的粒子观测模型也会根据目标所表现出来的新特征而动态改变。从而将粒子和目标所表现出来的特征线索空间联系起来,形成具有不同观测模型的粒子,也就是每个粒子对应不同的特征线索,并且这种对应关系可以根据目标动态改变,而达到模板自动选择的目的。这样做的原因在于:在实际目标跟踪中,被跟踪目标有些特征可能随着时间的变化逐渐消失,而有些特征逐渐增强,甚至某些特征是相互对立的,如果采用固定特征线索作为观测模型来进行目标跟踪,必然导致跟踪的不稳定或者丢失跟踪目标。根据这些问题,本文提出将粒子观测模型和被跟踪目标特征线索相结合的算法,当被跟踪目标的某些特征减弱或者逐渐消失时,那么对应这部分特征的粒子就相应地转换成代表其新特征线索的粒子。这样粒子本身所对应的观测模型就可以动态变化,从而动态刻画目标特征的渐入渐出现象。

2 经典粒子滤波算法

粒子滤波应用到视频跟踪中又称为Condensation^[1]算法,它是一种通过蒙特卡罗积分来模拟实现对贝叶斯滤波器递推的技术。它的核心思

想是利用一系列随机样本的加权和表示所需的后验概率密度,当样本点数增至无穷大时,粒子滤波器接近于最优贝叶斯估计^[8]。通过建立一个离散的状态空间模型,可以把视频跟踪问题转变成一个动态估计问题, $X_t(t \in \mathbf{N})$ 表示 t 时刻系统状态信息, Z_t 表示 t 时刻的观测信息,则动态系统可以表示为

$$X_t = F_t(X_{t-1}, v_t) \quad (1)$$

$$Z_t = H_t(X_t, n_t) \quad (2)$$

式中, F_t 是从状态 X_{t-1} 转换到状态 X_t 的非线性函数; $\{v_t, t \in \mathbf{N}\}$ 是状态空间中的独立同分布噪声序列; Z_t 是通过非线性函数 H_t 对 X_t 的观测值, n_t 是观测空间中的独立同分布的噪声序列。跟踪的目的就是通过观测 Z_t 来估计 X_t 的状态。

根据上述模型,跟踪问题就是根据 t 时刻的观测来预测 t 时刻的目标状态,由贝叶斯原理可以得到迭代贝叶斯公式:

$$p(X_{0:t} | Z_{0:t}) = k_t p(Z_{0:t} | X_{0:t}) p(X_{0:t} | Z_{0:t-1}) \quad (3)$$

$$p(X_{0:t} | Z_{0:t-1}) = \sum_{X_{t-1}} p(X_{0:t} | X_{t-1}) p(X_{t-1} | Z_{0:t-1}) \quad (4)$$

其中, k_t 为常数, $0:t$ 表示时刻从0到 t ,并且令 $p(X_0 | Z_0) \equiv p(X_0)$ 。另外用 $\{X_{0:t}^i, w_t^i\}_{i=1}^N$ 表示为后验概率 $p(X_{0:t} | Z_{0:t})$ 的一个加权样本集,即有

$$p(X_{0:t} | Z_{0:t}) \approx \sum_{i=0}^N w_t^i \delta(X_{0:t} - X_{0:t}^i) \quad (5)$$

$$w_t^i \propto \frac{p(X_{0:t}^i | Z_{0:t})}{q(X_{0:t}^i | Z_{0:t})} \quad (6)$$

$q(\cdot)$ 即为重要性函数。对于一阶马尔可夫链过程,可以得到迭代的粒子权值更新公式^[3]:

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i \frac{p(Z_t | X_t^i) p(X_t^i | X_{t-1}^i)}{q(X_t^i | X_{t-1}^i, Z_t)} \quad (7)$$

如果令 $q(X_t^i | X_{t-1}^i, Z_t) = p(X_t^i | X_{t-1}^i)$,这样式(7)简化成:

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i p(Z_t | X_t^i) \quad (8)$$

经典粒子滤波算法基本流程:

(1) 时间: $t = 0, 1, 2, \dots$

根据重要性函数进行采样: $X_t^i \sim p(X_t^i | X_{t-1}^i)$,
 $i = 1, \dots, N$,当 $t = 0$ 时,令 $w_0^i = 1/N$ 。

(2) 重要性权值计算:

观测似然:

$$\pi_t^i = p(Z_t | X_t^i) \quad (9)$$

权值更新:

$$w_t^{i*} = w_{t-1}^i \cdot \pi_t^i \quad (10)$$

权值归一化:

$$w_t^i = \frac{w_t^{i*}}{\sum_{j=1}^m w_t^{j*}} \quad (11)$$

(3) 状态估计:

$$E[F(X_t)] = \sum_{i=1}^N w_t^i F(X_t^i) \quad (12)$$

(4) 重采样, $t = t + 1$ 返回步骤 1

注意步骤 2 中的式(9)观测似然测量,这时需要提供被跟踪目标的特征线索,在实际跟踪过程中,如果粒子观测模板与所提供的目标特征线索不匹配,那么计算出来的 π_t^i 就可能没有意义,从而将会导致步骤 3 位置估计的不准确,如何动态地剔除不准确的观测模板,并且引入由于被跟踪目标状态的变化呈现出新特征线索所对应的观测模板将是解决这个问题关键所在。

3 多观测模型粒子滤波算法

3.1 多观测模型粒子滤波算法基本原理

从目前对粒子滤波在视频跟踪^[9-10]中的研究来看,我们可以总结出:在各种改进的粒子滤波视频跟踪算法中,粒子只代表一种状态空间中的离散采样,其权值更新只依靠目标的一种特征线索或一种组合特征线索。将不同观测模型与不同的粒子相结合,就形成了具有多观测模型的粒子滤波算法,并且观测模型类别的多少,可以根据被跟踪目标的实际情况而定。在具体跟踪过程中,假设有 m 种观测模型,并且令 $N = N_1 + N_2 + \dots + N_m$,其中 N 为粒子总数; N_1 代表具有观测模型 p_1 的粒子数目; N_2 代表具有观测模型 p_2 的粒子数目,依此类推。

假设对于粒子 i ,其对应的观测值为 $Z_t = \sum_{k=1}^m \alpha_k^i Z_{kt}$, $\alpha_k^i \in \{0, 1\}$ 表示不同观测值的系数, $\{Z_{kt}\}_{k=1, \dots, m}$ 为 t 时刻观测模板 $\{p_k\}_{k=1, \dots, m}$ 所对应的观测值。将其带入式(8)得:

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i p\left(\left(\sum_{k=1}^m \alpha_k^i Z_{kt}\right) \middle| X_t^i\right)$$

注意在跟踪的某一时刻 t ,由于粒子的观测模型只是

m 个观测模型中确定的一个,假设为 j ,则有 $\alpha_j^i = 1$ 而其他所有 $\alpha_k^i = 0$,其中 $k = 1, 2, \dots, m$,但 $k \neq j$,所以上式可以简化成:

$$w_t^i = w_{t-1}^i \sum_{k=1}^m [a_k^i p(Z_{kt} | X_t^i)] \quad (13)$$

将其代入目标状态参数估计公式:

$$\begin{aligned} E[F(X_t)] &= \sum_{i=1}^N w_t^i F(X_t^i) \\ &= \sum_{i=1}^N w_{t-1}^i \left[\sum_{k=1}^m a_k^i p(Z_{kt} | X_t^i) \right] F(X_t^i) \\ &= \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^N a_k^i w_{t-1}^i p(Z_{kt} | X_{k,t}^i) F(X_{k,t}^i) \\ &= \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^N a_k^i w_t^i F(X_{k,t}^i) \\ &= \sum_{l=1}^{N_1} w_t^l F(X_{1,t}^l) + \sum_{q=1}^{N_2} w_t^q F(X_{2,t}^q) + \dots + \\ &\quad \sum_{u=1}^{N_m} w_t^u F(X_{m,t}^u) \end{aligned} \quad (14)$$

上式说明:在多观测模型情况下,可通过对具有不同观测模型的粒子状态估计求和来得到目标状态参数。如果每个粒子 i 对应的 α_k^i 在 $k = j$ 时都取 1,也就是所有粒子观测模型都为 j ,则式(14)将退化成基于观测模型 j 的经典粒子滤波状态估计公式。如果目标的特征是一种由 p_1 到 p_2 的渐变过程,那么动态调整 α_1^i, α_2^i 等于 0 或者等于 1 的数量,即调整了对应不同观测模型的粒子数量,从而刻画了目标特征渐变的过程,比如在头部跟踪中用到了肤色颜色作为特征线索,但是在人由面向摄像机到背对摄像机的转动过程中,肤色特征线索就会逐渐消失,而发色特征线索(注意这里将不同的颜色看作粒子的不同观测模型)将逐渐增强。在这种情况下,经典粒子滤波跟踪精度变差,甚至丢失目标。在本算法中,一旦具有观测模型 p_i (肤色)的粒子失效,那么就按照一定规则 $p(i, j)$ 将其转换成具有新的观测模型 p_j (发色)的粒子,从而使得具有不同观测模型的粒子根据被跟踪目标的特征线索变化而进行必要的转化,这在一定程度上保证了随着时间 t 的变化,为粒子权值更新所提供的特征线索总是有效的,从而保证了观测似然计算的合理性。每个粒子根据所在状态空间的位置选择合适的观测模型,以达到对跟踪目标的特征状态有一个及时动态的体现。

3.2 多观测模型头部跟踪算法

在视频头部跟踪中,我们定义 $X = (x, y, s)$ 为系统状态变量。其中 x, y 表示头部的中心位置, s 表示

头部的大小。粒子状态转移采用一阶 AR (auto regression) 模型的形式,即 X_t^i 由 X_{t-1}^i 经过下式确定:

$$X_t^i = 2X_{t-1}^i - X_{t-2}^i + w_{t-1}^i$$

式中, w_{t-1}^i 为 $t-1$ 时刻高斯随机扩散向量。粒子所对应目标区域的观测为

$$w_{kt}^i(Z_{kt} | X_{kt}^i) \propto \exp(-\lambda_{kc} d_{kc})$$

式中, d_{kc} 表示粒子状态 X_{kt}^i 所对应的目标区域颜色直方图和观测模型 k 颜色直方图间的 Bhattacharyya 距离, λ_{kc} 为一设计参数。

在头部跟踪中,使用具有两种观测模型的粒子,整个算法流程如下:

(1) 初始化 $t=0$: 根据具体问题选择 N_1 与 N_2 的比例,令 $w_1^i = w_2^i = 1/N$;

(2) 时间: $t=1, 2, \dots$: 根据重要性函数进行采样: $X_t^i \sim P(X_t^i | X_{t-1}^i)$, $i=1, \dots, N$;

(3) 按照式(7)分别计算具有不同观测模型粒子的权值 w_{kt}^{i*} , 其中 $k \in N_i, i \in \{1, 2\}$;

(4) 如果 $w_1^{i*} < t_{\text{阈值}}$, 则粒子 $X_{1,t}^i$ 按照转移概率 $p_i^{1 \rightarrow 2}$ 转换为 $X_{2,t}^{i*}$, 计算 w_2^{i*} ; 按照 w_1^{i*} 与 w_2^{i*} 大小进行相应比例的转换; 同理对观测模型 2 的粒子操作;

(5) 权值归一化, 使新权值满足 $\sum_{i=1}^{N_{1t}} w_1^i + \sum_{j=1}^{N_{2t}} w_2^j = 1$ 并且满足 $\sum_{i=1}^{N_{1t}} w_1^i = N_{1t}/N$, $\sum_{i=1}^{N_{2t}} w_2^i = N_{2t}/N$;

(6) 按照(14)式计算跟踪目标的位置;

(7) 重采样, $t=t+1$ 返回步骤 2。

其中, w_1^i, w_2^i 分别代表具有观测模型 1、观测模

型 2 的第 i 个粒子的权值; $t_{\text{阈值}}$ 不同观测模型粒子转化阈值, $X_{1,t}^i, X_{2,t}^i$ 分别代表 t 时刻具有观测模型 1 和观测模型 2 的第 i 个粒子; N_{2t} 是 t 时刻具有模型 2 的粒子总数; $p_i^{1 \rightarrow 2}$ 是 t 时刻粒子由 1 转换到 2 的概率大小。

4 实验仿真与分析

为了验证算法的有效性,进行了真实场景跟踪实验。实验所使用的图像序列是斯坦福大学 ([www: robotics. stanford. edu/~ birch/headtra-cker/seq/](http://www.robotics.stanford.edu/~birch/headtra-cker/seq/)) 所提供的专门为检验人脸跟踪算法所设计各种复杂情况下的人脸序列。粒子总数 $N=500$ 为常数,在初始帧中,对应两类观测模型的粒子数目为 $N_1 = N_2 = \frac{N}{2} = 250$ 。颜色空间为 HSV。具有肤色观测模型 p_1 的粒子用红色点表示,具有发色观测模型 p_2 的粒子用白色的点表示。转移概率 $p_i^{1 \rightarrow 2}$ 的实现方法为:产生一个 $U(0, 1)$ 的随机数 x , 如果 $x > T_{\text{tran}}$, 此处 $T_{\text{tran}} = 0.5$ 则接受转换, 否则拒绝; 同理 $p_i^{2 \rightarrow 1}$ 。手工绘制跟踪区域, 两个特征线索参考模板是根据具体跟踪对象事先存储的。部分跟踪图像序列图 1 所示。对应图 2 的肤色粒子数量转换:

$$408 \rightarrow 205 \rightarrow 102 \rightarrow 186 \rightarrow 372 \rightarrow 409$$

从实验结果可以看出,跟踪初始条件是代表肤色的红色粒子和代表发色的白色粒子数目是相同

图 1 原始图像

Fig. 1 Original frames

图 2 粒子转换过程

Fig. 2 The particle transition

的,当人面向摄像机时,由于肤色的面积较大,所以具有发色观测模型 p_2 的粒子按照一定的概率转换成代表肤色观测模型 p_1 ,这时具有观测模型 p_1 的粒子数目明显增多 $N_1 = 408$,见图 2(a),当人转身背对摄像机的过程中,发色的区域逐渐增多,这时具有观测模型 p_1 的粒子数目 N_1 随之逐渐减少 $408 \rightarrow 205 \rightarrow 102$,见图 2(b) 和图 2(c)。随着跟踪目标再次面对摄像机的过程,我们可以清楚地看到,具有肤色观测模型的粒子的数量开始增加 $186 \rightarrow 372 \rightarrow 409$

见图 2(d) ~ 图 2(f)。在整个过程中,具有不同观测模型的粒子,随着被跟踪目标所呈现特征的变化而变化,从而可以看出本算法增强了粒子滤波在视频跟踪中的自适应能力。

图 3、图 4 是一些自拍场景对比跟踪实验中的实验结果,其中粒子数为 $N = 50$,在初始帧中,对应两种观测模型的粒子数目为 $N_1 = 50, N_2 = 0, p_i^{1 \rightarrow 2} = p_i^{2 \rightarrow 1} = 1$,所选颜色空间为 HSV。

图 3 经典粒子滤波算法

Fig. 3 Classical particle method

图 4 本文提出的算法

Fig. 4 The proposed method

从自拍场景实验可以看出,本文所提出算法在目标所呈现出的特征线索不发生变化,与经典粒子滤波算法有相近的实验效果,但是当目标特征线索发生变化时,基于多观测模型粒子滤波头部跟踪算法表现出了较强的适应能力。

5 结 论

提出一种基于多观测模型的粒子滤波算法,用

于增强粒子滤波的自适应能力,并且推导了在多观测模型情况下,目标状态估计公式。真实场景实验结果表明,该算法可以解决由目标所表现特征线索不同而引起目标跟踪精度下降,甚至目标丢失的问题。本算法在处理具体跟踪问题时,可以设计代表不同特征线索的粒子,来提高经典粒子滤波算法的自适应能力。对一些经典粒子滤波算法的研究成果,进行适当修改可以应用到本算法框架之中^[11-12]。

参考文献 (References)

- 1 Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, **29**(1):5-28.
- 2 Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, *et al.* A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, **50**(2):174-188.
- 3 Li Yuan, Ai Hai-zhou, Chang Huang, *et al.* Robust head tracking based on a multi-state particle filter[A]. In: *Proceedings of IEEE Automatic Face and Gesture Recognition 2006* [C], Southampton, UK, 2006:335-340.
- 4 Nummiaro K, Esther Koller-Meier, Luc Van Gool. An adaptive colorbased particle filter[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(1):99-110.
- 5 Li Yan-qiu, Yi Shen, Liu Zhi-yan. Tracking a Maneuvering Target in Clutter by a New Smoothing Particle Filter[A]. In: *Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Technology 2005* [C], Ontario, Canada, 2005, **2**(16):843-848.
- 6 Cheng Chang, Rashid Ansari. Real-time tracking with multiple cues by set theoretic random search [A]. In: *Proceedings of IEEE CVPR'05* [C], San Diego, Calif, USA, 2005, **1**(20):932-938.
- 7 McGinnity G, Irwin G W. Multiple model bootstrap filter for maneuvering target tracking [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, **36**(3):1006-1012.
- 8 Apnaud Doucet, Simon Godsill, Christophe Andrieu. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, **10**(3):197-208.
- 9 Xu Xin-yu, Li Bao-xin. Head tracking using particle filter with intensity gradient and color histogram[A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo 2005* [C], Amsterdam, The Netherlands, 2005, **6**(8):888-891.
- 10 Deng Xiao-long, Xie Jian-ying, Guo Wei-zhong. Adaptive particle filtration for state estimation[J]. *Journal of South China University of Technology*, 2006, **34**(1):57-61. [邓小龙, 谢剑英, 郭为忠. 用于状态估计的自适应粒子滤波[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2006, **34**(1):57-61.]
- 11 Mark, Subhash. Manoeuvring Target tracking in clutter using particle filters[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, **41**(1):252-270.
- 12 Xu Xin-yu, Li Bao-xin. Rao-Blackwellised particle filter for tracking with application in visual surveillance[A]. In: *Proceedings of IEEE 2nd Joint IEEE International Workshop on VS-PETS* [C], Beijing, China, 2005:17-24.