

自适应模型更新的粒子滤波视觉跟踪

孙巧¹, 张胜修¹, 曹立佳¹, 李小锋¹, 刘毅男²

(1. 火箭军工程大学, 西安 710025; 2. 中国人民解放军96174部队, 安徽 黄山 245400)

摘要: 针对视觉跟踪中的表观模型更新问题, 在粒子滤波视觉跟踪的框架下, 提出了一种基于粒子信息判据更新的自适应模型更新策略, 通过挖掘粒子间的相关信息, 判断跟踪状态和表观模型变化, 进而构建模型更新的模糊规则表。采用著名的视觉跟踪评价数据集与经典粒子滤波视觉跟踪的模型更新方法相比较, 实验结果证明了所提算法的有效性。

关键词: 视觉跟踪; 粒子滤波; 表观模型; 自适应模型更新

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2017)02-0001-05

Adaptive Model Updating for Particle Filter Visual Tracking

SUN Qiao¹, ZHANG Sheng-xiu¹, CAO Li-jia¹, LI Xiao-feng¹, LIU Yi-nan²

(1. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China; 2. No. 96174 Unit of PLA, Huangshan 245400, China)

Abstract: Aiming at the appearance model updating problem of visual tracking, an adaptive model updating strategy was proposed based on particle information criterion updating in the framework of the particle filter visual tracking. By mining the related information between the particles, analysis was made to the changes of tracking status and appearance model, and then a fuzzy rule table for model updating was built up. The method was compared with the model updating method of classical particle filter visual tracking by using the famous visual tracking evaluation data sets. The experimental results demonstrate the effectiveness of the algorithm.

Key words: visual tracking; particle filter; appearance model; adaptive model updating

0 引言

视觉跟踪是计算机视觉的重要研究课题之一, 在运动目标识别、智能监视、人机交互、图像标注、飞行器导航与控制等领域具有广泛的应用^[1]。但是, 由于光照变化、遮挡、突变运动等因素影响, 鲁棒的视觉跟踪算法仍然是一个值得深入研究的问题。

文献[2]将视觉跟踪视为状态估计问题, 贝叶斯估计是这类问题最为重要的理论工具之一^[3]。当系统方程是线性的, 且系统噪声和观测噪声服从高斯分布时, Kalman 滤波算法是解决该类跟踪问题的最优选择。而在复杂场景中, 目标运动的不规则性使得系统方程往往是非线性的, 噪声也是非高斯的。粒子滤波作为一种重要的非线性滤波方法, 已成为解决复杂场

景下视觉跟踪问题的有效途径, 是当前视觉跟踪的研究热点^[3-4]。

在粒子滤波中, 表观模型是求解后验概率的重要组成部分, 也是视觉跟踪的基本问题^[5-6]。建立怎样的表观模型直接关系到粒子滤波视觉跟踪算法的实时性、准确性和鲁棒性, 特别是在较长时间的复杂场景目标跟踪中, 光照、遮挡、自身形变等因素都会使目标的表观出现较大变化。然而, 目前针对粒子滤波视觉跟踪算法中模型的更新相对较少, 绝大多数文献均采用固定帧数^[7-8]或者不更新^[9-10], 未能在动态环境中达到最优。

针对粒子滤波视觉跟踪的表观模型的更新问题, 在粒子滤波视觉跟踪的框架下^[11]提出了一种自适应模型更新的跟踪算法。通过挖掘粒子间的相关信息, 判断跟踪状态和表观模型变化, 进而构建模型更新的模糊规则表。将著名的视觉跟踪评价数据集与经典粒子滤波的模型更新方法相比较, 实验结果证明了本文算法的有效性。

收稿日期: 2016-07-09

修回日期: 2016-08-22

基金项目: 国家自然科学基金(61203189); 陕西省自然科学基金(2015JQ6226)

作者简介: 孙巧(1988—), 男, 湖北荆门人, 博士生, 研究方向为目标跟踪。

1 粒子滤波视觉跟踪框架

粒子滤波视觉跟踪算法通过一簇加权的随机样本(又称粒子) $\{X_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 来近似目标后验概率分布 $p(X_k | Z_{1:k})$,进而提取目标的状态。该跟踪算法由目标状态描述、粒子采样、粒子加权和状态估计输出4个部分组成。本节简要介绍粒子滤波视觉跟踪框架,有关粒子滤波的基本理论详见文献[12]。

1.1 目标状态描述

视觉目标与点目标不同,其状态不仅包括目标的中心位置,还包括目标的尺寸大小等。在二维图像中讨论目标的运动,利用目标轮廓的外接几何区域(如椭圆和矩形)描述目标的状态。本文采用矩形描述,则第 k 帧目标状态 X_k 的描述为

$$X_k = [x_k, y_k, a_k, b_k] \quad (1)$$

式中: $[x_k, y_k]$ 为目标在第 k 帧图像的中心位置; a_k, b_k 分别为矩形的长和宽。

1.2 粒子采样

根据目标的初始位置 X_c (自动检测或人工标定目标)进行粒子采样,获取初始 N 个样本组成粒子样本集。选用高斯采样,其粒子权重设为 $1/N$ 。

$$(X_1^i, 1/N) \sim N(X_c, \sigma_c) \quad (2)$$

式中, σ_c 为高斯采样的方差。

在获取目标的初始粒子后,常采用目标状态转移模型获得下一帧的粒子。粒子滤波的视觉目标跟踪,常采用随机游走模型作为状态转移模型,即

$$X_k^i = X_{k-1}^i + U_k \quad (3)$$

式中: X_k^i 为第 k 帧第 i 个粒子; U_k 为零均值高斯噪声。

复杂环境常使粒子出现退化现象,为此,采用多项式重采样算法^[13]获得新的粒子状态集。

$$\left\{ X_k^i, \frac{1}{N} \right\}_{i=1}^N \sim \left\{ X_k^i, w_k^i \right\}_{i=1}^N \quad (4)$$

式中, w_k^i 为第 k 帧第 i 个粒子权重。

1.3 粒子加权

在粒子滤波的视觉跟踪中,粒子加权通过目标观测似然模型建立目标的观测似然函数。目标观测似然模型由表观模型与相似性度量组成,在表观模型中,颜色是最常用特征。本节采用颜色核直方图构建目标的参考表观模型和候选的表观模型,通过 Bhattacharyya 距离度量两者之间的相似性,进而对粒子加权。

在初始帧,将目标初始位置区域颜色分布在 RGB 颜色空间按照 $8 \times 8 \times 8$ 离散化,定义量化函数为

$$b(l_m): R^2 \rightarrow \{1, 2, \dots, B\} \quad (5)$$

则参考目标模型的颜色分布状态 X 的颜色分布 $q = \{q^u\}_{u=1,2,\dots,B}$ 定义为

$$q^u = C \sum_{m=1}^M k \left(\left\| \frac{l - l_m}{h} \right\| \right) \delta(b(l_m) - u) \quad (6)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker Delta 函数; $k(\cdot)$ 为高斯核函数; l 表示目标模型的中心位置 (x, y) ; l_m 表示目标模型矩形区域内的像素位置 (x_m, y_m) , M 为其总数; $h = \sqrt{a_k^2 + b_k^2}$ 表示目标矩形区域的大小; C 为归一化常数

$$C = \frac{1}{\sum_{m=1}^M k \left(\left\| \frac{l - l_m}{h} \right\| \right)} \quad (7)$$

同理,在第 $k-1$ 帧图像中,建立采样的粒子 X_k^i 对应的区域颜色分布为 $\{p^u\}_{u=1,2,\dots,B}$ 。利用 Bhattacharyya 距离表征粒子 X_k^i 对应的区域与参考目标模型对应的区域的似然程度,则有

$$D[p, q] = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^B \sqrt{p^u q^u}} \quad (8)$$

利用该 Bhattacharyya 距离,建立目标观测似然模型为

$$p(Z_k^i | X_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-D^2[p, q]/2\sigma^2} \quad (9)$$

式中, σ 为高斯方差,实验中取 $\sigma = 0.2$ 。

则粒子 X_k^i 的权值为

$$w_k^i \propto p(Z_k^i | X_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-D^2[p, q]/2\sigma^2} \quad (10)$$

1.4 目标的状态输出

粒子滤波的目标状态估计输出主要有两种:1)期望后验估计以使均方误差最小化,一般将全部粒子状态的加权平均值作为估计输出;2)最大后验估计,将似然最大的后验状态估计作为状态输出。本文选择最大后验估计为

$$\hat{X}_k = \underset{X}{\operatorname{argmax}} (w_k^i) \quad (11)$$

2 自适应模型更新视觉跟踪

2.1 模型更新策略

对于模型更新问题,提出一种利用跟踪状态判定模型更新的方法。在粒子滤波跟踪框架下,利用粒子权值作为后续模型更新依据,通过判决反馈信息选择合适的样本适时更新模型,有效克服目标外观模型的变化,持续跟踪目标。

在目标模型更新中,采取审慎的态度,利用粒子权值判定目标跟踪状态好坏和自身表观是否发生改变,做出相应的更新策略选择,如图1所示。

利用粒子的权值均值判断跟踪状态好坏,即

$$s_{\text{index}} = \begin{cases} A & \text{mean}(\tilde{w}) > T_1 \\ B & T_2 \leq \text{mean}(\tilde{w}) \leq T_1 \\ C & \text{mean}(\tilde{w}) < T_2 \end{cases} \quad (12)$$

式中: s_{index} 为跟踪状态表针; A, B 和 C 分别表示跟踪状态好、较好和差; \tilde{w} 为未归一化的粒子权值集, 可由式(10)计算得到; T_1, T_2 为阈值(由先验知识获得)。实验中, T_1 取 0.8, T_2 取 0.5。

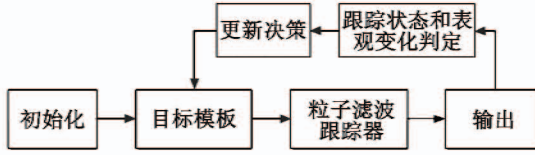


图1 自适应模型更新框架图

Fig. 1 Framework of adaptive update model

当 $s_{\text{index}} = A$, 目标自身表观不变或者发生微弱的变化, 目标模型不更新。当 $s_{\text{index}} = B$, 利用权值方差判断目标自身表观是否发生变化, 即

$$D_{\text{index}} = \begin{cases} T & \text{var}(\tilde{w}) < T_{\alpha} \\ P & \text{var}(\tilde{w}) \geq T_{\alpha} \end{cases} \quad (13)$$

式中: D_{index} 为目标表观表针; T, P 分别表示表观发生变化, 不变化; T_{α} 为方差阈值。当 $D_{\text{index}} = T$, 更新目标模型; $D_{\text{index}} = P$, 不更新目标模型。当 $s_{\text{index}} = C$, 目标跟踪跟丢, 不能进行模型更新。结合上述分析, 提出了自适应的模糊规则表, 如表 1 所示。为了避免离散随机孤值影响对更新的判断, 将粒子权值进行高低排序, 仅取前 $0.9N$ 个粒子进行规则的处理。

表 1 模糊规则

Table 1 Fuzzy rules

粒子的权值	自身表观是否发生改变	跟踪状态	更新决策
权值均值大于阈值 T_1	P	A	不更新
权值均值位于 $[T_2, T_1]$, 权值方差小于 T_{α}	T	B	更新
权值均值位于 $[T_2, T_1]$, 权值方差大于 T_{α}	P	B	不更新
权值均值小于阈值 T_2		C	不更新

2.2 模型更新的粒子滤波视觉跟踪

综上所述, 基于自适应模型更新的粒子滤波视觉跟踪算法描述如下。

1) 初始化: 令 $k=0$, 在初始帧手动选择参考目标 X_c , 并计算其颜色分布 $\{q^u\}_{u=1,2,\dots,B}$; 同时, 由 $p(X_0)$ 得到初始状态样本集 $\left\{X_0^i, \frac{1}{N}\right\}_{i=1}^N$ 。令 $k=1, 2, \dots$ 。

2) 粒子状态转移: 根据随机游走模型和粒子 X_{k-1}^i 计算粒子 \tilde{X}_k^i 。

3) 粒子权值计算: 根据式(10) 计算样本 \tilde{X}_k^i 的权值 w_k^i , 并进行归一化, $w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i}$ 。

4) 目标状态的估计输出: 计算 k 时刻目标状态估

计 \tilde{X}_k 。

5) 模型更新: 依据 2.1 节进行模型更新。

6) 重采样: 根据多项式重采样算法获得新的粒子集 $\left\{X_k^i, \frac{1}{N}\right\}_{i=1}^N$ 。

3 实验结果

为了验证所提算法的有效性, 将本文算法 (Ours) 与基于固定模型的粒子滤波跟踪算法 (PF-C)、基于瞬时更新的粒子滤波跟踪算法 (PF-S) 进行比较。

3.1 实验细节

测试视频来源于著名评价标注^[14]中的 David, Girl 和 Trellis 等序列。为实现公平比较, 实验中, 粒子滤波采样粒子数目均为 $N=200$, 实验环境为 Intel@ Core (TM) i7 CPU 3.6 GHz 8G RAM 计算机, 算法开发均使用 Matlab 2014a 平台。为了直观表示实验结果, 实验评价采用常用目标状态的中心位置偏差和跟踪的精确率。精确率的阈值取 δ 为 20 像素。实验结果分别如图 3~图 6 和表 1、表 2 所示。图中, 蓝色矩形、绿色矩形、红色矩形分别表示基于瞬时更新的粒子滤波跟踪算法 (PF-S)、基于固定模型的粒子滤波跟踪算法 (PF-C) 和本文算法 (Ours) 跟踪结果。

3.2 定性比较

图 2 所示为 3 种跟踪算法的 David 序列视觉跟踪结果图, 该序列共计 770 帧图像, 包含光照变化立体旋转、尺度变化、变形、运动模糊、平面旋转等跟踪困难。

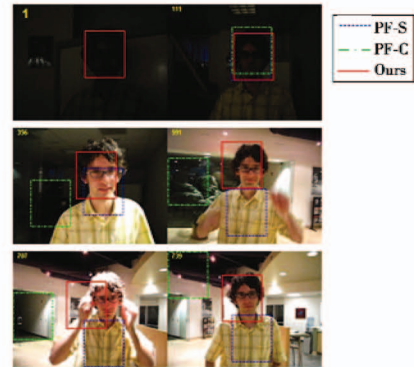


图2 David序列跟踪结果

Fig. 2 Tracking results to sequence David

由图 2 可以看到, 在初始帧(如 #1), 目标进行了初始化。由于目标处于暗区, 目标的表观并不能很清楚地看到, 对比后续帧可以看出, 由于光照的变化, 目标表观发生了明显变化, 此时, 依据初始表观模型的跟踪算法 (PF-C) 很容易出现跟踪错误(如 #356, #591, #707, #739)。而在暗区, 光照变化不明显时 PF-C 能够仅仅利用第一帧得到信息, 获得较好的跟踪性能(如 #111)。基于瞬时模型更新的视觉跟踪 (PF-S) 则在视

觉跟踪中展现了良好的跟踪性能,如在帧#356,但容易受到跟踪误差的影响,进行错误的模型更新使跟踪失败(如#591,#707,#739)。本文的视觉跟踪算法则展现了良好的性能,在帧#707,目标进行了变形(将眼镜取下后又重新戴上)并且光照发生了变化,本文的算法仍能准确跟踪目标,具有一定的鲁棒性。

图3所示为 Girl 序列视觉跟踪结果图,该序列由500帧图像组成,包含立体旋转、尺度变化、平面旋转等跟踪挑战。

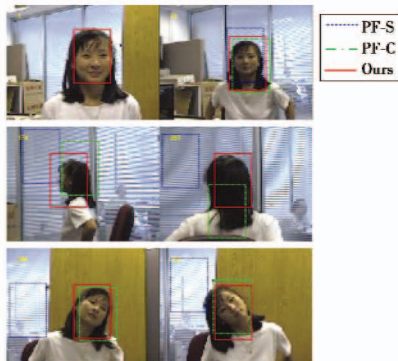


图3 Girl 序列跟踪结果

Fig. 3 Tracking results to sequence Girl

由图3可以看到,目标在初始帧被很好地初始化(如#1),在目标出现尺度变化时(如#111),3种跟踪算法均能较好地跟踪目标。但PF-S很容易受到跟踪误差的影响,出现跟踪失败,并且不容易从失败中恢复过来(如#174,#203,#306,#330,均跟踪到玻璃)。基于固定模型的跟踪算法则在目标出现平面旋转(如#306,#330)时展现了良好的性能。而本文算法不仅在平面旋转时具有较高的性能,也在立体旋转(如#174,#203)等跟踪挑战下具有较高的性能,这是因为在立体旋转时,目标表观模型发生了动态变化,本文算法能够依据粒子信息及时地进行模型更新,维持跟踪算法的准确性。

图4所示为 Trellis 序列视觉跟踪结果图,该序列共计569帧图像,包含光照变化、立体旋转、尺度变化、背景杂波等影响因素。



图4 Trellis 序列跟踪结果

Fig. 4 Tracking results to sequence Trellis

由图4可以看到,目标初始化水平较好(如#1),在目标未发生较大变化时(如#11),3种跟踪算法均能稳定地跟踪目标。在目标发生快速尺度变化和运动时(如#48),PF-C和本文算法由于保持模型不变,能较好地跟踪目标,而PF-S由于跟踪器出现较小偏差,此时模型更新则构成了偏差的累加器,最终使跟踪器偏离目标,容易引起跟踪漂移。然而,当目标光照变化时(如#269),目标的表现出现了较大的变化,PF-S和本文算法能够更新模型较好地跟踪,而固定模型出现了跟踪偏差,当目标发生立体旋转和尺度变化时(如#367),PF-S和本文算法均能通过模型更新提高跟踪的效果。

3.3 定量分析

图5显示了3种模型更新跟踪算法在 Girl 序列从第1帧到第500帧的中心位置误差结果。

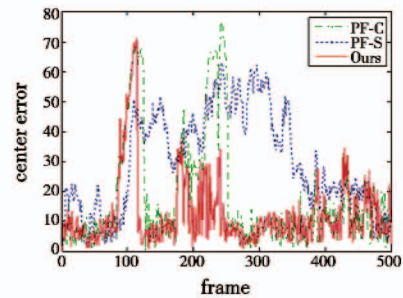


图5 Girl 序列跟踪中心误差结果图

Fig. 5 Center error of tracking results to sequence Girl

从图5可以看出,本文算法在大多数情况下均具有较小的跟踪误差,优于PF-C和PF-S跟踪算法。表2显示了跟踪算法在3个序列的平均中心位置误差,误差越小,跟踪结果越好。PF-C在 Girl 序列获得较好的跟踪结果,PF-S在 David 和 Trellis 序列获得较好的跟踪结果,而本文算法在3个序列中都获得最优的跟踪结果。表3显示了各个算法的跟踪精确率,精确率越高,跟踪结果的准确性越好。PF-C在 David 和 Girl 序列获得较好的跟踪结果,PF-S在 Trellis 序列获得较好的跟踪结果,而本文算法在3个序列中都获得最优的跟踪结果。从跟踪平均误差和跟踪精确率结果可以得出,本文的模型更新策略可提高视觉算法结果,验证了模型更新的有效性。根据3种跟踪算法在3个序列的跟踪结果,建立较好的初始化表观模型跟踪器获得较高的跟踪性能。

表2 跟踪平均中心误差

Table 2 The average center error of tracking pixel

序列	PF-C	PF-S	Ours
David	88.9	70.0	45.9
Girl	17.8	30.4	12.4
Trellis	42.4	35.5	34.2

表3 跟踪精确率

Table 3 The tracking precision ratio %

序列	PF-C	PF-S	Ours
David	11.7	10.5	16.0
Girl	73.2	32.8	84.2
Trellis	23.4	35.2	45.7

从3个图像序列视觉跟踪结果的定量和定性分析可知,表观模型是视觉跟踪性能的主要影响因素,直接关系到视觉跟踪算法的准确性和鲁棒性。基于固定模型的视觉跟踪算法在表观变化不明显的情况下能够充分利用初始化信息,获得较好的跟踪效果,但在表观变化明显的情况下,很容易跟踪失败。基于瞬时模型的视觉跟踪算法能够利用当前跟踪结果信息,在表观变化明显时具有较好的跟踪性能,但容易受到跟踪不精确所带来的影响,最后造成跟踪漂移。本文提出的模型更新跟踪算法,能够利用粒子权值的相关信息,自适应进行模型更新,获得了更好的跟踪效果。

4 小结

如何进行表观模型更新是视觉跟踪的关键问题,针对此问题提出了一种自适应更新策略。通过分析跟踪状态、粒子表观与粒子权值之间的关系,提出粒子信息判据模型更新的粒子滤波视觉跟踪算法,与经典的固定模型跟踪方法、瞬时模型跟踪方法相比,本文算法获得更好的跟踪结果,验证了本文算法的有效性。

参考文献

- [1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
- [2] WU Y, HUANG T S. Robust visual tracking by integrating multiple cues based on co-inference learning[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 58(1): 55-71.
- [3] 李天成, 范红旗, 孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 1981-2002.
- [4] 王法胜, 鲁明羽, 赵清杰, 等. 粒子滤波算法[J]. 计算

机学报, 2014, 37(8): 1679-1694.

- [5] SALTI S, CAVALLARO A, DI STEFANO L. Adaptive appearance modeling for video tracking: survey and evaluation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(10): 4334-4348.
- [6] FAN J. Scribble tracker: a matting-based approach for robust tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(8): 1633-1644.
- [7] ROSS D A, LIM J, LIN R, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1/2/3): 125-141.
- [8] BABENKO B, YANG M, BELONGIE S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8): 1619-1632.
- [9] ZHOU H, FEI M, SADKA A, et al. Adaptive fusion of particle filtering and spatio-temporal motion energy for human tracking[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(11): 3552-3567.
- [10] YAO A, LIN X, WANG G, et al. A compact association of particle filtering and kernel based object tracking[J]. Pattern Recognition, 2012, 45: 2584-2597.
- [11] MAGGIO E, SMERALDI F, CAVALLARO A. Adaptive multi-feature tracking in a particle filtering framework[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2007, 17(10): 1348-1359.
- [12] ARULAMPALAM M, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [13] LI T C, BOLIC M, DJURIC P M. Resampling methods for particle filtering: classification, implementation, and strategies[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2015, 32(3): 70-86.
- [14] WU Y, LIM J, YANG M. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.



请扫描二维码关注我刊