

基于粒子滤波与局部搜索的视频目标跟踪

张楠, 刘承志, 范存波, 韩兴伟, 李振伟, 孙明国
(中国科学院 国家天文台 长春人造卫星观测站, 吉林 长春 130117)

摘 要: 为了提高视频目标跟踪的鲁棒性和准确性, 本文提出了基于局部搜索(Local Search)和粒子滤波(Particle Filter)相结合的视频目标跟踪方法——LSPF (Local Search Particle Filter)算法. 利用粒子滤波得到样本的权值后, 将局部搜索用于每一个粒子, 使权值小的粒子收敛于邻近的权值较大的粒子处, 有效克服了传统 PF 算法的粒子退化问题. 实验结果表明, 传统 PF 算法平均跟踪误差为 10.89, 而本文提出的 LSPF 算法平均跟踪误差仅为 3.49, 在跟踪性能上有了很大改善. 尤其当目标受到干扰时, LSPF 算法仍能实现对目标的准确跟踪, 为稳定跟踪提供了有利保障.

关键词: 目标跟踪; 粒子滤波; 局部搜索; 随机爬山法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)09-0001-04

Visual Target Tracking Based on Particle Filter and Local Search

ZHANG Nan, LIU Cheng-zhi, FAN Cun-bo,
HAH Xing-wei, LI Zhen-wei, SUN Ming-guo

(Changchun Observatory, National Astronomical Observatories, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130117, China)

Abstract: In order to improve the tracking accuracy and robustness, LSPF (Local Search Particle Filter) is proposed that is the visual target tracking algorithm based on the combination of particle filter (PF) and local search (LS). After weight of each sample is obtained by particle filter, local search analysis is applied to each sample to make the samples of small weight converge at that of large weight that overcomes degeneracy problem efficiently. The experimental results show that the average tracking error of standard PF algorithm is 10.89, however, the average tracking error of the new algorithm is only 3.49, and tracking performance is improved evidently. Especially, when the target is interfered, it can be accurately tracked with LSPF algorithm which ensures advantageously the stability of tracking.

Key words: target tracking; particle filter; local search; stochastic hill-climbing

1 引言

视频目标跟踪是计算机视觉领域的一个重要研究方向. 粒子滤波作为一类新型的目标跟踪算法, 因其对系统和噪声的性质没有过多的限制, 受到越来越多的重视. 然而, 传统的粒子滤波存在一些缺陷, 如由于采用随机采样的方法建立粒子集合所带来的粒子退化现象^[1]. 一些文献采取重采样的方法^[2], 在一定程度上解决了退化问题, 但是采样结果中包含了许多重复点, 从而损失了粒子的多样性, 即粒子匱

乏问题.

局部搜索算法旨在进行局部优化, 其基本思想是从一个初始解 $i \in S$ 开始, 然后持续地在当前解 i 的邻域 S_i 中搜索比 i 更优的解. 若找到这个解则用它替换当前解, 再对新的当前解继续上述过程, 直到当前解优于其邻域中所有解为止^[3].

本文在分析粒子滤波算法和局部搜索算法的基础上, 提出一种基于局部搜索和粒子滤波相结合的视频目标跟踪方法 (Local Search Particle Filter, LSPF), 加强了跟踪算法的准确性.

2 算法的理论基础

2.1 粒子滤波跟踪算法框架

粒子滤波算法^[4]的关键思想就是用一组带有权值的随机样本,以及基于这些样本的估算近似表示目标状态的概率分布.当样本数目非常大时,这种估算值将等同于后验概率密度,表示为:

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \cdot \delta(x_k - x_k^i) \quad (1)$$

其中, x_k 表示 k 时刻的系统状态, z_k 表示 k 时刻系统观测值, N 为粒子数, ω_k^i 为 k 时刻第 i 个粒子的权值.

基于粒子滤波的跟踪框架流程如图 1 所示.

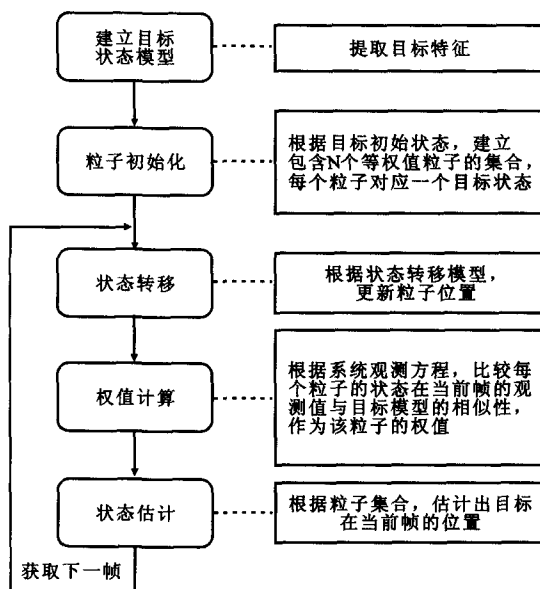


图 1 粒子滤波跟踪算法框架图

粒子滤波提供了一个通用的框架,对于不同的问题,只需要确定相应的状态转移方程、观测方程以及相似性度量,就可以在这个框架下得到解决.

2.2 局部搜索算法

局部搜索算法是通过选取某一可行解,再构造这个解的邻域,然后在该邻域中按照某种方式进行搜索,以找到另一个更好的可行解的方式进行迭代的^[3].

爬山法^[5]是一种最基本的局部搜索,它将最陡上升方向作为搜索方向,因此能够以最快的速度爬到“山顶”.它采用迭代方法,设定当前点的搜索空间,然后每一次从当前点的邻域内产生一个点,如果该点优于当前点,则用该点代替当前点,否则,就在当前点的邻域内再产生一个点进行比较,直到终止条件满足时结束算法,然后返回找到的最优解.爬山

法的搜索可以从解空间的任意位置开始,且能快速收敛于局部最优解.

爬山法的具体算法如表 1 所示.

表 1 爬山法伪代码

```
Function hill-climbing (problem)
    return: a state that is a maximum
input: problem a problem
local variables: current, a node
                neighbor, a node
current ← Make-Node ( Initial-State [problem])
loop do
    neighbor ← a highest-valued successor of current
    if Value [neighbor] ≤ Value [current]
    then return State [current]
    current ← neighbor
end
```

3 局部搜索粒子滤波算法

为了克服传统粒子滤波的退化问题,增强视频目标跟踪的稳定性,将局部搜索与粒子滤波相结合进行目标跟踪.

首先要建立系统状态转移模型和观测模型,然后确定各个粒子的权值,根据这些粒子及其权值估计出目标当前状态^[6].

3.1 目标模型

对于实时视频序列,每两帧时间间隔比较小,可以认为目标在相邻帧间运动变化缓慢,近似为匀速运动,这里采用一阶动态模型:

$$x_t = Ax_{t-1} + Bw_{t-1} \quad (2)$$

其中 x_t 为目标在 t 时刻的状态, w_{t-1} 是归一化噪声量, A 和 B 是常数.

在目标跟踪中,需要提取目标的某种特征来建立目标的状态模型.对目标特征的提取决定了粒子滤波的先验概率形式,粒子滤波中每个粒子的初始状态也由此决定.目标的灰度分布描述对于目标的形变、旋转以及部分遮挡由较强的鲁棒性,因此选择灰度分布描述目标,并通过比较目标样本和参考模板的灰度分布,建立系统观测模型.

利用目标的灰度特征,建立目标的灰度统计直方图分布作为目标模型.通常,为增加直方图描述的鲁棒性,加入表示空间信息的核函数计算加权直方图:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n K \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta(b(x_i) - u) \quad (3)$$

其中, y_0 表示目标区域的中心位置, $b(x_i)$ 表示 x_i 位置处的灰度级, n 为区域内所有像素的总数, h 为跟踪窗口尺度(包括长度和宽度), $K(\cdot)$ 表示核函数, 此处选择高斯函数, C 为归一化常数, 如式(4)所示。

$$c = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (4)$$

3.2 相似性测量

目标模型与参考模板的相似性采用 Bhattacharyya 系数^[7]来度量:

$$\rho(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p(u)q(u)} \quad (5)$$

其中, ρ 越大, 则两个分布越相似。

样本与参考模板的 Bhattacharyya 距离定义为:

$$d = \sqrt{1 - \rho(p, q)} \quad (6)$$

3.3 权值计算

根据相似性测量结果, 对各样本赋值, 每个样本的观测概率定义为:

$$\pi_i^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{d^{(i)2}}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

通过局部搜索更新样本权值 $\pi_i^{(i)}$, 对每一个样本都应用局部搜索迭代, 使权值小的样本收敛于邻近的权值较大的样本处, 得到局部最优粒子集 $\{\omega_i^{(i)}\}$ 。

对于每一个样本, 局部搜索要按照相同的搜索顺序进行, 如图 2(a) 所示。其中, l 为搜索步长, 这里设置为 3 个像素。计算邻域内每一点的权值, 选择权值最大的一点替换当前样本, 并更新当前样本权值, 如图 2(b) 所示。

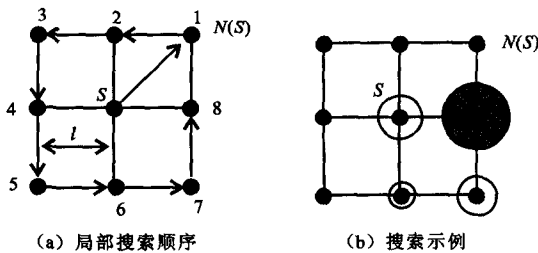


图2 局部搜索过程

3.4 后验概率计算

后验概率, 也就是目标跟踪中所期望的目标参数, 可以由各个局部最优样本的加权和表示, 得到对目标状态的估计值:

$$E(S_t) = \sum_{i=1}^N \omega_i^{(i)} S_t^{(i)} \quad (8)$$

3.5 LSPF 算法流程

本文通过矩形框来定位目标, 状态参数为矩形的中心点位置 x 和 y 。

算法的实现步骤如下:

(1) 粒子初始化: 在初始帧手动提取目标初始位置, 根据式(3)计算目标模板的灰度分布, 为每个粒子赋相同的初始权值, 建立初始粒子集。

(2) 状态转移: 读入下一帧图像, 将上一时刻的粒子集通过式(2)进行相应的自身状态传播, 并计算当前时刻每个粒子的灰度分布。

(3) 系统观测: 根据式(6)计算当前各粒子灰度分布与目标模板的相似性, 为每个粒子赋予相应的权值。

(4) 局部寻优: 对每个粒子进行局部搜索, 获取局部最优样本。

(5) 状态估计: 对局部最优解集合进行加权求和, 得到对目标状态较准确的估计值, 也就是目标在当前帧所处的位置 (x, y) 。

至此, 一次跟踪过程结束, 下一时刻的跟踪仍从步骤(2)开始。

具体流程图如图 3 所示。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 利用 Visual C++ 2008 和 OpenCV 实现了一个实验平台, 对视频序列进行了跟踪实验, 并与传统 PF 算法进行比较。

视频序列为一段足球赛视频, 共 250 帧, 图像尺寸 640×480 , 对一带球突破球员进行跟踪, 跟踪窗口 28×32 , 粒子数目为 200。

本文采用跟踪结果的 x 坐标误差和 y 坐标误差来度量跟踪结果的准确程度。真值为手工逐帧标注得到的。图 4 给出了两种算法在每一帧中的 x 坐标和 y 坐标误差。LSPF 的 x 和 y 坐标平均跟踪误差分别为 3.49 和 2.92, 而传统 PF 的 x 和 y 坐标的平均跟踪误差分别为 10.89 和 4.55。需要说明的是: 由于目标水平运动幅度较大, 故在 x 坐标上的 LSPF 算法的跟踪精度明显提高。

5 结束语

本文提出了一种改进的粒子滤波算法^[8]——LSPF, 把局部搜索算法与粒子滤波算法相结合, 对传统粒子滤波进行改进, 利用局部搜索算法替代重采样策略, 解决了传统粒子滤波算法中存在的粒子

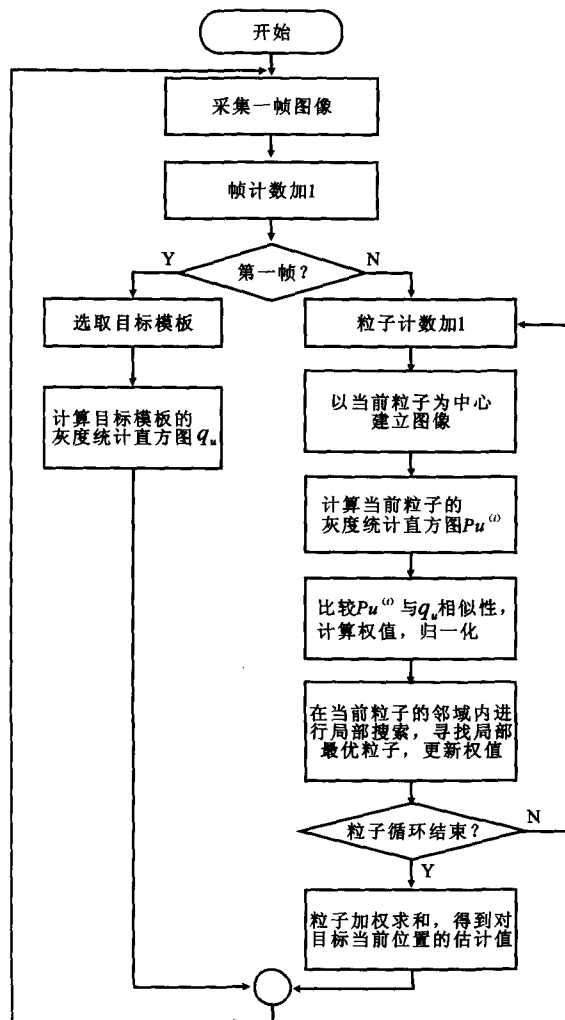


图3 LSPF 算法流程图

退化现象和重采样过程中所产生的粒子匮乏问题。实验结果表明,本文所提出的算法有较强的抗干扰能力,与传统粒子滤波算法相比,平均跟踪误差减少了 7.4 个像素,满足了跟踪稳定性的要求。

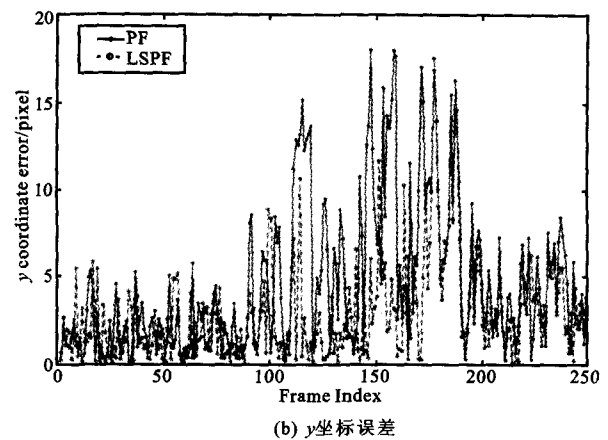
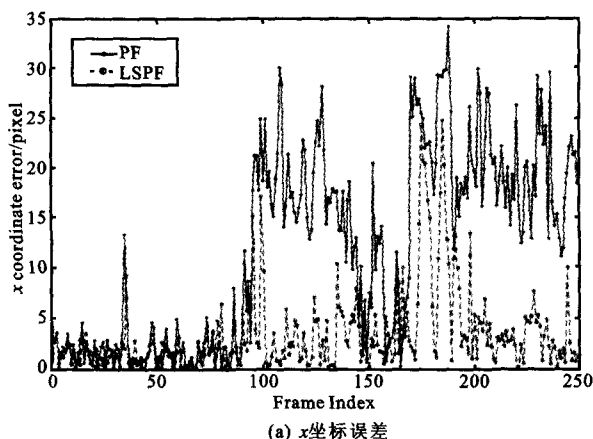


图4 跟踪误差比较

下一步工作将在本跟踪框架的基础上,引入多特征融合,除了灰度分布特征,进一步考虑其他信息如轮廓特征和梯度特征等,以便能够进行更为鲁棒的目标跟踪。

参考文献:

- [1] 姚剑敏. 粒子滤波跟踪算法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2004.
- [2] Arulampalam M S, 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.
- [3] 史忠植, 王文杰. 人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.
- [4] Gordon N, Salmond D, Smith A F M. Novel approach to nonlinear and non-gaussian bayesian state estimation[J]. IEEE Proceedings-F, 1993(140): 107-113.
- [5] Wilkinson B, Allen M. Parallel programming: techniques and applications using networked workstations and parallel computers[M]. Bering: China Machine Press, 2002.
- [6] 孔素然. 基于粒子滤波的视觉跟踪算法研究[J]. 微电子与计算机, 2012, 29(11):177-179.
- [7] 孟勃, 朱明. MSMC 跟踪算法在目标跟踪中的应用[J]. 光学精密工程, 2008, 16(1):122-127.
- [8] 张继, 王洪元. 基于局部粒子密度的粒子滤波跟踪方法[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(3):93-97.

作者简介:

张楠 女, (1984—), 博士, 助理研究员. 研究方向为目标跟踪、图像恢复。