

基于 SAGBA 优化粒子滤波的目标跟踪

闫斯瑶,周武能,李龙龙

(东华大学 信息科学与技术学院,上海 201620)

摘要:在目标跟踪领域,粒子滤波技术有处理非线性非高斯问题的优势,但是标准粒子滤波在利用重采样方法解决退化现象时,会产生粒子贫化现象,导致滤波精度不稳定。针对这个问题,利用融合了模拟退火高斯扰动的蝙蝠算法对粒子滤波进行优化改进。该算法将粒子表征为蝙蝠个体,蝙蝠种群通过调节蝙蝠个体的频率、响度和脉冲发射率,伴随当前最优蝙蝠个体在目标图像区域进行搜索,并且可以对全局搜索和局部搜索进行动态决策,从而提高蝙蝠个体整体的质量与合理的分布;融合的模拟退火高斯扰动策略可以增强算法跳出局部最优的能力。为了验证该算法的优化性能,将该算法和标准粒子滤波算法进行性能分析对比。实验结果表明该算法的滤波性能优于标准粒子滤波算法。

关键词:粒子滤波;粒子贫化;蝙蝠算法;模拟退火;高斯扰动;目标跟踪

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)03-0036-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.03.007

Target Tracking Based on SAGBA Optimized Particle Filter

LYU Si-yao,ZHOU Wu-neng,LI Long-long

(School of Information Science and Technology,Donghua University,Shanghai 201620,China)

Abstract:In the field of target tracking,particle filter technology has the advantage of dealing with nonlinear non-Gaussian problems. However,when using standard particle filter to solve the degradation phenomenon,the particle depletion phenomenon will occur,resulting in unstable filtering accuracy. In response to this problem,we adopt a bat algorithm that combines simulated annealing Gaussian perturbation to optimize and improve particle filtering. This algorithm characterizes particles as bat individuals. By adjusting the frequency,loudness and pulse emissivity of bat individuals,the bat population searches with the current optimal bat individuals in the target image area,and can dynamically determine global search and local search,so as to improve the overall quality and reasonable distribution of bat individuals. The fusion of simulated annealing Gaussian perturbation strategy can enhance the ability of the algorithm to jump out of local optimum. In order to verify the optimization performance of the proposed algorithm,it is compared with the standard particle filter algorithm in performance. Experiment shows that the filtering performance of this algorithm is better than the standard particle filtering algorithm.

Key words:particle filter;particle depletion;bat algorithm;simulated annealing;Gaussian perturbation;target tracking

0 引言

视觉目标跟踪的应用范围很广,涵盖了很多领域,诸如视频监控^[1]、人机交互^[2-3]、自动车辆控制^[4]和人类行为分析^[5]等任务都从视觉系统中受益,并大量利用目标跟踪。粒子滤波器普遍在视频目标跟踪应用^[6-9]。粒子滤波器精度靠近最优估计,对于非线性和非高斯时变系统的状态估计求解比较适用。然而,标准粒子滤波(PF)会因解决权值退化的问题,发生样本贫化问题。针对PF样本贫化问题,文献[10]的算

法可以增加粒子的多样性。文献[11]的算法选取的重采样方法会依据系统进行选择,使粒子更逼近于真实状态。然而,上述文献是通过重采样方法来改进算法,不能从源头处理粒子贫化。

基于群智能优化算法的粒子滤波^[12]是一种较好的研究方向。因为群智能算法主要是在迭代和优化粒子群的分布状态方面来进行优化^[13-14],这不牵涉到直接抛弃较低权重的粒子,因而粒子可以在源头上解决粒子贫化问题。

收稿日期:2019-03-15

修回日期:2019-07-16

网络出版时间:2019-11-07

基金项目:国家自然科学基金(61573095)

作者简介:闫斯瑶(1995-),女,硕士研究生,研究方向为目标检测与跟踪;周武能,教授,博导,研究方向为智能检测与控制、图像信息融合与处理、神经网络控制与同步等。

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20191107.0912.052.html>

蝙蝠算法(BA)^[15]实现智能优化的方法是模仿真实世界的蝙蝠对食物进行捕捉行为。蝙蝠算法是一种类似粒子群算法基于搜寻的随机策略来找到最佳的算法。蝙蝠算法在随机性方面相较于其他算法具有一定的优势。文献[15]表明蝙蝠算法的综合性能更加强于目前的主流群智能优化算法,例如粒子群优化算法以及蚁群算法等。在文献[16]中发现,将蝙蝠算法与PF相结合后粒子滤波器的性能得到了进一步的增强。

但是,蝙蝠算法也有下述缺陷:后期收敛慢,较低的收敛精度,容易陷入局部最优等。文中算法是在蝙蝠算法中融合模拟退火和高斯扰动来优化粒子滤波(SAGBA-PF),要优化的集合群体通过使用高斯扰动的变异操作进一步调节,这样能够增强全局寻优以及局部寻优能力。模拟退火算法具备在搜寻过程中的概率突变特点,而且能够避免在寻优过程中选取局部最优。它不仅在退火过程中获得了良好的解决方案,并且还会有一定的几率接收到相对较差的解决方案,该几率由温度参数控制,几率的值会随着温度的下降而减小。文中实验结果也证明 SAGBA 效果更佳。

1 基本粒子滤波算法

在 PF 中,在时间 t 下,目标状态矢量为 \mathbf{x}_t ,观测状态矢量为 \mathbf{z}_t 。观测器从第一帧到第 t 帧为 $\mathbf{z}_{1:t}$ 。在粒子滤波器中,可以使用 Chapman-Komogorov 方程的近似模型来定义后验分布,使用粒子 $\{\mathbf{x}_1^t, \mathbf{x}_2^t, \dots, \mathbf{x}_N^t\}$ 和权重集合 $\{\mathbf{w}_1^t, \mathbf{w}_2^t, \dots, \mathbf{w}_N^t\}$ ^[17]。

$$w_t^i = w_{t-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^i) p(\mathbf{x}_t^i | \mathbf{x}_{t-1}^i)}{q(\mathbf{x}_t^i | \mathbf{x}_{t-1}^i, \mathbf{z}_t)} \quad (1)$$

其中 q 的意义是重要性密度函数。后验分布是 $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) \approx \sum_{i=1}^N \mathbf{w}_i^t \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^i)$, 其中 $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数,函数的约束条件是在前一时刻有 $\sum_{i=1}^N w_t^i = 1, 1 \leq i \leq N$ 。

2 SAGBA-PF 算法设计

为了确保粒子滤波器的准确性,文中算法目标函数如下:

$$I = \exp\left[-\frac{1}{2R_g}(\mathbf{z}_{\text{New}} - \mathbf{z}_{\text{Pred}}(i))\right] \quad (2)$$

2.1 SAGBA-PF 全局搜索最优过程

对于每一个蝙蝠设为 i , 其位置 \mathbf{x}_i^{g-1} 和速度 \mathbf{v}_i^{g-1} 在一个 d 维搜索空间中进行定义,并且随后在迭代期间更新。通过使用具有以下公式的全局搜索策略来计算在迭代 g 中新的解决方案 \mathbf{x}_i^g 和速度 \mathbf{v}_i^g :

$$\mathbf{f}_i = \mathbf{f}_{\min} + (\mathbf{f}_{\max} - \mathbf{f}_{\min})\beta \quad (3)$$

$$\mathbf{v}_i^g = \mathbf{v}_i^{g-1} + (\mathbf{x}_i^g - \mathbf{x}^*)\mathbf{f}_i \quad (4)$$

$$\mathbf{x}_i^{g+1} = \mathbf{x}_i^g + \mathbf{v}_i^{g+1} \quad (5)$$

其中, $\beta \in [0, 1]$ 服从均匀分布, \mathbf{x}^* 是当前最优, \mathbf{f}_{\min} 和 \mathbf{f}_{\max} 取决于 ROI 大小。

2.2 SAGBA-PF 局部搜索最优过程

一旦获得局部最优,就使用随机游走模型生成蝙蝠个体新解,文中算法中的局部搜索方法为:

若 $\text{rand} > r_i$, 则

$$\mathbf{x}_{\text{new}} = \mathbf{x}_{\text{old}} + \varepsilon A^g \quad (6)$$

另生成一随机数,若有 $\text{rand} < A_i^g$ 且 $I(\mathbf{x}_i^g) > I(\mathbf{x}_i^{g+1})$, 则蝙蝠当前的状态位置为 \mathbf{x}_i^g , 反之则蝙蝠的当前位置为 \mathbf{x}_{new} ; 使用式(7)确定能否接受式(6)的新解:

$$\mathbf{x}_i^{g+1} = \mathbf{x}_{\text{new}}, \text{ if } f(\mathbf{x}_{\text{new}}) > f(\mathbf{x}_i^{g+1}) \text{ or } \exp\left[\frac{f(\mathbf{x}_{\text{new}}) - f(\mathbf{x}_i^{g+1})}{T}\right] > \text{rand} \quad (7)$$

其中 $\varepsilon \in [-1, 1]$ 是随机数, \mathbf{x}_{old} 是当前最优解集中的解,在迭代 g 时所有蝙蝠的平均响度是 $A^g = \langle A_i^g \rangle$ 。

得到蝙蝠个体相对应的适应度值,并更新每个蝙蝠个体的相对更优位置,在上述相对更优位置处使用式(8)进行高斯扰动操作,然后比较高斯扰动之前和之后的位置以找出最优的位置和相对应的最优值 $\mathbf{x}_{\text{pbest}}$:

$$\mathbf{x}^t = \mathbf{x}^t + a \oplus \varepsilon \quad (8)$$

2.3 SAGBA-PF 全局和局部搜索寻优调整过程

响度 A_i 和脉冲率 r_i 的更新意义在于如果找到或者接近目标,蝙蝠个体会在降低响度的同时增加脉冲率,其计算方法如下:

$$A_i^{g+1} = \omega A_i^g, r_i^{g+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (9)$$

其中, r_i^0 是初始脉冲率, ω 是脉冲频率增大系数, γ 是脉冲幅度衰减系数。

对于任何 $0 < \omega$ 和 $\gamma < 1$, 有:

$$A_i^g \rightarrow 0, r_i^g = r_i^0, \text{ 当 } g \rightarrow \infty \quad (10)$$

3 文中算法流程

文中算法流程如图1所示。可以看到整个蝙蝠种群中,可以使得各个蝙蝠个体避免陷于局部最优,避免了个体状态值在迭代过程,变化不大的情况。可以看到该算法可以使得粒子的多样性增加,进而提高粒子样本的质量。

4 仿真实验和结果分析

在仿真实验中,选取的过程模型和观测模型如下: 过程模型:

$$\mathbf{x}(t) = 0.5\mathbf{x}(t-1) + \frac{25\mathbf{x}(t-1)}{1 + [\mathbf{x}(t-1)]^2} + 8\cos[1.2(t-1)] + \mathbf{n}_{\text{et}}(t) \quad (11)$$

观测模型:

$$z(t) = \frac{x(t)^2}{20} + w_{et}(t) \quad (12)$$

上述等式中, $n_{et}(t)$ 和 $w_{et}(t)$ 均是高斯噪声, 平均值为零。

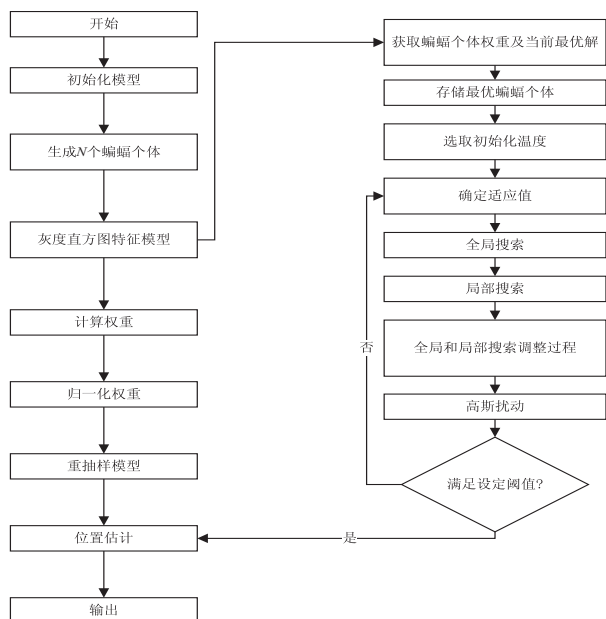


图1 算法流程

在仿真实验中, 假设系统噪声方差分别为 $Q = 1$ 和 $Q = 10$, 观测噪声方差 $R = 10$, 滤波时间步长为 50, 初始化脉冲响度 $A_0 = 0.5$, 初始化脉冲率 $r_0 = 0.5$, $f_{\max} = 2$, $f_{\min} = 0$, 使用 PF、PSO-PF 和 SAGBA-PF 进行状态估计和跟踪该非线性系统。

在模拟退火算法部分中, 文中算法设置的初始温度为 $TW_0 = 1\ 000\ ^\circ\text{C}$, 平衡温度 $TW_{\min} = 50\ ^\circ\text{C}$, 最大迭代次数是 20, 退火方式如式 (13) 所示, 退化系数 $a_s = 0.99$:

$$T = T * a_s \quad (13)$$

在文中算法中所使用的均方根误差公式为:

$$R_{\text{MSE}} = \left[\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

(1) 当 $N = 20$ 、 $Q = 10$ 时, 滤波状态误差如图 2 所示;

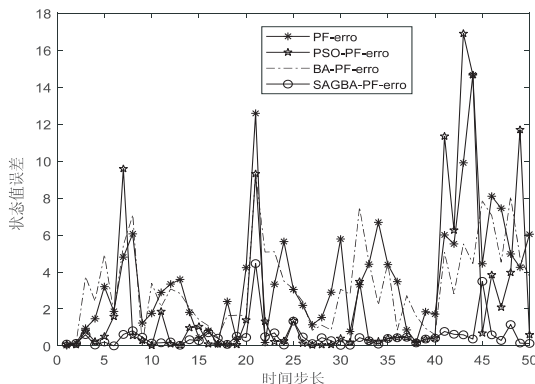


图2 $N = 20$ 、 $Q = 10$ 时滤波状态误差绝对值

(2) 当 $N = 50$ 、 $Q = 10$ 时, 滤波状态误差如图 3 所示;

(3) 当 $N = 100$ 、 $Q = 10$ 时, 滤波状态误差如图 4 所示;

(4) 当 $N = 20$ 、 $Q = 1$ 时, 滤波状态误差如图 5 所示;

(5) 当 $N = 50$ 、 $Q = 1$ 时, 滤波状态误差如图 6 所示;

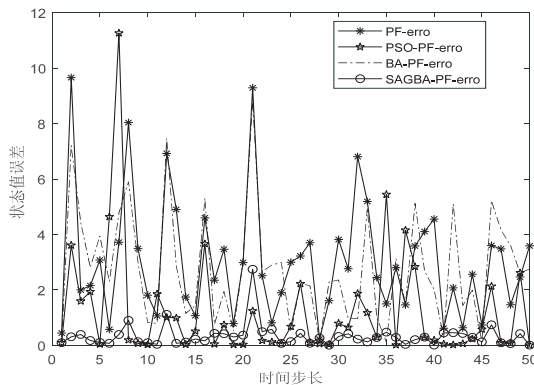


图3 $N = 50$ 、 $Q = 10$ 时滤波状态误差绝对值

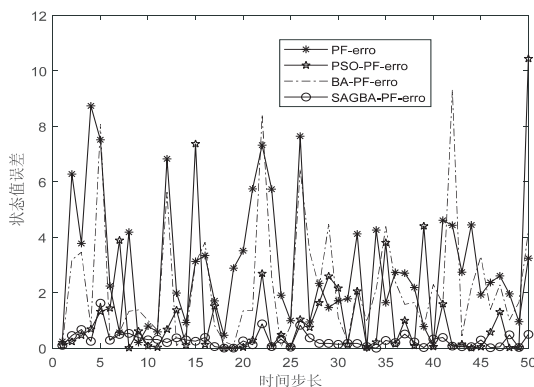


图4 $N = 100$ 、 $Q = 10$ 时滤波状态误差绝对值

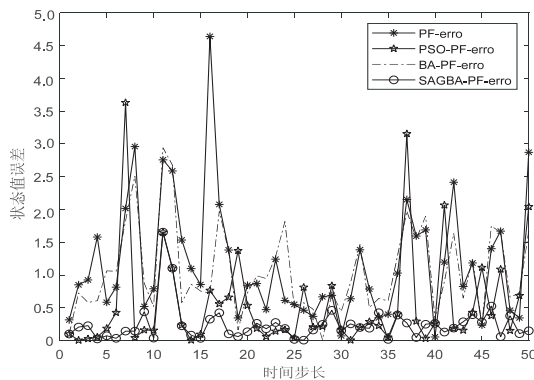


图5 $N = 20$ 、 $Q = 1$ 时滤波状态误差绝对值

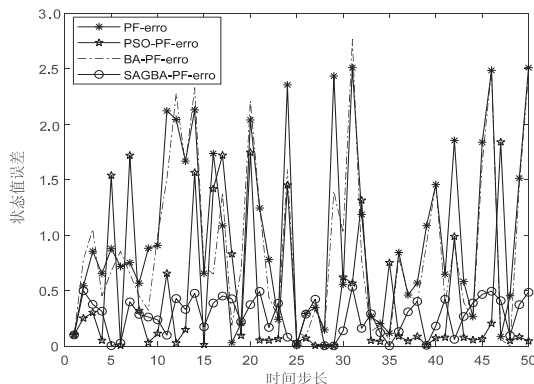


图6 $N = 50$ 、 $Q = 1$ 时滤波状态误差绝对值

(6)当 $N=100$ 、 $Q=1$ 时,滤波状态误差如图 7 所示。

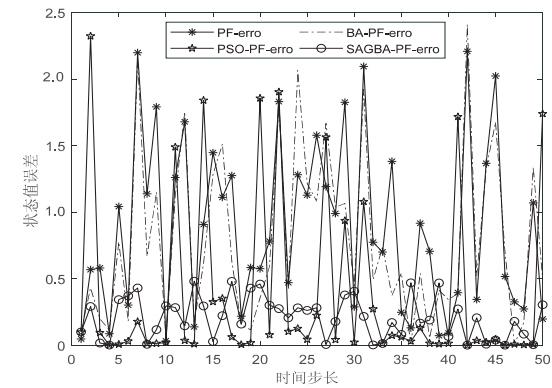


图 7 $N=100$ 、 $Q=1$ 时滤波状态误差绝对值

表 1 R_{MSE} 对比

参数	R_{MSE}			
	PF	PSO-PF	BA-PF	SAGBA-PF
$N=20, Q=10$	4.726 7	4.577 7	3.984 5	0.926 4
$N=50, Q=10$	3.705 7	2.312 5	3.413 4	0.528 4
$N=100, Q=10$	3.638 2	2.259 7	3.140 0	0.400 8
$N=20, Q=1$	1.467 0	0.945 9	1.245 1	0.366 0
$N=50, Q=1$	1.258 7	0.731 8	1.155 6	0.315 4
$N=100, Q=1$	1.087 1	0.761 9	1.013 3	0.260 0

从图 2 ~ 图 7 可以看出,相较于对比的几种算法, SAGBA-PF 具有更好的状态值预测精度,因为融合模拟退火算法,对部分蝙蝠个体产生高斯扰动操作,执行进一步的搜索行为以存储蝙蝠个体相对更优值。随着进化过程的推进,模拟退火的温度逐渐降低,渐渐减少接受较差解的概率,从而提高算法的性能。该算法能够较大提高算法的收敛速度、鲁棒性和寻优能力。

从表 1 可以看出,在高噪声的影响下,当 SAGBA-PF 的蝙蝠个数为 20 时的精度依然高于 PF 中粒子数为 100 时的精度,这表明算法 SAGBA-PF 在非线性和高噪声的环境会较 PF 更好地跟踪目标。

5 结束语

文中提出的 SAGBA-PF 目标跟踪算法,全局搜索和局部搜索过程能力相对较好,提高了跟踪算法的跟踪性能。仿真结果表明,该算法具有较好的状态值预测精度。在后面的工作中,将对跟踪过程中的模板更新、目标遮挡等问题做进一步优化。

参考文献:

[1] BENFOLD B, REID I. Stable multi-target tracking in real-time surveillance video [C]//CVPR 2011. Providence, RI: IEEE, 2011: 3457-3464.

[2] BRADSKI G R. Real time face and object tracking as a component of a perceptual user interface [C]//Proceedings fourth IEEE workshop on applications of computer vision. Princeton, NJ, USA: IEEE, 1998: 214-219.

[3] BELLOTTO N, HU H. Multisensor-based human detection and tracking for mobile service robots[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2009, 39(1): 167-181.

[4] VU A, RAMANANDAN A, CHEN A, et al. Real-time computer vision/DGPS-aided inertial navigation system for lane-level vehicle navigation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 899-913.

[5] CRISTANI M, RAGHAVENDRA R, BUE A D, et al. Human behavior analysis in video surveillance: a social signal processing perspective [J]. Neurocomputing, 2013, 100: 86-97.

[6] ROSS D A, LIM J, LIN R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1-3): 125-141.

[7] KHAN Z H, GU I Y. Nonlinear dynamic model for visual object tracking on Grassmann manifolds with partial occlusion handling [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(6): 2005-2019.

[8] ZHANG T, GHANEM B, LIU S, et al. Robust visual tracking via exclusive context modeling [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(1): 51-63.

[9] HE Z, YI S, CHEUNG Y, et al. Robust object tracking via key patch sparse representation [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(2): 354-364.

[10] LI T, SATTAR T P, SUN S. Deterministic resampling: unbiased sampling to avoid sample impoverishment in particle filters [J]. Signal Processing, 2012, 92(7): 1637-1645.

[11] STANO P M, LENDEK Z, BABUŠKA R. Saturated particle filter: almost sure convergence and improved resampling [J]. Automatica, 2013, 49(1): 147-159.

[12] YU Y, ZHENG X. Particle filter with ant colony optimization for frequency offset estimation in OFDM systems with unknown noise distribution [J]. Signal Processing, 2011, 91(5): 1339-1342.

[13] ZHONG J, FUNG Y F. Case study and proofs of ant colony optimization improved particle filter algorithm [J]. IET Control Theory & Applications, 2012, 6(5): 689-697.

[14] XIAN W, LONG B, LI M, et al. Prognostics of lithiumion batteries based on the verhulst model, particle swarm optimization and particle filter [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 63(1): 2-17.

[15] YANG X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm [C]//Nature inspired cooperative strategies for optimization. [s. l.]: [s. n.], 2010.

[16] CHEN Z M, TIAN M C, WU P L, et al. Intelligent particle filter based on bat algorithm [J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(5): 050502.

[17] MAGGIO E, SMERLADI 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.