

基于自控蝙蝠算法智能优化 粒子滤波的机动目标跟踪方法

陈志敏¹, 吴盘龙², 薄煜明², 田梦楚², 岳 聪², 顾福飞¹

(1. 中国卫星海上测控部, 江苏江阴 214431; 2. 南京理工大学自动化学院, 江苏南京 210094)

摘 要: 标准粒子滤波重采样过程中对粒子的直接删除会导致粒子贫化, 并且综合性价比不高, 难以满足高频段精密跟踪雷达的需求. 针对上述问题, 本文提出了基于自控蝙蝠算法优化粒子滤波的机动目标跟踪方法. 该方法首先在粒子滤波中引入蝙蝠算法, 用粒子表征蝙蝠个体, 模拟蝙蝠群体搜索猎物的过程, 使粒子向高似然区域移动. 同时, 改进算法将粒子接受新状态的比例作为反馈量, 设计了自适应闭环控制策略对算法的全局搜索能力和局部搜索能力进行全程动态控制, 使得粒子分布更加合理, 从而进一步提高了粒子滤波的精度. 最后在分别在基础非线性滤波模型和强机动强干扰目标跟踪模型中对改进算法的性能进行了测试. 实验结果表明, 改进算法提高了目标跟踪的精度.

关键词: 粒子滤波; 蝙蝠算法; 粒子多样性; 闭环控制; 目标跟踪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2018)04-0886-09

0 电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.04.017

Adaptive Control Bat Algorithm Intelligent Optimization Particle Filter for Maneuvering Target Tracking

CHEN Zhi-min¹, WU Pan-long², BO Yu-ming², TIAN Meng-chu², YUE Cong², GU Fu-fei¹

(1. China Satellite Maritime Tracking and Controlling Department, Jiangyin, Jiangsu 214431, China;

2. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: Resampling of particle filters will cause particle depletion and the comprehensive performance is low, which can hardly meet the requirement of high frequency accurate radar. To address the problem, a novel adaptive control bat algorithm optimized particle filter for maneuvering target tracking was proposed in this paper. It introduced bat algorithm into particle filter and took particle as bat individual to simulate the process of hunting and made particles move to high likelihood area. Meanwhile, by taking proportion of accepting as feedback, the improved algorithm designed closed-loop control strategy and controlled the balance between ability of global optimization and local optimization and improved rationality of particles distribution and accuracy of filter. Finally, the improved algorithm was tested in basic nonlinear filter model and strong maneuvering-jamming target tracking model. The experimental results prove that the new algorithm conduces to enhancement of the precision for target tracking.

Key words: particle filter; bat algorithm; particle diversity; closed-loop control; target tracking

1 引言

机动目标跟踪对精度要求高, 且具有非线性、非高斯特征^[1,2], 随着计算机硬件性能的迅速发展, 粒子滤波(Particle Filter, PF)^[3]已逐渐在雷达目标跟踪中得到了广泛应用. 粒子滤波通过非参数化的蒙特卡洛模拟实现递推贝叶斯滤波, 精度逼近最优估计, 适用于处理

雷达目标跟踪等非线性、非高斯时变系统的状态估计问题. 但是传统粒子滤波方法存在权值退化的问题, 对此可通过复制大权重粒子替换小权重粒子的方式来解决^[4], 但这种重采样方法仅复制大权重样本^[5,6], 小权重粒子被直接舍弃, 会导致粒子的贫化现象^[7-9].

针对 PF 的样本贫化问题, 文献[10]提出了权值选择粒子滤波, 该方法从粒子中选取权值较大的粒子用

于下一时刻的状态估计,可以一定程度上减轻粒子的贫化程度,但容易出现粒子权值的退化现象.文献[11]提出了确定性重采样粒子滤波,该粒子滤波采用了重采样的确定性优化思想,提高了粒子的多样性.文献[12]提出了饱和粒子滤波,其根据系统的不同特性选择适合的重采样方法,使得粒子逼近真实值.但上述2种方法依然是基于传统重采样的思想,并不能从根本上解决粒子贫化的问题.

基于群智能优化思想的 PF 是现代粒子滤波领域中一个崭新的发展方向^[13].由于群智能优化粒子滤波主要是对粒子的分布进行迭代寻优^[14,15],并不涉及对低权值粒子的直接舍弃,因此可以从根本上彻底解决粒子的贫化问题.文献[16]将粒子群算法和蚁群算法的优化机制共同作用到 PF 的样本更新中,实现了粒子间的信息共享,从而增强了粒子群的全局寻优能力.文献[17]提出了自适应粒子群优化粒子滤波,自适应地调整邻域的粒子数量,提高了粒子群状态空间分布的合理性和滤波的精度.

蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)^[18]由剑桥大学 Yang 教授于 2010 年提出,其通过模拟蝙蝠的捕食行为来实现智能寻优,和粒子群算法一样,BA 也是基于群体的随机搜索寻优机制,但蝙蝠算法具有更强的随机性.蝙蝠算法作为最新的群智能优化算法之一,各种研究及扩展尚处于起步阶段,目前关于将其与 PF 进行融合的报道较少.文献[18]已证明,蝙蝠算法的综合寻优能力优于粒子群算法、蚁群算法等主流群智能优化算法,因此若能将蝙蝠算法与 PF 进行结合,则对群智能优化粒子滤波性能的进一步提高具有重要意义.

但蝙蝠算法中需要生产两个独立的随机数分别与脉冲频率和脉冲强度进行对比,从而决定算法下一步的操作,这种情况下随机性偏大,而指导性偏小,会导致蝙蝠算法精度和稳定性的降低.因此,若直接将标准蝙蝠算法和粒子滤波进行结合,将难以满足现代高频段精密跟踪雷达的精度需求.

本文提出了自控蝙蝠算法优化粒子滤波(Adaptive Control Bat Algorithm Optimized Particle Filter, ACBA-PF),该方法对粒子的寻优方式进行合理控制,避免过高的随机性,以确保滤波的精度性.其主要创新和工作如下:①提出将蝙蝠智能优化算法与粒子滤波相结合的策略,避免了对低权值粒子的直接删除,提高了粒子的多样性;②提出了自适应闭环控制策略,对算法的全局和局部搜索能力进行闭环动态控制,进一步提高了粒子分布的合理性,从而提高滤波精度;③在强干扰环境下的强机动目标跟踪模型中对改进粒子滤波的性能进行了测试,证明了算法改进的成功.

2 粒子滤波算法

粒子滤波利用一组加权的随机样本 $x_k = \{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 来近似表征后验概率密度:

$$P(x_k | y_{1:k}) \approx P_{N_i}(x_k | y_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N_i} w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (1)$$

式中, x_k 为 k 时刻的状态值, $y_{1:k}$ 为 1 至 k 时刻的观测值, w_k^i 为 k 时刻粒子 i 的权值, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数.当式(1)随观测值递推更新时,可用样本均值代替复杂的积分运算,从而获得最小方差估计.

3 蝙蝠算法

蝙蝠算法是一种模拟自然界中蝙蝠利用声呐来探测物、避免障碍物的随机搜索算法^[19].蝙蝠搜寻猎物时的飞行速度和位置更新公式为:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \times \beta \quad (2)$$

$$v_i(k) = v_i(k-1) + (x_{\text{best}}(k) - x_i(k-1)) \times f_i \quad (3)$$

$$x_i'(k) = x_i(k-1) + v_i(k) \quad (4)$$

其中, β 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, f_i 为粒子 i 的搜索脉冲频率且 $f_i \in [f_{\min}, f_{\max}]$, $x_i'(k)$ 为粒子 i 在 k 时刻的待选位置, $v_i(k)$ 为粒子 i 在 k 时刻的速度, $x_{\text{best}}(k)$ 为粒子群在 k 时刻的全局最优位置.

蝙蝠个体在搜索猎物时,初始阶段发射超声波脉冲的音强较大且频度较低^[20],一旦搜索到了猎物,就逐渐减小脉冲音强并增加脉冲发射次数,以利于准确掌握猎物的空间位置^[21],脉冲频度 A 和脉冲强度 r 的更新公式如下:

$$A_i(k) = aA_i(k) \quad (5)$$

$$r_i(k) = r_i(0) [1 - \exp(-\gamma k)] \quad (6)$$

其中, a 为衰减系数, γ 为增强系数.

4 基于自控蝙蝠算法智能优化的粒子滤波(ACBA-PF)

4.1 整体设计原理

本研究将粒子散布在整个搜索空间中,每个粒子以不同的脉冲频率搜索最优位置.算法在初始时刻使用较低的脉冲频率和较大的脉冲音强,一旦搜索到当前时刻的最优解,则逐渐增加脉冲频度,并减小脉冲音强.

在此基础上,考虑到 BA 的强随机性,本研究对蝙蝠算法进行闭环自适应控制,利用脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 作为调整参数,将接受新解的比例作为反馈量,从而形成一个闭环控制系统,对全局寻优能力、局部寻优能力以及随机性进行良好控制,使粒子更合理地分布在状态空间中,从而进一步提高滤

波精度.

4.2 闭环自适应控制策略

4.2.1 改进思路

从蝙蝠算法接受新位置的机制看,其生成一个独立的随机数 Rand,当 $\text{Rand} > A_i(k)$ 且位置得到了优化,才会接受新的位置,其中 $A_i(k)$ 的值会对是否接受新位置的决策产生一定的影响,但由于 $A_i(k)$ 是和独立随机数 Rand 进行对比,随机性较强,很多迭代时刻难以达到全局寻优能力和局部寻优能力的良好平衡,这会影响寻优解的质量.

事实上,目前关于动态控制全局寻优能力和局部寻优能力的改进智能优化算法很多,例如粒子群优化算法中的线性或非线性递减惯性权重等,但是这种动态控制的方式是事先设定的和机械的,本质上属于开环控制.众所周知,在控制领域,闭环控制相对于开环控制,具有精度较高、对外部扰动和系统参数敏感性小等优点.因此,如果能实现对蝙蝠算法优化粒子滤波的全局寻优能力和局部寻优能力的闭环控制,将能够更好地实现粒子的合理性分布.

文献[22]研究表明,迭代智能优化算法中接受新解的比例直接关系到算法的整体性能,同时文献[22]的研究指出,接受新解的比例应该控制在 20%,在这种比例下,迭代智能优化算法的综合寻优能力会达到非常优秀的水平.

因此,本文通过自适应调整参数的方式,将 ACBA-PF 中粒子接受新状态的比例作为闭环控制的反馈量,通过控制参量值大小的调整,将接受新状态的比例控制在 20% 左右,以实现算法全局寻优能力和局部寻优能力的良好平衡,从而提高搜索效率.

4.2.2 闭环自适应控制参量选择

本研究考虑到,在标准蝙蝠优化算法中,脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 是预先设置且固定的,而这两个参数的取值对蝙蝠算法寻优能力的影响很大,具体表现为:

(1) 蝙蝠算法中,个体位置的更新模式是由 rand 和 r_i 的对比来决定的.若 $\text{rand} > r_i$,蝙蝠 i 的位置由蝙蝠群中当前最佳位置加上扰动后产生,若 $\text{rand} < r_i$,则由式(4)产生.从该方式可以看出, $\lim_{t \rightarrow +\infty} r = r^0$, γ 影响了脉冲频度 r 的变化.根据式(6), γ 的值越大,则 $r \rightarrow r^0$ 越快,蝙蝠 i 当前位置更大概率由式(4)计算产生,此时算法的全局寻优能力较强,但收敛速度较慢;若 γ 的值越小,则 $r \rightarrow r^0$ 越慢,此时算法主要是在当前全局最优位置的邻域搜索,局部寻优能力强,但容易被局部极值所吸引.

(2) 脉冲音强衰减系数 α 决定了脉冲音强 A 的衰减速度,而脉冲音强 A 则决定了蝙蝠 i 接受新位置的概

率.由定义可知 $\lim_{t \rightarrow +\infty} A = 0$, α 取值越大, $A \rightarrow 0$ 的过程越缓慢,此时算法全局寻优能力较强,但收敛速度较慢;若 α 取值越小, $A \rightarrow 0$ 的过程越迅速,此时算法局部寻优能力强,但容易早熟.此处 α 的作用类似于模拟退火算法中温度衰减系数.

综合上述分析,脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 取值的准确性非常重要,若能结合寻优反馈情形对 γ 和 α 的值进行实时准确调整,则可以形成一个有效的闭环控制系统,从而确保整个寻优过程中全局搜索能力和局部搜索能力的合理分配.因此,本文将脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 作为控制接受新状态比例的参数.

4.2.3 闭环自适应控制方式

为了记录和计算接受新状态值的比例,我们设置接受新状态标识值 δ ,若算法接受新状态值,则 $\delta + 1$;否则 δ 不变.接受新状态的比例 D 的计算公式如下:

$$D = \frac{\delta}{m} \quad (7)$$

其中, m 为当前子迭代次数.

在设计闭环自适应控制方式,本研究考虑到接受新状态的比例刚好等于 0.2 的情况在实际搜索过程中较为少见,因此为了确保闭环控制的顺利进行,我们在比例 0.2 的基础上,将保持脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 维持不变的范围修正到 $[0.2, 0.25]$ 区间.修正后的控制方式如下:

(1) 当接受新状态的比例在 $[0.2, 0.25]$ 区间内,说明当前时刻的脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 恰好使种群接受新解的比例维持在相对最优的状态,此时的全局寻优能力和局部寻优能力处于较好的平衡状态,因此不对其进行调整.

(2) 当接受新状态的比例大于 0.25 时,说明搜索空间相对平滑和单调,在当前脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 的作用下,算法对状态搜索空间局部区域的寻优强度过高,被局部极值吸引的可能性增加.为了提高算法的全局搜索效率,减少被局部极值吸引的概率,应该增加对整个种群的探索性和搜索范围,此时可适当增大 γ 和 α ,以增强算法的全局寻优能力.

(3) 当接受新状态的比例小于 0.2 时,说明状态空间相对于脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 较为复杂,进行全局搜索时找到更优解的可能性下降.因此需要增加对局部状态空间的搜索强度,提高搜索精度,此时应该适当减小 γ 和 α .

上述三种情形的具体调整公式如下:

$$\gamma^{t+1} = \begin{cases} \gamma^t \cdot f_\gamma, & D > 0.25 \\ \gamma^t, & 0.2 \leq D \leq 0.25 \\ \gamma^t / f_\gamma, & D < 0.2 \end{cases} \quad (8)$$

$$\alpha^{t+1} = \begin{cases} \alpha^t \cdot f_\alpha, & D > 0.25 \\ \alpha^t, & 0.2 \leq D \leq 0.25 \\ \alpha^t / f_\alpha, & D < 0.2 \end{cases} \quad (9)$$

其中, D 为接受新解的比例, f_γ 为脉冲频度增加系数 γ 的控制因子, 用来控制算法适应环境的主动程度. f_α 为脉冲音强衰减系数 α 的控制因子.

4.3 运算复杂度分析

与标准粒子滤波相比, ACBA-PF 增加了自适应迭代寻优步骤, 减少了重采样步骤. 设粒子数量为 N , 最大迭代次数为 M , 运算复杂度分析如下:

(1) 自适应迭代寻优部分. 在全局搜索行为中, 每个粒子状态更新的时间复杂度为 $3 \times O(1)$; 在局部搜索行为中, 每个粒子状态修正的时间复杂度为 $2 \times O(1)$; 接受新状态标识值 +1 操作的运算复杂度为 $1 \times O(1)$; 进行脉冲频度增加系数 γ 和脉冲音强衰减系数 α 修正操作的运算复杂度为 $2 \times O(1)$. 此外, 考虑到更新脉冲频度和脉冲强度的运算复杂度为 $2 \times O(1)$, 则一次迭代内全体粒子的状态更新时间复杂度 $10 \times N \times O(1)$. 以最大迭代次数 M 计, 可得自适应迭代部分的运算复杂度为 $O(10 \times M \times N)$.

(2) 重采样部分. 粒子滤波的重采样过程涉及到粒子的交互对比, 因此其运算复杂度为 $O(N \times N)$.

综上分析, 与标准粒子滤波相比, ACBA-PF 增加的运算复杂度最高为 $O(10 \times M \times N)$, 减少的运算复杂度为 $O(N \times N)$. 在实际使用中, 由于最大迭代次数和终止阈值的设置, ACBA-PF 的迭代次数一般不会很多. 因此, ACBA-PF 迭代寻优过程与 PF 的重采样过程相比, 操作数略高.

4.4 ACBA-PF 算法步骤

1. 在初始时刻采样 N 个粒子 $\{x_i(0), i=1, \dots, N\}$ 作为初始粒子群. $x_i(k)$ 服从以下重要性密度函数:

$$x_i(k) \sim q(x_i(k) | x_i(k-1), z(k)) \quad (10)$$

设目标函数计算公式如下:

$$I = \exp \left[-\frac{1}{2R_k} (z_{\text{New}} - z_{\text{Pred}}(i))^2 \right] \quad (11)$$

其中, z_{New} 为滤波器最新的观测值, z_{Pred} 为滤波器预测的观测值, R_k 为量测噪声方差.

2. 模拟蝙蝠的全局搜索行为, 分别利用式(2)(3)和式(4)更新各个粒子的搜索脉冲频率、位置和速度.

3. 模拟蝙蝠的局部搜索行为, 生成均匀分布的随机数 rand ; 若 $\text{rand} > r_i(k)$, 则利用式(12)生成新位置:

$$x'_i(k) = x_{\text{best}}(k) + \kappa A(k) \quad (12)$$

其中, κ 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数.

4. 生成另一个独立的随机数 Rand , 若 $\text{Rand} < A_i(k)$ 且 $I(x_i(k)) > I(x'_i(k))$, 则粒子当前位置为

$x_i(k)$; 否则粒子的当前位置为 $x'_i(k)$, 同时接受新状态标识值 $\delta + 1$.

5. 根据式(7)计算当前迭代时刻的接受新状态值的比例, 并根据式(8)和式(9)进行闭环自适应控制.

6. 利用式(5)和式(6)更新脉冲频度和脉冲强度, 从而在步骤5的闭环控制作用下对粒子的全局搜索能力和局部搜索能力进行调整.

7. 计算并对比目标函数值, 更新全局最优值.

$$\begin{aligned} x_{\text{best}}(k) &\in \{x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k) | I(x)\} \\ &= \max \{I(x_1(k)), I(x_2(k)), \dots, I(x_N(k))\} \end{aligned} \quad (13)$$

8. 当算法符合设定的精度阈值 ε 时, 说明粒子已经分布在真实值附近, 或者达到最大迭代次数时, 此时停止优化. 否则转入步骤2.

9. 计算重要性权值:

$$w_i(k) \approx w_i(k-1)p(z(k) | x_i(k)) \quad (14)$$

10. 进行归一化:

$$w_i(k) = w_i(k) / \sum_{i=1}^N w_i(k) \quad (15)$$

11. 状态输出:

$$\tilde{x}(k) = \sum_{i=1}^N w_i(k)x_i(k) \quad (16)$$

5 仿真实验

5.1 基础性能测试

选取单变量非静态增长模型, 其过程模型和量测模型如下:

$$\begin{aligned} x(t) &= 0.5x(t-1) + \frac{25x(t-1)}{1 + [x(t-1)]^2} \\ &\quad + 8\cos[1.2(t-1)] + w(t) \end{aligned} \quad (17)$$

$$z(t) = \frac{x(t)^2}{20} + v(t) \quad (18)$$

式中, $w(t)$ 和 $v(t)$ 为零均值高斯噪声. 设系统噪声方差 $Q=1$ 和 $Q=10$, 量测噪声方差 $R=1$, 滤波时间步数为 50, 最大脉冲率 $R_0=0.5$, 最大脉冲音量 $A_0=0.25$, $f_{\min}=0$, $f_{\max}=1.7$, 用 PF、PSO-PF 和 ACBA-PF 对该非线性系统进行状态估计和跟踪.

均方根误差公式为:

$$\text{RMSE} = \left[\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2 \right]^{1/2} \quad (19)$$

5.1.1 精度测试

(1) 当粒子数 $N=20$ 、 $Q=1$ 时, 仿真结果如图 1、图 2 所示.

(2) 当粒子数 $N=100$ 、 $Q=1$ 时, 仿真结果如图 3、图 4 所示.

从图 1~图 4 中可以看出, 相对于标准粒子滤波和粒子群优化粒子滤波, 闭环自适应控制蝙蝠算法优化

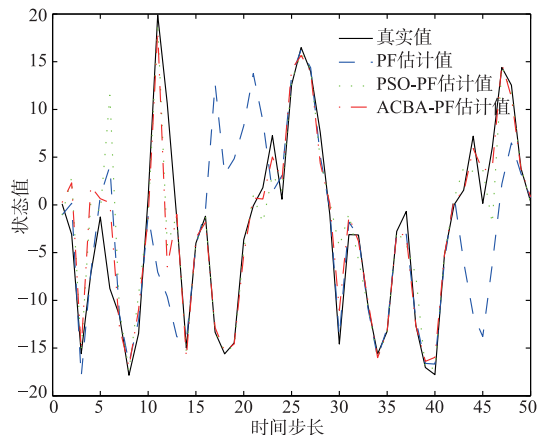


图1 滤波状态估计

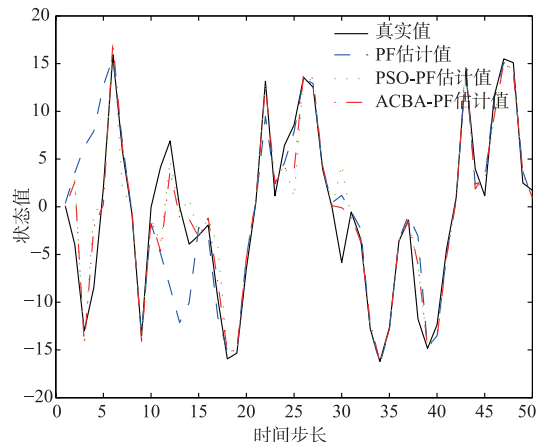


图3 滤波状态估计

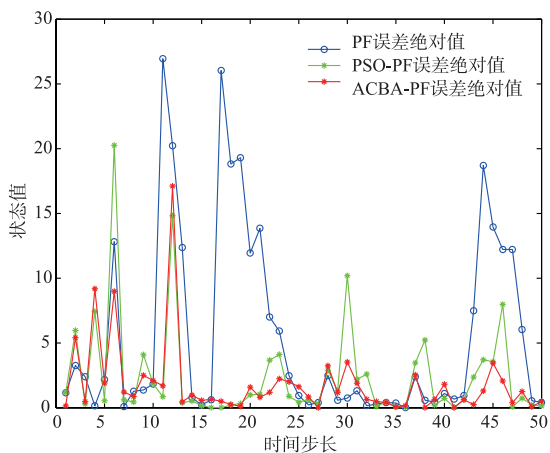


图2 滤波误差绝对值

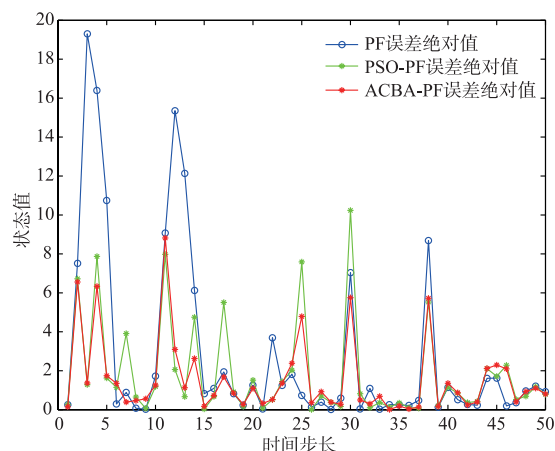


图4 滤波误差绝对值

粒子滤波具有更高的状态值预测精度,这是由于 ACBA-PF 在 PF 的基础上,模拟蝙蝠个体及群体搜寻猎物的过程,与 PSO-PF 相比,ACBA-PF 可以对全局寻优能力和局部寻优能力进行自适应精确控制,从而使粒子在状态空间的分布更加合理化,进一步提高了粒子滤波的精度.从表 1 可以看出,ACBA-PF 在粒子数仅为 20 时,其运算精度就已高于 PF 在粒子数为 100 时的精度,且运算时间较也有所减小.说明了 ACBA-PF 可以用更少的粒子数达到所需的精度,且可以提高滤波精度与运算速度的综合性价比.

此外从表 1 看出,在粒子数为 20 和 50 时,ACBA-PF 相对于 PSO-PF 的精度有较明显的提高,但是在粒子数为 100 的时候,ACBA-PF 精度的提高并不是很明显.这是由于当粒子数很少的时候,每个粒子平均权重较大,因此每个粒子的质量都对预测结果影响较大.此时 ACBA-PF 对全局寻优能力和局部寻优能力精细控制的优势得以体现;而粒子数较多的时候,每个粒子质量的平均重要性有所下降,因此 ACBA-PF 的自适应搜索机制的优势表现得并不明显.这也说明了 ACBA-PF 在非常适用于粒子数较少时候的高精度快速预测,例如雷达、红外目标跟踪等.

表 1 实验结果对比

参数	RMSE			运算时间 /s		
	PF	PSO-PF	ACBA-PF	PF	PSO-PF	ACBA-PF
$N=20, Q=1$	6.5306	4.6842	4.2062	0.0955	0.1267	0.1270
$N=50, Q=1$	5.6218	4.2437	3.8751	0.1173	0.1575	0.1581
$N=100, Q=1$	4.7264	4.0952	3.7337	0.1307	0.1812	0.1823
$N=20, Q=10$	7.9042	5.4281	4.9334	0.1025	0.1291	0.1297
$N=50, Q=10$	6.2810	5.0185	4.6201	0.1213	0.1615	0.1624
$N=100, Q=10$	5.3531	4.5809	4.1986	0.1359	0.1864	0.1871

5.1.2 粒子多样性测试

为了测试 ACBA-PF 滤波估计时的样本多样性,取 PF 和 ACBA-PF 在 $k=10$ 、 $k=25$ 、 $k=95$ 时刻的粒子分布情况,如图 5~图 7 所示。

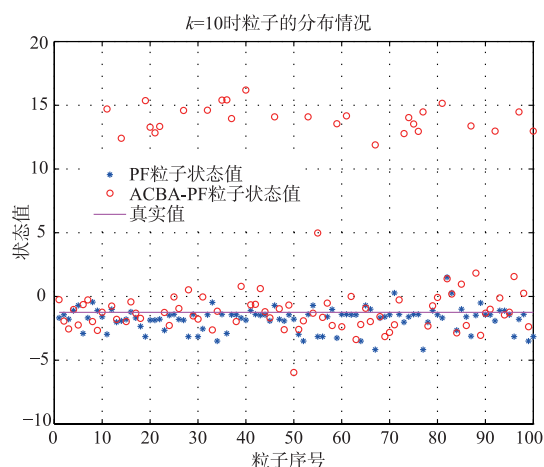


图5 $k=10$ 时粒子状态分布情况

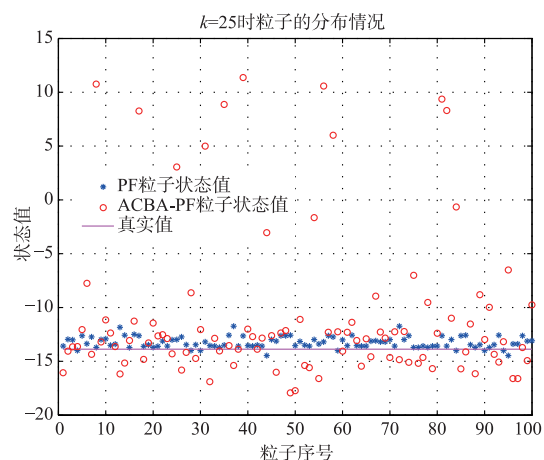


图6 $k=25$ 时粒子状态分布情况

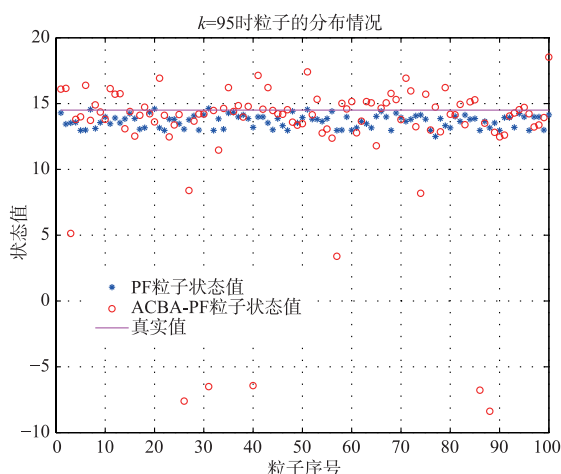


图7 $k=95$ 时粒子状态分布情况

从图 5~图 7 可以看出, ACBA-PF 避免了传统重采样对粒子的舍弃,粒子集在整体向高似然真实区域移动的同时,在低似然区域也合理地保留了部分粒子,这与粒子滤波提出时的初衷相一致,有利于发挥粒子滤波的最佳效率。

5.2 机动目标跟踪性能测试

5.2.1 机动目标跟踪模型

假设目标在三维空间内运动,雷达在 (x_0, y_0, z_0) 位置对目标进行跟踪扫描,利用粒子滤波对目标的状态进行预测,设目标状态矢量为 $\mathbf{X}(t)$ 、 $\mathbf{Y}(t)$ 、 $\mathbf{Z}(t)$,状态矢量由各自方向的位置、速度和加速度组成: $\mathbf{X}(t) = [x(t), \dot{x}(t), \ddot{x}(t)]$, $\mathbf{Y}(t) = [y(t), \dot{y}(t), \ddot{y}(t)]$, $\mathbf{Z}(t) = [z(t), \dot{z}(t), \ddot{z}(t)]$. 本研究分别利用粒子滤波、粒子群优化粒子滤波以及自控蝙蝠优化粒子滤波对目标进行跟踪。

假定传感器的采样间隔 $T=1\text{s}$,机动目标运动过程历时 500s,采样时刻 $M=500$. 初始状态 $\mathbf{X}(0) = [20000, 100, 0]'$, $\mathbf{Y}(0) = [20000, -150, 0]'$, $\mathbf{Z}(0) = [15000, 0, 0]'$,目标发生机动时刻及加速度大小如表 2 所示。

表 2 目标机动参数

机动时刻 (s)	加速度方向 (m/s^2)		
	x	y	z
0	0	0	0
101	0	0.9	0.3
201	0.9	0	0
301	-0.2	-0.5	0
351	-0.2	-0.6	-0.5
451	0	0	0

构造交互多模型的三个子模型:模型 1 为匀速直线运动模型(CV 模型)、模型 2 为匀加速直线运动模型(CA 模型)、模型 3 为 singer 模型,即:

$$\Phi_1(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\Phi_2(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\Phi_3(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & (\alpha T + e^{-\alpha T} - 1)/\alpha^2 \\ 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (22)$$

模型 3 中机动频率 $\alpha = 1/60$,最大加速度 $a_{\max} = 1\text{m/s}^2$,最大加速发生概率 $P_{\max} = 0.9$,非机动概率 $P_0 = 0.1$. 三种运动模型的先验概率为 $u_1(0) = 0.8$, $u_2(0) = 0.1$, $u_3(0) = 0.1$,马尔科夫转移概率矩阵为:

$$\boldsymbol{\Pi} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 \end{bmatrix}$$

(23)

均方根误差公式为

$$\text{RMSE} = \left[\frac{1}{M} \sum_{t=1}^M (x_t - \hat{x}_t)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

(24)

5.2.2 目标跟踪测试

设置各子模型粒子数 $N = 20$ 时,量测噪声方差 $Q = 60$,目标跟踪仿真结果如图 8 ~ 图 11 所示. 调整 Q ,实验结果如表 3 所示.

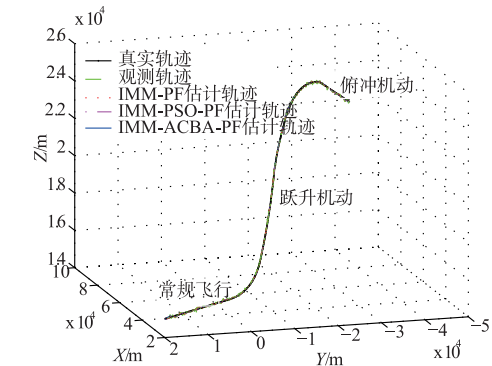


图8 目标跟踪轨迹

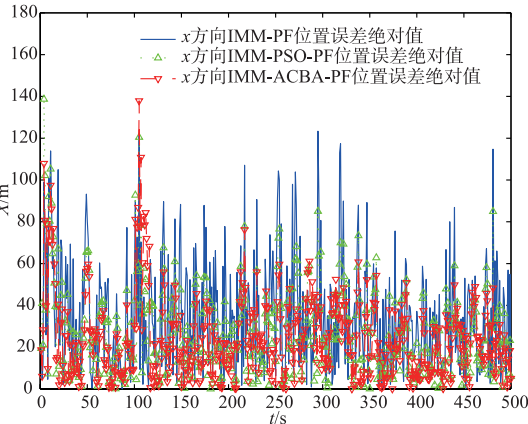


图9 X方向上的跟踪误差

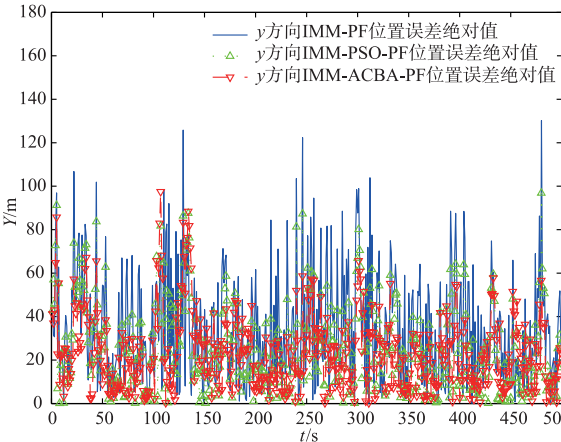


图10 Y方向上的跟踪误差

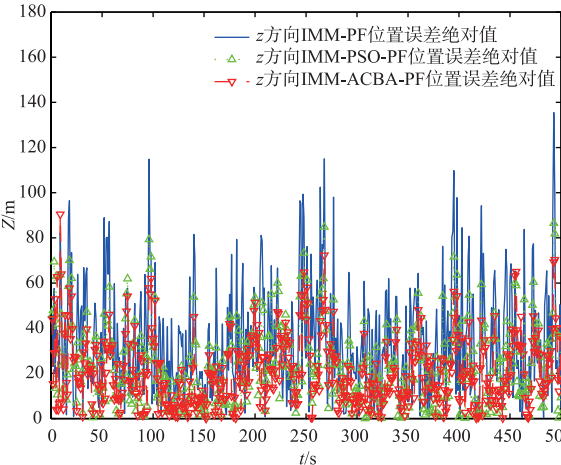


图11 Z方向上的跟踪误差

从图 8 ~ 图 11 和表 3 可以看出, IMM-ACBA-PF 的跟踪精度明显高于 IMM-PF 和 IMM-PSO-PF,这是由于 IMM-ACBA-PF 在蝙蝠算法优化的基础上,通过闭环自适应控制,合理兼顾了全局寻优能力和局部寻优能力,使粒子用更合理的方式向高似然区域运动,提高了滤波精度. 因此,IMM-ACBA-PF 的高精度特性可以使其在高频段精密跟踪雷达中具有很好的应用前景.

表 3 目标跟踪实验结果对比

参数		RMSE/m			运算时间/s		
		IMM-PF	IMM-PSOPF	IMM-ACBA-PF	IMM-PF	IMM-PSOPF	IMM-ACBA-PF
$Q = 40$	X	25.908	22.9010	21.555	19.4097	23.1062	22.6675
	Y	28.1384	23.4659	21.1725			
	Z	27.5366	22.2927	20.0778			
$Q = 60$	X	42.9793	33.5402	31.4463	19.9155	23.0863	22.7276
	Y	42.3393	32.1312	26.8949			
	Z	41.4247	29.3075	23.2974			
$Q = 100$	X	81.0513	57.4104	50.6204	20.1031	23.1159	23.3641
	Y	73.1136	48.2965	43.5738			
	Z	79.5755	48.2226	42.0825			

在跟踪速度方面, IMM-PSO-PF 的运算速度和 IMM-ACBA-PF 相差不大, 虽然 IMM-ACBA-PF 的运算时间大约比 IMM-PF 多 16%, 但是其在 $Q = 40$ 、 $Q = 60$ 和 $Q = 100$ 时的平均精度分别提高约 21%、36% 和 42%, 因此可以认为 ACBA-PF 这种非等价的速度换精度的改进策略是可行的, 且具有很高的综合性价比。

6 结论

针对高频段精密跟踪雷达对精度的高要求以及粒子滤波存在粒子贫乏、稳定性不高的问题, 本文将蝙蝠优化算法引入粒子滤波, 并提出了闭环自适应控制策略, 通过调整控制参数, 精确控制全局寻优能力和局部寻优能力的平衡, 可以显著提高粒子滤波的精度。实验结果证明, 改进算法提高了在强噪声干扰情况的机动目标的跟踪精度。

参考文献

- [1] HOSSEIN T N, AKIHIRO T, SEIICHI M. On-road multivehicle tracking using deformable object model and particle filter with improved likelihood estimation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 748 - 758.
- [2] LI H W, WANG J. Particle filter for manoeuvring target tracking via passive radar measurements with glint noise [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2012, 6(3): 180 - 189.
- [3] 王伟, 余玉揆, 郝燕玲. 一种新型混合并行粒子滤波频率估计方法 [J]. 电子学报, 2016, 44(3): 740 - 746.
WANG Wei, YU Yu-kui, HAO Yan-ling. A novel parallel particle filter for frequency estimation [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3): 740 - 746. (in Chinese)
- [4] 叶有时, 刘淑芬, 孙强, 等. 改进粒子滤波算法在深空红外小目标跟踪中的应用 [J]. 电子学报, 2015, 43(8): 1506 - 1512.
YE You-shi, LIU Shu-fen, SUN Qiang, et al. Application of improved particle filter algorithm in deep space infrared small target tracking [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(8): 1506 - 1512. (in Chinese)
- [5] DU M, NAN X M, GUAN L. Monocular human motion tracking by using DE-MC particle filter [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 3852 - 3865.
- [6] 蒋蔚, 伊国兴, 曾庆双. 多普勒辅助测量 IMM-PF 机动目标跟踪 [J]. 宇航学报, 2011, 32(2): 343 - 348.
JIANG Wei, YI Guo-xing, ZENG Qing-shuang. Maneuvering target tracking using IMM-PF with Doppler-aided measurement [J]. Journal of Astrophysics, 2011, 32(2): 343 - 348. (in Chinese)
- [7] FOO P H, NG G W. Combining the interacting multiple model method with particle filters for maneuvering target tracking [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2011, 5(3): 234 - 255.
- [8] 王晓, 韩崇昭. 基于混合采样的多模型机动目标跟踪算法 [J]. 自动化学报, 2013, 39(7): 1152 - 1156.
WANG Xiao, HAN Chong-Zhao. A multiple model particle filter for maneuvering target tracking based on composite sampling [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 1152 - 1156. (in Chinese)
- [9] CHEN Z M, QU Y X, LIU B, et al. Improved multiple model target tracking algorithm based on particle filter [J]. Proceedings of IMechE Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2016, 230(4): 747 - 759.
- [10] 张琪, 胡昌华, 乔玉坤. 基于权值选择的粒子滤波算法研究 [J]. 控制与决策, 2008, 23(1): 117 - 120.
ZHANG Qi, HU Chang-hua, QIAO Yu-kun. Particle filter algorithm based on weight selected [J]. Control and Decision, 2008, 23(1): 117-120. (in Chinese)
- [11] 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.
- [12] PAWEL M S, ZS6FIA L, ROBERT B. Saturated particle filter: Almost sure convergence and improved resampling [J]. Automatica, 2013, 49: 147 - 159.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] XIAN W, LONG B, LI M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on the verhulst model, particle swarm optimization and particle filter [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 63(1): 2 - 17.
- [16] 邱雪娜, 刘士荣, 吕强. 基于信息共享机制的粒子滤波算法及其在视觉跟踪中的应用 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(12): 1724 - 1730.
QIU Xu-na, LIU Shi-rong, LÜ Qiang. Particle filter algorithm based on information-shared mechanism and its application to visual tracking [J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(12): 1724 - 1730. (in Chinese)
- [17] 陈志敏, 薄煜明, 吴盘龙, 等. 基于自适应粒子群优化的新型粒子滤波在目标跟踪中的应用 [J]. 控制与决策, 2013, 28(2): 193 - 200.
CHEN Zhi-min, BO Yu-ming, WU Pan-long, et al. Novel particle filter algorithm based on adaptive particle swarm optimization and its application to radar target tracking

- [J]. Control and Decision, 2013, 28(2): 193 – 200. (in Chinese)
- [18] YANG X S. A new bat-inspired algorithm [A]. Studies Computational Intelligence; Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO) [C]. Berlin Heidelberg; Springer, 2010, Vol284. 65 – 74.
- [19] LI L L, ZHOU Y Q. A novel complex-valued bat algorithm [J]. Neural Computing & Applications, 2014, 25(6): 1369 – 1381.
- [20] CHEN Y T, SHIEH C S, HORNG M F, et al. A guidable bat algorithm based on doppler effect to improve solving efficiency for optimization problems [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2014, 8871(1): 373 – 383.
- [21] RODRIGUES D, PEREIRA L A M, NAKAMURA R Y M, et al. A wrapper approach for feature selection based on bat algorithm and optimum-path forest [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(5): 2250 – 2258.
- [22] BACK T. Evolutionary Algorithms in Theory and Practice; Evolution Strategies, Evolutionary Programming, Genetic Algorithms [M]. Oxford: Oxford University Press, 1996.

作者简介



陈志敏 男. 1986 年 10 月出生, 江苏镇江人. 博士后, 副研究员. 分别于 2008 年和 2014 年获南京理工大学工学学士和工学博士学位. 2014 年进入中国卫星海上测控部工作并攻读博士后, 主要从事雷达及红外目标跟踪、多传感器信息融合及智能优化技术等方面的研究工作.
E-mail: chenzhimin@188.com



吴盘龙 男. 1978 年 2 月出生, 江苏南京人. 副研究员、博士生导师. 分别于 2003 年和 2006 年获西北工业大学工学硕士和工学博士学位. 2010 年进入南京理工大学自动化学院工作, 主要从事雷达目标跟踪、空间目标监视等方面的研究工作.