



基于似然分布调整的粒子群优化粒子滤波新方法

高国栋*, 林明, 许兰

(江苏科技大学 电子信息学院, 江苏 镇江 212003)

(*通信作者电子邮箱 ggdfic@163.com)

摘要:传统基于粒子群优化的粒子滤波(PF)算法(PSOPF)在移动粒子向高似然区域移动的过程中,由于破坏了预测分布,当似然函数具有多峰时,其在具有大计算量的同时滤波性能并没有明显提升。针对该问题,提出了基于似然分布调整的粒子群优化粒子滤波新方法(LA-PSOPF)。在保留预测分布的前提下,运用PSO算法调整似然分布,提高有效粒子数量,进而提高滤波性能;同时引入局部优化策略,缩减参与PSO优化的粒子群规模,从而减少运算量,达到滤波精度与速度的平衡。仿真结果表明,当量测误差较小,似然函数具有多峰值时,改进算法的滤波精度和稳定性都优于PF算法和PSOPF算法,同时运算时间少于PSOPF算法。

关键词:粒子滤波;粒子群优化;预测分布;似然函数;局部优化

中图分类号:TN391 **文献标志码:**A

New PSO particle filter method based on likelihood-adjustment

GAO Guodong*, LIN Ming, XU Lan

(College of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang Jiangsu 212003, China)

Abstract: Traditional Particle Filter (PF) algorithm based on Particle Swarm Optimization (PSOPF), which moves the moving particles to the high likelihood region, destroys the prediction distribution. When the likelihood function has many peaks, it has a large computation amount while filtering performance does not improved significantly. To solve this problem, a new PSOPF based on the Adjustment of the Likelihood (LA-PSOPF) was proposed. Under the premise of preserving the prediction distribution, the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm was used to adjust the likelihood distribution to increase the number of effective particles and improve the filtering performance. Meanwhile, a strategy of local optimization was introduced to scale down the swarm of PSO, reduce the amount of calculation and achieve the balance of accuracy and speed of estimation. The simulation results show that the proposed algorithm is better than PF and PSOPF when the measurement error is small and the likelihood function has many peaks, and the computing time is less than that of PSOPF.

Key words: Particle Filter (PF); Particle Swarm Optimization (PSO); prediction density; likelihood function; local optimization

0 引言

粒子滤波(Particle Filter, PF)算法是一种蒙特卡罗方法和递推贝叶斯估计相结合的新型估计算法,在处理非线性、非高斯系统的状态估计方面具有明显优势,能有效地克服扩展卡尔曼滤波等方法的局限性。由于常规的PF算法没有将最新测量值考虑到重要性密度函数中,容易出现粒子退化现象。减轻粒子退化现象的常用方法是采用重采样方法^[1]和选择合适的重要性密度函数。针对重要性密度函数的改进, Carmi等^[2]通过构造一个平稳分布为目标的马尔可夫链(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)来获得重要性采样样本,使样本更加多样化,但是为了保证算法的收敛性,必须进行较多次数的概率转移,计算量也随之增大。Pitt等^[3]提出辅助粒子滤波(Auxiliary Particle Filter, APF),通过引入一个辅助变量将最新量测值考虑进重要性密度函数。当似然函数呈尖峰并且粒子数量不多时,APF算法的滤波性能难以保证。李翠芸等^[4]将遗传算法引入到粒子滤波中,代替传统的重采样,提升了粒

子的多样性,但算法存在早熟现象。方正等^[5]将粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)与PF算法相结合,提出PSOPF算法,通过模拟寻优的过程不断更新粒子位置,驱动粒子向高似然区域运动,从而减轻了粒子退化的现象;然而该算法在PSO优化过程中容易导致粒子失去多样性,尤其是似然函数具有双峰甚至多峰时,该算法并不能保证绝大多数粒子向正确的似然峰值移动,其后果是较大的估计的误差甚至出现发散现象。陈志敏等^[6]利用辅助因子对粒子的邻域粒子数量进行自适应调整,控制粒子对邻域的影响,减轻局部最优现象,从而提高了估计精度;然而该文献在确保粒子邻域多样性的同时,并没有保留粒子的预测分布,并没有对似然多峰的情况进行说明和讨论。文献[7]和文献[8]针对常规PSOPF算法容易陷入局部最优、精度降低的问题,引入混沌搜索算法,提升了粒子突破局部极值的能力;然而这样的改进算法只是单纯针对PSO寻优过程,并没有考虑到粒子滤波作为一种数值统计滤波的特殊性,其仍然属于常规PSOPF算法的范畴。

收稿日期:2016-08-29;修回日期:2016-10-06。

作者简介:高国栋(1990—),男,江苏淮安人,硕士研究生,主要研究方向:信号与信息处理;林明(1960—),男,辽宁大连人,教授,主要研究方向:雷达信号处理、船舶电子;许兰(1992—),女,安徽安庆人,硕士研究生,主要研究方向:电磁计算、智能算法。



本文在分析常规 PSOPF 算法不足的基础上,提出一种基于似然分布调整的改进 PSOPF(Likelihood Adjustment PSOPF, LA-PSOPF)算法,在充分利用预测分布信息的基础上,把最新量测值融入到重要性密度函数中,通过 PSO 优化调整似然分布,增加预测分布和似然分布的重叠区,以有效提高滤波精度和稳定性;同时引入局部 PSO 算法策略,即仅对距离最大似然区域较远的粒子进行 PSO 优化,避免了对大权值粒子的重复运算,这样在保证精度的前提下,能有效减少运算量,增强算法的实时性。

1 常规 PSOPF 算法与分析

PSO 算法源于对鸟群捕食行为的研究,是一种群智能算法。PSO 算法的数学描述为:在一个 n 维的搜索空间中,由 m 个粒子组成的种群 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m)^T$,其中第 i 个粒子位置为 $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})^T$,其速度为 $\mathbf{v}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n})^T$,个体极值为 $\mathbf{p}_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,n})^T$,种群的全局极值为 $\mathbf{p}_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,n})^T$ 。然后按照式(1)和式(2)来更新粒子的速度和位置:

$$\mathbf{v}_{i,d}^{k+1} = \omega \cdot \mathbf{v}_{i,d}^k + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (\mathbf{p}_{i,d}^k - \mathbf{x}_{i,d}^k) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (\mathbf{g}_{i,d}^k - \mathbf{x}_{i,d}^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_{i,d}^{k+1} = \mathbf{x}_{i,d}^k + \mathbf{v}_{i,d}^{k+1} \quad (2)$$

其中: ω 称为惯性权重,决定粒子对当前速度继承的多少,控制算法的开发和探测能力; c_1 和 c_2 称为学习因子, c_1 调节粒子飞向个体当前最好位置的步长, c_2 调节粒子飞向群体当前最好位置的步长; $\text{rand}()$ 函数产生(0,1)的随机数。本文采用一种改进的 PSO 算法,即高斯粒子群优化(Gaussian PSO, GPSO)算法^[9],该方法利用高斯分布更新粒子的速度,具有更好的收敛性。此时的速度更新方程为:

$$\mathbf{v}_{i,d}^{k+1} = |\text{randn}()| \cdot (\mathbf{p}_{i,d}^k - \mathbf{x}_{i,d}^k) + |\text{randn}()| \cdot (\mathbf{g}_{i,d}^k - \mathbf{x}_{i,d}^k) \quad (3)$$

其中: $|\text{randn}()|$ 生成正的单位高斯分布随机数。

由此可以看出,PF 算法和 PSO 算法具有共通性,即都是利用粒子的群体行为来获得最优解。基于这一事实,将 PSO 算法和 PF 算法相融合是可行的,常规的 PSOPF 算法步骤如下:

步骤 1 初始化。从先验条件概率 $p(\mathbf{x}_0)$ 中采样 N 个粒子,并设定每个粒子的权值为 $1/N$,得到初始粒子集 $\{(\mathbf{x}_0^i, 1/N)\}_{i=1}^N$ 。

步骤 2 在时刻 k ,从重要性密度函数采样 N 个粒子: $\{\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)\}_{i=1}^N$,这里用转移概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ 来近似重要性密度函数,得到粒子集: $\{\mathbf{x}_{k,0}^i\}_{i=1}^N$ 。

步骤 3 取得最新量测值 \mathbf{z}_k ,定义粒子的适应度函数:

$$\text{Fitness}(\mathbf{x}_k^i) = \exp\left[-\frac{1}{2R_k}(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{ik|k-1})^2\right] \quad (4)$$

其中: $\hat{\mathbf{z}}_{ik|k-1}$ 是预测量测值, R_k 是量测噪声方差。适应度函数值实则为粒子的权值。依次计算每个粒子的适应度值,然后根据式(1)和(2)更新粒子的位置。

1) 对每个粒子,将其适应度值与所经历过的最好位置 \mathbf{p}_i 的适应度值进行比较,如果适应度值大,将新的位置作为个体当前的最好位置。

2) 对每个粒子,将其适应度值与群体所经历的最好的位置 \mathbf{p}_g 适应度值进行比较,如果适应度值大,将新的位置作为

全局当前的最好位置。

3) 当达到某一结束条件时,结束 PSO 优化。最终得到带权重的粒子集: $\{(\mathbf{x}_{k,m}^i, w_{k,m}^i)\}_{i=1}^N$, m 代表 PSO 的迭代次数。

步骤 4 权重归一化:

$$w_{k,m}^{i*} = w_{k,m}^i / \sum_{i=1}^N w_{k,m}^i \quad (5)$$

步骤 5 根据式(6)计算有效粒子数,并和阈值 N_{th} 进行比较,如果 $N_{eff} < N_{th}$,则进行重采样,将原来的带权值样本映射为等权值样本 $\{(\mathbf{x}_k^i, w_k^{i**})\}_{i=1}^N$,这里的 $w_k^{i**} = 1/N$ 。

$$N_{eff} \approx 1 / \sum_{i=1}^N (w_k^{i*})^2 \quad (6)$$

步骤 6 状态估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^{i**} \mathbf{x}_k^i \quad (7)$$

步骤 3 的第 3) 步一般把达到预定的迭代次数作为 PSO 优化的终止条件。本文算法也采取该种终止条件。

当量测噪声方差很小,似然函数具有单峰且呈尖峰状态时,此时绝大多数的粒子对估计后验概率贡献很微弱,用 PSO 算法驱动这些无效粒子向高似然区域移动,提高了每个粒子的作用效果。尤其是当粒子数量较少时,常规 PSOPF 有较好的滤波效果。总的来说,常规 PSOPF 算法首先通过状态转移方程预测粒子分布,在此基础上,再运用 PSO 算法结合最新量测值更新粒子的位置和权重,最后得出估计值。其主要过程如图 1 所示。

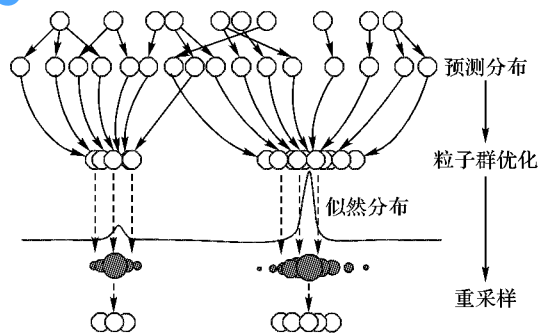


图 1 PSOPF 算法过程

Fig. 1 PSOPF algorithm process

然而 PSOPF 算法虽然考虑了最新量测值,但在粒子的寻优移动过程中其预测分布信息丢失,重要性密度函数与真实的后验概率密度函数的偏差仍然较大,所以单纯地通过优化手段将粒子向高似然区域移动并不能很好地提高滤波性能,当似然函数具有双峰甚至多峰时,滤波精度急剧下降甚至出现发散。

2 LA-PSOPF 算法

针对常规 PSOPF 算法的不足,本文提出 LA-PSOPF 算法,保留预测分布信息 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$,通过 PSO 过程优化粒子的权值,进而达到调整似然分布的目的。LA-PSOPF 算法步骤如下:

步骤 1 初始化。同常规 PSOPF 算法步骤 1。

步骤 2 在时刻 k ,从转移概率密度函数中独立采样 N 个粒子: $\{\mathbf{x}_k^i \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)\}_{i=1}^N$,得到预测分布粒子集: $\{\mathbf{x}_{k,0}^i\}_{i=1}^N$ 。



步骤 3 PSO 优化过程开始。

1) 同常规 PSOPF 算法,依次计算每个粒子的适应度值,得到带权值粒子集 $\{(\mathbf{x}_{k,0}^i, w_{k,0}^i)\}_{i=1}^N$ 。

2) 在粒子集中找出权值小于 $T_{\text{threshold}}$ 的粒子,得到原粒子集的子集 $\{(\mathbf{x}_{k,0}^i, w_{k,0}^i) \mid w_{k,0}^i < T_{\text{threshold}}\}_{j=1}^Z, 0 < Z \leq N$, 则补集为 $\{(\mathbf{x}_{k,0}^h, w_{k,0}^h)\}_{h=1}^{N-Z}$ 。

3) 运用 PSO 算法驱动每个粒子向高似然区域移动。经过 m 次迭代,得到子集中粒子的最终适应度值为 $\{w_{k,m}^j\}_{j=1}^Z$, 进而得到全体带权值粒子集: $\{(\mathbf{x}_{k,0}^i, w_{k,m}^i)\}_{i=1}^Z \cup \{(\mathbf{x}_{k,0}^h, w_{k,0}^h)\}_{h=1}^{N-Z} = \{(\mathbf{x}_{k,0}^i, w_{k,0}^i)\}_{i=1}^N$ 。

步骤 4 按照式(5),归一化权值。

步骤 5 同常规 PSOPF 算法,进行重采样,得到等权值样本 $\{(\mathbf{x}_k^i, w_k^{i**})\}_{i=1}^N$, 其中 $w_k^{i**} = 1/N$ 。

步骤 6 同常规 PSOPF 算法,根据式(7) 得到估计状态。

从以上步骤可以看出,LA-PSOPF 算法仅对粒子的权值进行优化,使多数粒子的权值向最大似然区域靠近,从而提高有效粒子的数量。根据标准 PF 算法^[10] 的推导过程,预测分布和似然函数共同决定着粒子的权重;反过来,当预测分布固定时,粒子的权重分布反映出似然分布情况,所以改变粒子的权重分布,实则是调整似然分布。另外当 $T_{\text{threshold}}$ 过大时,用于 PSO 优化过程的粒子变多,虽然提高了精度但运算量比较大;当 $T_{\text{threshold}}$ 过小时,运算量降低而精度难以保证。为了获得精度与运算量的平衡,本文假定 $T_{\text{threshold}}$ 为粒子数量的函数:

$$T_{\text{threshold}} = f(N) \tag{8}$$

$f(\cdot)$ 的具体形式与系统的动态空间模型有关。当 N 较小时,通过增大 $T_{\text{threshold}}$ 的值,使更多粒子参与 PSO 过程,可以提高精度;当 N 较大时,在达到精度要求的基础上,可适当减小 $T_{\text{threshold}}$ 值,减少运算量。

LA-PSOPF 算法过程如图 2 所示。

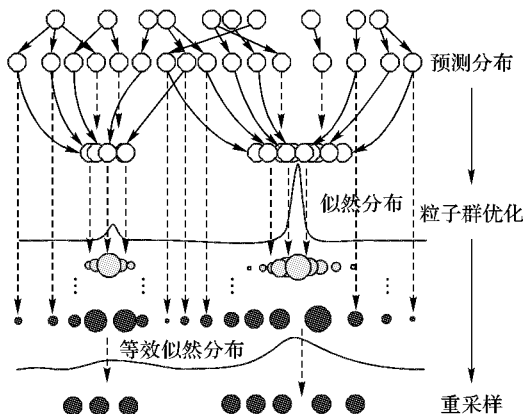


图 2 LA-PSOPF 算法过程

Fig. 2 LA-PSOPF algorithm process

图 2 说明 LA-PSOPF 算法实则是调整了似然分布,使得原本的似然分布变得平缓一些,尤其是在量测噪声的方差很小,似然函数具有多个尖峰时,其作用效果更加明显;另一方面,LA-PSOPF 算法在保证滤波收敛性的同时确保了粒子的多样性,避免了由于粒子匮乏而出现的发散现象。

3 仿真实验及性能分析

实验用计算机配置:处理器为 Intel Core i7 3612QM, 主

频为 2.1 GHz,内存为 4 GB,操作系统为 Windows 7。实验中采用了文献[11]和[12]中的两种典型的非线性系统模型——非线性非高斯模型和单变量非静态增长模型(Univariate Nonstationary Growth Model, UNGM),其中非线性非高斯模型似然函数具有单峰特性,UNGM 似然函数具有双峰特性;以及文献[13]中的二维纯方位目标跟踪(Two-Dimensional Bearing-Only Tracking, 2D-BOT)模型。对 PF、PSOPF 和 LA-PSOPF 算法进行仿真,分别从估计精度、估计稳定性和计算时间三个方面对这三种算法进行比较。

3.1 非线性非高斯模型的仿真

该非线性非高斯模型的动态空间方程如下:

$$\begin{cases} x_t = 1 + \sin(\omega\pi t) + 0.5x_{t-1} + u_t \\ y_t = \begin{cases} 0.2x_t^2 + v_t, & t \leq 30 \\ 0.5x_t - 2 + v_t, & t > 30 \end{cases} \end{cases} \tag{9}$$

其中: u_t 为服从 Gamma 分布 $\Gamma(k, \theta)$ 的随机噪声,形状参数 $k = 3$, 尺度参数 $\theta = 0.5$; v_t 是均值为零方差为 σ_v^2 的高斯白噪声。由过程方程可知,当初始值取正数时,量测方程具有单峰,所以本文取 $x_0 = 1$; 仿真步数为 50。分别在粒子数量为 100 和 500, σ_v^2 为 0.001 和 0.0001 条件下进行四组 1 000 次蒙特卡罗仿真,对于该模型,本文采用式(10) 确定 $T_{\text{threshold}}$ 值:

$$T_{\text{threshold}} = -0.35 * \lg(N/50) + 0.9 \tag{10}$$

最终得到表 1 的误差统计表和表 2 的平均单次滤波时间,表中均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE) 及其方差计算公式为:

$$RMSE(\hat{x}) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2} \tag{11}$$

$$Var(RMSE) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \{RMSE_i(\hat{x}) - \text{mean}[RMSE(\hat{x})]\}^2 \tag{12}$$

其中: M 为蒙特卡罗仿真次数。图 3 是在粒子数量为 100, 量测噪声方差分别为 0.001 和 0.0001 时的 RMSE 曲线。

表 1 三种算法在非线性非高斯模型下仿真结果数据比较

Tab. 1 Comparison of simulation results of three algorithms under non-linear non-Gaussian model

量测噪声方差 σ_v^2	算法	粒子数 = 100		粒子数 = 500	
		RMSE	Var(RMSE)	RMSE	Var(RMSE)
0.001	PF	0.231 746	0.055 162	0.092 383	0.023 241
	PSOPF	0.219 948	0.055 555	0.087 110	0.024 474
	LA-PSOPF	0.220 625	0.054 123	0.086 350	0.021 920
0.0001	PF	0.369 051	0.063 946	0.145 417	0.050 701
	PSOPF	0.345 990	0.064 775	0.122 323	0.046 161
	LA-PSOPF	0.347 789	0.060 738	0.122 856	0.041 162

表 2 非线性非高斯模型下不同粒子数量时三种算法平均单次滤波时间比较

Tab. 2 Comparison of three algorithms with different number of particles on average single filter time under non-linear non-Gaussian model

算法	不同粒子数量下运行时间/ms	
	粒子数 = 100	粒子数 = 500
PF	0.374 597	2.946 170
PSOPF	3.699 330	19.660 500
LA-PSOPF	3.653 340	19.021 800

由表 1 可以看出,三种算法在非高斯条件下,对非线性模



型具有比较高的估计精度,体现了 PF 算法的优势。其中 PSOPF 算法和 LA-PSOPF 算法估计精度相近,都略低于 PF 算法。然而在粒子数量较少的情况下,尤其是量测噪声更小时, LA-PSOPF 算法的精度稍低于 PSOPF 算法,这是由于该模型的预测分布仅包含单峰信息,运用 PSO 算法同时改变粒子的位置和权重,驱动其向高似然区域移动是合理而有效的。验证了以上对 PSOPF 算法分析的结论。从表 2 可以看出, LA-PSOPF 算法的滤波单次滤波时间低于 PSOPF 算法,当粒子数量增多时更明显。从图 3 可以看出, LA-PSOPF 算法在该模型下的估计误差比 PSOPF 算法稍差一些,且在图 3 (b) 中更加明显,更加直观地显示出了 LA-PSOPF 算法在单峰似然函数模型下的局限性。

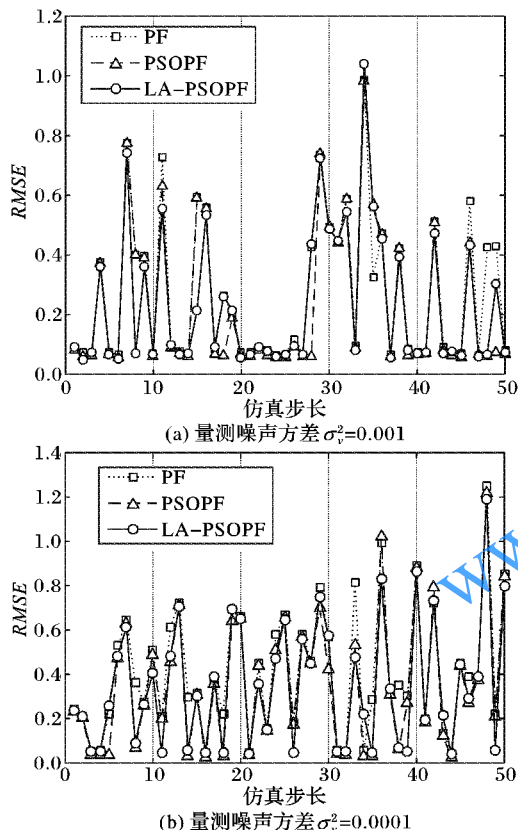


图 3 在非线性非高斯模型下三种算法的均方根误差

Fig. 3 RMSE of three algorithms under non-linear non-Gaussian model

3.2 UNGM 的仿真

UNGm 模型具有强非线性,其状态空间方程为:

$$\begin{cases} x_t = 0.5x_{t-1} + \frac{25x_{t-1}}{1+x_{t-1}^2} + 0.8 \cos(1.2(t-1)) + u_t \\ y_t = \frac{x_t^2}{20} + v_t \end{cases} \quad (13)$$

其中: u_t 和 v_t 为相互独立的高斯白噪声 ($t = 1, 2, \dots, T$), 且 $u_t \sim N(0, \sigma_u^2)$, $v_t \sim N(0, \sigma_v^2)$; 初始状态为 $x_0 \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ 。本文设定 $\mu_0 = 1, \sigma_0^2 = 1$ 。单次仿真时间 $T = 100$ 。在粒子数量 N 、过程噪声方差 σ_u^2 和量测方差 σ_v^2 不同的情况下,比较以上三种算法估计的均方误差 (RMSE) 及其方差和单次滤波的平均时间,蒙特卡罗仿真次数为 1000。对于该模型,本文采用式 (14) 确定 $T_{\text{threshold}}$ 值:

$$T_{\text{threshold}} = -0.3 * \lg(N/50) + 0.7 \quad (14)$$

仿真结果如图 4 和表 3 ~ 4 所示,其中相对误差是指相对于 PF 算法的误差相对值,等于其他两种算法的均方误差值与 PF 算法的均方误差值的比值。图 4 是粒子数量为 200,在噪声方差为 10,量测方差分别为 0.1 和 0.01 时,三种算法的均方根误差曲线。

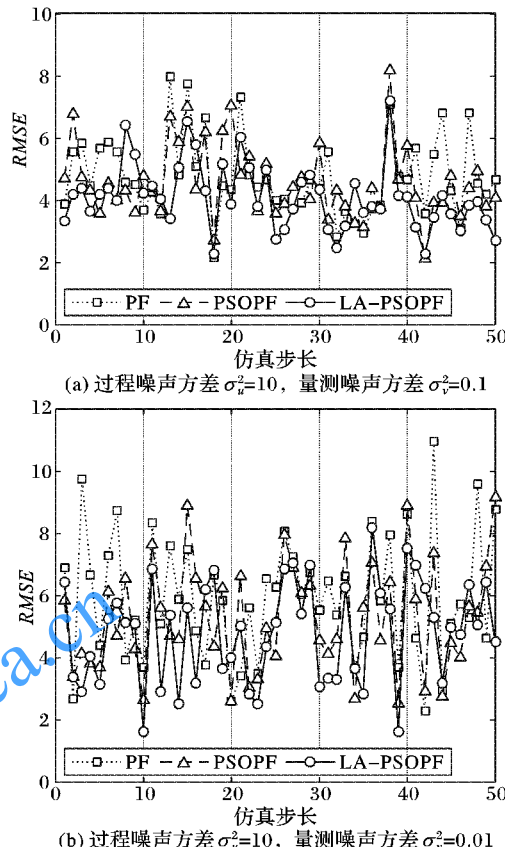


图 4 UNGM 下三种算法的均方根误差

Fig. 4 RMSE of three algorithms under UNGM

表 3 是在不同的噪声方差和不同的粒子数量条件下,三种算法用 UNGM 仿真的数据比较。从表 3 可看出,三种算法的估计误差和估计误差方差都随着粒子数量的增加而减小,这符合 PF 算法的一般规律。通过比较相对误差可得,对于 PSOPF 算法和 LA-PSOPF 算法,粒子数量越少,其估计的精度相对于 PF 算法越好,这是由于 PSO 算法优化了粒子的位置,增强了每个粒子的作用效果。进一步比较可以看出,当量测噪声方差相对于过程噪声方差更小时, LA-PSOPF 算法相对于 PF 和 LA-PSOPF 算法的估计精度越高,稳定性也越好,因预测分布包含了双峰信息被保留,似然分布被调整而变得“平缓”,增加了与预测分布的重叠区,提高了粒子的利用率,这验证了算法分析的结论,同时,从图 4 分析也能得到一致的结论。对于 PSOPF 算法,当粒子数量为 200 时,随着过程噪声减小,其滤波性能相对于另外两种算法急剧下降,因为 PSOPF 算法舍弃了预测分布的信息,而过程噪声越小预测分布信息的置信度越高。 LA-PSOPF 算法集中了另外两种算法的优点,因此具有较好的估计性能。

表 4 是三种算法在粒子数量分别为 50、200 和 500 时平均单次滤波时间的比较。从表 4 可看出, LA-PSOPF 算法滤波时间少于 PSOPF 算法,且都多于 PF 算法,这也是 PSO 与 PF 算法相结合的最大缺点。结合表 3 和表 4 可知,当粒子数量



为 500,且量测噪声方差相对较大时,PSOPF 与 LA-PSOPF 的相对误差接近于 1,失去了优势。当量测噪声方差相对较小

时,LA-PSOPF 算法的估计精度和稳定性都优于其他两种算法,相对于 PSOPF,其在时间上的优势变得明显。

表 3 三种算法的 UNGM 仿真结果数据比较

Tab. 3 Comparison of simulation results of three algorithms under UNGM

参数	算法	粒子数 = 50			粒子数 = 200			粒子数 = 500		
		RMSE	Var(RMSE)	相对误差/%	RMSE	Var(RMSE)	相对误差/%	RMSE	Var(RMSE)	相对误差/%
$\sigma_u^2 = 1$ $\sigma_v^2 = 0.1$	PF	4.750 12	4.605 02	100.00	3.070 92	1.641 62	100.00	2.766 94	1.186 46	100.00
	PSOPF	4.743 85	4.563 71	99.86	3.088 49	2.127 23	100.57	2.918 06	1.288 41	105.46
	LA-PSOPF	4.620 63	4.550 22	97.27	3.010 69	1.849 71	98.04	2.801 37	1.172 07	101.24
$\sigma_u^2 = 1$ $\sigma_v^2 = 0.01$	PF	5.384 49	7.041 75	100.00	3.406 20	3.102 75	100.00	2.749 43	1.662 70	100.00
	PSOPF	5.329 01	6.666 94	98.97	3.401 22	3.181 54	99.85	2.748 31	2.237 82	99.96
	LA-PSOPF	5.193 16	5.782 78	96.47	3.346 59	3.061 84	98.24	2.730 62	1.958 27	99.32
$\sigma_u^2 = 10$ $\sigma_v^2 = 0.1$	PF	6.774 59	4.984 14	100.00	4.999 01	2.689 61	100.00	4.476 09	1.789 01	100.00
	PSOPF	6.566 82	4.700 64	96.93	4.975 27	2.843 52	99.53	4.554 26	2.152 52	101.75
	LA-PSOPF	6.386 72	4.684 81	94.27	4.897 37	2.642 32	97.97	4.391 68	1.780 04	98.11
$\sigma_u^2 = 10$ $\sigma_v^2 = 0.01$	PF	7.900 01	4.973 22	100.00	5.862 92	3.772 61	100.00	4.859 32	2.491 70	100.00
	PSOPF	7.409 09	4.535 21	93.79	5.548 66	3.385 70	94.64	4.716 89	2.399 32	97.07
	LA-PSOPF	7.290 16	4.353 96	92.28	5.451 47	3.240 93	92.98	4.675 74	2.379 72	96.22

表 4 UNGM 下不同粒子数量的三种算法平均单次滤波时间比较

Tab. 4 Comparison of three algorithms with different number of particles on average single filter time under UNGM

算法	不同粒子数量下运行时间/ms		
	粒子数 = 50	粒子数 = 200	粒子数 = 500
PF	0.189 369	0.790 597	3.055 200
PSOPF	2.290 270	8.970 870	24.184 600
LA-PSOPF	1.571 310	5.112 390	11.544 200

3.3 2D-BOT 模型的仿真

2D-BOT 模型用于被动跟踪系统中,由于其隐蔽性好、抗干扰性强,历来是研究的热点和难点。该模型仅通过方位角度来对目标进行跟踪,式(15)是其在直角坐标系下的状态转移方程和观测方程:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = \Phi \mathbf{x}(k-1) + \Gamma \mathbf{w}(k-1) \\ z(k) = \arctan \frac{y_p(k) - y_z}{x_p(k) - x_z} + v(k) \end{cases} \quad (15)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0.5dt^2 & 0 \\ dt & 0 \\ 0 & 0.5dt^2 \\ 0 & dt \end{bmatrix}$$

其中:Φ 为状态转移矩阵;Γ 为系统噪声驱动矩阵。令系统噪声 $\mathbf{w}(k) = [w_x(k), w_y(k)]^T$ 为零均值高斯白噪声,方差为 σ_w^2 ;量测噪声 $v(k)$ 也是均值为零的高斯白噪声,方差为 σ_v^2 ,因此该模型的似然函数具有多峰特性。设采样时间间隔 $dt = 1$,目标的初始状态 $\mathbf{x}(0) = [0.5, 0.3, 0.5, 0.3]^T$ 。设单次仿真

步数为 50,进行两组 100 次独立仿真。在粒子数量为 100, $\sigma_v^2 = 0.0003$ 的条件下改变 σ_v^2 ,得到的仿真结果如表 5 所示。

从表 5 可以看出,当粒子数为 100 时,LA-PSOPF 算法在跟踪精度和跟踪的稳定性方面都优于 PF 和 PSOPF 算法。在运算时间方面优于 PSOPF 算法。图 5 是其中一次目标跟踪结果,图中 LA-PSOPF 算法较好地实现了目标跟踪。

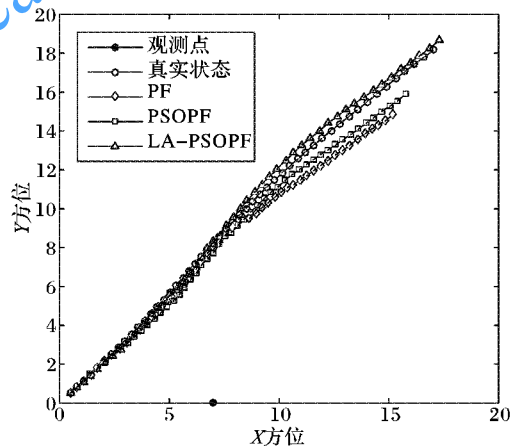


图 5 三种算法的跟踪效果

Fig. 5 Tracking results of three algorithms

综合上述仿真实验可知,在系统似然函数具有双峰或者多峰特性,且量测噪声方差相对较小时,LA-PSOPF 算法相对于 PF 和 PSOPF 算法具有较好的估计性能,运算时间介于两者之间。

表 5 在 2D-BOT 模型下三种算法跟踪性能比较

Tab. 5 Tracking performance comparison of three algorithms under 2D-BOT model

量测噪声方差 σ_v^2	算法	X 方向位置		X 方向速度		Y 方向位置		Y 方向速度		平均单次滤波时间/ms
		RMSE	Var(RMSE)	RMSE	Var(RMSE)	RMSE	Var(RMSE)	RMSE	Var(RMSE)	
0.0000090	PF	0.697 212	0.735 053	0.060 447	0.002 187	1.661 020	1.323 090	0.090 655	0.002 188	1.149 940
	PSOPF	0.619 323	0.835 930	0.061 775	0.000 710	1.511 600	0.975 286	0.086 068	0.001 833	1.547 860
	LA-PSOPF	0.628 424	0.508 049	0.052 503	0.000 903	1.450 910	0.984 169	0.081 036	0.001 514	1.434 750
0.0000009	PF	0.524 456	0.233 525	0.059 589	0.001 382	1.868 020	1.557 110	0.099 823	0.003 036	1.035 270
	PSOPF	0.553 163	0.297 599	0.062 726	0.001 927	1.471 520	1.083 810	0.084 969	0.001 950	1.432 560
	LA-PSOPF	0.493 621	0.132 240	0.060 663	0.000 911	1.411 690	0.956 701	0.081 075	0.002 076	1.391 710



4 结语

本文通过分析常规 PSOPF 算法存在的问题,提出一种基于似然分布调整的 LA-PSOPF 算法,在保留预测分布的基础上,运用 PSO 算法调整权重分布,达到调整似然分布的目的,增加了预测分布和似然分布的重叠区,提高了有效粒子的数量,进而提升了滤波性能;同时,本文采用局部 PSO 优化算法策略,缩减 PSO 种群规模,达到精度与运算量的平衡。非线性非高斯模型、UNGM 和 2D-BOT 模型的仿真结果表明了当量测误差较小,似然函数具有多峰值时,LA-PSOPF 算法的滤波精度和稳定性都优于 PF 算法和 PSOPF 算法,同时运算时间少于 PSOPF 算法;但是,本文算法目前仅对粒子数量较少,量测噪声方差相对于过程噪声方差很小的系统有较好的滤波效果,下一步主要工作就是对本文算法进行改进,增强其鲁棒性,同时进一步改进简化运算,提升其运算速度。

参考文献 (References)

- [1] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings F: Radar and Signal Processing, 1993, 140(2): 107 - 113.
- [2] CARMÍ A, SEPTIER F, GODSILL S J. The Gaussian mixture MCMC particle algorithm for dynamic cluster tracking [C]// Proceedings of the 2009 12th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 2454 - 2467.
- [3] PITT M K, SHEPHARD N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters [J]. Economics Papers, 1999, 94(446): 1042 - 1043.
- [4] 李翠芸, 姬红兵. 新遗传粒子滤波的红外弱小目标跟踪与检测 [J]. 西安电子科技大学学报, 2009, 36(4): 619 - 623. (LI C Y, JI H B. IR dim target tracking and detection based on new genetic particle filter [J]. Journal of Xidian University, 2009, 36(4): 619 - 623.)
- [5] 方正, 佟国峰, 徐心和. 粒子群优化粒子滤波方法 [J]. 控制与决策, 2007, 22(3): 273 - 277. (FANG Z, TONG G F, XU X H. Particle swarm optimized particle filter [J]. Control and Decision, 2007, 22(3): 273 - 277.)
- [6] 陈志敏, 薄煜明, 吴盘龙, 等. 一种新型自适应粒子群优化粒子滤波算法及应用 [J]. 应用科学学报, 2013, 31(3): 285 - 293. (CHEN Z M, BO Y M, WU P L, et al. Novel particle filtering based on adaptive particle swarm optimization and its application [J]. Journal of Applied Sciences, 2013, 31(3): 285 - 293.)
- [7] 李明, 逢博, 年福忠. 基于混沌的 PSO 粒子滤波算法 [J]. 计算机工程, 2012, 38(8): 134 - 136. (LI M, PANG B, NIAN F Z. Particle swarm optimization particle filtering algorithm based on chaotic [J]. Computer Engineering, 2012, 38(8): 134 - 136.)
- [8] 王尔申, 庞涛, 曲萍萍, 等. 基于混沌的改进粒子群优化粒子滤波算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(5): 885 - 890. (WANG E S, PANG T, QU P P, et al. Improved particle filter algorithm based on chaos particle swarm optimization [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(5): 885 - 890.)
- [9] KROHLING R A. Gaussian swarm: a novel particle swarm optimization algorithm [C]// Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 372 - 376.
- [10] 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. (WANG F S, LU M Y, ZHAO Q J, et al. Particle filter algorithm [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(8): 1679 - 1694.)
- [11] LI L Q, JI H B, LUO J H. The iterated extended Kalman particle filter [C]// Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on Communications and Information Technology. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 1213 - 1216.
- [12] 陈志敏, 薄煜明, 吴盘龙, 等. 基于新型粒子群优化粒子滤波的故障诊断方法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(2): 432 - 435. (CHEN Z M, BO Y M, WU P L, et al. Fault diagnoses based on new particle swarm optimization particle filter [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(2): 432 - 435.)
- [13] 吴将, 朱志宇. 基于改进 SIRF 的二维纯方位目标跟踪 [J]. 弹箭与制导学报, 2014, 34(3): 133 - 136. (WU J, ZHU Z Y. Two-dimensional bearings-target tracking based on improved SIRF [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2014, 34(3): 133 - 136.)

GAO Guodong, born in 1990, M. S. candidate. His research interests include signal and information processing.

LIN Ming, born in 1960, professor. His research interests include radar signal processing, shipping electronics.

XU Lan, born in 1992, M. S. candidate. Her research interests include electromagnetic calculation, intelligence algorithm.

(上接第 979 页)

- [9] CLARK J A, PRADHAN D K. Fault injection: a method for validating computer-system dependability [J]. Computer, 1995, 28(6): 47 - 56.
- [10] RADHAKRISHNAN C, JENKINS W K. Reliable transform domain adaptive filters designed with a hybrid combination of redundant hardware modules and algorithmic error detection and correction [C]// Proceedings of the 2011 IEEE 54th International Midwest Symposium on Circuits and Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1 - 4.
- [11] CHANG J, REIS G A, AUGUST D I. Automatic instruction-level software-only recovery [C]// DSN 2006: Proceedings of the International Conference on Dependable Systems and Networks. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 83 - 92.
- [12] BLOUGH D, SULLIVAN G, MASSON G. Intermittent fault diagnosis in multiprocessor systems [J]. IEEE Transactions on Computers, 1992, 41(11): 1430 - 1441.
- [13] MAVIS D, EATON P. Soft error rate mitigation techniques for modern microcircuits [C]// Proceedings of the 40th Annual Reliability Physics Symposium. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 216 - 225.
- [14] NICOLESCU B, SAVARIA Y, VELAZCO R. Software detection mechanisms providing full coverage against single bit-flip faults [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2004, 51(6): 3510 - 3518.

This work is partially supported by the National Science and Technology Support Program (2015BAG13B01).

SUN Zongqi, born in 1992, M. S. candidate. His research interests include trusted computing.

ZANG Haijuan, born in 1965, Ph. D., associate professor. Her research interests include network security, information security.

ZHANG Chunhua, born 1989, Ph. D. candidate. Her research interests include information security, privacy protection.

PAN Yong, born in 1963, Ph. D., associate professor. His research interests include information security, trusted computing.