

基于鸽群优化改进的粒子滤波算法*

韩 锬, 张 赫

(中南大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410075)

摘要: 针对粒子滤波算法重采样导致的样本贫化问题, 提出基于鸽群优化(PIO)思想改进的粒子滤波算法。将鸽群不断从较远位置飞向适应度值高的地方的归巢过程引入到粒子滤波中, 驱使粒子不断向高似然区域移动, 并将自适应交叉操作加入到鸽群优化过程当中, 保障样本多样性。通过非线性模型仿真实验表明, 所提算法相对于标准粒子滤波算法, 精度提高了45%, 稳定性提高了72%, 同时降低了状态估计所需的粒子数量。

关键词: 粒子滤波; 样本贫化; 鸽群优化算法; 自适应交叉; 状态估计

中图分类号: TP 181 文献标识码: A 文章编号: 1000-9787(2018) 11-0139-03

Improved PF algorithm based on PIO*

HAN Kun, ZHANG He

(School of Traffic & Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: A particle filtering(PF) algorithm based on pigeon-inspired optimization(PIO) is proposed aiming at problem of sample impoverishment caused by resampling of PF algorithm. When pigeons fly, they usually fly from a far position to high fitness areas constantly. This optimum process is introduced into PF to drive particles moving towards high likelihood areas ceaselessly. And adaptive crossover operation is added to the process of PIO to guarantee the diversity of samples. The nonlinear model simulations experiments show that the precision of the proposed algorithm is improved by 45% compared with the standard PF algorithm, the stability is improved by 72%, and the number of particles required for the state estimation is reduced at the same time.

Keywords: particle filtering(PF); sample impoverishment; pigeon-inspired optimization(PIO) algorithm; adaptive crossover; state estimation

0 引言

粒子滤波(particle filtering, PF)通过非参数化蒙特卡罗方法实现递推贝叶斯滤波^[1], 摆脱了传统解决非线性滤波问题时, 随机量必须满足高斯分布的制约条件^[2], 使其能够在无线定位、金融与经济学、参数估计、目标跟踪^[3-5]等非线性系统下, 展现出明显的优越性。然而, 传统的PF在重要性采样后会出现粒子退化问题, 通过重采样^[6]后又会导致粒子贫化现象^[7]。而且状态预测过程中往往需要大量粒子, 这会使得计算效率低下^[8]。为了解决上述问题, Li T等人^[9]提出确定性重采样, 张光等人^[10]采用正则化方法, 罗颖等人^[11]提出智能采样, 均有效缓解粒子退化问题, 但无法从根本上解决粒子贫化问题。

将群体智能优化算法与PF结合是目前PF发展的一个较新的思路^[12], 主要是将粒子看作生物群体的个体, 通过模拟生物集群的运动规律调整粒子的分布, 由于其过程

并未舍弃权重低的粒子, 能够从根本上避免粒子贫化现象^[13]。目前, 已先后有将遗传算法、粒子群算法、人工鱼群算法、萤火虫算法等智能优化算法与PF结合的实例^[13-16]。本文结合最新的鸽群优化(pigeon-inspired optimization, PIO)算法^[17, 18]以及PF^[19]的特点, 对鸽群优化2种算子加以改进, 并引入自适应交叉操作, 保障粒子多样性。通过模型仿真实验表明本文所提算法在保证粒子多样性的同时能够很好地提高状态估计精度与稳定性。

1 PIO 算法

PIO算法基本流程主要由以下两种算子分别进行的迭代循环组成^[18]:

1) 地图和指南针算子(map and compass operator): 在搜索空间随机初始化种群数量为 N 的鸽群, 每只鸽子的位置和速度依据式(1)进行迭代更新

$$v_i^t = v_i^{t-1} \cdot e^{-R} + \text{rand}(x_{\text{gbest}} - x_i^{t-1}), \quad x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (1)$$

收稿日期: 2017-11-06

* 基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(2016JJ4117); 中南大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2017ZZTS810)

式中 $x_{g_{best}}$ 为当前全局最有位置, R 为地图与指南针因子, t 为当前迭代次数。

2) 地标算子 (landmark operator): 每次迭代循环中, 适应度较低的那一半鸽子被剔除。余下的鸽子以其中心位置作为导航继续飞行, 设 $fitness(x)$ 是鸽群适应度函数, 位置更新公式为

$$N' = \frac{N^{t-1}}{2}, \quad x_c^t = \frac{\sum x_i^t \cdot fitness(x_i^t)}{N' \cdot \sum fitness(x_i^t)} \quad (2)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + rand(x_c^t - x_i^{t-1}) \quad (3)$$

2 基于PIO算法的PF

标准PF过程中, 经过重要性采样得到 N 个粒子后, 此时利用PIO算法, 对粒子群体进行两种算子运算, 使粒子不断向高似然区域靠近。然而PIO算法存在着极易陷入局部最优的问题, 需要对鸽群优化过程进行适当修正与改进。

2.1 速度更新改进策略

由PIO算法流程可以发现, PIO算法与粒子群算法有相似之处, 两者都遵循以下规则: 向目的地运动和向群体的中心运动^[20]。但2种算法也存在着明显的不同, 粒子群算法每次迭代都是用速度惯性、粒子本身最优值以及种群最优值一起决定下一位置。鸽群算法中速度的更新主要依赖于指南针因子、迭代次数以及当前全局最优值等。针对不同问题, 两种算法结果会不同。因而本文联合两种更新公式, 设计鸽群速度更新为

$$v_i^t = v_i^{t-1} (\alpha e^{-Rt} + \beta w) + \beta c_1 rand(p_i - x_i^{t-1}) + (\alpha + \beta c_2) rand(x_{g_{best}} - x_i^{t-1}), \quad \alpha + \beta = 1 \quad (4)$$

通过调节 α 和 β 的值, 充分利用两者速度各自更新优势。

2.2 地标算子改进策略

PF最终状态输出依赖的是所有粒子的位置, 将PIO算法与PF结合时不能舍弃低权重的粒子, 这同时也保障了粒子多样性。本文改进地标算子策略如下: 每次迭代循环中, 首先对种群的适应度进行排序, 适应度较高的那一半鸽子, 以其中心位置作为当前所有鸽子的导航地标, 鸽群向该位置飞去, 然后再随机飞出继续搜索, 如此循环直到达到最大迭代次数或是设定的精度为止。改进后地标算子为

$$x_i^t = x_c^t + (2rand - 1) \times h \quad (5)$$

式中 $(2rand - 1)$ 为 $[-1, 1]$ 间的一个随机数, 表示个体搜索的随机方向; h 为最大搜索半径。

2.3 自适应交叉因子

设第 t 代种群适应度大小依次为 $f_1^t, f_2^t, \dots, f_N^t$, 则交叉概率按计算方法为^[14]

$$p_c = \begin{cases} p_c - (p_{c_1} - p_{c_2}) / \left(1 + \exp\left(-2A \frac{f_b - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}}\right) \right), & f_b \geq f_{avg} \\ p_{c_1}, & f_b < f_{avg} \end{cases} \quad (6)$$

式中 p_{c_1} 与 p_{c_2} 为交叉概率的变化范围, f_b 为两个交叉个体中较大的适应度值, f_{max} 为种群中最大适应度值, f_{avg} 为种群适应度平均值。可以使得适应度值接近最优的那部分个体也可以保持一定的交叉概率, 这部分个体经过交叉运算以后, 可增加新产生的子代个体中优秀个体的数量。

3 算法设计

本文将最新量测值引入采样过程, 定义适应度函数为

$$f(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\eta_k}} \exp\left(-\frac{(z_k - z_{pre}(i))^2}{2\eta_k}\right) \quad (7)$$

式中 η_k 为测量噪声方差, z_k 为最新观测值, $z_{pre}(i)$ 为观测预测值。

算法流程如下:

1) 初始化参数: 粒子数 N , 2种算子最大迭代次数 T_{1max}, T_{2max} , 最大速度 v_{max} , 地图与指南针因子 R , 学习因子 c_1, c_2, α, β 的值以及自适应交叉概率范围。

2) 初始时刻, 采样 N 个粒子 $\{x_0^i, i=1, \dots, N\}$ 作为算法初始粒子。

3) 重要性采样, x_i 服从重要性密度函数 $x_k^i \sim q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i)$ 。

4) 根据式(7)计算每个粒子适应度值, 并找出当前全局最优值位置。

5) 给予 N 个粒子随机的速度 V_i , 以 x_i 作为个体历史最优位置, 适应度值作为各自历史最优值 p_{best} , 并找出粒子中最大适应度值以及对应坐标 g_{best} 。对种群分布进行鸽群优化。

地图和指南针算子优化:

1) 根据式(4)、式(1)更新每个粒子的速度和位置, 重新计算适应度值。

2) 由式(6)确定2个随机粒子的交叉概率, 随后进行交叉操作。

3) 重新计算适应度值, 更新 p_{best} 和 g_{best} 。

4) 判断迭代是否达到最大次数 T_{1max} , 若是, 则结束循环; 否则, 继续步骤(1)。

地标算子优化:

1) 将粒子的适应度值进行排序, 取适应度值较大的一半鸽子的中心作为导航地标。

2) 所有鸽子飞向中心位置, 再按照式(5)随机飞出, 重新计算适应度值。

3) 根据式(6)确定2个随机粒子的交叉概率, 随后进行交叉操作。

4) 重新计算权值, 找出适应度值较大的一半鸽子的中心位置。

5) 判断迭代是否达到最大次数 T_{2max} , 若是, 则结束循环; 否则, 回到步骤(2)。

$$6) \text{ 权值归一化 } w_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i$$

$$7) \text{ 状态输出 } x_k^* = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i$$

4 模型仿真实验

为了验证本文算法的有效性,对比了标准 PF、遗传算法优化 PF (genetic algorithm-PF, GA-PF)、粒子群优化 PF (particle swarm optimization-PF, PSO-PF) 以及鸽群优化粒子滤波 (PIO-PF) 在粒子总数为 50 和 100 时的滤波仿真实验。采用单变量非静态增长模型作为仿真对象,模型为

$$\begin{cases} x_k = 0.5x_{k-1} + \frac{20x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos[1.2(k-1)] + w_k \\ z_k = 0.2x_k^3 + \frac{x_k^2}{13} + v_k \end{cases} \quad (8)$$

式中 w_k 和 v_k 皆为零均值高斯噪声,设系统噪声 w_k 方差 $Q=1$, 测量噪声 v_k 方差 $R=1$, 迭代次数 T 为 50, GA-PF 中交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.05。

取均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 作为算法估计精度的判定值, RMSE 公式为

$$RMSE = \left[\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (x_k - \bar{x}_k)^2 \right]^{1/2} \quad (9)$$

以 RMSE 的方差作为算法的稳定性判定依据, 方差越低, 表明算法稳定性越好。图 1 为 4 种算法粒子数 $N=100$ 时, 独立运行 100 次 RMSE 仿真结果, 以及算法分别在不同粒子数下 100 次独立实验的 RMSE 值。

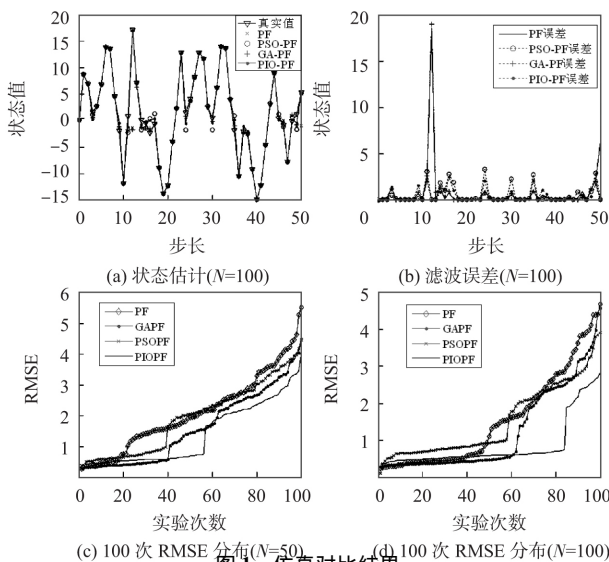


图 1 仿真对比结果

与标准 PF, GA-PF 以及 PSO-PF 相比, 本文所提 PIO-PF 算法状态预测曲线与实际状态相似程度最高。而图 1 (c) 和图 1 (d) 中 PIO-PF 无论在粒子数为 50 或是 100 时, RMSE 曲线均最低, 表明 PIO-PF 算法要优于其他 3 种算法。表 1 中数据为每种算法独立运行 100 次后的均方跟误差平均值以及方差, 从中可以看出, PIO-PF 的均方根误差

以及方差最低, 且在粒子数为 100 时两者皆小于 1, 当粒子数为 50 时, 其误差值也比粒子数为 100 的 PF 以及 PSO-PF 算法低, 与 GA-PF 也只有 0.01 左右的差距, 说明 PIO-PF 能够用较少的粒子达到所需的精度。而均方根误差方差体现算法预测的稳定性, PIO-PF 也是最低的, 当粒子数越多时更为明显。

表 1 实验结果

算法	N=50		N=100	
	RMSE	方差	RMSE	方差
PF	2.0936	1.5782	1.5296	1.6347
GA-PF	1.5960	1.3836	1.2422	1.3728
PSO-PF	1.9326	1.3184	1.5097	0.9444
PIO-PF	1.3823	0.9975	0.8441	0.4528

5 结论

本文将 PIO 算法应用到 PF 中, 驱动粒子不断向高似然区域移动, 更加接近真实分布。在单变量非静态增长模型仿真实验中, 粒子数为 100 时, PIO-PF 实验结果均方根误差均值为 0.8441, RMSE 方差为 0.4528, 算法精度、稳定性均高于同类其它算法。相对于标准 PF, 本文所提算法精度提高了 45%, 稳定性提高了 72%, 且滤波过程所需粒子数也大幅减少。

参考文献:

- [1] Doucte A, de Freitas N, Gordon N. Sequential Monte Carlo methods in practice [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [2] 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.
- [3] Gustafsson F. Particle filter theory and practice with positioning applications [J]. Aerospace & Electronic Systems Magazine, IEEE, 2010, 25(7): 53-82.
- [4] 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.
- [5] Gao M, Zhang H. Sequential Monte Carlo methods for parameter estimation in nonlinear state-space models [J]. Computers & Geosciences, 2012, 44(13): 70-77.
- [6] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/nongaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [7] Foo P H, Ng G W. Combining the interacting multiple model method with particle filters for manoeuvring target tracking [J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2011, 5(3): 234-255.
- [8] Thrun S, Langford J, Verma V. Risk sensitive particle filters [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 22(3): 961-968.
- [9] Li T C, Sattar T P, Sun S D. Deterministic resampling: Unbiased sampling to avoid sample impoverishment in particle filters [J]. Signal Processing, 2012, 92(7): 1637-1645.

(下转第 144 页)

表1 不同模型分类准确率对比

模型	最佳参数值		测试集	正确识别	测试集分类
	c	g	样本数	样本数	准确率/%
SVM	1	1	40	35	87.5
GS-SVM	0.25	11.3137	40	36	90.0
PSO-SVM	7.9508	9.6874	40	37	92.5
GA-SVM	6.671	9.3662	40	9	97.5

4 结束语

由测试结果可知 GA-SVM 模型的识别率达 97.5% ,仅出现一例样本识别错误,识别能力优于其他模型,识别速度快,满足工业需求。由于遗传算法的选择、交叉和变异操作复杂,需多次迭代才能获得比较好的分类模型,寻优速度较慢,下一步,可通过改进算法进一步优化模型。

参考文献:

- [1] 丁 辉.纸张印刷套准精度的影响因素及控制方法[J].印刷技术,2015(24):50-51.
- [2] 于丽杰,李德胜.彩色印刷套准识别方法研究[J].计算机工程与应用,2011,47(5):163-165,171.
- [3] 简川霞,高 健,李克天,等.印刷套准识别方法研究[J].包装工程,2015,36(7):129-133.
- [4] 纪昌明,周 婷,向腾飞,等.基于网格搜索和交叉验证的支持向量机在梯级水电系统隐随机调度中的应用[J].电力自动化设备,2014,34(3):125-131.
- [5] 郑尧军,陈红岩,冯 勇,等.粒子群优化 SVM 在气体定量分析中的应用[J].传感技术学报,2016,29(7):1121-1126.
- [6] 任国贞,江 涛.基于灰度共生矩阵的纹理提取方法研究[J].计算机应用与软件,2014,31(11):190-192,325.
- [7] 高向东,李竹曼,游德勇,等.激光焊接状态图像灰度共生矩阵分析法[J].焊接学报,2017,38(6):11-14,129.
- [8] 钟小华,曹玉华,张永清,等.基于机器视觉技术的红枣全表面信息无损分拣系统研究与实现[J].食品与机械,2017,33(5):114-118.
- [9] 吴 哲,刘孝星,郑力新,等.基于灰度共生矩阵特征图像的织物疵点检测方法[J].微型机与应用,2015,34(21):47-50,54.
- [10] 胡 敏,陈红波,许良凤,等.基于颜色和纹理特征的黄瓜病害识别算法[J].电子测量与仪器学报,2015,29(7):970-977.
- [11] Fernandez M ,Caballero J ,Fernandez L ,et al. ChemInform abstract: Genetic algorithm optimization in drug design QSAR: Bayesian-regularized genetic neural networks (BRGNN) and genetic algorithm-optimized support vector machine (GA-SVM) [J]. Molecular Diversity, 2011,15(1):269-289.
- 作者简介:
王世辉(1992-) 男,硕士研究生,主要研究方向为印刷机械检测与故障诊断技术。
王仪明(1965-) 男,博士,教授,博士研究生导师,主要研究领域为印刷机械检测与故障诊断技术。
武淑琴(1973-) 女,硕士,副教授,主要研究领域为 VOCs 处理技术。
- Problems in Engineering, 2014(3):1-10.
- [17] Duan H ,Qiao P. Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for air robot path planning [J]. International Journal of Intelligent Computing & Cybernetics, 2014,7(1):24-37.
- [18] 段海滨,叶 飞.鸽群优化算法研究进展[J].北京工业大学学报,2017,43(1):1-7.
- [19] 朱志宇.粒子滤波算法及其应用[M].北京:科学出版社,2010:27-31.
- [20] 周雨鹏.基于鸽群算法的函数优化问题求解[D].长春:东北师范大学,2016:6-8.
- 作者简介:
韩 钺(1977-) 女,博士,副教授,主要从事载运工具智能检测技术及性能优化研究工作, E-mail: hkun@csu.edu.cn。
张 赫(1993-) 男,硕士研究生,主要研究方向为粒子滤波以及图像目标跟踪, E-mail: mintzhang_he@163.com。

(上接第141页)

- [10] 张 光,张英堂,任国全,等.基于正则化粒子滤波的磁梯度张量跟踪方法[J].探测与控制学报,2014(2):0050-0053.
- [11] 罗 颖,谭冠政.基于 SSPF 算法的移动机器人全局定位研究[J].传感器与微系统,2008,27(5):31-34.
- [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] 田梦楚,薄煜明,陈志敏,等.萤火虫算法智能优化粒子滤波[J].自动化学报,2016,42(1):89-97.
- [14] 汪荣贵,李孟敏,吴 昊,等.一种新型的基于自适应遗传算法的粒子滤波算法[J].中国科学技术大学学报,2011,41(2):134-141.
- [15] 方 正,徐国峰,徐心和.粒子群优化粒子滤波方法[J].控制与决策,2007,27(3):273-277.
- [16] Tian Y ,Lu C ,Wang Z ,et al. Artificial fish swarm algorithm-based particle filter for Li-ion battery life prediction [J]. Mathematical