

基于目标跟踪的风驱动优化粒子滤波算法研究

田 栋¹, 曹中清¹, 陈彬彬¹, 余胜威²

(1 西南交通大学 机械工程学院, 四川 成都 610031;

2 华为技术有限公司, 广东 深圳 518129)

摘 要: 针对基本粒子滤波在重采样阶段存在粒子退化和粒子匮乏缺点, 提出了一种基于风驱动优化的改进粒子滤波算法. 算法将风驱动优化(WDO)思想引进粒子滤波, 在粒子滤波重采样过程前, 首先利用风驱动优化算法进行优化. 风驱动优化算法将最新观测值融合到粒子进化公式中, 经过风驱动优化后的大部分粒子朝着后验概率分布比较密集的区域运动, 分布在最优粒子附近, 从而减少了重采样过程中权值高的粒子被舍弃的概率, 缓解样本贫化问题. 通过非线性目标跟踪模型对改进的粒子滤波算法进行误差值分析, 并与基本粒子滤波算法、粒子群优化粒子滤波算法比较. 仿真结果证明改进后的粒子滤波算法降低了变量误差, 从而提高了粒子滤波的跟踪能力.

关键词: 风驱动优化; 粒子滤波; 算法改进; 仿真

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)05—0030—05

Research on Wind Driven Optimization Particle Filter Algorithm Based on Target Tracking

TIAN Dong¹, CAO Zhong-qing¹, CHEN Bin-bin¹, YU Sheng-wei²

(1 College of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2 HUAWEI Technologies CO., Ltd, Shenzhen 518129, China)

Abstract: For the particle degradation and particle scarcity of the resampling process of traditional Particle Filter Algorithm, a wind driven optimization particle filter algorithm was proposed in this paper. The ideology of wind driven optimization was introduced in this algorithm, before resampling, the particle is optimized by wind driven optimization firstly. Due to wind driven optimization algorithm incorporated the latest observation into the particle evolution formulas, most of the particles after wind driven optimization optimized moved to the dense area of posterior probability distribution and gathered in the vicinity of the optimal particle. Thus decrease the probability of abandoning high weight particles, and alleviate the sample impoverishment problem. Through the analysis of using improved particle filter algorithm onto nonlinear target tracking model, and compared with traditional filter algorithm and particle swarm particle filter algorithm. The simulation result proves that the improved algorithm decreases variable error. Thereby, this improved particle filter algorithm has better filtering performance.

Key words: wind driven optimization; particle filter algorithm; improved algorithm; simulation

1 引言

目前, 粒子滤波算法是被利用在目标状态跟踪的主要算法之一. 粒子滤波算法要追溯到 20 世纪 40 年代由 Metropolis 等人^[1]提出的蒙特卡罗方法(Monte Carlo method). 70 年代, 蒙特卡罗方法首次用于解决非

线性滤波问题, 当时采用的是一种序贯重要性采样的算法(Sequential Importance Sampling, SIS), 由于 SIS 算法存在严重的样本权值退化问题, 因此该算法在解决非线性滤波问题中的应用非常有限^[2]. 1993, Gordon 等人^[3]将重采样技术(resampling)引入蒙特卡罗重要性采样过程, 有效地解决了样本退化问题. 1999 年, Carpen-

ter等人^[4]通过对以上概念进行总结,提出了粒子滤波算法。由于粒子滤波算法具有简单容易实现,且适用于非线性和非高斯噪声环境等优点,所以,近年来,在好多领域得到了广泛的应用^[5]。但是基本粒子滤波算法仍然存在一些问题,粒子滤波的重采样过程是对权值大的粒子进行复制,对权值小的粒子进行舍弃,造成粒子失去多样性;在极端情况下,多次迭代的粒子都围绕一个权值高的粒子,这势必会造成样本匮乏^[6]。为了解决粒子滤波存在的缺陷问题,国内外学者提出了各种方法对基本粒子滤波进行改进。Li等人^[7]提出一种确定性重采样方法(Deterministic Resampling, DR)。确定性重采样方法在采样时,不仅考虑粒子的权值,而且考虑粒子的状态值,经过确定性重采样的粒子能够较好的保持粒子的多样性,但是确定性重采样方法只适合在低维状态空间。王鑫等^[8]将一种改进的 Camshift 算法嵌入到粒子滤波中,从而重新分配随机粒子样本,使粒子向目标状态最大后验概率密度方向移动,增加了粒子滤波在目标跟踪中的快速性和稳健性。刘刚等人^[9]利用遗传算法对粒子滤波进行改进,对采样的粒子集合进行选择、交叉和变异等遗传迭代,使其生成更多的优良粒子,从而减少粒子匮乏现象。针对基本粒子滤波算法的样本匮乏和退化缺陷,将风驱动优化算法(WDO)思想引进粒子滤波算法中,提出了一种基于风驱动优化的粒子滤波算法。通过仿真,与基本粒子滤波相比,改进的粒子滤波算法的粒子分布更趋于目标。

2 风驱动优化算法和粒子滤波算法

2.1 风驱动优化算法

风驱动优化算法(WDO)^[10]根据空气由高压流向低压的原理,即以空气的运动来达到气压平衡的目的。以每个空气分子的最终位置为目标值,从而得到最优解,风驱动优化算法概念明确,简单易懂,是一种新型全局优化算法。

根据牛顿运动第二定律,空气的每一个分子的运动规律如下:

$$\rho a = \sum F_i \quad (1)$$

式(1)中 ρ 表示空气的密度, F_i 表示作用在每个空气分子上的力。每个空气分子可以抽象的认为主要受四种力,即空气压强梯度力、摩擦力、重力和科氏力^[11]。则式(1)可以写成:

$$\rho \frac{\Delta u}{\Delta t} = (\rho \delta V g) + (-\Delta P \delta V) +$$

$$(-\rho \alpha u) + (-2\Omega u) \quad (2)$$

式中, δV 表示每个空气分子的体积, ΔP 表示气压梯度, α 表示摩擦系数, u 表示空气分子的速度矢量, Ω 表示地球的自转。假设时间差 $\Delta t = 1$,空气分子体积为 $\delta V = 1$,则式(2)可简化成:

$$\rho \Delta u = (\rho g) + (-\Delta P) + (-\rho \alpha u) + (-2\Omega u) \quad (3)$$

根据空气压力与空气密度温度的关系: $P = \rho RT$,则式(3)可改写为:

$$\Delta u = g + \left(-\Delta P \frac{RT}{p_{\text{cur}}}\right) - \alpha u + \left(\frac{-2\Omega \times u RT}{p_{\text{cur}}}\right) \quad (4)$$

其中, $\Delta u = u_{\text{new}} - u_{\text{cur}}$,由式(4)可得:

$$u_{\text{new}} = (1 - \alpha)u_{\text{cur}} + g + \left(-\Delta P \frac{RT}{p_{\text{cur}}}\right) + \left(\frac{-2\Omega \times u RT}{p_{\text{cur}}}\right) \quad (5)$$

公式(5)中, $g = |g|(0 - x_{\text{cur}})^{[10]}$, $\Delta P = |p_{\text{cur}} - p_{\text{opt}}|(x_{\text{cur}} - x_{\text{opt}})$,则式(5)可改写成:

$$u_{\text{new}} = (1 - \alpha)u_{\text{cur}} - g x_{\text{cur}} + \left(RT \left| \frac{1}{i} - 1 \right| (x_{\text{opt}} - x_{\text{cut}}) \right) + \left(\frac{cu_{\text{cur}}^{\text{otherdim}}}{i} \right) \quad (6)$$

其中 $c = -2|\Omega|RT^{[12]}$, i 代表所有空气分子的排名。空气分子的位置更新如下:

$$x_{\text{new}} = x_{\text{cur}} + (u_{\text{new}} \Delta t) \quad (7)$$

在空气分子更新范围内,空气分子的位置和速度是随机的,根据式(6)、(7),每个空气分子的速度和位置在更新过程中都会得到调整,如同空气分子向最优位置移动一样,因此,最后的更新结果为最优的解决方法。

2.2 粒子滤波算法

粒子滤波算法是基于蒙特卡洛方法的 Bayes 状态估计算法^[13]。该算法利用一系列随机加权状态粒子来近似表示系统的后验概率密度 $p(x_k | z_{1:k})$ 。假设采样的粒子数为 N ,则粒子滤波的后验概率密度可由式(8)表示:

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^i) \quad (8)$$

其中 δ 为狄拉克函数,式(8)要求从后验概率密度分布 $p(x_k | z_{1:k})$ 进行粒子采样,然而后验概率又是所要求的值。一般很难直接从 $p(x_k | z_{1:k})$ 中得到抽样样本,但是可以根据重要性采样原理,在一个已知的、易于采样的概率密度 $q(x_k | z_{1:k})$ 中得到采样粒子集 $\{x_k^i\}$,获得粒子对应的权重如式(9)所示:

$$w_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})} \quad (9)$$

则可以得到后验概率密度如式(10)所示:

$$p(x_k | z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (10)$$

根据贝叶斯准则,代入式(9),可得粒子的权重值的迭代公式为:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (11)$$

式(10)和式(11)就构成了粒子滤波算法的基本原理。

3 改进粒子滤波算法

3.1 算法改进原理

由于基本粒子滤波算法在重要性采样过程中,是简单地复制权重高的粒子,而舍弃权重低的粒子,所以在重新采样的过程中,粒子样本很容易发生粒子样本贫化现象,因此使基本粒子滤波算法的性能不会很高。为了解决该问题,对基本粒子滤波进行改进,改进措施为:改进粒子滤波的进化公式;引入风驱动优化算法来优化粒子滤波的重要性采样过程。

粒子滤波算法进化公式改进^[14]如下:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + a * \text{Normal}(1 - w_i^t) \quad (12)$$

式(12)中 x_i^{t+1} 表示 $t+1$ 时刻第 i 个粒子的位置, x_i^t 表示 t 时刻第 i 个粒子的位置, w_i^t 表示 t 时刻第 i 个粒子的权重值, a 表示常数, $\text{Normal}(1 - w_i^t)$ 表示均值为 0, 标准差为 $1 - w_i^t$ 的高斯分布随机数。风驱动优化算法优化粒子滤波的重要性重采样过程如下:

首先确定风驱动优化算法的适应度值计算函数如下式所示:

$$\text{fitness} = \frac{1}{\sqrt{2\pi R}} e^{-\frac{(x_{\text{observed}} - x_{\text{pred}})^2}{2R}} \quad (13)$$

式(13)中 R 为观测噪声方差, x_{observed} 为最新观测结果, x_{pred} 为预测值。

然后通过计算适应度值,对粒子进行排序,找到最优粒子 p_{best} ,并记录该最优粒子的位置,使所有的粒子都朝着 p_{best} 位置移动,具体迭代公式如下:

$$v_i^{t+1} = (1 - \alpha)v_i^t - g x_i^t + \left(RT \left| \frac{1}{i} - 1 \right| (p_{\text{best}}^t - x_i^t) \right) \quad (14)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (15)$$

其中, v_i^{t+1} 和 v_i^t 分别表示 $t+1$ 时刻和 t 时刻第 i 个粒子的速度, x_i^{t+1} 和 x_i^t 分别表示 $t+1$ 时刻和 t 时刻第

i 个粒子的位置,风驱动算法参数 $RT = 3, g = 0.3, \alpha = 0.35, p_{\text{best}}$ 表示 t 时刻最优粒子的位置。

3.2 改进粒子滤波算法流程

根据风驱动优化算法和基本粒子滤波原理及对粒子滤波算法的改进思想,改进粒子滤波算法的具体流程如下:

(1) 随机生成 N 个样本 $x_0^{(i)}$, 初始化风驱动优化算法;

(2) 首先根据改进的粒子滤波进化式(12)得到 $x_k^{(i)}$;

(3) 根据式(13),计算粒子适应度值,并对粒子排序,找到最优粒子 p_{best} 的位置;

(4) 按照风驱动更新公式(14)、(15)得到新的粒子 $x_k^{(i)}$;

(5) 利用后验状态分布计算公式 $w_k^{(i)} = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^{(i)})$ 计算出粒子的权重值,并对其进行归一化;

(6) 根据粒子权重值重新采样得到 N 个新样本 $x_{0:k}^{(i)}$, 并令 $w_k^{(i)} = 1/N$;

(7) 求 $x_k = \sum_{i=1}^N x_k^i / N$ 的值,判断是否符合结束条件,若符合则迭代结束,若不符合则返回(2)。

4 仿真结果与实验分析

4.1 算法仿真实验

为了更好地测试风驱动优化改进粒子滤波算法(WPF)的性能,使其与粒子群优化改进粒子滤波算法(PPF)、基本粒子滤波算法(PF)进行非线性目标模型仿真比较测试。

非线性目标跟踪问题的估计状态表达式^[14]为:

$$x_t = \frac{x_{t-1}}{2} + \frac{25x_{t-1}}{1 + x_{t-1}^2} + 8\cos(1.2t) \quad (16)$$

观察和进化模型如式(17)所示,该模型是研究和比较各种粒子滤波算法性能的标准模型之一。

$$\begin{cases} p(x_t | x_{t-1}) = N(x_t, Q_{t-1}) \\ p(z_t | z_{t-1}) = N(x_t^2/20, R_t) \end{cases} \quad (17)$$

算法仿真参数设置: v_k, n_k 均值为 0, 方差分别为 $Q_k = 10, R_k = 1$ 的高斯噪声,粒子数为 200,时间步长为 50。

仿真在 2.10 GHz, 4 GB 内存的 PC 机上,通过 MATLAB R2014a 上完成。如图 1~3 分别为基本粒子滤波算法(PF)、粒子群优化粒子滤波算法(PPF)和

风驱动优化粒子滤波算法(WPF)的仿真结果.

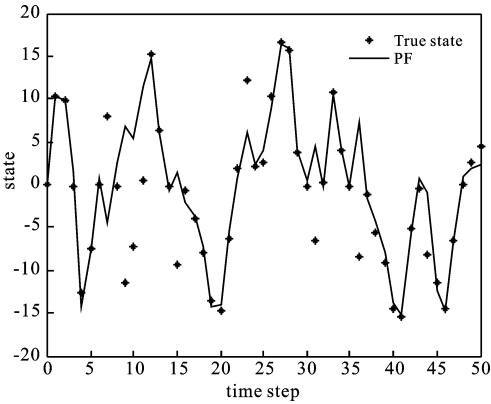


图 1 基本粒子滤波(PF)仿真结果

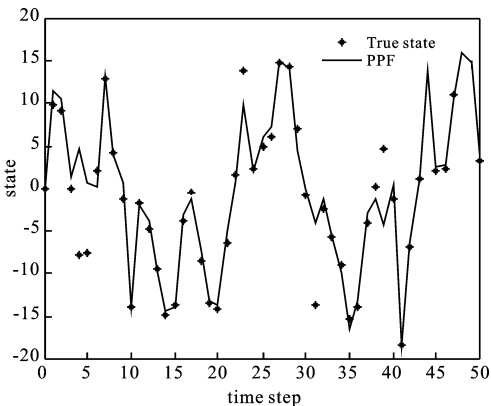


图 2 粒子群优化粒子滤波(PPF)仿真结果

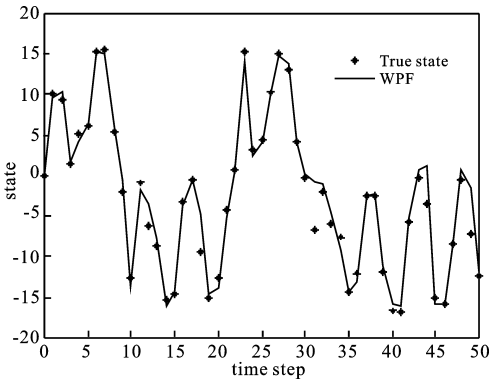


图 3 风驱动优化粒子滤波(WPF)仿真结果

为了更好的比较三种算法的性能,求出三种算法的平均误差如表 1 所示.

表 1 三种算法的平均误差

算法	平均误差
PF	2.697
PPF	1.782
WPF	1.301

通过对比三种算法对非线性目标跟踪问题的仿真测试结果,可以看出:PPF 算法在非线性目标跟踪问题上的测试结果好于 PF 算法,而 WPF 算法的在非线性目标跟踪问题上的测试结果好于 PPF 算法. 本文改进的粒子滤波算法(WPF),加入了风驱动优化,使得重要性采样更好,提高了粒子滤波算法的预估精度和鲁棒性.

4.2 算法应用实验

为了验证本文提出的改进粒子滤波算法在实际目标跟踪的性能,该实验对视频中的目标进行跟踪,实验视频中对行走的目标——人进行跟踪.

粒子滤波算法在实际视频应用中,需要处理的数据量较大,为了提高目标跟踪实时性,把灰度级映射为 m 级,则目标区域的直方图特征可表示为^[12]:

$$q_u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta[b(x_i, y_i) - u], u = 1, 2, \dots, m \tag{18}$$

其中 $b(x_i, y_i)$ 为点 (x_i, y_i) 的灰度值特征映射函数, n 为目标区域中的像素总数.

相当于粒子滤波中粒子的候选区域的灰度特征可表示为:

$$p_u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta[b(x_i, y_i) - u] \tag{19}$$

利用 Bhattacharyya 系数^[15] 表示粒子的权重,其定义为:

$$\rho = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u q_u} \tag{20}$$

当 Bhattacharyya 系数 ρ 接近 1 时,表示候选区域,即粒子的权重越高,并作为风驱动优化的适应度.

实验在 2.10 GHz, 4 GB 内存的 PC 机上,通过 MATLAB R2014a 上完成. 实验视频为 150 帧,跟踪目标为一行人. 试验中,风驱动优化算法的参数与仿真实验相同. 目标跟踪中的部分帧效果如图 4 所示.

通过对视频中目标跟踪的实验,可以看出,风驱动优化粒子滤波算法能很好的完成实时目标跟踪,再次证明了该改进算法的有效性.

5 结束语

将风驱动优化思想引进粒子滤波中,利用风驱动优化算法进行优化采样过程,提出一种基于风驱

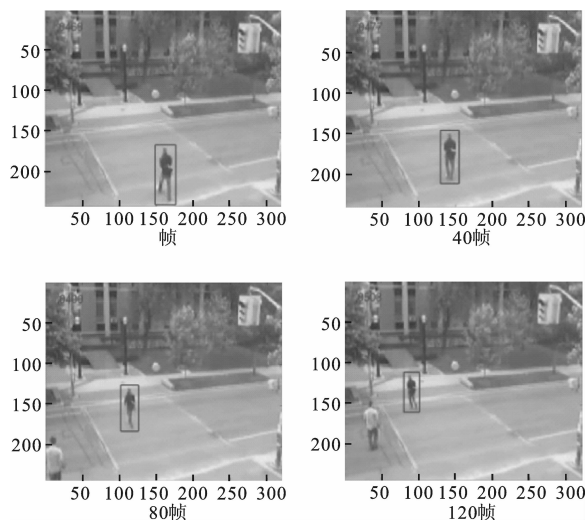


图4 改进粒子滤波部分帧的跟踪效果

动优化的改进粒子滤波算法。该改进粒子滤波算法在非线性目标跟踪模型的仿真测试中,与其他两种算法进行比较,证明该算法的目标位置估计更加精确,且鲁棒性更好。

参考文献:

- [1] Charles H. Contributon monte carlo method[J]. Nuclear Science and Engineering,1994, 118(3):160-177.
- [2] Gordon N,Salmond D, Smith A . Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings F, 1993,140(2):107-113.
- [3] 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.
- [4] Carpenter J, Clifford P, Fearnhead P. Improved particle filter for non-linear problems[J]. IEE Proceedings F,1999,146(1):2-7.
- [5] 祝继华. 基于 ICP 算法和粒子滤波的位置环境地图创建[J]. 自动化学报,2009,35(8):1107-1113.
- [6] Djuric P, Bugallo M. Particle filtering [J]. Signal Processing Magazine IEEE, 2003, 20(5):19-38.

- [7] Li T, Sattar T, Sun S. Deterministic resampling: unbiased sampling to avoid sample impoverishment in particle filters[J]. Signal Processing, 2012, 92(7): 1637-1645.
- [8] 王鑫,唐振民. 一种改进的基于 Camshift 的粒子滤波实时目标跟踪算法[J]. 中国图像图形学报,2010, 15(10):1507-1514.
- [9] 刘刚,梁晓庚. 遗传重采样粒子滤波的目标跟踪研究[J]. 计算机工程与应用,2010, 46(19):196-199.
- [10] Zikri Bayraktar, Muge Komurcu, Jeremy A Bossard, et al. The wind driven optimization technique and its application in electromagnetics [J]. IEEE Transactions On Antennas And Propagation, 2013, 61(5): 2745-2755.
- [11] 任作琳,张儒剑. 风驱动优化算法[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版),2015,29(2):153-158.
- [12] 陈彬彬,曹中清. 基于风驱动优化算法 WDO 的 PID 参数优化[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(14): 250-253.
- [13] 常天庆,李勇. 一种改进重采样的粒子滤波算法[J]. 计算机应用研究,2013,30(3):748-750.
- [14] 张才千,葛磊,韩东. 基于目标跟踪的粒子群粒子滤波算法研究[J]. 计算机仿真,2014,31(8):392-396.
- [15] 朱明清,王智灵. 基于 Bhattacharyya 系数的粒子滤波视觉跟踪算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(10): 1579-1583.

作者简介:

田 栋 男,(1993-),硕士研究生. 研究方向为图像处理、模式识别技术等. E-mail:1792559125@qq.com.

曹中清 男,(1967-),博士,副教授. 研究方向为成型过程的数值计算、计算力学、制造信息工程.

陈彬彬 男,(1992-),硕士研究生. 研究方向为图像处理、模式识别.

余胜威 男,(1991-),硕士,工程师. 研究方向为图像处理算法.