

一种改进粒子滤波算法及其在多径估计中的应用

王志远,程 兰,谢 刚

(太原理工大学 信息工程学院,太原 030024)

摘 要: 针对传统粒子滤波存在的粒子枯竭问题,提出一种基于自适应差分进化的粒子滤波算法。利用自适应差分进化算法代替粒子滤波中的重采样策略来产生新粒子,使粒子向状态后验概率密度函数的高似然区移动,同时提高粒子的多样性。通过一种非线性自适应调节策略自适应地调整变异因子和交叉因子,以提高改进粒子滤波中差分进化的寻优能力。应用于多径估计的仿真结果表明,该算法可克服粒子枯竭问题,与粒子滤波、扩展卡尔曼滤波和差分进化的粒子滤波算法相比,具有更好的多径估计性能。

关键词: 差分进化;粒子滤波;非线性自适应控制;参数估计;多径效应

中文引用格式:王志远,程 兰,谢 刚. 一种改进粒子滤波算法及其在多径估计中的应用[J]. 计算机工程,2017,43(6):289-295.

英文引用格式:Wang Zhiyuan, Cheng Lan, Xie Gang. An Improved Particle Filtering Algorithm and Its Application in Multipath Estimation[J]. Computer Engineering, 2017, 43(6):289-295.

An Improved Particle Filtering Algorithm and Its Application in Multipath Estimation

WANG Zhiyuan, CHENG Lan, XIE Gang

(College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

[Abstract] Aiming at the problem of particle depletion in traditional Particle Filtering (PF), a PF algorithm based on Adaptive Differential Evolution (ADE) is proposed. The ADE algorithm instead of the re-sampling strategy is used to generate new particles in PF, which promotes the particles moving toward the region with high likelihood in the state posterior probability density function, and increases the diversity of the particles. A nonlinear adaptive control strategy is adopted to adjust the mutation factor and the crossover factor for improving the ability of optimization of DE in PF. Simulation results show that applied for multipath estimation, the proposed algorithm can overcome the problem of particle depletion. Compared with algorithms of PF, Extended Kalman Filtering (EKF) and Differential Evolution Particle Filtering (DE-FP), the proposed algorithm has better multipath estimation performance.

[Key words] Differential Evolution (DE); Particle Filtering (PF); nonlinear adaptive control; parameter estimation; multipath effect

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2017.06.047

0 概述

在非线形系统中,利用粒子滤波(Particle Filtering, PF)算法进行状态估计是近年来研究的热点。它是一种基于贝叶斯推理的估计方法,通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法实现递推贝叶斯滤波^[1]。虽然 PF 算法应用广泛,滤波效果较好,但传统的粒子滤波存在粒子退化问题。为了解决这个问题,提出了重采样策略^[2],但又带来了粒子枯竭问

题,因此,研究者提出了多种改进方法,如迭代扩展卡尔曼滤波的 PF 算法^[3]、基于无迹卡尔曼滤波的 PF 算法^[4]、基于遗传算法的 PF 算法^[5]、确定性重采样的 PF 算法^[6]、基于粒子群优化的无迹 PF 算法^[7]。虽然以上这些改进算法能在一定程度上解决粒子枯竭问题,但并没有完全解决 PF 的粒子枯竭问题,因此研究改进重采样算法对解决 PF 的粒子枯竭问题仍具有重要意义。

本文从 PF 的新粒子产生机理出发,提出一种基

基金项目:山西省自然科学基金(20140210022-7)。

作者简介:王志远(1989—),男,硕士研究生,主研方向为导航系统定位、多径估计;程 兰(通信作者),讲师、博士;谢 刚,教授、博士。

收稿日期:2016-04-12 修回日期:2016-05-31 E-mail:1102123618@qq.com

于差分进化(Differential Evolution, DE)的粒子采样策略,以提高粒子的多样性。

1 研究背景

DE算法是一种基于种群的智能优化算法,其原理简单、可调参数少、鲁棒性强,具有较好的全局搜索能力。由于PF和DE都是基于种群的算法,显然,可以考虑将两者进行结合,得到一种改进的PF算法,即基于自适应差分进化的粒子滤波(Adaptive Differential Evolution Particle Filtering, ADE-PF)算法。利用自适应差分进化算法可以保证粒子多样性的前提下,使粒子朝着状态后验概率密度函数的高似然区移动,可以从根本上解决PF的粒子枯竭问题。

为了验证算法的有效性,将ADE-PF算法应用于多径参数估计。多径是影响高精度定位的主要误差源^[8],由于其具有位置上的不相关性、不确定性等特点,不能通过差分技术消除^[9]。在多径误差抑制方法中,基于数据处理的多径误差抑制方法是近年来的研究热点,该方法的核心是参数估计^[10],如基于最大似然估计的多径估计算法^[11]、基于最小二乘法的多径估计算法^[12]、基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filtering, EKF)的多径估计算法^[13]、基于Teager-Kaiser算法的多径估计算法^[14]等。这些算法在高斯噪声环境下,具有较好的估计性能,但在非高斯噪声下性能下降。而PF算法对噪声特性没有限制,可以适用于高斯噪声也适用于非高斯噪声,因此,PF算法也被用于多径估计^[15]。将本文算法应用于多径估计可以验证算法的有效性,同时为多径估计提供了一种新的研究方案。

2 问题描述

2.1 信号模型

接收机接收到的信号不仅包含直接信号,还包含经其他物体反射的反射信号,假设接收信号为一条直接信号和 $M-1$ 路多径信号的叠加信号,在不考虑数据码影响的情况下,接收信号可建模为^[16]:

$$s(t) = \sum_{j=0}^{M-1} a_j c(t - \tau_j) \cos(\omega t + \theta_j) + n(t) \quad (1)$$

其中, $s(t)$ 为接收信号; $c(t)$ 为C/A码信号; M 为信号的路数; ω 为载波的频率; a_j, τ_j, θ_j 分别表示第 $j(j=0, 1, \dots, M-1)$ 路信号的幅度、伪码延时和载波相位; $n(t)$ 为高斯白噪声。

2.2 系统模型

为了能够利用粒子滤波算法估计多径参数(直接信号幅度、多径信号幅度、 ε 、多径相对时间延迟),待估参数的系统状态可以建模为一阶马尔科夫过程^[17]:

$$\begin{cases} a_{l,n+1} = \beta_l a_{l,n} + w_{a_{l,n}} \\ \tau_{l,n+1} = \gamma_l \tau_{l,n} + w_{\tau_{l,n}} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\tau_{1,n} = \varepsilon_n; \tau_{l,n} = \tau_{l-1,n}, l=1, 2, \dots, M-1$ 。根据式(2),可建立如下系统模型:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (3)$$

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad (4)$$

其中,式(3)为系统的状态方程, \mathbf{x}_k 为待估参数组成的状态矢量,即 $\mathbf{x}_k = [\alpha_{0,k}, \alpha_{1,k}, \dots, \alpha_{M-1,k}, \varepsilon, \tau_{1,k}, \tau_{2,k}, \dots, \tau_{M-1,k}]$; \mathbf{A} 为状态转移矩阵, $\mathbf{A} \in \mathbf{I}^{2M \times 2M}$ 。式(4)为测量方程, \mathbf{y}_k 为各支路的相关输出值向量; \mathbf{w}_k 是系统高斯白噪声; \mathbf{v}_k 为测量高斯白噪声; $h(\cdot)$ 是非线性函数。

3 预备知识

3.1 PF算法原理

PF的基本思想就是从重要性密度函数 $q(\cdot)$ 中寻找一组随机样本 \mathbf{x}_k^i 和与之对应的权重 ω_k^i 对后验概率分布进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态的最小方差估计过程^[2,18], $i=1, 2, \dots, N_p$, N_p 为样本个数。由于PF存在粒子退化现象,因此需要进行重采样。对样本权值与狄拉克脉冲函数 $\delta(\cdot)$ 的乘积进行求和并表示更新后样本的后验概率密度函数:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_k) \approx \sum_{i=1}^{N_p} \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (5)$$

PF算法的基本步骤为:

1) 从重要性密度函数中随机采样一组样本作为初始样本,即 $\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)$ 。

2) 计算粒子权重,并归一化:

$$\begin{cases} \omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)} \\ \omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_p} \omega_k^i \end{cases} \quad (6)$$

3) 重采样,若 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_p} (\omega_k^i)^2$ 小于一个门限则进行重采样,保留大权重粒子,剔除小权重粒子,得到新的粒子集合。

4) 计算估计结果:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^{N_p} \omega_k^i \mathbf{x}_k^i \quad (7)$$

3.2 DE 算法基本原理

DE 算法也是一种基于群体的智能优化算法,能够记忆群体中的最优个体。DE 算法仅有 3 个可控参数:种群数量 N_p , 变异因子 F 和交叉因子 CR , 这 3 个参数共同决定算法的收敛速度和优化性能。基本 DE 算法由变异、交叉和选择 3 个部分组成,基本思路就是首先在问题可行域空间内随机产生初始粒子,即 $\mathbf{x}_{i,G} = (x_{1,G}^i, x_{2,G}^i, \dots, x_{D,G}^i)$, $i = 1, 2, \dots, N_p$, D 表示问题的维数; G 表示进化的代数。然后任意选取 2 个个体的差分向量与随机选取的另外一个相异个体进行求和,产生一个变异个体,再通过交叉因子产生试验个体,最后通过比较父代个体与试验个体的适应值大小来选取最优个体。

DE 算法的基本流程如下:

1) 变异操作

DE 算法根据变异向量生成方法的不同,形成了多种变异策略^[19-20],常用的变异策略为:

(1) DE/rand/1:

$$\mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{r_1,G} + F \cdot (\mathbf{x}_{r_2,G} - \mathbf{x}_{r_3,G}), r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i \quad (8)$$

(2) DE/best/1:

$$\mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{\text{best},G} + F \cdot (\mathbf{x}_{r_1,G} - \mathbf{x}_{r_2,G}), r_1 \neq r_2 \neq i \quad (9)$$

(3) DE/rand to best/1:

$$\mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{i,G} + F \cdot (\mathbf{x}_{\text{best},G} - \mathbf{x}_{i,G}) + F(\mathbf{x}_{r_1,G} - \mathbf{x}_{r_2,G}), r_1 \neq r_2 \neq i \quad (10)$$

其中, $\mathbf{x}_{r_1,G}, \mathbf{x}_{r_2,G}, \mathbf{x}_{r_3,G}$ 为 G 代个体中互不相同的 3 个个体; $\mathbf{v}_{i,G}$ 是生成的变异向量; $\mathbf{x}_{\text{best},G}$ 为当前种群中适应度最大的个体。式(10)通过最优个体作为引导,具有较好的局部搜索能力和全局搜索能力,本文采用 DE/rand to best/1 的变异策略。

2) 交叉操作

交叉操作生成试验向量,通过随机选择,使得试验向量至少有一个分量由变异向量贡献。交叉操作的方程为:

$$\mathbf{u}_{i,G}^j = \begin{cases} \mathbf{v}_{i,G}^j, \text{rand}(0,1) \leq CR \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ \mathbf{x}_{i,G}^j, \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{u}_{i,G}^j$ 表示第 G 代第 i 个试验向量的第 j 维; j_{rand} 为 $[1, D]$ 内随机产生的整数, $CR \in (0, 1)$ 。

3) 选择操作

选择操作是从试验向量 $\mathbf{u}_{i,G}$ 和目标向量 $\mathbf{x}_{i,G}$ 中选出较优个体幸存到下一代。对于最小化问题,选择操作方程如下:

$$\mathbf{x}_{i,G+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_{i,G}, f(\mathbf{u}_{i,G}) \leq f(\mathbf{x}_{i,G}) \\ \mathbf{x}_{i,G}, \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $f(\mathbf{u}_{i,G})$ 和 $f(\mathbf{x}_{i,G})$ 分别为试验向量 $\mathbf{u}_{i,G}$ 和目标向量 $\mathbf{x}_{i,G}$ 的适应度函数值。

4 基于自适应差分进化的粒子滤波算法

4.1 F 和 CR 的自适应性调节策略

变异因子 F 和交叉因子 CR 对 DE 算法的优化性能起到关键性的作用。在传统的 DE 算法中, F 和 CR 在整个迭代寻优的过程中都是固定不变的,这样就限制了 DE 算法的全局搜索能力和局部搜索能力。 F 的大小决定着变异个体范围的大小, F 较大时有利于全局搜索但收敛较慢, F 较小时收敛速度加快但容易产生早熟现象。而 CR 决定着目标向量和变异向量在试验向量中所占比例的大小, CR 较大时,试验向量中包含变异向量较多,有利于局部搜索, CR 较小时,试验向量中包含目标向量较多,有利于保持种群多样性和全局搜索能力。由此来看, DE 算法受 F 和 CR 选取的不同,其寻优能力和收敛速度之间是相互矛盾的,怎样均衡这两者之间的关系使得 DE 算法的优化性能达到最好至关重要,本文根据文献[21]的方法,采用一种非线性自适应调节的策略设置 F 和 CR ,策略如下:

$$F = F_{\text{max}} - (F_{\text{max}} - F_{\text{min}}) \left(\frac{k}{N} \right)^2 \quad (13)$$

$$CR = (CR_{\text{max}} - CR_{\text{min}}) \left(\frac{k}{N} \right)^2 + CR_{\text{min}} \quad (14)$$

其中, k 为迭代次数; N 为最大迭代次数; F 为一条开口向下的抛物线; CR 为一条开口向上的抛物线。迭代刚开始时 F 较大,减小速度较慢,而 CR 较小,增大速度较慢,这样有利于全局搜索能力和保持种群多样性。在后期迭代过程中, F 快速减小, CR 快速增大,这样就有利于局部搜索并且加快收敛速度,使种群收敛于最优解附近,避免了因 F 和 CR 的设置不当带来的早熟现象。

4.2 ADE-PF 算法基本原理

在非线性高斯噪声系统中,利用 PF 算法来估计参数已经得到了广泛的应用。为了防止粒子权值退化问题,PF 算法中加入了重采样原理,通过重采样的方法对更新后的粒子进行重新选择,保留权重大的粒子,舍去权重小的粒子,利用大权重粒子得到近似状态的后验概率密度函数。虽然该方法能够减少退化问题,但是在重采样的过程中权重大的粒子会被重复选取,而舍掉的小权重粒子也会代表一定的状态信息,致使有用粒子缺失,导致样本多样性降低,影响参数的估计精度。针对以上算法的缺陷,本文提出了一种基于自适应差分进化的粒子滤波(ADE-PF)算法,

该算法利用 ADE 算法替换 PF 算法的重采样过程,采用改进后的自适应参数设置策略,经过变异、交叉和选择操作产生新粒子,避免了由重采样过程带来的粒子枯竭现象,增加了粒子的多样性,使粒子尽可能地向高似然区域移动,提高了参数估计精度。ADE-PF 的算法流程图如图 1、图 2 所示。

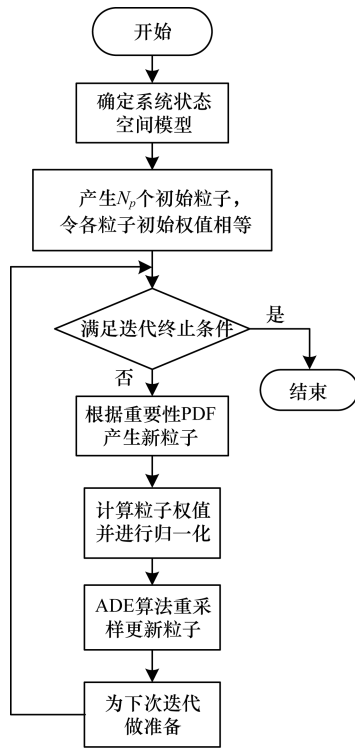


图 1 ADE-PF 算法流程

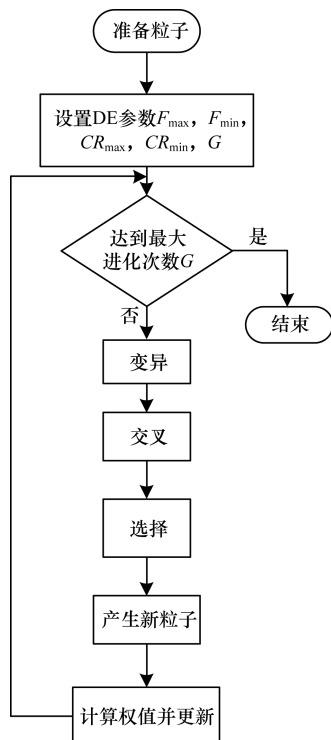


图 2 ADE 算法流程

ADE-PF 算法伪码如下:

```

//初始化
设置 N, G_max, F_max, F_min, CR_max, CR_min, N_p
//迭代
for k = 1 : N
//根据式 (13) 和式 (14) 设置 F 和 CR
//初始化, 从重要性密度函数中采样 N_p 个样本, x_k^i ~
//q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_k) = P(x_k^i | x_{k-1}^i)
//计算权重 ω_k^i = ω_{k-1}^i p(x_k^i | x_{k-1}^i), 并进行归一化
令 G = 0
while (G < G_max)
//DE 算法代替重采样产生新粒子
对权重进行降序排列, 找到权值最大个体 x_{best,G}, 然后利用式 (10) 产生变异个体, 再通过式 (11) 进行交叉操作, 通过式 (12) 选择最优个体
end
根据式 (7) 产生新粒子。
//为下次迭代做准备
k = k + 1
end for
    
```

4.3 算法复杂度分析

基本的 DE-PF 算法中 F 和 CR 的值是固定不变的, 在每次迭代时不需要再重新计算。而 ADE-PF 算法是采用一种非线性自适应的调节策略来自适应地调整 F 和 CR , 在每次更新迭代时都要重新计算 F 和 CR 的值, 这样就会导致算法复杂度增加, 计算量加大。

为了更加直观地比较本文算法的时间复杂度, 在一台联想笔记本电脑上进行了时间复杂度对比分析。实际复杂度计算采用了 500 次蒙特卡罗仿真, 并取平均值, 并设 $N = 1\ 000, N_p = 40, N$ 为仿真迭代次数。PF 算法迭代一次需要 6 ms, DE-PF 算法需要 6.4 ms, ADE-PF 算法需要 8.5 ms, 由此来看 ADE-PF 算法的运算时间长于 PF 和 DE-PF 算法。

但 ADE-PF 算法通过采用自适应的调节策略, 较好地解决了 DE 算法的收敛速度和全局优化性能不能同时兼顾的问题, 无需人为调控参数就可以达到较好的寻优性能, 相比于其他改进的 DE 算法具有较强的鲁棒性, 自适应性变强, 并且该算法能够较好地解决 PF 中的粒子枯竭问题, 使得参数的估计精度提高明显。因此, 相比 DE-PF 和 PF 算法, 本文算法在估计精度和鲁棒性两方面具有突出优点。

5 多径估计

为了能够精确地估计多径参数, 测量多路相关器进行相关运算。接收信号与本地码进行相关运

算,得到的相关输出可表示为:

$$y(\alpha_0, \alpha_1, \varepsilon, \tau_1) = \alpha_0 R(\varepsilon - d) + \alpha_1 R(\varepsilon + \tau_1 - d) + n_1(\hat{\tau}_0) \quad (15)$$

其中, d 为当前相关支路与即时支路的相关输出; $R(\tau)$ 为自相关函数; $\varepsilon = \hat{\tau}_0 - \tau_0$; $\hat{\tau}_0$ 为本地伪码对 τ_0 的时间延迟估计。 $d > 0$, 表示早码支路; $d < 0$, 表示晚码支路; $d = 0$, 表示即时支路。因此, 取不同的 d 可以得到不同的相关输出。假设有 N 个相关支路, 由式(15)可得相关输出向量为:

$$\mathbf{y} = [y(a_0, a_1, \varepsilon, \tau_1, d_1), y(a_0, a_1, \varepsilon, \tau_1, d_2), \dots, y(a_0, a_1, \varepsilon, \tau_1, d_N)]^T$$

本文根据系统模型和多支路相关输出值 \mathbf{y} 来迭代寻优多径参数 \mathbf{x}_k 。

接收机接收到的信号为直接信号与多径信号的叠加信号,其接收信号如图 3 所示。

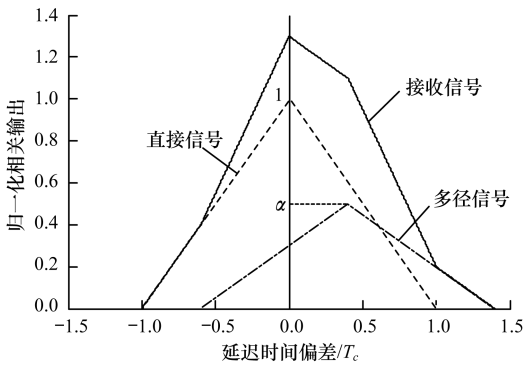


图 3 多径和直接信号的相关函数

非线性系统程度的强弱会影响算法的性能,在此需要对多径效应的非线性系统进行分析,以此验证使用 PF 算法的合理性。由式(15)可知,相关输出 \mathbf{y} 与直接信号和多径信号的幅度成线性关系,所以只分析相关输出与直接信号时间延迟和多径相对时间延迟之间的非线性关系。通过使用最小二乘法的方法分别计算直接信号时间延迟和多径相对时间延迟与相关输出值之间的非线性度,其非线性度的计算公式如下:

$$\gamma = \frac{[(XY) - (X)(Y)]}{\sqrt{[(X^2) - (X)^2][(Y^2) - (Y)^2]}} \quad (16)$$

其中, γ 表示非线性度,且 $0 < \gamma < 1$, 其值越小表明非线性越强。假设任一非线性方程的点坐标为 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots$; (X) 表示横坐标的平均值; (Y) 表示纵坐标的平均值; (XY) 表示横纵坐标乘积的平均值; (X^2) 表示横坐标平方的平均值; (Y^2) 表示纵坐标平方的平均值; $(X)^2$ 表示横坐标平均值的平方;

$(Y)^2$ 表示纵坐标平均值的平方。

本文利用非线性度值的大小判断非线性系统程度的强弱。在进行非线性度计算时,首先假定 a_0, a_1 和 d 在整个计算过程中都是固定不变的,且设 $a_0 = 0.5, a_1 = 0.7, d = 0.3$, 然后设定 10 组不同的 ε 值和 τ_1 值, ε (单位为 T_c) 分别取为 $\pm 0.5, \pm 0.4, \pm 0.3, \pm 0.2, \pm 0.1$, τ_1 (单位为 T_c) 分别取为 $0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.8, 1.0, 1.1, 1.2$ 。由式(15)计算其各点的相关输出值 y , 然后利用式(16)分别计算直接信号时间延迟和多径相对时间延迟与相关输出之间的非线性度。通过计算得出两者非线性度的值都小于 0.5, 说明相关输出与直接信号时间延迟和多径相对时间延迟之间具有较强的非线性。而 PF 对系统的非线性并无要求,从这个角度来说, PF 更适用于多径估计。

虽然在高斯环境下, EKF 的估计性能优于 PF, 但 EKF 要对非线性方程进行 Taylor 展开实现线性化,对初值较敏感,并且 EKF 仅限于高斯噪声,而 PF 对噪声没有限制,从这个角度来说, PF 具有更强的鲁棒性。同时, PF 对初始粒子的选择不像 EKF 那样严苛,只要粒子的取值满足先验知识即可,在这个前提下不同的初始粒子对估计结果的影响并不明显,因此 PF 算法更加适合于较复杂的多径环境,而且基于粒子滤波的 GPS 多径估计验证了 PF 算法的合理性。

6 仿真结果与分析

本节将所提出的 ADE-PF 算法与 PF 算法、EKF 算法和 DE-PF 算法进行对比仿真,并通过仿真结果分析 ADE-PF 算法的性能。仿真参数设置为:采用真实卫星的 C/A 码信号,真实延迟为 $\tau_0 = 10T_c$,本地码对直接信号延时的估计为 $\hat{\tau}_0 = 10.2T_c$, 所以 $\varepsilon = 0.2$, 采样间隔 $T_s = T_c/10$, 归一化的直接信号的幅值 $\alpha_0 = 0.5$ 和多径信号的幅值 $\alpha_1 = 0.7, \tau_1 = 0.4$, 假设有 7 路相关输出值,相关间距(单位为 T_c) 分别为 $-0.5, -0.3, -0.1, 0, 0.1, 0.3, 0.5, N_p = 40, F_{\max} = 0.6, F_{\min} = 0.2, CR_{\max} = 0.6, CR_{\min} = 0.2$, 系统噪声方差 $\mathbf{Q} = \text{diag}([0.0001, 0.0001, 0.0001, 0.0001])$, 信噪比 $SNR = -20 \text{ dB}$ 。为了实验的公平性, ADE-PF, DE-PF 和 PF 采用相同的初始种群,把真值作为 EKF 的初始值,仿真结果如图 4 ~ 图 6 所示。

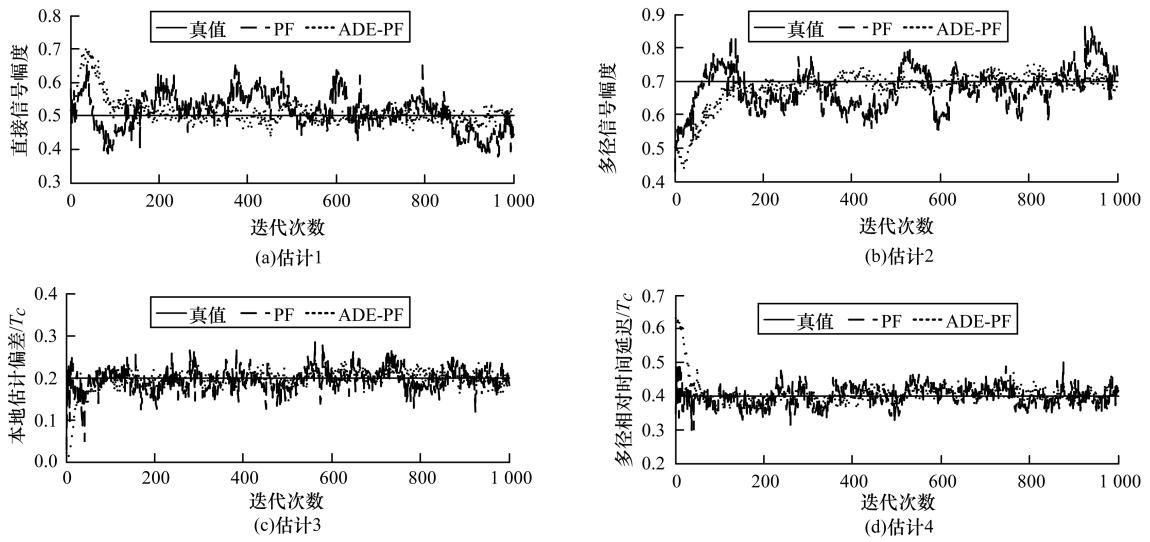


图4 ADE-PF和PF的多径参数估计结果

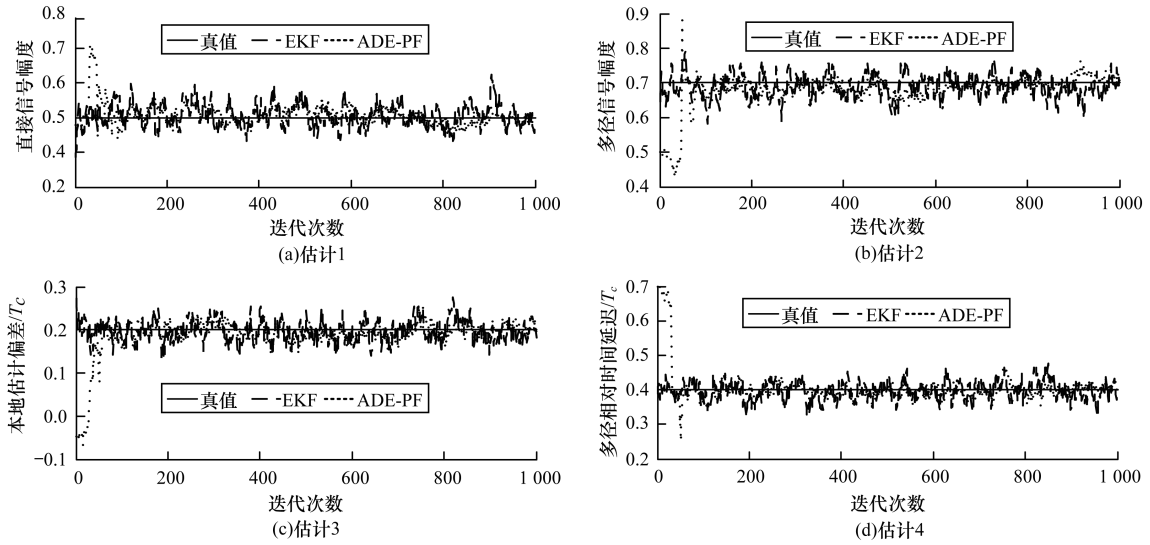


图5 ADE-PF和EKF的多径参数估计结果

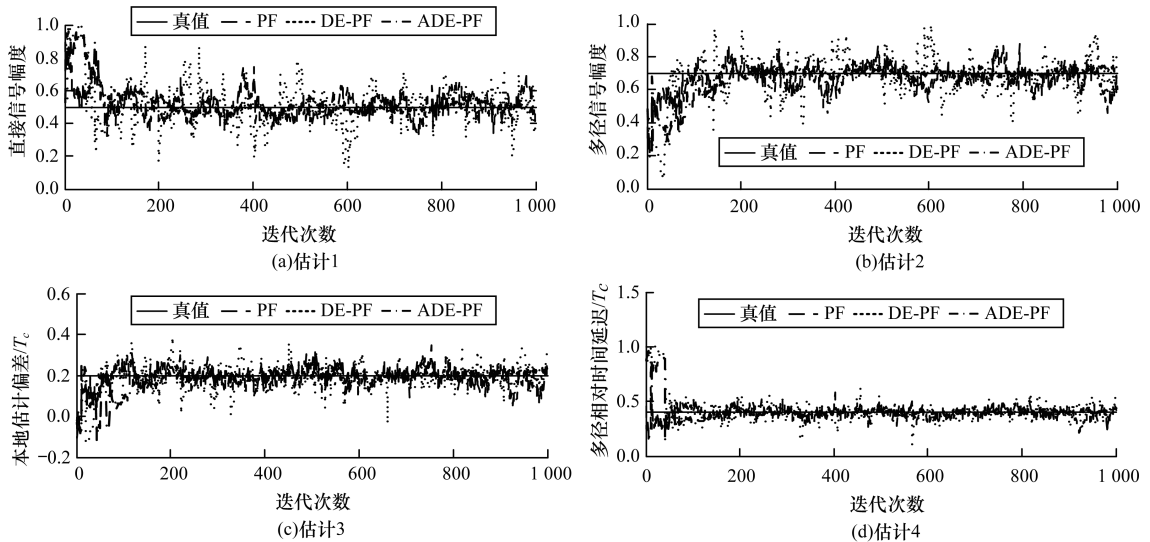


图6 PF,DE-PF,ADE-PF的多径参数估计结果

从图 4 可以看出,ADE-PF 算法和 PF 算法均能收敛到真值,但由于 PF 算法在进行重采样的过程中出现了粒子枯竭现象,导致其产生了较大的波动幅度,而 ADE-PF 算法通过使用 ADE 算法产生新粒子,很好地解决了粒子枯竭问题,提高了样本的多样性,减小了波动幅度。在图 5 中,由于 EKF 使用真值作为初始值,EKF 的收敛速度大于 ADE-PF,但 ADE-PF 算法的波动幅度低于 EKF。在图 6 中,同时给出了 PF,DE-PF,ADE-PF 这 3 种算法的参数估计性能,从图中可以看出,ADE-PF 算法的参数估计性能优于 PF 算法和 DE-PF 算法。为了更加确定本文所提出的 ADE-PF 算法是否解决了 PF 算法出现的粒子枯竭问题,作了如下统计,在仿真过程中,通过任意选取 5 个时刻 N_p 个粒子中不同粒子个数的数量来判断样本多样性是否提高,如表 1 所示。

表 1 k 时刻 2 种算法不同粒子个数的对比

k 值	PF 算法	ADE-PF 算法
200	36	40
400	36	40
600	35	40
800	30	40
1 000	21	40

由表 1 的数据可以看出,刚开始时 2 种算法的不同粒子数量差别较小,但是随着迭代次数的增加,PF 和 ADE-PF 的不同粒子数有明显不同。这是因为在 PF 算法中,只有当 N_{eff} 小于设定的阈值才进行重采样,随着迭代次数的不断增加,经过重采样之后的粒子权值就会越来越大,小权重粒子不断被舍弃,大权重粒子被重复选取,最终造成迭代之后的不同粒子数越来越少,很有可能导致 PF 收敛到错误值;而 ADE-PF 算法是通过 DE 算法产生新粒子,不像 PF 算法经由判断权值的大小决定是否进行重采样,使得每次更新之后的粒子都不相同,能够较好地解决 PF 算法出现的粒子枯竭问题,提高样本的多样性。

7 结束语

为了解决 PF 算法存在的粒子枯竭问题,本文提出了 ADE-PF 算法。该算法主要是对改进粒子滤波中的 DE 优化部分进行改进,利用 ADE 算法代替 PF 算法的重采样策略来产生新粒子,从根本上解决了 PF 算法出现的粒子枯竭问题。所采用的 ADE 算法利用非线性自适应调节策略自适应地调整 F 和 CR 的值,避免了 DE 算法由于 F 和 CR 设置的不合理导致算法寻优能力下降的问题。在多径估计中的仿真结果表明,ADE-PF 算法可以有效提高粒子的多样性,且其多径估计性能优于 PF,EKF 和 DE-PF。本文讨论的是高斯噪声下的多径误差消除算法,今后将重点研究非高斯噪声下的多径误差消除算法,以提高在复杂环境下消除多径误差的性能。

参考文献

- [1] Milner C D. Weighted RAIM for APV: An Optimised Protection Level[C]//Proceedings of International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation. Berlin, Germany: Springer, 2001: 1645-1651.
- [2] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [3] 李良群,姬红兵,罗军辉. 迭代扩展卡尔曼粒子滤波器[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2007, 34(2): 233-238.
- [4] 席志红,付存利. 一种基于 UPF 的改进的粒子滤波算法[J]. 计算机仿真, 2014, 31(2): 336-340.
- [5] Higuchi T. Monte Carlo Filter Using the Genetic Algorithm Operators[J]. Journal of Statistical Computation & Simulation, 2007, 59(1): 1-23.
- [6] Li Tiancheng, Sattar T P, Sun Shudong. Deterministic Resampling: Unbiased Sampling to Avoid Sample Impoverishment in Particle Filters[J]. Signal Processing, 2012, 92(7): 1637-1645.
- [7] 李 睿,苑柳青,李明. 基于粒子群优化的 Unscented 粒子滤波算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(13): 153-155.
- [8] Hsu Li-ta, Jan Shau-shiun, Groves P D, et al. Multipath Mitigation and NLOS Detection Using Vector Tracking in Urban Environments[J]. GPS Solutions, 2009, 83(1): 72-79.
- [9] 张孟阳,吕保维,宋文森. GPS 系统中的多径效应分析[J]. 电子学报, 1998, 26(3): 10-14.
- [10] 程 兰,陈 杰,谢 刚. 软件接收机中基于数据处理的多径估计方法[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(10): 2050-2056.
- [11] 刘亚欢,田 宇,李国通. 基于最大似然估计的 GPS 多径估计[J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1466-1471.
- [12] 蔡东亮. 基于最小二乘法的状态估计算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2006.
- [13] 程 兰,谢 刚. 一种基于扩展 Kalman 滤波的多径估计算法[J]. 太原理工大学学报, 2012, 43(5): 575-579.
- [14] 魏国庆,黄 勇,刘立汉,等. 一种 GPS 多径抑制的改进方法[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2011, 30(1): 35-37.
- [15] Closas P, Fernandez-Prades C, Fernandez-Rubio J A. A Bayesian Approach to Multipath Mitigation in GNSS Receivers[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(4): 695-706.
- [16] Cheng Lan, Chen Jie, Xie Gang. Model and Simulation of Multipath Error in DLL for GPS Receiver[J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 23(3): 508-515.
- [17] Lohan E S, Hamila R, Lakhzouri A, et al. Highly Efficient Techniques for Mitigating the Effects of Multipath Propagation in DS-CDMA Delay Estimation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(1): 149-162.
- [18] 王 宪,袁 洪. 基于粒子滤波的 GPS 多径估计[J]. 控制与决策, 2010, 25(8): 1139-1143.
- [19] Brest J, Maucec M S. Population Size Reduction for the Differential Evolution Algorithm[J]. Applied Intelligence, 2008, 29(3): 228-247.
- [20] 吕铭晟,沈洪远,李志高,等. 多变异策略差分进化算法的研究与应用[J]. 计算机工程, 2014, 40(12): 146-150.
- [21] 邓泽喜,刘晓冀. 差分进化算法的交叉概率因子递增策略研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(27): 33-36.