

基于 ε 等级约束差分进化的多径估计算法

程 兰¹, 邢艳君¹, 任密峰¹, 谢 刚¹, 陈 杰²

(1. 太原理工大学信息工程学院, 山西太原 030024; 2. 北京理工大学复杂系统智能控制与决策国家重点实验室, 北京 100081)

摘 要: 本文针对基于扩展 Kalman 滤波(EKF)的多径估计算法需要对非线性观测方程进行线性化. 对初值比较敏感, 造成估计性能下降的问题, 提出了基于智能优化的多径估计算法. 该算法将估计误差的二阶矩作为目标函数, 将瞬时误差作为约束条件, 同时考虑多径参数的先验信息, 实现了将多径估计问题转化为具有约束条件的优化问题. 然后, 利用一种智能优化算法来解决该优化问题. 本文采用了 ε 等级约束差分进化(ε CRDE)算法来解决有约束条件的优化问题, 并对该算法进行改进, 使改进后的 ε CRDE 算法可以实现多径参数的迭代估计. 仿真结果表明, 与 EKF 算法相比, 在单一多径和 2 路多径情况下, 基于改进 ε CRDE 的多径估计算法都具有更好的估计性能.

关键词: 多径估计; 优化算法; 差分进化 (DE); Kalman 滤波

中图分类号: P228.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)01-0167-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.01.023

Multipath Estimation Algorithm Using ε Constrained Rank-Based Differential Evolution

CHENG Lan¹, XING Yan-jun¹, REN Mi-feng¹, XIE Gang¹, CHEN Jie²

(1. College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;

2. State Key Laboratory of Intelligent Control and Decision of Complex Systems, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The observation equation has to be linearized for the multipath estimation algorithm based on Extended Kalman Filter (EKF). To tackle the problem of being sensitive to initial state, which leads to a performance degradation in terms of estimation accuracy, a new multipath estimation algorithm based on intelligent optimization is proposed. Through minimizing the second moment of the estimation error the multipath estimation problem is transferred into an optimization problem with constrained conditions. Furthermore, the instantaneous error is considered as a constrained condition as well as the prior information of the multipath parameters. Then, an intelligent optimization algorithm is used to solve the presented optimization problem. Especially, the ε Constrained Rank-based Differential Evolution (ε CRDE) algorithm is adopted. In addition, the ε CRDE algorithm is improved to cater for the need of iteration for multipath estimation. Simulation results show that the proposed algorithm outperforms EKF for multipath estimation in the case of single multipath and two multipaths.

Key words: multipath estimation; optimization algorithm; differential evolution (DE); Kalman filter

1 引言

多径干扰因具有位置上的不相关性、不确定性等特点, 不能通过差分技术来消除, 成为影响高精度定位的主要误差源之一^[1-6]. 多径干扰存在时, 接收机不能准确跟踪直接信号, 造成了跟踪误差, 即多径误差. 随着软件接收机的发展, 基于数据处理的多径误差抑制方法成为近年来的研究热点^[7], 这类方法将多径估计问题转化为非线性状态空间模型下的参数估计问题来解

决, 如作者提出的基于 Kalman 滤波和 Teager-Kaiser 算子/最小二乘相结合的多径估计方法, 以及刘亚欢等提出的基于最大似然估计的方法等, 这些方法需要较多的相关支路, 以精确拟合相关函数曲线, 且多径估计精度直接由相关输出数目及相关间隔决定^[7,8]. 而基于扩展 Kalman 滤波(Extended Kalman Filter, EKF)的多径估计方法可以利用较少的相关输出直接估计多径参数^[9], 但基于 EKF 的多径估计方法需要对非线性观测方程进行线性化, 且对状态估计初值比较敏感, 造成了

多径估计性能下降^[10].

为了解决上述问题,本文将多径估计问题转化为有约束条件的优化问题,通过优化算法实现多径参数估计,提高了算法的多径估计性能. 所提出的多径估计算法将估计误差的二阶矩作为目标函数,将瞬时误差作为约束条件,并考虑多径参数的先验信息,实现了将多径估计问题转化为具有约束条件的优化问题. 然后,利用改进的 ε 等级约束差分进化 (ε Constrained Rank-based Differential Evolution, ε CRDE) 算法对这类问题具有全局最优搜索能力的优势,将其应用于多径估计,具有较好的估计性能. 而且该算法用初始种群而不是单一初值作为算法的初始估计值,降低了算法对估计初值的敏感性.

2 问题描述

多径环境下接收到的通信信号可表示 $(M+1)$ 个路径的模型,即一路直接信号与 M 路多径信号之和,附加噪声信号. k 时刻的接收信号与本地即时码信号进行相关运算,得到即时支路的相关输出,可表示为^[11]:

$$y_k(A_{0,k}, A_{i,k}, \varepsilon_k, \tau_{i,k}) = A_{0,k}R(\varepsilon_k) + \sum_{i=1}^M A_{i,k}R(\varepsilon_k + \tau_{i,k}) + n_k \quad (1)$$

式中: k 表示 k 时刻; $\varepsilon_k = \hat{\tau}_{0,k} - \tau_{0,k}$ 表示本地信号与接收信号的时间延迟偏差, $\hat{\tau}_{0,k}$ 为直接信号时间延迟 $\tau_{0,k}$ 的本地估计; $\tau_{i,k}$ 为第 i 个多径信号相对于直接信号的时间延迟; $A_{0,k} = \alpha_{0,k} \cos(\theta_{0,k})$ 和 $A_{i,k} = \alpha_{i,k} \cos(\theta_{i,k})$ 为包含了信号幅度和相位信息的复合幅度, $\alpha_{0,k}$ 为直接信号幅度; $\alpha_{i,k}$ 为第 i 个多径信号幅度, $\theta_{0,k}$ 为直接信号相位, $\theta_{i,k}$ 为第 i 个多径信号相对于直接信号的相位延迟; M 为多径数目; $R(\tau)$ 为自相关函数,理想情况下 $R(\tau) = \begin{cases} 1 - |\tau|, & 0 \leq \tau \leq 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$; n_k 为噪声.

定义 $\mathbf{x}_k = [(A_k)^T, (\tau_k)^T]^T$, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{2(M+1) \times 1}$, $A_k = [A_{0,k}, A_{1,k}, \dots, A_{M,k}]^T$, $\tau_k = [\varepsilon_k, \tau_{1,k}, \dots, \tau_{M,k}]^T$, 当采用与即时码间距为 d_n ($n = 1, 2, \dots, N, d_n = 0$ 对应即时码, $d_n > 0$ 对应本地早码, $d_n < 0$ 对应本地晚码) 的本地码与接收信号进行相关运算时,可以得到第 n 个支路的相关输出 $y_n(A_{0,k}, A_{i,k}, \varepsilon_k, \tau_{i,k})$, 记 $\mathbf{y}_k = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ 为相关输出向量,则系统状态可以建模为一阶马尔科夫模型^[12]:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{B}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_{k+1} \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{B}_k \in \mathbf{R}^{2(M+1) \times 2(M+1)}$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 为测量输出向量, $\mathbf{h}(\cdot)$ 为测量函数, \mathbf{w}_{k+1} 为系统噪声, \mathbf{v}_k 为测量噪声. 本文的目的根据观测向量 \mathbf{y}_k 估计 \mathbf{x}_k . 采用估计偏差

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k \quad (3)$$

作为目标函数的输入,其中, $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k)$, $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为 \mathbf{x}_k 的估计值.

3 ε CRDE 算法

ε CRDE 算法是由日本学者 Takahama T, Sakai S 提出的^[13], 本文对其进行改进以实现迭代估计多径参数. 为了内容的完整性,本节将简要介绍 ε CRDE 算法. 为了介绍 ε CRDE 算法,将首先介绍有约束的优化问题、 ε 约束方法和等级差分进化 (Rank-based Differential Evolution, RDE) 算法.

3.1 有约束的优化问题

有约束的优化问题 P 可以描述为:

(P) $\min(f(\mathbf{x}))$ 受约束于如下条件

$$\begin{cases} g_j(\mathbf{x}) \leq 0, & j = 1, \dots, q \\ h_j(\mathbf{x}) = 0, & j = q+1, \dots, m \\ l_s \leq x_s \leq u_s, & s = 1, \dots, S \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_S)$ 为 S 维向量, $f(\mathbf{x})$ 为目标函数, $g_j(\mathbf{x}) \leq 0$ 和 $h_j(\mathbf{x}) = 0$ 分别为 q 个不等式约束条件和 $m - q$ 个等式约束条件, f, g_j, h_j 为线性或非线性的实值函数, l_s 和 u_s 分别为 x_s 的下界和上界. 满足所有约束条件的可行解空间记为 \mathcal{T} , 满足上、下界约束条件的搜索空间记为 \mathcal{S} , 显然, $\mathcal{T} \subseteq \mathcal{S}$.

3.2 ε 约束方法

在 ε 约束方法中,定义约束违背度 $\varphi(\mathbf{x})$ 为:

$$\varphi(\mathbf{x}) = \max\{\max_j \{0, g_j(\mathbf{x})\}, \max_j |h_j(\mathbf{x})|\} \quad (5)$$

或

$$\varphi(\mathbf{x}) = \sum_j |\max\{0, g_j(\mathbf{x})\}|^p + \sum_j \|h_j(\mathbf{x})\|^p \quad (6)$$

其中 p 为正数. ε 约束方法主要是根据 ε 等级比较的方法实现对个体的排序. ε 等级比较是对目标函数值和约束违背度 ($f(\mathbf{x}), \varphi(\mathbf{x})$) 的一种排序. 如果某一个体的约束违背度大于 0, 表示该个体是具有较低利用价值的不可行解. ε 等级比较是一种分层序列比较方法,在该方法中优先根据 $\varphi(\mathbf{x})$ 作出判断,然后才是 $f(\mathbf{x})$. 因为让 \mathbf{x} 可行比让 $f(\mathbf{x})$ 最小更重要.

假设 $f_1(f_2)$ 和 $\varphi_1(\varphi_2)$ 为 $\mathbf{x}_1(\mathbf{x}_2)$ 的目标函数值和约束违背度,且 ε 满足 $\varepsilon \geq 0$, 则 (f_1, φ_1) 和 (f_2, φ_2) 之间的 ε 等级比较 $\varepsilon_{<}$ 和 ε_{\leq} 定义为

$$(f_1, \varphi_1) < (f_2, \varphi_2) \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 < f_2, & \text{if } \varphi_1, \varphi_2 \leq \varepsilon \\ f_1 < f_2, & \text{if } \varphi_1 = \varphi_2 \\ \varphi_1 < \varphi_2, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$(f_1, \varphi_1) \leq (f_2, \varphi_2) \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 \leq f_2, & \text{if } \varphi_1, \varphi_2 \leq \varepsilon \\ f_1 \leq f_2, & \text{if } \varphi_1 = \varphi_2 \\ \varphi_1 < \varphi_2, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

可以看出,当 $\varepsilon = +\infty$ 时, $\varepsilon_<$ 和 ε_{\leq} 实际上就是目标函数值比较;当 $\varepsilon = 0$ 时, $\varepsilon_<$ 和 ε_{\leq} 实际上就是普通约束违背度比较。

3.3 RDE 算法

RDE 算法是一种基于等级的 DE 算法, RDE 算法的目的是平衡 DE 搜索时的探索与开发能力. 如果父代个体在最优解附近, 通过选择较小的缩放因子 F 和较大的交叉率 CR , 可以保证父代个体的优良特性较多地被子代继承, 也可以提高算法对最优解的探索能力, 但容易陷入局部最优解; 如果父代个体在较差解附近, 通过选择较大的缩放因子 F 和较小的交叉率 CR , 可以使子代个体远离父代个体的不良特性、向优秀解靠近, 从而提高算法对最优解的开发能力, 但算法的搜索效率将会降低。

RDE 算法通过对种群中的个体排队, 并给个体赋予等级来描述解的优劣性, 等级越高, 解的可用性越差, 性能最差的个体的等级为 N_p (N_p 为粒子数目); 反之, 越好, 性能最好的个体的等级为 1. 其基本思想可以描述为: 如果基向量 x_b (对应的等级为 R_b) 具有较好的性能, 选择较小的缩放因子 F 和较大的交叉率 CR ; 反之, 选择较大的缩放因子 F 和较小的交叉率 CR . 为了实现这个思想, RDE 算法根据个体等级的不同, 采用如下公式为每个个体设计不同的 F 和 CR .

$$\begin{cases} F_i = F_{\min} + (F_{\max} - F_{\min}) \frac{R_b - 1}{N_p - 1} \\ CR_i = CR_{\max} - (CR_{\max} - CR_{\min}) \frac{R_b - 1}{N_p - 1} \end{cases} \quad (9)$$

式中: F_{\min} 和 F_{\max} 为根据具体问题选择的 F 的最小值和最大值, CR_{\min} 和 CR_{\max} 为根据具体问题选择的 CR 的最小值和最大值. 显然, 如果基向量是最优个体, 则该向量的 F 最小, CR 最大; 如果基向量是最差个体, 则该向量的 F 最大, CR 最小. 如此, 便可实现 RDE 算法平衡探索与开发能力的目的。

3.4 ε CRDE 算法

ε CRDE 算法是对 RDE 算法的一种改进, 在 RDE 算法中加入 ε 控制, 使算法更加适用于具有等式约束条件的优化问题. ε CRDE 算法通过不断减小 ε 的值, 使种群个体逐渐靠近满足等式约束条件的最优解. 在文献 [13] 中通过对 13 个测试函数的统计试验证明了该算法的全局寻优能力。

ε CRDE 算法步骤为^[13]:

① 参数设置: 给出缩放因子 F 和交叉率 CR 的范围 $[F_{\min}, F_{\max}]$, $[CR_{\min}, CR_{\max}]$;

② 个体初始化: 在搜索空间 S 中产生 N_p 个体 x^i 形成初始种群, $i = 1, 2, \dots, N_p$;

③ 设置中止条件: 如果目标函数的计算次数超过

最大次数 EF_{\max} , 程序中止;

④ 根据 ε 等级比较方法给出个体 x^i 的等级 R_i ;

⑤ DE 操作: 选择一个个体 x^i 作为父代, 根据式 (9) 计算其缩放因子 F_i 和交叉率 CR_i , 并根据 DE/rand/1/exp 策略产生试验个体 x_v ;

⑥ 选择操作: 根据 ε 等级比较方法, 如果试验个体 x_v 优于或等于父代个体 x^i , 则 x_v 进入下一代, 否则, x^i 进入下一代;

⑦ 控制 ε 等级: 根据 ε 等级控制函数 $\varepsilon(t)$ 更新 ε ;

⑧ 返回③.

其中 ε 等级控制函数 $\varepsilon(t)$ 为:

$$\varepsilon(0) = \mu(x_\lambda) \quad (10)$$

$$\varepsilon(t) = \begin{cases} \varepsilon(0) \left(1 - \frac{t}{T_{\text{con}}}\right)^{cp}, & 0 < t < T_{\text{con}} \\ 0, & t \geq T_{\text{con}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mu(x_\lambda)$ 为前 λ 个个体的约束违背度之和, 通常 $\lambda = 0.2N_p$, T_{con} 为给定正整数, cp 为常数, 如 $cp = 5$.

4 基于改进 ε CRDE 的多径估计算法

Takahama T, Sakai S 提出的 ε CRDE 算法只能实现对测试函数的全局寻优, 无法直接应用于实际系统实现多径估计, 本节将对其进行改进以实现迭代估计多径参数。

4.1 将多径估计问题转换为有约束条件的优化问题

本节的目的是将多径估计问题转化为有约束条件的优化问题. 为了保证估计结果的收敛性, 设计如下的目标函数:

$$\begin{aligned} f_k &= E(e_i^T e_i) \\ &\approx \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k e_i^T e_i \\ &= \frac{1}{k} \left(\sum_{i=1}^{k-1} e_i^T e_i + e_k^T e_k \right) \\ &= \frac{1}{k} [(k-1)f_{k-1} + e_k^T e_k] \end{aligned} \quad (12)$$

式中, e_k 的定义如式 (3) 所示, $E(x)$ 表示 x 的期望. 我们的目的是使 f_k 最小. 假设瞬时误差满足如下要求:

$$e_k^T e_k \leq \delta^2 \quad (13)$$

和多径参数的约束条件:

$$0 < A_{0,k} \leq 1 \quad (14)$$

$$0 \leq A_{i,k} < 1 \quad (15)$$

$$-0.5 < \varepsilon_k < 0.5 \quad (16)$$

$$0 \leq \tau_{i,k} < 1.5 \quad (17)$$

式中, δ^2 需要用户根据需求设定. 多径参数的约束条件是根据如下先验知识给出的: 正常接收时信号幅度是可以大致确定的, 若用正常接收的信号幅度分别对多

径环境下的直接信号幅度和多径信号幅度进行归一化,可知 $A_{0,k}$ 和 $A_{i,k}$ 小于等于 1;本地信号的估计偏差 ε_k 通常小于 $0.5T_c$;由于多径信号的物理特性, $\tau_{i,k}$ 相对于直接信号时间延迟偏差通常在 0 到 $1.5T_c$ 之间. 因为由 C/A 码的自相关特性可知,大于 $1.5T_c$ 的多径信号对直接信号的影响可以忽略. 因此,根据式 (13) ~ (17) 可将多径估计问题转化为维数为 $2(M+1)$ 、不等式约束条件个数为 1 的优化问题,这里的 M 为多径数目. 至此,多径估计问题已经转换为有约束条件的优化问题.

4.2 基于改进的 ε CRDE 的多径估计算法

为了实现多径参数的迭代估计,使估计结果逐渐逼近真值,我们对 ε CRDE 算法进行了改进,改进后算法的思想为:在迭代估计初期,可以容忍较大的约束违背度,用 RDE 算法让进化后的个体向真值靠近,但并不让其完全收敛到同一值,这样做的目的是防止个体收敛到根据测量值得到的局部最优值;在迭代估计后期,可以容忍较小的约束违背度,用 RDE 算法让进化后的个体逐渐收敛到真值,因为在迭代估计后期可以充分利用足够多的测量序列值包含的信息得到估计真值. 这一思想主要是通过对式 (11) 所示的等级控制函数进行改进实现的,改进后的等级控制函数可表示为:

$$\varepsilon(k) = \begin{cases} \varepsilon(0) \left(1 - \frac{k}{T_{\text{con}}}\right)^{\rho}, & 0 < k < T_{\text{con}} \\ 0, & k \geq T_{\text{con}} \end{cases} \quad (18)$$

式 (19) 中的 k 表示第 k 次迭代 (而式 (11) 中的 t 为无噪声情况下一次估计的第 t 次进化,式 (11) 不适用于有噪声情况下的迭代估计). 随着迭代次数的增加约束等级越来越小,直到为 0, 可以在迭代前期容忍较大的约束违背度,迭代后期容忍较小的约束违背度的目的.

同时,为了降低计算复杂度,在进行 ε 等级比较时,并没有考虑 $\varphi_1 = \varphi_2$ 的情况,即将 ε 等级比较重新定义为:

$$(f_1, \varphi_1) < (f_2, \varphi_2) \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 < f_2, & \varphi_1, \varphi_2 \leq \varepsilon \\ \varphi_1 < \varphi_2, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

$$(f_1, \varphi_1) \leq (f_2, \varphi_2) \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 \leq f_2, & \varphi_1, \varphi_2 \leq \varepsilon \\ \varphi_1 \leq \varphi_2, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

算法流程如图 1 所示,实现伪代码如表 1 所示. 在算法实现过程中,假设多径参数在观测期间保持不变,因此可采用测量输出的平均值作为当前测量值,即测量输出表示为 $y_k^m = [(k-1)y_{k-1}^m + y_k]/k$, 式中, y_k^m 为 k 时刻的测量均值, y_k 为当前时刻的测量值.

算法 1 中, EF_{max} 为进行目标函数计算的最大次数. 算法实现时,在 k 时刻,将根据 ε 等级比较得到的最优个体 x_{best} 作为当前时刻的滤波结果 x_f 输出. 由于 ε CRDE 算法的收敛能力较强,因此我们在改进的

ε CRDE 算法中通过设置最大进化次数 EF_{max} 和 ε 阈值约束条件的方式对算法一次迭代的最大进化次数进行限制,使得种群整体向真实区域移动,但又避免最终收敛. 具体原因如下:

① 改进 ε CRDE 算法的核心思想是让种群对真值区域有更合理的分布,种群既要有一定的多样性,防止陷入局部最优解,又要有一定的集中度以保证算法逐渐收敛. 所以算法并不是要将个体全部集中在真值附近,如果所有的个体均集中在真实值附近,反而会降低个体的多样性.

② 如果迭代次数 EF_{max} 过多,会造成 ε CRDE 算法的运算复杂度明显提高,且可能导致算法陷入局部最优解.

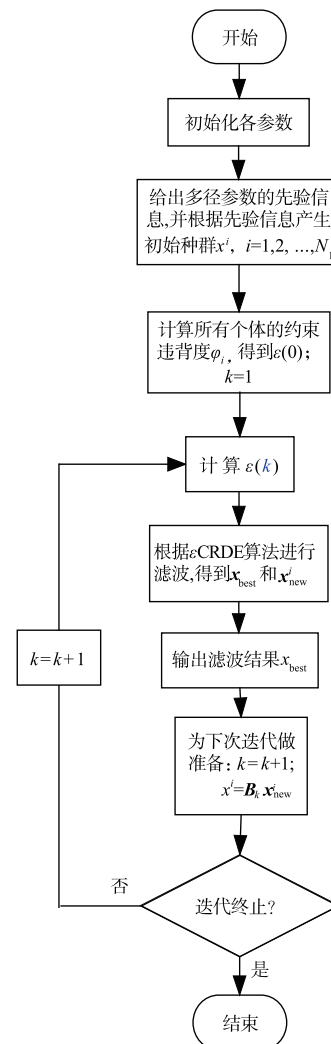


图1 基于 ε CRDE 的多径估计算法流程图

算法 1 基于改进 ε CRDE 的多径估计算法

1. 初始化

```

//  $N_p, CR_{\min}, CR_{\max}, F_{\min}, F_{\max}, EF_{\max}, cp, T_{\text{con}}, \delta^2$ ;
// 根据先验信息给出多径参数  $A_{0,k}, A_{i,k}, \varepsilon_k, \tau_{i,k}$  的上、下界;
// 根据多径参数的先验信息产生均匀分布的初始种群  $\mathbf{x}^i, i = 1, 2, \dots, N_p$ ;
// 根据式(6)和(13)计算所有个体的约束违背度  $\varphi_i, i = 1, 2, \dots, N_p$ ,
// 并根据式(10)计算  $\varepsilon(0)$ .
2. 多径估计
   for  $k = 1; N$ 
      $y_k^m = [(k-1)y_{k-1}^m + y_k]/k$ ;
     if ( $k < T_{\text{con}}$ )
        $\varepsilon(k) = \varepsilon(0)(1 - k/T_{\text{con}})^{cp}$ ;
     else
        $\varepsilon(k) = 0$ ;
     end
   while ( $EF < = EF_{\max}$ )
     // 并根据式(19)和(20)定义的  $\varepsilon$  等级比较方法给个体赋予等级  $R_i$ ;
     // 记录  $R_i = 1$  的个体  $\mathbf{x}_{\text{best}}$ ;
     // 进行交叉和变异,得到新个体  $\mathbf{x}_k^i$ ;
     // 根据约束条件(14)~(17)对  $\mathbf{x}_k^i$  进行校正,
     // 保证  $\mathbf{x}_k^i$  的各维参数值都在给定的上、
     // 下界之间;
     // 根据  $\varepsilon$  等级比较方法选择是否让  $\mathbf{x}_k^i$  代替  $\mathbf{x}^i$  进入下
     // 一代,得到新一代个体  $\mathbf{x}_{\text{new}}^i$ ;
   end
3. //输出多径估计结果
 $\mathbf{x}_f = \mathbf{x}_{\text{best}}$ ;
4. //为下次迭代做准备
    $\mathbf{x}^i = \mathbf{B}_k \mathbf{x}_{\text{new}}^i$ ;
end

```

5 仿真分析

本次仿真采用 GPS 2 号卫星的信号,并假设已经实现载波频率跟踪、待估参数在观测时间内保持不变.由文献[5]的分析结果可知,当多径信号与直接信号同相或反向时,即 $\theta_j = 2k\pi$ 或 $(2k+1)\pi$ 时, $k = 0, 1, 2, \dots$, 多径信号会导致最大的跟踪误差.本节仿真考虑最坏情况下算法的性能,即 $\theta_j = 0$.

当考虑单一多径,即 $M = 1$ 时,结合上段给出的假设条件(待估参数在观测时间内保持不变),可知系统矩阵 $\mathbf{B} = \text{diag}([1, 1, 1, 1])$, $\text{diag}([a, b, c, d])$ 为对角元素为 (a, b, c, d) 的方阵.仿真参数设置:采样间隔 $T_s = T_c/10$;待估参数真值 $\mathbf{x}_k = [A_0, A_1, \varepsilon, \tau_1]^T = [0.9, 0.4, 0.2, 0.2]^T$;采用 7 路相关输出获得测量值,即 $S = 7$,与本地信号的相关输出间距(单位为 T_c)分别为 $-0.5, -0.3, -0.1, 0, 0.1, 0.3, 0.5$, $N_p = 40$, $CR_{\min} = 0.85$, $CR_{\max} = 0.95$, $F_{\min} = 0.6$, $F_{\max} = 0.95$, $EF_{\max} = 200$.本文算法中缩放因子 F 和交叉率 CR 的上、下界通过仿真实验进行设置.

无噪声时,直接采用 ε CRDE 算法,取 $\delta^2 = 0.001$,

仿真结果如图 2 所示,该图为 Q 次仿真的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)分析结果, $Q = 30$.图 2 仿真中的估计结果采用 RMSE 标准进行分析, k 时

刻的 RMSE 结果可表示为 $e_k = \sqrt{\sum_{i=1}^Q (\hat{x}_{k,i} - x_r)^2 / Q}$, 其中 $\hat{x}_{k,i}$ 为第 i 次仿真时 k 时刻的状态估计结果, x_r 为真值.可以看出经过几十次迭代后, ε CRDE 算法可以快速收敛到真值.注意,图 2 中的迭代次数是指 ε CRDE 的进化次数,无噪声时不需要迭代计算,只需要进化计算.

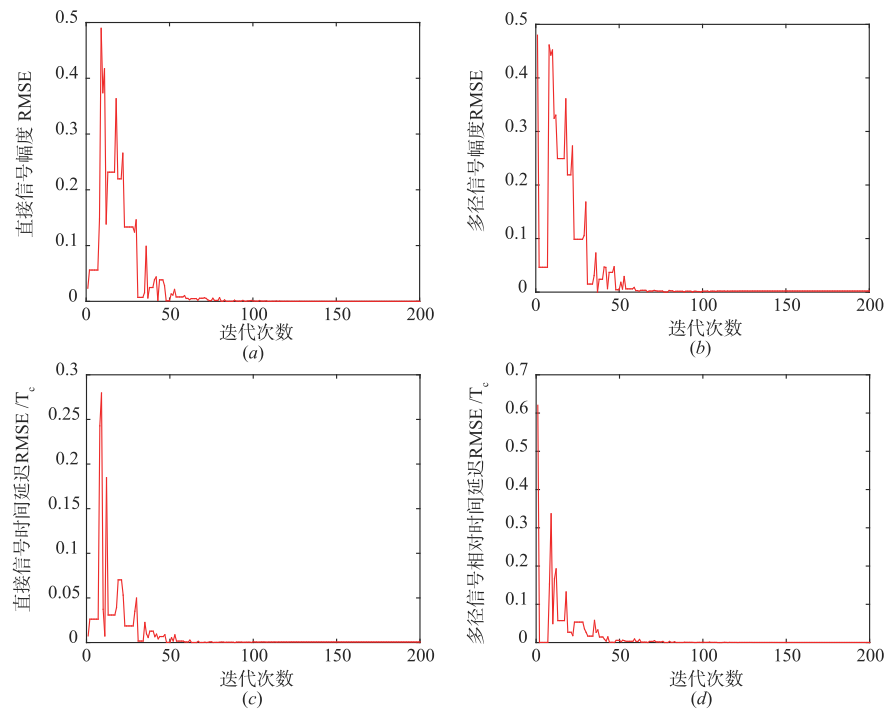
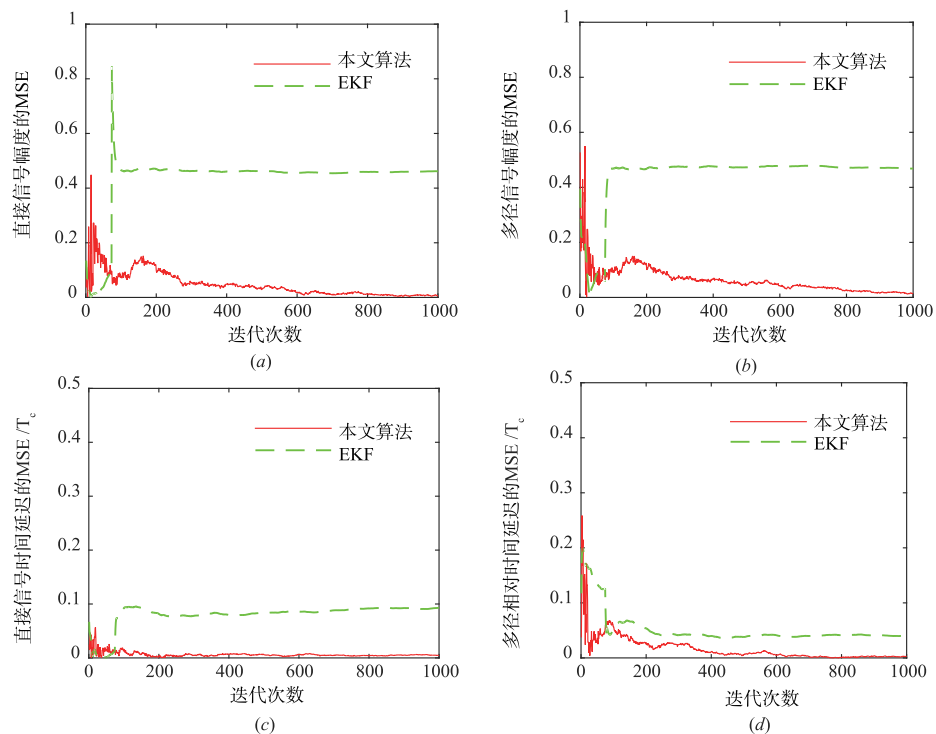
当噪声存在时(本次仿真考虑了高斯噪声),如果直接采用 ε CRDE 算法进行多径估计,可能导致算法过早收敛到错误值.为避免这种情况的发生,采用了本文所提出的改进 ε CRDE 算法进行迭代多径估计.为了说明 EKF 对初值的敏感性,本组仿真只给出了其中一次的仿真结果,即以均方差(Mean Square Error, MSE)标准进行分析,对应于均方根误差中的 $Q = 1$.仿真参数设置: $\delta^2 = 0.1$, $\text{SNR} = -30\text{dB}$, $T_{\text{con}} = 200$, 本文算法的其他参数设置同无高斯噪声情况. EKF 算法的参数设置:初值在式(14)~(17)给定的参数范围内随机产生,系统噪声方差 $\mathbf{G} = \text{diag}([0.001, 0.001, 0.001, 0.001])$, 观测噪声方差 \mathbf{R} 根据测量结果确定.为了对比的公平性,对 EKF 也采用平均测量输出作为当前时刻的观测输出.

对 τ_1 从 $0.1T_c$ 以 T_s 为步长逐渐增加到 $1.5T_c$ 的多径信号,在每个取值下分别进行了多次仿真,结果表明当 $\tau_1 > 0.1T_c$ 时,本文算法的性能总是优于 EKF.当多径信号相对于直接信号的时间延迟 $\tau_1 = 0.2T_c$ 和 $1.5T_c$ 时的仿真结果分别如图 3 和图 4 所示.

可以看出, EKF 由于只采用了一个初值(在给定的参数范围内随机选取),导致估计结果收敛到错误值.而且多次仿真结果均表明,只有当 EKF 的估计初值在真值附近时,其估计结果才可能收敛到真值.更详细的分析可以参考作者文献[10].而本文算法虽然在初始阶段具有较大的波动,但随着迭代的进行,算法逐渐收敛到真值附近,且其稳态性能优于 EKF,具有更高的估计精度.

本文算法之所以具有更好的多径估计性能,是因为在优化的过程中没有对观测方程进行线性化,而且考虑了不同初值对估计结果的影响,并直接通过寻优算法根据观测值得到多径参数的估计结果,仿真分析结果也验证了这一点.

但当 $\tau_1 \leq 0.1T_c$ 时,本文算法与 EKF 一样无法准确估计多径参数,这是由采样间隔决定的(本文仿真的采样间隔 $T_s = T_c/10$),对小于采样间隔的时间延迟无法准确估计.

图2 无噪声时 ϵ CRDE算法的多径估计结果图3 SNR=-30dB时的多径参数估计结果 ($\tau_1=0.2T_c$)

当考虑两路多径信号时,仿真结果如图5所示.参数设置如下: $\mathbf{B} = \text{diag}([1, 1, 1, 1, 1, 1])$, $\text{SNR} = -30\text{dB}$, $T_{\text{con}} = 300$, $\delta^2 = 0.1$, $N_p = 60$, $CR_{\text{min}} = 0.75$, $CR_{\text{max}} = 0.8$, $F_{\text{min}} = 0.7$, $F_{\text{max}} = 0.75$, $EF_{\text{max}} = 150$, 待估计参数

真值 $\mathbf{x}_k = [A_0, A_1, A_2, \varepsilon, \tau_1, \tau_2]^T = [0.9, 0.7, 0.4, 0.2, 0.3, 0.6]^T$, 其他参数的设置同单一多径情况. 从仿真结果可以看出, 当2路多径时, EKF算法完全失效, 这是因为随着多径数目的增加, 测量方程的非线性程度增加, 而且待估参数的维数也增加, 使EKF对初值更加

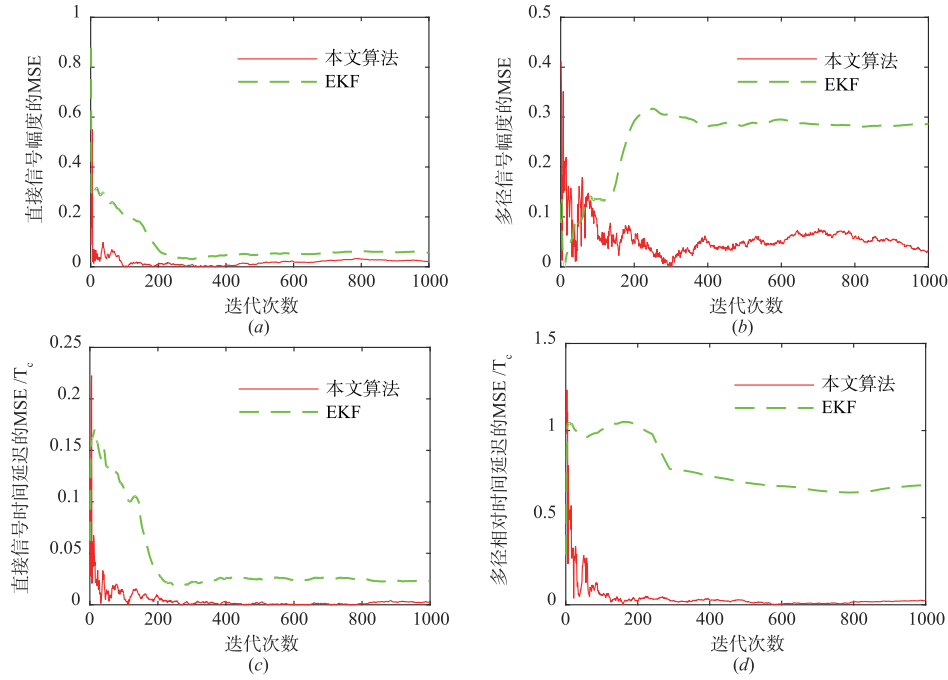


图4 SNR=-30dB时的单一多径时的参数估计结果 ($\tau_1=1.5T_c$)

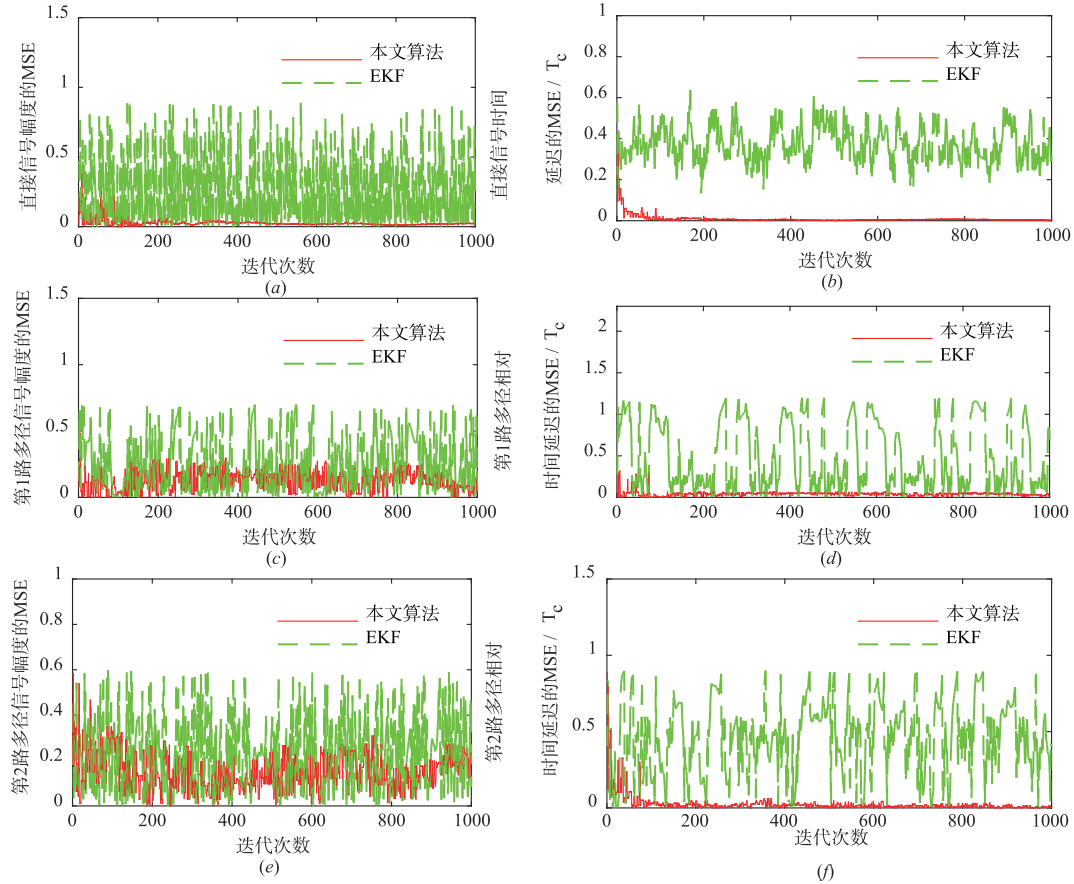


图5 SNR=-30dB时2路多径时的参数估计结果 ($\tau_1=0.3T_c, \tau_2=0.6T_c$)

敏感,导致其无法正确估计直接信号和多径信号参数。而本文算法可以正确估计直接信号和多径信号的时间

延迟、以及直接信号的幅度,但对 2 路多径信号幅度的估计具有较大的偏差. 但即便如此本文算法的性能也明显优于 EKF.

6 结论

本文提出了一种基于改进 ε CRDE 的多径估计算法,以解决 EKF 在进行多径估计时需要对观测方程进行线性化、对初值敏感,造成估计性能下降的问题. 该算法将多径估计问题转化为有约束条件的优化问题,通过优化算法来实现多径参数估计,在不同多径时间延迟和多路多径信号下的仿真结果表明所提出的算法与 EKF 相比具有更好的估计性能,且对初值的敏感性降低. 在后续工作中将继续研究改进的目标函数以提高算法的多径估计性能.

参考文献

- [1] XIE P, PETOVELLO M G. Measuring GNSS multipath distributions in urban canyon environments [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(2):366–377.
- [2] HSU L T, JAN S S, GROVES P D, et al. Multipath mitigation and NLOS detection using vector tracking in urban environments [J]. GPS Solutions, 2014, DOI: 10.1007/s10291-014-0384-6.
- [3] WANG G X, DE JONG K, ZHAO Q L, et al. Multipath analysis of code measurements for beidou geostationary satellites [J]. GPS Solutions, 2015, 19(1):129–139.
- [4] CHENG L, CHEN J, XIE G. Model and simulation of multipath error in DLL for GPS receiver [J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 23(3):508–515.
- [5] CHEN J, CHENG L, GAN M G. Modeling of GPS code and carrier tracking error in multipath [J]. Chinese Journal of Electronics, 2012, 21(1):78–84.
- [6] 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.
ZHANG Meng-yang, LV Bao-wei, SONG We-sen. Analysis of multipath effects in the GPS system [J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(3):10–14. (in Chinese)
- [7] 程兰, 陈杰, 谢刚. 软件接收机中基于数据处理的的多径估计方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(10):2050–2056.
CHENG L, CHEN J, XIE G. Multipath estimation algorithms based on data processing in software receiver [J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(10):2050–2056. (in Chinese)
- [8] 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.
LIU Y H, TIAN Y, LI G T. GPS multipath estimation based on maximum likelihood estimation [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(4):1466–1471. (in Chinese)
- [9] KIM J Y. PN code tracking loop with extend Kalman filter for a direct-sequence-spread system [A]. Proceedings of the 30th Conference of the IEEE Industrial Electronics Society [C]. Busan, Korea:IEEE, 2004. 1328–1332.
- [10] 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.
CHENG L, XIE G. A multipath estimation algorithms based on extended Kalman filter [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2012, 43(5):575–579. (in Chinese)
- [11] CHEN J, CHENG L, GAN M G. Extension of SGMF using Gaussian sum approximation for nonlinear/non-Gaussian model and its application in multipath estimation [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(1):1–10.
- [12] 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 Communication, 2005, 4(1):149–162.
- [13] TAKAHAMA T, SAKAI S. Efficient constrained optimization by the ε constrained rank-based differential evolution [J]. Lecture Notes in Science, 2010, 3809:389–400.

作者简介



程 兰 女, 1984 年 3 月出生, 河南光山人. 2005 年、2008 年获太原理工大学信息工程学院学士、硕士学位, 2012 年获北京理工大学自动化学院控制科学与工程专业博士学位. 现为太原理工大学信息工程学院讲师, 主要从事状态估计理论、优化理论、导航系统高精度定位等研究.

E-mail: taolan_1983@126.com



邢艳君 女, 1992 年 7 月出生, 山西介休人. 2015 年毕业于天津科技大学自动化系, 同年进入太原理工大学控制科学与工程系. 现为硕士研究生, 主要从事状态估计理论、优化理论、导航系统高精度定位等研究.

E-mail: xingyanj135@qq.com