

MIMO 系统联合参数估计

董 伟, 李建东, 吕 卓, 贺 鹏

(西安电子科技大学 综合业务网理论及关键技术国家重点实验室 信息科技研究所 宽带无线通信实验室, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对多输入多输出系统的联合频偏信道估计问题, 考虑了更一般的模型(每一根发送天线到每一根接收天线之间的频偏是不同的), 研究了频偏和信道的最大似然估计, 分析表明该估计问题包含一个多维搜索过程. 为了解决上述复杂的估计问题, 提出了一种联合频偏信道估计新方法, 首先根据粒子群优化理论估计出多个发射天线到某一接收天线的频偏, 然后再利用最大似然估计器对信道增益进行估计. 仿真结果表明, 与基于相关的估计算法相比, 所提出的算法有更大的频偏估计范围, 且估计值的均方误差渐近达到 Cramer-Rao 下界.

关键词: 粒子群优化; MIMO; 频偏估计; 信道估计; 最大似然估计

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2008)02-0189-07

Joint parameter estimation for MIMO systems

DONG Wei, LI Jian-dong, LÜ Zhuo, HE Peng

(Broadband Wireless Communications Lab., Research Inst. of Information Security & Privacy, State Key Lab. of Integrated Service Networks, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: This paper addresses the problem of frequency offsets and channel gains estimation for a multi-input multi-output (MIMO) system in flat-fading channels. The general case where frequency offsets are possibly different for each transmit antenna is considered. The maximum-likelihood (ML) estimation of the joint frequency offsets and channel gains is investigated, assuming that a training sequence is available. The exact solution to this estimation problem turns out to be too complex as it involves a search over a multi-dimensional domain. To solve this complex estimation problem, a novel joint estimation algorithm for frequency offsets and channel gains is proposed. The new algorithm involves two steps. Frequency offsets are first estimated by the particle swarm optimization (PSO) theory. Then channel gains are estimated by the ML estimator. Simulation results show that the proposed algorithm has a larger frequency offset estimation range than the correlation-based estimation algorithm and asymptotically achieves the Cramer-Rao lower bound (CRLB).

Key Words: particle swarm optimization; MIMO; frequency offsets estimation; channel estimation; maximum-likelihood estimation

多输入多输出 (Multiple-Input Multiple-Output, MIMO) 系统具有极大的容量提升潜能, 可以在不增加系统带宽或/和发射功率的前提下显著地提高无线通信系统的传输速率^[1,2], 受到了广泛的关注. 而 MIMO 系统获得这样的高容量的前提是假设接收机获得了理想的信道状态信息 (Channel State Information, CSI), 同时为了抵抗信道衰落, 对于空时编码 MIMO 系统也需要接收机获得精确的信道状态信息来实现空时译码, 然而在实际通信系统中, 接收机并不可能提前知道信道状态信息, 需要通过某种估计方法来获得. 实际收发系统中载波振荡器的误差或者通信系统在移动过程中产生的多普勒频移将导致收发两端载波频率具

收稿日期: 2007-06-05

基金项目: 国家自然科学基金重大项目资助(60496316); 国家自然科学基金项目资助(60572146); 高等学校博士学科点专项科研基金资助(20050701007); 高等学校优秀青年教师教学科研奖励计划资助; 教育部科学技术研究重点项目资助(107103)

作者简介: 董 伟(1982-), 男, 西安电子科技大学博士研究生, E-mail: wdong_piao@163.com.

有一定的偏差,该频偏会使系统性能急剧恶化,所以在实际系统的接收端,还必须通过某种方法估计出频偏,并且在解调前进行纠正.因此对于 MIMO 系统而言,频偏估计和信道估计至关重要.

在 MIMO 系统中发射机与接收机之间的频率偏差主要由发送端和接收端频率振荡器之间的误差和移动台运动引起的多普勒频移所造成的.在前人论文中大都假设所有发射天线和接收天线之间具有同一个频偏^[3,4],其成立的条件是多径分量到达接收机的到达角(Angle of Arrival, AOA)相同(即多普勒频移相同),然而实际中由于多径分量到达接收机的 AOA 并不一定相同,而且振荡器之间的误差也不相同,因此每一对发射天线和接收天线之间的频偏一般是不同的.笔者考虑了更一般的模型,即对于 N_t 根发送天线和 N_r 根接收天线的 MIMO 系统具有 $N_t \times N_r$ 个频偏.在该模型下,估计多个频偏的文献较少,其中代表性的是文献[5,6].在文献[5]中,Besson 和 Stoica 首先给出了该模型在平坦衰落信道下频偏和信道的最大似然估计方法,且该最大似然估计需要进行 N_t 维搜索,复杂度相当大.在文献[6]中,Yao 和 Ng 提出了一种基于相关的频偏估计器,其复杂度相对较低,但频偏估计范围较小,而且由于多天线间的干扰,频偏估计的最小均方误差会出现错误平台,即当信噪比大于某一特定的值时,继续增加信号的发射功率,也不能显著地改善估计的性能.

笔者将粒子群优化应用于 MIMO 系统中,提出了一种新的联合频偏信道估计算法,该算法概念简单,易于实现,而且计算有效,很好的解决了频偏信道估计的多维优化问题.与文献[6]中提出的基于相关的估计算法相比具有更好的性能,而且有更大的频偏估计范围.

符号定义:粗体字母表示矩阵和向量, $(\cdot)^H$ 和 $\|\cdot\|$ 分别表示矩阵的共轭转置和 Frobenius 范数.

1 系统模型

考虑一个在平坦衰落信道下具有 N_t 根发送天线和 N_r 根接收天线的 MIMO 无线通信系统,如图 1 所示.

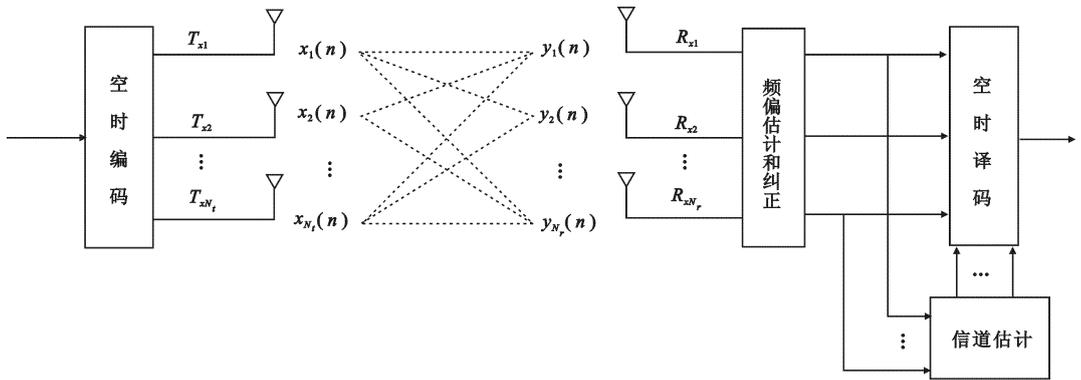


图 1 MIMO 无线通信系统基带等效模型

首先,单一信号流经过空时编码变换成 N_t 路子信号流,在每路子信号流前添加 N 个接收机已知的训练符号组成一个数据块(这里的训练符号用以实现频偏和信道估计),然后经过 N_t 根发送天线发送出去.在接收端,每根接收天线接收所有 N_t 根发送天线发送的信号,接收信号首先被送到频偏估计器中完成频偏估计和纠正,然后根据信道估计器所提供的信道状态信息来实现空时译码,用来恢复剩余的数据信息.这里假设频偏和信道增益在每一个数据块的传输期内保持不变,则在平坦衰落信道下第 k 根天线的接收信号可表示为

$$y_k(n) = \sum_{m=1}^{N_t} h_{k,m} \exp(jn\omega_{k,m}) x_m(n) + z_k(n) \quad , \quad n = 1, 2, \dots, N \quad , \quad (1)$$

其中 $x_m(n)$ 为第 m 根发送天线在第 n 时刻发送的符号, $h_{k,m}$ 和 $\omega_{k,m}$ 分别为第 m 根发送天线到第 k 根接收天线的信道增益和频偏,在本文中假设信道增益和频偏在观测间隔 $[1, \dots, N]$ 内为不确知的常数, $z_k(n)$ 是均值为 0, 方差为 σ_z^2 的复白高斯噪声.将第 k 根接收天线 N 个时刻的接收信号表示成矩阵形式为

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{X}_{\omega_k} \mathbf{h}_k + \mathbf{Z}_k \quad , \quad k = 1, 2, \dots, N_r \quad , \quad (2)$$

其中各符号含义如下:

$$\mathbf{Y}_k = [y_k(1), y_k(2), \dots, y_k(N)]^T, \quad \mathbf{h}_k = [h_{k,1}, h_{k,2}, \dots, h_{k,N_t}]^T,$$

$$\mathbf{Z}_k = [z_k(1), z_k(2), \dots, z_k(N)]^T, \quad \boldsymbol{\omega}_k = [\omega_{k,1}, \omega_{k,2}, \dots, \omega_{k,N_t}]^T,$$

$$\mathbf{X}_{\omega_k} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \cdots & x_{N_t}(1) \\ x_1(2) \exp(j\omega_{k,1}) & x_2(2) \exp(j\omega_{k,2}) & \cdots & x_{N_t}(2) \exp(j\omega_{k,N_t}) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_1(N) \exp(jN\omega_{k,1}) & x_2(N) \exp(jN\omega_{k,2}) & \cdots & x_{N_t}(N) \exp(jN\omega_{k,N_t}) \end{bmatrix}.$$

2 联合频偏信道估计

由式(2)可知, 矢量 \mathbf{Y}_k 服从高斯分布, 其均值为 $\mathbf{X}_{\omega_k} \mathbf{h}_k$, 方差为 $\sigma_z^2 \mathbf{I}_N$, 则对于不确定参数 $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 \mathbf{h}_k , 其对数似然函数为

$$\Lambda_k(\hat{\boldsymbol{\omega}}_k, \hat{\mathbf{h}}_k) = -N \ln(\pi\sigma_z^2) - \|\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_{\hat{\boldsymbol{\omega}}_k} \hat{\mathbf{h}}_k\|^2 / \sigma_z^2. \quad (3)$$

这里 $\hat{\boldsymbol{\omega}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 分别是 $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 \mathbf{h}_k 的试验值, 则 $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 \mathbf{h}_k 的联合最大似然估计值可以通过使 $\Lambda_k(\hat{\boldsymbol{\omega}}_k, \hat{\mathbf{h}}_k)$ 最大化来获得. 为了使 $\Lambda_k(\hat{\boldsymbol{\omega}}_k, \hat{\mathbf{h}}_k)$ 最大化, 则等价于最小化以下度量:

$$\Lambda_k = \|\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_{\hat{\boldsymbol{\omega}}_k} \hat{\mathbf{h}}_k\|^2. \quad (4)$$

对于给定的 $\hat{\boldsymbol{\omega}}_k$, 最小化式(4)可得信道增益的估计为

$$\tilde{\mathbf{h}}_k = (\mathbf{X}_{\hat{\boldsymbol{\omega}}_k}^H \mathbf{X}_{\hat{\boldsymbol{\omega}}_k})^{-1} \mathbf{X}_{\hat{\boldsymbol{\omega}}_k}^H \mathbf{Y}_k. \quad (5)$$

将式(5)代入式(4)中可得频偏估计为

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k = \arg \min_{\boldsymbol{\omega}_k} \|\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k} (\mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}^H \mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k})^{-1} \mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}^H \mathbf{Y}_k\|^2. \quad (6)$$

简化等式(6)可得(由于文章长度的限制, 详细推导省略)

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k = \arg \max_{\boldsymbol{\omega}_k} \|\mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k} (\mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}^H \mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k})^{-1} \mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}^H \mathbf{Y}_k\|^2. \quad (7)$$

由式(5)和(7)可得出如下结论:

(1) 从等式(5)和(7)可知, 频偏 $\boldsymbol{\omega}_k$ 和信道增益 \mathbf{h}_k 的估计被分离开, 故可以先估计频偏 $\boldsymbol{\omega}_k$, 然后根据频偏估计值来估计信道增益 \mathbf{h}_k . 虽然频偏估计值不受信道估计值的影响, 但频偏估计值的精度却影响着信道估计值的精度.

(2) 从等式(7)可知, 最大似然频偏估计器的频偏估计范围是 $-\pi \leq \boldsymbol{\omega}_k < \pi$, 如果实际频偏范围超过 $-\pi \leq \boldsymbol{\omega}_k < \pi$, 则会产生模糊估计.

(3) 从等式(5)可知, $(\mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}^H \mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k})^{-1}$ 存在的必要条件是 $\mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}^H \mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}$ 可逆, 那么矩阵 $\mathbf{X}_{\boldsymbol{\omega}_k}$ 必须列满秩, 则要求 $N \geq N_t$.

(4) 从等式(7)可知, 为了得到频偏估计值, 需要在多维空间上搜索, 即属于完全的 NP 多维优化问题.

3 基于 PSO 的联合估计算法

3.1 粒子群优化理论

粒子群优化算法是一种基于群智能的进化计算技术, 由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出^[7], 源于对鸟(鱼)群捕食行为的研究. 粒子群优化算法作为一种并行优化算法, 其主要优点是简单易于实现、参数较少、在较短的时间内可以产生高质量的解, 通过大量的测试函数表明其比传统优化技术收敛速度更快^[8,9]. 因此它被广泛应用于系统设计、车间调度、分类、博弈论、模式识别等领域, 受其思想的启发笔者尝试将粒子群优化应用到 MIMO 系统中的参数估计, 进一步扩展其应用领域.

PSO 算法是一种基于迭代的优化算法, 其初始化为一组随机粒子, 通过跟踪当前最优的粒子来搜索最优解. 在 PSO 算法中, 每个候选解都是搜索空间中的一个单元, 称之为“粒子 (particle)”, 可以用位置矢量来表示, 每个粒子性能的优劣程度取决于待优化问题目标函数确定的适应值, 每个粒子由一个速度矢量决定其

飞行方向和速率大小. 设在一个 D 维的目标搜索空间中, 有 M 个粒子组成一个群体, 其中在第 t 次迭代时粒子 P_i 的位置矢量可表示为 $\mathbf{X}_i(t) = [x_{i,1}(t), \dots, x_{i,D}(t)]$, 速度矢量可以表示为 $\mathbf{V}_i(t) = [v_{i,1}(t), \dots, v_{i,D}(t)]$. 在每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己: 第一个就是粒子本身所找到的最好解, 叫做个体极值点, 表示为 $p_{\text{best}_i} = [p_{\text{best}_{i,1}}, \dots, p_{\text{best}_{i,D}}]$; 另一个极值点是整个种群目前找到的最好解, 称为全局极值点, 表示为 $g_{\text{best}} = [g_{\text{best}_1}, \dots, g_{\text{best}_D}]$. 在第 $t+1$ 次迭代计算时, 粒子 P_i 根据等式(8)和(9)来更新自己的速度和位置:

$$v_{i,d}(t+1) = \omega v_{i,d}(t) + c_1 \text{rand}_1() (p_{\text{best}_{i,d}} - x_{i,d}(t)) + c_2 \text{rand}_2() (g_{\text{best}_d} - x_{i,d}(t)) \quad (8)$$

$$x_{i,d}(t+1) = x_{i,d}(t) + v_{i,d}(t+1) \quad , \quad d = 1, 2, \dots, D \quad (9)$$

式中 ω 是惯性权重, ω 取大值可使算法具有较强的全局搜索能力, ω 取小值则算法倾向于局部搜索. 在本文中, 对于给定的优化函数, 通过计算机仿真表明, 将 ω 初始值取 0.9 并使其随迭代次数的增加而线性递减至 0.1, 如等式(10)所示, 这样就可以先侧重于全局搜索, 使搜索空间快速收敛于某一区域, 然后采用局部精细搜索来获得高精度的解; c_1 和 c_2 是两个学习因子, 一般取为 2; $\text{rand}_1()$ 和 $\text{rand}_2()$ 是两个均匀分布在 $[0, 1]$ 之间的随机数.

$$\omega = \omega_{\text{max}} - ((\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}}) / M_{\text{iter}_{\text{max}}}) M_{\text{iter}} \quad (10)$$

式中 $\omega_{\text{max}} = 0.9$, $\omega_{\text{min}} = 0.1$; $M_{\text{iter}_{\text{max}}}$ 表示最大的迭代次数; M_{iter} 表示当前迭代次数.

3.2 频偏信道联合估计算法

在本文中, 首先根据等式(7)利用扩展的 PSO 算法来实现频偏估计, 然后根据等式(5)利用频偏的估计值来完成信道估计. 在使用 PSO 算法来解决复杂的频偏估计问题之前, 必须做以下两个定义:

A. 粒子的描述 对于 PSO 算法, 种群中粒子的描述非常重要. 在本文中, 把每一对发送接收天线间的频偏看作粒子中的一个元素, 种群中的每一个粒子代表频偏估计问题中的一个候选解. 于是对于第 k 根接收天线来说, 第 i 个粒子 $P_{i,k}$ 可以表示为

$$\mathbf{P}_{i,k} = [\omega_{i,k,1}, \omega_{i,k,2}, \dots, \omega_{i,k,m}, \dots, \omega_{i,k,N_t}] \quad , \quad i = 1, 2, \dots, M, \quad k = 1, 2, \dots, N_r \quad (11)$$

式中 M 表示种群大小; N_t 为 MIMO 系统的发送天线数; N_r 为接收天线数; $\omega_{i,k,m}$ 为粒子 $P_{i,k}$ 中第 m 根发送天线与第 k 根接收天线间的频偏. 种群的矩阵表示如下:

$$\begin{bmatrix} \omega_{1,k,1} & \omega_{1,k,2} & \cdots & \omega_{1,k,N_t} \\ \omega_{2,k,1} & \omega_{2,k,2} & \cdots & \omega_{2,k,N_t} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \omega_{M,k,1} & \omega_{M,k,2} & \cdots & \omega_{M,k,N_t} \end{bmatrix}_{M \times N_t} \quad (12)$$

B. 适应度函数 必须定义适应度函数来评价种群中的每个粒子, 根据等式(7)适应度函数 F 被定义如下:

$$F = \|\mathbf{X}_{P_{i,k}} (\mathbf{X}_{P_{i,k}}^H \mathbf{X}_{P_{i,k}})^{-1} \mathbf{X}_{P_{i,k}}^H \mathbf{Y}_{i,k}\|^2 \quad (13)$$

其约束条件为 $-\pi \leq \omega_{i,k,m} < \pi$, 因此, 最优解就是使适应度函数 F 最大的粒子.

算法步骤:

Step 1 设置 PSO 算法的参数并令迭代次数变量 $t = 0$, 初始化粒子的位置矢量和速度矢量(通常是在允许范围内随机产生的).

Step 2 根据等式(13)计算种群中每个粒子 $P_{i,k}$ 的适应度值. 对于每一个初始化粒子, 粒子 $P_{i,k}$ 被设置为个体极值点 $p_{\text{best}_{i,k}}$, 在所有 $p_{\text{best}_{i,k}}$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 当中, 使适应度函数最大的粒子被当作全局极值点 g_{best_k} .

Step 3 令 $t = t + 1$.

Step 4 分别根据等式(10)和(14)更新惯性权重 ω 和粒子 $P_{i,k}$ 的速度矢量.

$$v_{i,k,m}(t+1) = \omega v_{i,k,m}(t) + c_1 \text{rand}_1() (p_{\text{best}_{i,k,m}} - \omega_{i,k,m}(t)) + c_2 \text{rand}_2() (g_{\text{best}_{k,m}} - \omega_{i,k,m}(t)) \quad (14)$$

$$i = 1, 2, \dots, M \quad , \quad m = 1, 2, \dots, N_t \quad .$$

Step 5 根据等式(15)更新每一个粒子 $P_{i,k}$ 的位置矢量.

$$\omega_{i,k,m}(t+1) = \omega_{i,k,m}(t) + v_{i,k,m}(t+1) \quad (15)$$

Step 6 根据适用度函数来计算每个新粒子的适应度值, 如果新粒子的适应度值大于当前粒子的个体

极值, 则将新粒子设置为 $p_{best_{i,k}}$. 如果所有粒子的个体极值中最好的好于当前的全局极值, 则将该个体极值点设置为 g_{best_k} .

Step 7 检验是否满足结束条件, 如果当前的迭代次数达到预先设定的最大次数, 则停止迭代转到 Step 8, 否则返回 Step 3.

Step 8 最后得到的 g_{best_k} 就是最优的频偏估计值.

Step 9 根据等式(5), 利用频偏的估计值来计算信道估计值.

4 仿真结果与性能分析

在仿真中, 通过与文献[6]中所提出的算法(Yao's algorithm)和相应的 CRLB(CRLB 是无偏估计最小均方误差的下界, 这里作为一个基准来评估所提出算法的性能)进行比较来评估笔者所提出的算法(PSO-based algorithm)的有效性. 以 2×2 和 4×4 的 MIMO 系统为例, 不失一般性, 仅给出了第一根发送天线到第一根接收天线的仿真结果. 对于 2×2 MIMO 系统, 第一根接收天线上的频偏为 $\omega_1 = 2\pi \times [-0.01, 0.01]^T$; 对于 4×4 MIMO 系统, 第一根接收天线上的频偏为 $\omega_1 = 2\pi \times [0.01, 0.02, 0.03, 0.04]^T$. PSO 的参数选择如下:

- 对于 2×2 MIMO 系统, 种群大小 $M = 15$; 对于 4×4 MIMO 系统, 种群大小 $M = 30$;
- 进化代数 30;
- 根据等式(10)设置惯性权重 ω , 其中 $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.1$;
- 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$;
- 位置矢量中每一个元素的范围为 $-\pi \leq \omega_{i,k,m} < \pi$;
- 速度矢量中每一个元素的范围为 $-\pi \leq v_{i,k,m} < \pi$.

4.1 仿真 1 信噪比(SNR)对估计性能的影响

对于发送的训练符号数 $N = 16$ 时, 仿真了信噪比对估计性能的影响. 图 2(a)和图 2(b)分别为 2×2 MIMO 系统的频偏和信道估计值的最小均方误差(Mean-squared Error, MSE)随信噪比变化的曲线, 如图所示, 笔者提出的算法的频偏和信道估计性能好于文献[6]中所提出的算法, 并且渐进达到 CRLB. 当 SNR 小于 5 dB 时, 所提出算法估计值的 MSE 高于 CRLB, 主要是由于门限效应引起的^[10]; 当 SNR 大于 5 dB 时, 所提出算法的频偏和信道估计性能达到 CRLB, 实现有效估计. 从图 2(a)中可以看出在加性白高斯噪声(AWGN)信道下的频偏估计性能比平坦瑞利衰落信道下要好. 图 3(a)和 3(b)分别为平坦瑞利衰落信道下 4×4 MIMO 系统的频偏和信道估计值的 MSE 随 SNR 变化的曲线, 类似于 2×2 MIMO 系统, 所提出算法的频偏和信道估计性能好于文献[6]中所

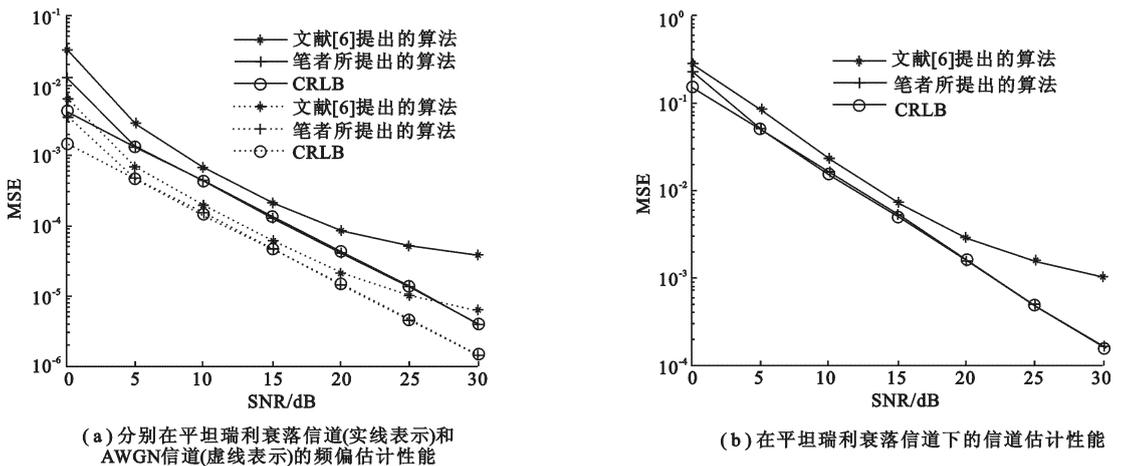


图 2 信噪比对估计性能的影响 ($N = 16, 2 \times 2$ MIMO 系统)

提出的算法, 当 SNR 大于 5 dB 时达到 CRLB. 值得注意的是由于天线间的干扰, 在较高信噪比的情况下文献[6]中所提出的算法会引起错误平台, 尤其在 4×4 MIMO 系统下更为明显.

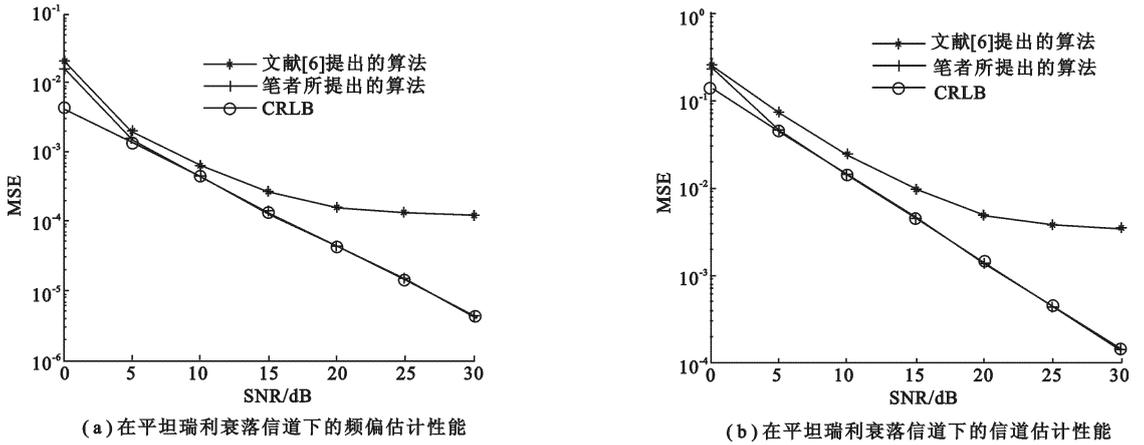


图 3 信噪比对估计性能的影响($N = 16, 4 \times 4$ MIMO 系统)

4.2 仿真 2 频偏(FO)大小对估计性能的影响

图 4(a)和图 4(b)分别为当信噪比 $SNR = 15$ dB 和训练符号数 $N = 16$ 时在 2×2 MIMO 系统中频偏大小对频偏和信道估计性能的影响。由于文献[6]中的频偏估计需要相关器来实现,这里取相关器的长度为 4,由文献[6]可知该频偏估计器的范围为 $[-\pi/4, \pi/4]$ 。从图 4(a)可以看出笔者所提出的算法比文献[6]中算法有更大的频偏估计范围,其频偏的估计性能在频偏范围 $[-\pi, \pi]$ 内基本不变,不受频偏大小的影响。从图 4(b)可以看出当频偏范围超出 $[-\pi/4, \pi/4]$ 时,对于文献[6]中的算法来说,其信道估计的性能恶化严重,而笔者所得出的算法仍然保持着很好的稳健性。

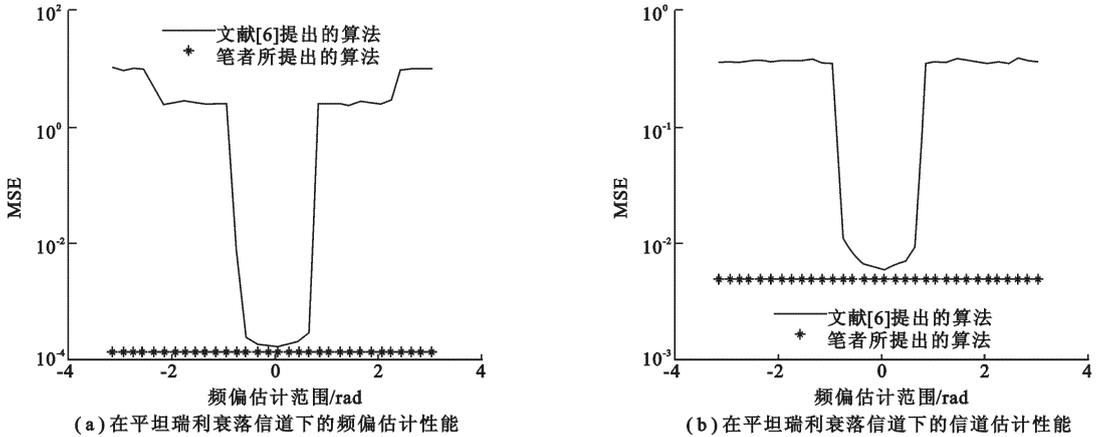


图 4 频偏大小对估计性能的影响($N = 16, SNR = 15$ dB)

5 结束语

分析了平坦衰落信道下多输入多输出系统的联合频偏信道估计问题,基于 PSO 理论提出了一种新颖的联合频偏信道估计算法,并分析了该算法的性能。仿真结果表明所提出的算法与基于相关的估计算法相比具有更好的估计性能和更大的估计范围,并且渐近达到 Cramer-Rao 下界,然而这种性能的改善是以牺牲算法复杂度为代价的,即所提出的算法的复杂度大于基于相关的估计算法,其需要并行搜索来获得最优解,而基于相关的估计算法可获得闭式解。但是随着并行处理器运算速度的提高,笔者所提出的算法将具有更大的吸引力及工程实现性。值得注意的是:在本文中我们是对基本的粒子群算法进行了扩展应用,如果将改进的粒子群算法或文献[6]中基于相关方法得到的估计值作为 PSO 的初始化值,所得到的混合算法应用到 MIMO 系统的参数估计中,必定会加快 PSO 算法寻找最优解的速度,从而在更短的时间内取得更高效的解。由于粒

子群算法存在可能陷入局部最优的缺点,为了克服该缺点,可以适当增加种群数或者在标准算法中引入变异算子,来增强粒子群优化算法跳出局部最优解的能力.综上所述,将 PSO 理论应用于 MIMO 系统的参数估计是一次成功的尝试,从而进一步扩展了其应用范围.

参考文献:

- [1] Foschini G J, Gans M J. On Limits of Wireless Communications in a Fading Environment When Using Multiple Antennas [J]. *Wireless Personal Communications*, 1998, 6(3):311-335.
- [2] Lü Zhuo, Li Jiandong, Li Weiyang. Capacity Analysis of the MIMO-OFDM System over Frequency and Time-selectivity Fading Channels [J]. *Journal of Xidian University*, 2005, 32(6): 935-939.
吕卓,李建东,李维英. MIMO-OFDM 系统在选择性衰落信道下的容量分析[J]. *西安电子科技大学学报*, 2005, 32(6): 935-939.
- [3] Hong D K, Lee Y J, Hong D. Robust Frequency Offset Estimation for Pilot Symbol Assisted Packet CDMA with MIMO Antenna Systems [J]. *IEEE Communication Letters*, 2002, 6(6):262-264.
- [4] Liu Z, Giannakis G B, Hughes B. Double-differential Space-time Block Coding for Time-selective Fading Channels [J]. *IEEE Trans on Communication*, 2001, 49(9): 1529-1539.
- [5] Besson O, Stoica P. On Parameter Estimation of MIMO Flat-fading Channels with Frequency Offsets [J]. *IEEE Trans on Signal Process*, 2003, 51(3): 602-613.
- [6] Yao Y, Ng T. Correlation-based Frequency Offset Estimation in MIMO System[C]//The 58th Vehicular Technology Conference. Orlando: IEEE Communication Society, 2003: 438-442.
- [7] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization [C]//The IEEE Conference on Neural Networks, IV. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [8] Eberhart R, Shi Y. Comparison between Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization [C]//The 7th International Conference on Evolutionary Computation. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 611-616.
- [9] Shi Y, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimization [C]//The IEEE Int'l Conf of Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 1998: 69-73.
- [10] Rife D C, Boorstyn R R. Single-tone Parameter Estimation from Discrete-time Observation [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1974, 20(5): 591-598.

(编辑: 高西全)

简 讯

- ❖ 2007 年 11 月 13 日,荷兰屯特大学(University of Twente)校长 Henk Zijm 教授等来我校访问.屯特大学为荷兰重点大学.
- ❖ 2007 年 11 月 2 日~5 日,加拿大不列颠哥伦比亚大学 Ian G. Cumming 教授来我校讲学访问.Ian G. Cumming 教授的研究领域为合成孔径雷达信号处理算法,包括多普勒估计和自聚焦等.

摘自《西电情况》2007.11.22