

基于 MUSIC 和 ML 方法的 MIMO 系统参数估计

董伟 李建东 吕卓 赵林靖

(西安电子科技大学 ISN 国家重点实验室信息科学研究所 西安 710071)

摘要: 该文提出了一种基于 MUSIC 和 ML 方法联合估计 MIMO 系统频偏和信道增益的算法, 该算法首先使用 MUSIC 方法估计出多个发射天线到某一接收天线的频偏子集, 然后利用最大似然方法在这个有限子集中分离出不同天线对之间的频偏, 最后在频率同步的基础上利用最大似然估计器对信道增益进行估计。该算法解决了在估计多个频偏时直接使用最大似然估计进行多维搜索的问题, 将多维搜索转化为一维搜索, 降低了算法的复杂度。

关键词: MIMO; MUSIC; 频偏估计; 信道估计; 最大似然估计

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)07-1552-05

Parameter Estimation for MIMO System Based on MUSIC and ML Methods

Dong Wei Li Jian-dong Lü Zhuo Zhao Lin-jing

(Broadband Wireless Communications Laboratory, Information Science Institute State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: The frequency offsets and channel gains estimation problem for MIMO system in the case of flat-fading channels is addressed. Based on the MUSIC (Multiple Signal Classification) and the ML (Maximum Likelihood) methods, a new joint estimation algorithm of frequency offsets and channel gains is proposed. The new algorithm has three steps. A subset of frequency offsets is first estimated with the MUSIC algorithm. Then all frequency offsets in the subset are identified with the ML method. Finally channel gains are estimated with the ML estimator. The algorithm is a one-dimensional search scheme and therefore greatly decreases the complexity of the joint ML estimation, which is essentially a multi-dimensional search scheme.

Key words: MIMO; MUSIC (Multiple Signal Classification); Frequency offsets; Channel estimation; ML(Maximum Likelihood) estimation

1 引言

多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)技术可在不增加系统发射功率和不牺牲系统带宽的前提下显著地提高独立衰落信道下的信道容量^[1], 因此得到了广泛的关注。在 MIMO 系统中引入空时编码可以获得分集增益和编码增益^[2, 3], 有效地抵抗信道衰落, 然而空时译码的有效性依赖于接收机所获得的精确的信道状态信息(Channel State Information, CSI)^[4, 5], 而且由于发射机和接收机之间不可避免的频率偏差也会影响 MIMO 系统的性能, 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, 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。本文考虑了更一般的模型即对于 T 根发送天线和 R 根接收天线的 MIMO 系统具有 $T \times R$ 个频偏。对于在该模型下, 估计多个频偏的文献较少, 其中代表性的是文献[6,7]。在文献[6]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估计的最大似然估计方法, 且该最大似然估计需要进行 $T(T$ 为发送天线数)维搜索, 复杂度非常大。其次, 他们给出了一种相对简单的估计方法, 复杂度为 T 个一维搜索, 但是该方法要求各个发送天线不能同时发送训练序列, 即训练序列在时间上是不重叠的, 这种训练符号的设计与所有天线同时发送训练符号相比有一定的带宽损失, 为了与后者达到接近的估计性能前者必须增大训练符号的功率, 这样势必要求功率放大器具有更大的动态范围, 从而增加了硬件复杂度。在文献[7]中, Yao 和 Ng 提出了一种基于相关的频偏估

2006-12-04 收到, 2007-05-31 改回

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

计器,其复杂度相对较低,但频偏估计范围较小,而且频偏估计的最小均方误差由于多天线间的干扰会出现错误平台,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。

本文提出了一种基于 MUSIC 和 ML 方法的联合频偏和信道估计算法,该算法将估计多个频偏时直接使用最大似然估计进行多维搜索的问题转化为一维搜索问题,降低了算法的复杂度。

2 系统模型

考虑一个点到点的多天线 MIMO 通信系统,假设发射机有 T 根天线,接收机有 R 根接收天线,则在平坦衰落信道下第 k 根天线的接收信号可表示为

$$\mathbf{X}_{\omega_k} = \begin{bmatrix} x_1(0) & x_2(0) & \cdots & x_T(0) \\ x_1(1)e^{j\omega_{k,1}} & x_2(1)e^{j\omega_{k,2}} & \cdots & x_T(1)e^{j\omega_{k,T}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1(N-1)e^{j(N-1)\omega_{k,1}} & x_2(N-1)e^{j(N-1)\omega_{k,2}} & \cdots & x_T(N-1)e^{j(N-1)\omega_{k,T}} \end{bmatrix}$$

下面考虑在给定训练序列 $\{x_l(n)\}$ 时对频偏 ω_k 和信道增益 \mathbf{h}_k 进行最大似然估计,即使度量:

$$A = \sum_{k=1}^R \|\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_{\omega_k} \mathbf{h}_k\|^2 \quad (3)$$

最小化,由于式(3)中求和的每一项只与 ω_k 和 \mathbf{h}_k 有关,因此可以分别对每一项最小化,即最小化以下度量:

$$A_k = \|\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_{\omega_k} \mathbf{h}_k\|^2 \quad (4)$$

在已知 ω_k 的前提下,最小化式(4)可得信道增益的估计为

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

式中, $(\cdot)^H$ 表示共轭转置。将式(5)代入式(4)中经过化简可得频偏估计式为

$$\hat{\omega}_k = \arg \max_{\omega} \mathbf{Y}_k^H \mathbf{X}_{\omega} (\mathbf{X}_{\omega}^H \mathbf{X}_{\omega})^{-1} \mathbf{X}_{\omega}^H \mathbf{Y}_k \quad (6)$$

式(6)是一个 T (T 为发送天线数)维最小化的问题,需要进行多维搜索,复杂度相当大。因此,需要寻找一种方法来降低该优化问题的复杂度。

3 基于 MUSIC 和 ML 方法的联合频偏和信道估计

多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法^[8]是 Schmidt 等人提出的,基本思想是基于子空间的原理,将任意阵列输出数据的协方差矩阵进行特征分解,从而得到与信号分量相对应的信号子空间和与信号分量正交的噪声子空间,然后利用这两个空间的正交性来估计信号的参数,主要应用在阵列信号处理当中,用来进行空间谱估计,具有很高的分辨力、估计精度及稳健性。在本文中我们扩展了 MUSIC 方法,利用空时等效性原理以及上述系统模型的特殊内部结构,通过设计特定的训练序列构造等效的系统模型来解决多频偏估计问题,其训练序列结构如图 1 所示:

$$y_k(n) = \sum_{l=1}^T h_{k,l} e^{j\omega_{k,l} n} x_l(n) + z_k(n), \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中 $x_l(n)$ 为第 l 根发送天线在第 n 时刻发送的符号; $h_{k,l}$ 和 $\omega_{k,l}$ 分别为第 l 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 $[0, \dots, N-1]$ 内为不确知的常数; $z_k(n)$ 是均值为 0, 方差为 σ^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

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{X}_{\omega_k} \mathbf{h}_k + \mathbf{Z}_k \quad (2)$$

其中 $k = 1, \dots, R$, 各符号含义如下:

$$\mathbf{Y}_k = [y_k(0), y_k(1), \dots, y_k(N-1)]^T, \quad \mathbf{h}_k = [h_{k,1}, h_{k,2}, \dots, h_{k,T}]^T$$

$$\mathbf{Z}_k = [z_k(0), z_k(1), \dots, z_k(N-1)]^T, \quad \boldsymbol{\omega}_k = [\omega_{k,1}, \omega_{k,2}, \dots, \omega_{k,T}]^T$$

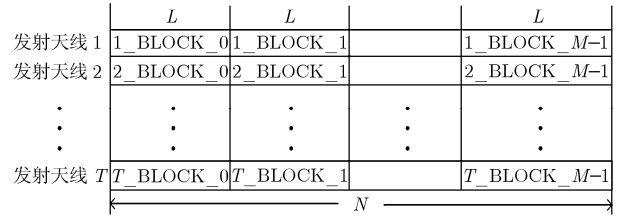


图 1 训练序列结构

其中 J_BLOCK_P 表示第 J 根发送天线发送的第 P 个符号块; L 为每个符号块的长度; N 为总的训练序列长度,则总的符号块数 $M = N/L$ 。根据 MUSIC 方法的空时等效性原理可知:首先,任何一个发送天线发送的符号块长度 L 等价于阵列天线的阵元数,利用 MUSIC 方法进行空间谱估计时要求阵元数大于信源数,故在进行频偏估计时则要求每个符号块的长度 L 大于发送天线个数;训练符号块数等价于空间采样的快拍数。在空间谱估计中一般假设信源为远场窄带非相干信号,即对于同一信源而言各个阵元上接收信号的复包络相同且不同信源间不相干,于是对应时域则要求任何一个发送天线发送的一个符号块内的训练符号相同且不同天线同时发送的训练符号不能相同即训练符号满足:

$$(1) x_l(mL) = x_l(mL+1) = \dots = x_l(mL+L-1)。$$

$$(2) x_l(mL) \neq x_q(mL), \quad l \neq q, \quad m = 0, \dots, M-1, \quad l = 1, \dots, T。$$

根据所设计的训练序列则第 k 根接收天线接收到的第 m 个符号块为

$$\mathbf{Y}_{km} = \mathbf{A}_{\omega_k} \mathbf{S}_m + \mathbf{Z}_{km} = \mathbf{A}_{\omega_k} (\mathbf{X}_m \odot \mathbf{h}_k \times \mathbf{W}_m) + \mathbf{Z}_{km} \quad (7)$$

式中 $\mathbf{S}_m = \mathbf{X}_m \odot \mathbf{h}_k \times \mathbf{W}_m$, \odot 表示 Schur 乘,各符号含义如下:

$$\begin{aligned}
\mathbf{Y}_{km} &= [y_k(mL), y_k(mL+1), \dots, y_k(mL+L-1)]^T \\
W_m &= e^{jmL(\omega_{k,1} + \omega_{k,2} + \dots + \omega_{k,T})} \\
\mathbf{Z}_{km} &= [z_k(mL), z_k(mL+1), \dots, z_k(mL+L-1)]^T \\
\mathbf{h}_k &= [h_{k,1}, h_{k,2}, \dots, h_{k,T}]^T \\
\mathbf{X}_m &= [x_1(mL), x_2(mL), \dots, x_T(mL)]^T \\
\boldsymbol{\alpha}(\omega) &= [1, e^{j\omega}, \dots, e^{j(L-1)\omega}]^T \\
\mathbf{A}_{\omega_k} &= [\boldsymbol{\alpha}(\omega_{k,1}), \boldsymbol{\alpha}(\omega_{k,2}), \dots, \boldsymbol{\alpha}(\omega_{k,T})] \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{j\omega_{k,1}} & e^{j\omega_{k,2}} & \dots & e^{j\omega_{k,T}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{j(L-1)\omega_{k,1}} & e^{j(L-1)\omega_{k,2}} & \dots & e^{j(L-1)\omega_{k,T}} \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

矩阵 \mathbf{A}_{ω_k} 是一个范德蒙矩阵。令 $\bar{\mathbf{Y}}_k = [\mathbf{Y}_{k0}, \mathbf{Y}_{k1}, \dots, \mathbf{Y}_{k(M-1)}]$, $\bar{\mathbf{Z}}_k = [\mathbf{Z}_{k0}, \mathbf{Z}_{k1}, \dots, \mathbf{Z}_{k(M-1)}]$, $\mathbf{S} = [\mathbf{S}_0, \mathbf{S}_1, \dots, \mathbf{S}_{M-1}]$ 则

$$\bar{\mathbf{Y}}_k = \mathbf{A}_{\omega_k} \mathbf{S} + \bar{\mathbf{Z}}_k \quad (8)$$

那么 \mathbf{Y}_{km} 的协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_k = E[\mathbf{Y}_{km} \mathbf{Y}_{km}^H] = \mathbf{A}_{\omega_k} \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}_{\omega_k}^H + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (9)$$

\mathbf{R}_k 是一个 $L \times L$ 的 Hermitian 矩阵, $\boldsymbol{\Phi} = E[\mathbf{S}_m \mathbf{S}_m^H]$ 是信号 \mathbf{S}_m 的协方差矩阵, \mathbf{I} 是 $L \times L$ 的单位阵。对 \mathbf{R}_k 进行特征分解可得^[8]

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_S & \mathbf{U}_Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_S & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Sigma}_Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_S^H \\ \mathbf{U}_Z^H \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中 $\boldsymbol{\Sigma}_S = \text{Diag}[\lambda_1, \dots, \lambda_T]$, $\boldsymbol{\Sigma}_Z = \text{Diag}[\lambda_{T+1}, \dots, \lambda_L]$, 且有 $\lambda_{T+1} = \lambda_{T+2} = \dots = \lambda_L = \sigma^2$, \mathbf{U}_S 是由 T 个大特征值对应的特征矢量, 其张成的子空间为信号子空间, 而 \mathbf{U}_Z 是由 $L-T$ 个小特征值对应的特征矢量, 其张成的子空间为噪声子空间。由于信号子空间和噪声子空间是正交的, 所以 $\mathbf{U}_S \mathbf{U}_Z^H = 0$, 对式(10)两边同时右乘 \mathbf{U}_Z , 则有

$$\begin{aligned}
\mathbf{R}_k \mathbf{U}_Z &= \begin{bmatrix} \mathbf{U}_S & \mathbf{U}_Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_S & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Sigma}_Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_S^H \\ \mathbf{U}_Z^H \end{bmatrix} \mathbf{U}_Z \\
&= \begin{bmatrix} \mathbf{U}_S & \mathbf{U}_Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_S & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Sigma}_Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} = \sigma^2 \mathbf{U}_Z \quad (11)
\end{aligned}$$

又由 $\mathbf{R}_k = \mathbf{A}_{\omega_k} \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}_{\omega_k}^H + \sigma^2 \mathbf{I}$ 有 $\mathbf{R}_k \mathbf{U}_Z = \mathbf{A}_{\omega_k} \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}_{\omega_k}^H \mathbf{U}_Z + \sigma^2 \mathbf{U}_Z$, 利用式(11)的结果可得

$$\mathbf{A}_{\omega_k} \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}_{\omega_k}^H \mathbf{U}_Z = \mathbf{0} \quad (12)$$

进而有

$$\mathbf{U}_Z^H \mathbf{A}_{\omega_k} \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}_{\omega_k}^H \mathbf{U}_Z = \mathbf{0} \quad (13)$$

因为 $\mathbf{X}^H \mathbf{Q} \mathbf{X} = 0$ 当且仅当 $\mathbf{X} = \mathbf{0}$, 故式(13)成立的充分必要条件是

$$\mathbf{A}_{\omega_k}^H \mathbf{U}_Z = \mathbf{0} \quad (14)$$

将 $\mathbf{A}_{\omega_k} = [\boldsymbol{\alpha}(\omega_{k,1}), \boldsymbol{\alpha}(\omega_{k,2}), \dots, \boldsymbol{\alpha}(\omega_{k,T})]$, 代入式(14), 即有

$$\boldsymbol{\alpha}^H(\omega) \mathbf{U}_Z = \mathbf{0}, \quad \omega = \omega_{k,1}, \dots, \omega_{k,T} \quad (15)$$

显然, 当 $\omega \neq \omega_{k,1}, \dots, \omega_{k,T}$ 时, $\boldsymbol{\alpha}^H(\omega) \mathbf{U}_Z \neq \mathbf{0}$ 。

考虑到实际接收数据矩阵是有限长的, 即第 k 根接收天

线接收数据协方差矩阵的最大似然估计为

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \frac{1}{M} \bar{\mathbf{Y}}_k \bar{\mathbf{Y}}_k^H = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{Y}_{km} \mathbf{Y}_{km}^H \quad (16)$$

为了改善协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 的估计性能, 可以对矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 进行 Toeplitz 预处理^[9]。对 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 进行特征分解可以计算得到噪声子空间特征矢量矩阵 $\hat{\mathbf{U}}_Z$ 。由于矩阵 $\hat{\mathbf{U}}_Z$ 存在估计误差则式(15)并不成立, 因此实际上频偏估计是以最小化搜索实现的, 即

$$\hat{\omega}_k = \arg \min_{\omega} \boldsymbol{\alpha}^H(\omega) \hat{\mathbf{U}}_Z \hat{\mathbf{U}}_Z^H \boldsymbol{\alpha}(\omega) \quad (17)$$

根据式(17), 第 k 根接收天线上的频偏集合 $\{\omega^{(i)}\}_{i=1}^T$ 中的元素是下式 T 个局部最大值所对应的频点。

$$\frac{1}{\|\boldsymbol{\alpha}^H(\omega) \hat{\mathbf{U}}_Z \hat{\mathbf{U}}_Z^H \boldsymbol{\alpha}(\omega)\|^2} \quad (18)$$

利用式(18)取对应 T 个峰值的 ω 值, 即为估计出的第 k 根接收天线的频偏集合, 但无法完成频偏的匹配, 因此在本文中提出了利用最大似然方法来实现频偏的匹配。

首先使用 MUSIC 方法估计出第 k 根接收天线的频偏集合 $\{\omega^{(i)}\}_{i=1}^T$, 然后将 T 个估计出的频偏排列组合, 其中频偏的排列序号对应发送天线的序号, 将每一种组合方式依次代入式(6)中, 则寻找使式(6)最大的频偏排列组合形式。该方法不同于单纯的使用 ML 方法进行多维搜索, 而仅仅只是对有限个频偏通过 ML 方法进行区分, 以实现频偏的匹配。综上所述, 基于 MUSIC 和 ML 联合频偏信道估计的步骤如下:

第 1 步 将接收信号写成矩阵 $\bar{\mathbf{Y}}_k$ 的形式, 并求其协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_k$, 并对其进行 Toeplitz 预处理。

第 2 步 对 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 进行特征分解, 求出 $\hat{\mathbf{U}}_Z$ 。

第 3 步 根据式(18)进行搜索, 找到 T 个峰值, 估计出频偏集合 $\{\omega^{(i)}\}_{i=1}^T$ 。

第 4 步 利用 ML 估计式(6), 在已经得到的频偏集合中完成频偏匹配。

第 5 步 将频偏的估计值代入式(5)中, 从而得到信道增益的估计值。

下面对 ML 方法、文献[6]中的方法(简称 O. Besson's)、文献[7]中的方法(简称 Y. Yao's)和本文的估计方法(MUSIC+ML)进行比较, 如表 1 所示:

表 1 4 种频偏估计方法的比较

估计方法	估计范围	复杂度	估计性能	对训练序列的要求
ML	$(-\pi, \pi)$	T 维搜索	渐近最优	没有要求
O. Besson's	$(-\pi, \pi)$	T 个一维搜索	渐近最优	不允许时域重叠
Y. Yao's	$(-\pi/P, \pi/P)$	闭式解	具有错误平台	Walsh 序列
MUSIC+ML	$(-\pi, \pi)$	一维搜索	次优	允许时域重叠

注: $P = 2 \times i \times k$, $i \geq 1$, k 为文献[7]中相关器的长度

4 仿真结果

在仿真中,以 2×2 的 MIMO 系统为例,不失一般性,本文仅给出了第一根发送天线到第一根接收天线的仿真结果。由于文献[6]中的方法要求各个发送天线发送的训练序列不允许重叠,而文献[7]和本文所提出的方法其训练序列是重叠的,故很难在同一条件下对 3 种方法进行比较,所以在该部分只比较了文献[7]和本文所提出的估计方法。本文所提方法的训练序列结构如图 1 所示,其总长度 $N = 60$,每个符号块的长度 $L = 5$,文献[7]中的训练序列为 Walsh 序列,其接收端的相关器长度 $k = 4$,归一化频偏为 $\omega_1 = 2\pi \times [-0.05, 0.05]^T$ 。

图 2 比较了文献[7]中的估计方法与本文所提出的估计方法在信道分别为 AWGN 信道和平坦 Rayleigh 衰落信道下频偏估计值 $\hat{\omega}_{1,1}$ 的最小均方误差(Mean-squared Error, MSE)随信噪比变化的曲线,如图所示文献[7]中的估计方法在低信噪比下与本文所提出的估计方法性能接近,但在高信噪比下,由于天线间的干扰较大,文献[7]中的估计方法明显差于本文所提出的估计方法,且其频偏估计的最小均方误差出现错误平台。

图 3 比较了文献[7]中的估计方法与本文所提出的估计方法在信道为平坦 Rayleigh 衰落信道下信道增益估计值 $\hat{h}_{1,1}$ 的 MSE 随信噪比变化的曲线,从图中可以看出文献[7]中的估计方法在低信噪比下与本文所提出的估计方法性能接近,但在高信噪比下,由于天线间的干扰较大,文献[7]中的估计方法明显差于本文所提出的估计方法,且其信道增益估计的最小均方误差出现错误平台。

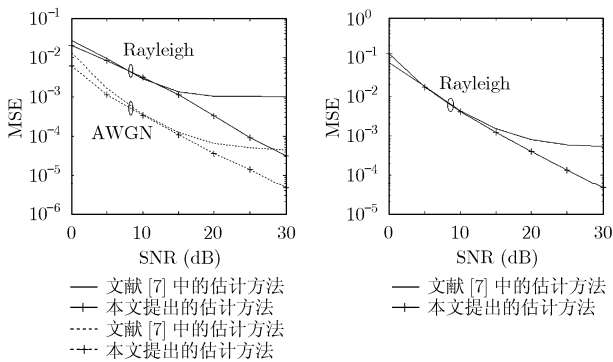


图 2 频偏估计的 MSE 随 SNR 变化的曲线

图 3 信道估计的 MSE 随 SNR 变化的曲线

图 4 给出了发送天线数为 2,信道为平坦 Rayleigh 衰落信道,训练序列总长度为 60 时不同 L 下频偏估计性能比较(本文的估计算法,参考频偏为 $\hat{\omega}_{1,1}$),如图所示随着 L 的增加频偏估计的性能有所增加,这主要是由于当 L 增大时频谱分辨率相应的提高即区分两个不同频偏的能力增强,于是频偏估计的性能有所提高,但是在训练序列总长一定时当 L 的增加势必符号块数 M 相应减小,为保证协方差矩阵 \hat{R}_k 的估

计精度 M 值不能太小,因此要折中考虑 L 的长度选取。

图 5 给出了发送天线数为 2,信道为平坦 Rayleigh 衰落信道,训练序列总长度为 60 时不同 L 下信道增益估计性能比较(本文的估计算法,参考频偏为 $\hat{h}_{1,1}$),与频偏估计相似随着 L 的增加估计性能有所增加,原因如上所述。

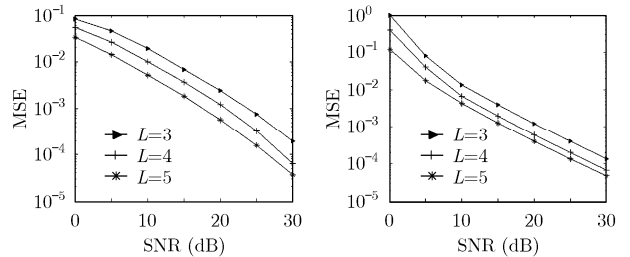


图 4 不同 L 下频偏估计性能比较

图 5 不同 L 下信道增益估计性能比较

5 结束语

由于 MUSIC 算法具有很高的分辨力、估计精度及稳健性,已被应用于雷达系统当中进行空间谱估计,本文所提出的方法是 MUSIC 算法的扩展与新的应用。在上文中,通过表 1 对 4 种频偏估计方法进行了比较,本文提出的方法将估计多个频偏时直接使用最大似然估计进行多维搜索的问题转化为一维搜索问题,降低了算法的复杂度,相对文献[7]中的方法具有更大的频偏估计范围,仿真结果表明本文提出的方法比文献[7]中的方法具有更好的估计性能而且避免了错误平台的发生,因此是具有可行性的。而且针对不同的系统要求可以选择不同的估计算法,从而增加了系统选择的自由度。

参考文献

- [1] Foschini G J and Gans M J. On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas. *Wireless Personal Communications*, 1998, 6(3): 311-335.
- [2] Alamouti S M. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE J. Selected Areas Communications*, 1998, 16(8): 1451-1458.
- [3] Tarokh V, Jafarkhani H, and Calderbank A. Space-time block codes from orthogonal designs. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1999, 45(5): 1456-1467.
- [4] Tarokh V, Naguib A, and Seshadri N, et al. Space-time codes for high data rate wireless communications: Performance criteria in the presence of channel estimation errors, mobility and multiple paths. *IEEE Trans. on Communications*, 1999, 47(2): 199-207.
- [5] Ganesan G and Stoica P. Utilizing space-time diversity for wireless communications. *Wireless Personal Communications*, 2001, 18(2): 149-163.

- [6] Besson O and Stoica P. On parameter estimation of MIMO flat-fading channels with frequency offsets. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2003, 51(3): 602–613.
- [7] Yao Y and Ng T. Correlation-based frequency offset estimation in MIMO system. *IEEE 58th Vehicular Technology Conference*, Orlando, 2003, 1: 438–442.
- [8] Krim H and Viberg M. Two decades of array signal processing research. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(4): 67–94.
- [9] Linebarger D A. Redundancy averaging with large arrays. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1993, 41(4): 1707–1710.
- 董伟: 男, 1982年生, 博士生, 研究方向为通信信号处理、宽带无线通信.
- 李建东: 男, 1962年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为个人通信、软件无线电、Ad hoc 网络.
- 吕卓: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为通信信号处理、MIMO 无线通信系统.
- 赵林靖: 女, 1976年生, 讲师, 博士生, 研究方向为宽带无线通信、OFDM 通信系统.