

基于子空间分解的信道阶数估计算法

代松银¹,袁嗣杰¹,董书攀²

(1.装备指挥技术学院测控研究中心,北京 101416; 2.中国人民解放军 96627 部队,北京 100085)

摘要: 提出一种新的基于子空间分解的信道阶数估计算法.首先基于子空间分解,将观测向量自相关矩阵的几何子空间按照某一正整数 L_a 分解为“信号”子空间和“噪声”子空间,由“噪声”子空间构建了一个特殊矩阵 G_v ,提出了 G_v 特征分析定理,该定理表明当且仅当 L_a 等于信道阶数时, G_v 奇异并有唯一的零特征值,并进行了详细的理论和实验证明;然后根据该定理,不断修正“噪声”子空间的大小,判定 G_v 的奇异性,完成信道阶数的估计.仿真证明该算法不但在低信噪比条件下具有很好的估计性能,而且当信道具有较小的初始和结尾系数时,也能达到很好的效果.

关键词: 盲均衡;子空间分解;信道阶数; G_v 矩阵

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 06-1245-04

Effective Channel Order Estimation Based on Subspace Decomposition

DAI Song-yin¹, YUAN Si-jie¹, DONG Shu-pan²

(1. TT&C Research Center, Academy of Equipment Command & Technology, Beijing 101416, China; 2. Troop 96627, Beijing 101416, China)

Abstract: An algorithm for effective channel order estimation (NECOE) is proposed. Based on subspace decomposition, the space spanned by the eigenvectors of the autocorrelation matrix of the measurement vector can be divided into “signal” subspace and “noise” subspace, a special matrix G_v is constructed by “noise” subspace, and a new theorem is derived and proved, which indicates that the special matrix has only one zero-valued eigenvalue, if and only if L_a is equal to the effective channel order. Based on the new theorem, the channel order is estimated by modifying the dimension of “noise” subspace and judging the singularity of matrix G_v . Simulations results show that the novel algorithm has perfect performance for low SNRs, especially when the channel impulse response has small head and tail taps.

Key words: blind equalization; subspace decomposition; channel order; G_v matrix

1 引言

随着对单输入多输出信道(Single-Input Multiple-Output, SIMO)盲均衡研究的不断深入,盲信道辨识和均衡发展进入一个新的时期,只凭借输出信号的二阶统计量(Second-Order Statistics, SOS)便可以实现对 SIMO 线性离散信道的均衡.在这结果基础上形成了多种信道盲均衡和盲辨识算法^[1],如子空间算法(SS),交叉相关算法(CR),最大似然法(ML)、线性预测算法等等.然而这些算法有一个共同的特点是对信道阶数非常敏感,当信道阶数过估计和欠估计时,性能严重下降.为了解决该问题,基于信息论准则的信道阶数估计方法^[2,3]被应用于信道均衡前的信道阶数估计,如 Akaike 信息论准则(Akaike Information Theoretic Criterion, AIC)、最小描述长度(Minimum Description Length, MDL)等.这些算法容易受到噪声和观测数据长度的影响,而且当信噪比较高时,虽然信道阶数估计性能较好,但仍存在一定的估计错误率. Liavas^[4]基于观测信号自相关矩阵的特征值提出了一种新的信道阶数估计准则,该方法和基于信息论准则

算法相比,大大降低了信噪比较高时的估计错误率.在文献[5]中提出了一种基于辨识和均衡准则的信道阶数估计算法,该算法对噪声非常稳健,性能稳定.但当信道存在较小的开始和结尾系数时,算法无法完成信道估计,而且该算法的运算量很大.

本文提出一种新的基于子空间分解^[6,7]的信道阶数估计算法(Novel Effective Channel Order Estimation Algorithm Based on Subspace Decomposition, NECOE),该算法通过探索信道阶数和“噪声”子空间所构建的某一特殊矩阵之间的关系,并得到一个定理—— G_v 特征分析定理,然后根据该定理,不断修正“噪声”子空间的大小,完成信道阶数的估计.仿真证明该算法不但在低信噪比条件下具有很好的估计性能,而且当信道具有较小的初始和结尾系数时,也能达到很好的效果.

2 算法模型

考虑一个过采样或天线分集的单输入多输出离散线性系统模型,信道的输入输出关系可表示为:

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=0}^{L_h} s(k)\mathbf{h}(n-k) + \mathbf{v}(n) \quad (1)$$

式中, $\{s(n)\}$ 是统计独立的发射源信号序列, $\mathbf{x}(n) = [x_0(n), \dots, x_{P-1}(n)]^T$ 为观测向量; $\mathbf{h}(n) = [h_0(n), \dots, h_{P-1}(n)]^T$, 其元素 $h_i(n)$ ($i = 0, 1, \dots, P-1$) 为第 i 条信道的冲激响应, P 为信道个数, L_h 是信道的最大阶数; $\mathbf{v}(n) = [v_0(n), \dots, v_{P-1}(n)]^T$ 为信道上叠加的高斯白噪声向量. 则对于 N 个连续观测值可用矩阵形式描述为:

$$\mathbf{X}_N(n) = \mathbf{H}_N \mathbf{s}(n) + \mathbf{v}_N(n) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{X}_N(n) = [\mathbf{x}^T(n), \mathbf{x}^T(n-1), \dots, \mathbf{x}^T(n-N+1)]^T$, $\mathbf{s}(n) = [s(n), s(n-1), \dots, s(n-N+L_h-1)]^T$, $\mathbf{v}_N(n) = [\mathbf{v}^T(n), \mathbf{v}^T(n-1), \dots, \mathbf{v}^T(n-N+1)]^T$, \mathbf{H}_N 为 $NP \times (N+L_h)$ 维的信道 Toeplitz 矩阵:

$$\mathbf{H}_N = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(L_h) & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(L_h) & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(L_h) \end{bmatrix} \quad (3)$$

3 信道阶数估计算法

本文在描述信道阶数估计算法之前, 先介绍一下本文提出的定理—— \mathbf{G}_v 特征分析定理. \mathbf{G}_v 特征分析定理分析了信道阶数和 \mathbf{G}_v 矩阵之间的关系.

3.1 \mathbf{G}_v 特征分析定理

\mathbf{G}_v 矩阵的构建: 首先将 SIMO 模型输出的观测向量 $\mathbf{x}(n)$ 的 $NP \times NP$ 维自相关矩阵 \mathbf{R}_N 的几何子空间进行分解^[6], 按照某一正整数 L_a 分为两个子空间——“信号”子空间和“噪声”子空间:

$$\mathbf{U}_s = [\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_{N+L_a}], \quad (4)$$

$$\mathbf{U}_v = [\mathbf{q}_{N+L_a+1}, \mathbf{q}_{N+L_a+2}, \dots, \mathbf{q}_{NP}]$$

\mathbf{G}_v 矩阵定义为: $\mathbf{G}_v = \sum_{i=1}^{NP-N-L_a} \mathbf{G}_i \mathbf{G}_i^H$.

式中, \mathbf{G}_i 为“噪声”子空间 \mathbf{U}_v 的第 i 列组成的 $(L_a+1)P \times (N+L_a)$ 维块状 Toeplitz 矩阵, \mathbf{G}_v 矩阵的维数为 $(L_a+1)P \times (L_a+1)P$.

\mathbf{G}_v 特征分析定理: 当观测信号长度趋于无穷, 即当自相关矩阵趋于信号真实自相关矩阵情况下, L_a 、信道阶数 L_h 和 \mathbf{G}_v 之间存在如下关系:

(1) 当 $L_a < L_h$ 时, \mathbf{G}_v 满秩, 是非奇异矩阵;

(2) 当 $L_a \geq L_h$ 时, \mathbf{G}_v 是奇异矩阵, 具有 $L_a - L_h + 1$ 个零特征值.

定理证明参见附录 A.

3.2 信道阶数估计

由定理可知: 只有当 L_a 等于信道阶数时, \mathbf{G}_v 才具有唯一的零特征值, 此时 \mathbf{U}_s 和 \mathbf{U}_v 分别为自相关矩阵精确的信号子空间和噪声子空间; 当 L_a 不等于实际信道阶

数时, 可以通过判断 \mathbf{G}_v 是否具有唯一的零特征值, 不断调整 L_a 的值, 直到 \mathbf{G}_v 满足条件为止. 调整过程如下:

(1) 判断 \mathbf{G}_v 的奇异性, 如果奇异, 判断 \mathbf{G}_v 零特征值的个数 l , 如果 $l = 1$, 则调整过程结束; 如果 $l > 1$, 转到步骤(2); 如果非奇异, 转到步骤(3);

(2) 当 \mathbf{G}_v 奇异时且 $l > 1$, $L_a = L_a - d$, 并将“噪声”子空间的维数减少 d 维, 其中 $d = l - 1$, 重新计算 \mathbf{G}_v , 转入步骤(1)判断 \mathbf{G}_v 的奇异性;

(3) 当 \mathbf{G}_v 非奇异时, $L_a = L_a + d$, 并将“噪声子空间”的维数增加 d (其中 $d \in \mathbf{Z}^+$) 维, 重新计算 \mathbf{G}_v , 转入步骤(1)判断 \mathbf{G}_v 的奇异性.

调整完毕后, L_a 等于实际信道阶数, 且 \mathbf{G}_v 具有唯一的零特征值.

4 信道阶数估计算法中的若干问题分析

信道阶数估计算法在实现中应该注意问题主要有两个, 第一、正整数 L_a 的选择. L_a 必须保证“噪声”子空间为非零空间, 即 $0 < L_a < N \times (P-1)$; 在实现中为了保证 \mathbf{G}_v 搜索可靠, 而且耗时少, 通常选取较大的 L_a , 使 L_a 大于实际信道阶数. 第二、 \mathbf{G}_v 矩阵的奇异性判断. 由于受到观测数据有限长度的影响, \mathbf{G}_v 的“零特征值”并不为零, 这并不影响 \mathbf{G}_v 矩阵的奇异性的判断, 因为 \mathbf{G}_v 的“零特征值”和非零特征值之间存在明显的分界线. 本文将采用相邻的两个 \mathbf{G}_v 特征值比值的大小来判断“零特征值”和非零特征值之间的分界线.

设维数为 $(L_a+1)P \times (L_a+1)P$ 的 \mathbf{G}_v 矩阵的特征值为:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_{(L_a+1)P-L_a+L_h-1} > \lambda_{(L_a+1)P-L_a+L_h} = \cdots = \lambda_{(L_a+1)P} = \xi \quad (\xi \text{ 为小正数}) \quad (5)$$

令 α_i 表示第 $i-1$ 和 i 个 \mathbf{G}_v 特征值比值的大小:

$$\alpha_i = \lambda_{i-1} / \lambda_i, \quad i = 2, 3, \dots, (L_a+1)P \quad (6)$$

显然, 当 $i = (L_a+1)P - L_a + L_h$ 时, λ_i 从非零特征值跳转到“零特征值”, α_i 将取一个相当大的数值, 如图 1, 2 所示.

5 仿真分析

为了验证本方法的有效性, 在计算机上进行了仿真实验. 仿真中采用两种不同的双信道模型, 信道系数如表 1 和表 2 所示. 信道 A 是信道阶数为 5 的普通信道, 信道 B 是有效信道阶数为 1 且初始和结尾系数非常小的特殊信道, 两种信道都具有严重的码间干扰, 发射信号为均匀分布的 4QAM (Quadrature Amplitude Modulation) 信号, 噪声为高斯白噪声.

5.1 仿真 1: L_a 、信道阶数 L_h 和 \mathbf{G}_v 之间关系的验证

实验中分别采用信道 A 和信道 B, 观测数据长度为 100, 信道 A 的仿真中信号噪声比为 $\text{SNR} = 3\text{dB}$, L_a 分别取 L_a

表 1 双信道 A 的系数

n	1	2	3	4	5	6
$h_1(n)$	1.7491 - 0.9173i	0.1326 - 1.1061i	0.3252 + 0.8106i	-0.7938 + 0.6985i	0.3149 - 0.4016i	-0.5273 + 1.2688i
$h_2(n)$	0.9323 - 0.7836i	1.1647 + 0.2133i	-2.0457 + 0.7879i	-0.6444 + 0.8967i	1.7411 - 0.1869i	0.4868 + 1.0132i

表 2 双信道 B 的系数

n	1	2	3	4	5	6
$h_1(n)$	-0.0031 - 0.0017i	-0.0109 - 0.0025i	0.1522 + 0.0705i	0.3789 + 0.5930i	-0.0301 - 0.0348i	-0.0032 - 0.0017i
$h_2(n)$	-0.0016 - 0.0047i	-0.0263 - 0.0433i	0.4409 + 0.4736i	0.0766 + 0.2168i	-0.0042 - 0.0154i	-0.0017 - 0.0044i

= 4, 5, 6, 8; 信道 B 的仿真中信噪比 SNR = 5dB, L_a 分别取 $L_a = 1, 4$. 图 1 和图 2 分别显示了不同 L_a 值条件下 G_v 的特征值分布情况(纵坐标为相邻特征值之比, 如式(6)所示).

从图可以看出 G_v 的非零特征值和“零特征值”之间存在明显的分界线, 例如图 1(a), 当 $L_a = 8$ 时, G_v 具有 18 个特征值, 它在第 15 个特征值处由非零特征值跳转到“零特征值”, 故相邻特征值之比 α_i 在 $i = 15$ 处产生一个极大值, 显然 $L_a = 8$ 时, G_v 有 4 个零特征值, 根据 G_v 特征分析定理可知实际信道阶数 $L_a = 5$; 图 1(c) 显示 $L_a = 5$ 时, G_v 有且仅有一个零特征值, 显然此时 L_a 等于实际信道 L_a ; 图 1(d) 显示 $L_a = 4$ 时, G_v 没有零特征值. 同理, 从图 2(a)、(b) 可判断出信道 B 的有效信道阶数为 1.

5.2 仿真 2: 信道阶数估计性能比较

本文在观测数据长度为 100 的条件下, 分别采用信道 A 和 B 将本文提出的 NECOE 方法和 Akaike 信息论准则信道阶数估计方法(AIC)、最小描述长度(MDL), Liavas 的方法, 以及文献[5]中方法(图中用 IDEQ 表示)进行了比较. 图 3 和图 4 分别显示了两种不同信道条件下信道阶数估计错误率随信噪比变化曲线.

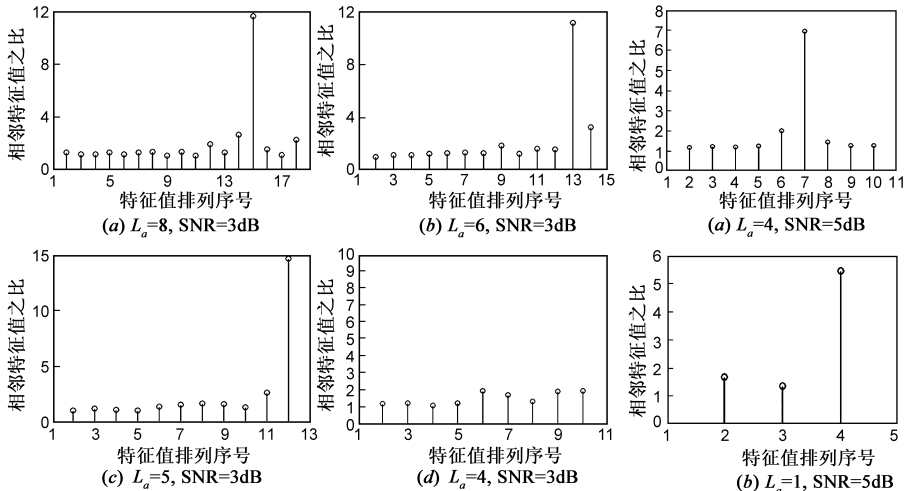
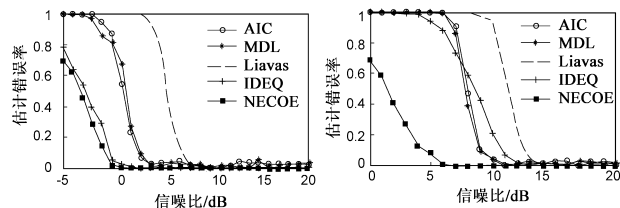


图 1 信道 A 条件下 G_v 相邻特征值比值分布

图 2 信道 B 条件下 G_v 相邻特征值比值分布

MDL 在信噪比非常大时性能仍存在浮动. 从图 4 可以看出在采用信道 B 条件下, 本文提出的 NECOE 方法当信噪比 SNR > 5dB 时, 估计性能非常好, 且性能远远优于其他方法, 此时其他方法必须当 SNR > 10dB 才能完成信道估计.

显然本文提出的方法不但在低信噪比条件下具有很好的估计性能, 而且当信道具有较小的初始和结尾系数时, 也能达到很好的效果.

6 结论

本文分析探索信道阶数和“噪声”子空间所构建的某一特殊矩阵之间的关系, 提出 G_v 特征分析定理, 然后根据该定理, 提出一种新的信道阶数估计方法 NECOE. 实验证明该方法和其他方法相比, 在低信噪比条件下具有很好的稳健的估计性能, 而且当信道具有较小的初始和结尾系数时, 也能达到很好的效果.

附录

定理证明如下:

定义 $J(\mathbf{h}) \stackrel{\text{def}}{=} \|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2 = \sum_{i=1}^{NP-N-L_a} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2$

从图 3 可以看出在采用信道 A 条件下, 本文提出的 NECOE 方法当信噪比 SNR > 0dB 时, 估计错误率为零, 性能远远优于 AIC、MDL 和 Liavas 方法, 略优于文献[5]中方法, 而且 NECOE 方法估计性能稳定, AIC 和

$$= \sum_{i=1}^{NP-N-L_a} \|\mathbf{h}^H \mathbf{G}_i\|^2 = \mathbf{h}^H \mathbf{G}_v \mathbf{h} \quad (A1)$$

式中, $\mathbf{h} = [\mathbf{h}^T(0) \quad \mathbf{h}^T(1) \quad \cdots \quad \mathbf{h}^T(L_a)]^T$,

$$\mathbf{G}_v = \sum_{i=1}^{NP-N-L_a} \mathbf{G}_i \mathbf{G}_i^H,$$

显然, \mathbf{G}_v 是本文中定义的 \mathbf{G}_v 矩阵, 维数为 $(L_a + 1)P \times (L_a + 1)P$.

当 $L_a = L_h$ 时, \mathbf{U}_s 和 \mathbf{U}_v 分别为自相关矩阵精确的信号子空间和噪声子空间, $\mathbf{U}_{ss} = [\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \cdots, \mathbf{q}_{N+L_h}]$, $\mathbf{U}_{vs} = [\mathbf{q}_{N+L_h+1}, \mathbf{q}_{N+L_h+2}, \cdots, \mathbf{q}_{NP}]$; 由文献[6]可知, 当信道矩阵 \mathbf{H}_N 列满秩时, \mathbf{H}_N 的列展开空间同样是信号子空间, 因此 $\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N = 0$.

又由文献[7]附录 A 中的定理可知, 设 \mathbf{H}_N 和 \mathbf{H}'_N 是两个由不同的信道向量 \mathbf{h} 和 \mathbf{h}' 构成的块状 $NP \times (N + L_h)$ 维 Toeplitz 矩阵, 即 \mathbf{H}_N 和 \mathbf{H}'_N 是两个非零信道矩阵. 如果 \mathbf{H}_N 和 \mathbf{H}'_N 满足 $\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N = 0$, 则 \mathbf{H}_N 和 \mathbf{H}'_N 互成比例, 即 $\mathbf{h}' = \alpha \mathbf{h}$. 所以, 当 $L_a = L_h$ 时, $\|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2$ 的零空间是一维的, 即 \mathbf{G}_v 是奇异矩阵, 且仅有一个零特征值;

当 $L_a < L_h$ 时, $\|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2$ 可表示为:

$$\|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2 = \sum_{i=N+L_a+1}^{NP} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2 + \sum_{i=N+L_a+1}^{N+L_h} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2 \quad (A2)$$

欲使 $\|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2$ 等于零, 必须使 $\sum_{i=N+L_a+1}^{NP} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2$ 和

$\sum_{i=N+L_a+1}^{N+L_h} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2$ 同时为零. 由前面证明可知, 仅存在一个 $\tilde{\mathbf{H}}_N$ 及其比例形式满足

$\sum_{i=N+L_a+1}^{NP} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2$, $\tilde{\mathbf{H}}_N$ 取 \mathbf{H}_N 的前 $N + L_a$ 列. 由 \mathbf{H}_N 的性质可知, $\tilde{\mathbf{H}}_N$ 可以表示 $\tilde{\mathbf{H}}_N = \mathbf{U}_{ss} \mathbf{A}$, \mathbf{A} 为 $(N + L_h) \times (N + L_a)$ 维矩阵且 $\|\mathbf{A}\| \neq 0$. 因为 \mathbf{q}_i

$\in \mathbf{U}_{ss}$ ($i = N + L_a + 1, \cdots, N + L_h$), 所以 $\sum_{i=N+L_a+1}^{N+L_h} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2$

$\neq 0$, 故不存在 $\tilde{\mathbf{H}}_N$ 同时满足 $\sum_{i=N+L_a+1}^{NP} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2 = 0$ 和

$\sum_{i=N+L_a+1}^{N+L_h} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2 = 0$. 所以 \mathbf{G}_v 是非奇异矩阵;

当 $L_a > L_h$ 时, 首先证明 $L_a = L_h + 1$, $\|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2$ 可表示为:

$$\|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2 = \sum_{i=N+L_h+2}^{NP} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2 - \|\mathbf{q}_{N+L_h+1} \mathbf{H}_N\|^2 \quad (A3)$$

设 $\hat{\mathbf{H}}_N$ 是由 $[\mathbf{h} \quad \mathbf{0}_{1 \times P}]$ 组成的块状 $NP \times (N + L_a)$ 维 Toeplitz 矩阵, 它也可看作信道矩阵 \mathbf{H}_N 增加 P 个零列向量构成, 显然 $\hat{\mathbf{H}}_N$ 的各列和噪声子空间的特征向量

是正交的, $\hat{\mathbf{H}}_N$ 同时满足 $\sum_{i=N+L_h+2}^{NP} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2 = 0$,

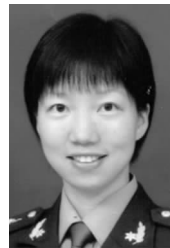
$\|\mathbf{q}_{N+L_h+1} \mathbf{H}_N\|^2 = 0$, 故 $\hat{\mathbf{H}}_N$ 是满足式(A3)等于零的一个

解. 另外, 当 $\|\mathbf{q}_{N+L_h+1} \mathbf{H}_N\|^2 \neq 0$ 时, 式(A3)将存在另外一个和 $\hat{\mathbf{H}}_N$ 不成比例的矩阵 $\hat{\mathbf{H}}'_N$ 满足 $\sum_{i=N+L_h+2}^{NP} \|\mathbf{q}_i \mathbf{H}_N\|^2 = \|\mathbf{q}_{N+L_h+1} \mathbf{H}_N\|^2$. 由此可得 $\|\mathbf{U}_v^H \mathbf{H}_N\|^2$ 具有二维的零空间, 即 \mathbf{G}_v 是奇异矩阵, 具有两个零特征值. 同理可证, 当 $L_a = L_h + 2, L_h + 3, \cdots$ 时, \mathbf{G}_v 是奇异矩阵, 具有 $L_a - L_h + 1$ 个零特征值. 证明完毕.

参考文献:

- [1] 牛翠竹. SIMO 系统盲辨识算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2007.
- [2] Liavas A P, Regalia P A. On the behavior of information theoretic criteria for model order selection[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2001, 49(8): 1689 - 1695.
- [3] Fjo De Ridder, Rik Pintelon, et al. Modified AIC and MDL model selection criteria for short data records[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2005, 54(1): 144 - 150.
- [4] Liavas A P, Regalia P A, Delmas J-P. Blind channel approximation: effective channel order determination[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1999, 47(12): 3336 - 3344.
- [5] Javier Via, Ignacio Santamaria, Jesus Perez. Effective channel order estimation based on combined identification/equalization [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2006, 54(9): 3336 - 3344.
- [6] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004. 613 - 622.
- [7] E Moulines, P Duhamel, et al. Subspace methods for the blind identification of multi-channel FIR filters[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1995, 43(2): 516 - 525.

作者简介:



代松银 女, 1980 年出生于湖北公安县, 现为装备指挥技术学院测量控制中心博士研究生, 主要研究方向: 高速数字信号处理、航天器测量与控制.

E-mail: songyindai@126.com



袁嗣杰 男, 1945 年出生于江苏扬州市, 现为装备指挥技术学院测量控制中心教授, 博士生导师, 主要研究方向: 高速数字信号处理、航天器测量与控制.

