

基于噪声子空间奇异值的信号分量数目估计

周新鹏* 韩峰 魏国华 吴嗣亮
(北京理工大学信息与电子学院 北京 100081)

摘要: 针对现有信号分量数目估计方法在低信噪比时估计性能差的问题, 该文提出了基于噪声子空间奇异值恒虚警检测方法估计信号分量数目。通过对 Hankel 矩阵奇异值与噪声能量之间关系的研究, 利用高斯白噪声包络平方服从指数分布的特点, 在虚警率一定的条件下, 获得噪声子空间奇异值检测门限。仿真结果显示该方法在低信噪比时有效。

关键词: 信号处理; 子空间; 奇异值分解; 恒虚警检测; 信号分量; 参数估计

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)09-2039-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01216

Estimation of the Number of Signal Components Based on Singular Values of Noise Subspace

Zhou Xin-peng Han Feng Wei Guo-hua Wu Si-liang

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: A new method is proposed to improve the performance of estimating the number of signal components in low Signal-to-Noise Ratio (SNR) environment, based on singular values of noise subspace and the principle of Constant False Alarm Rate (CFAR). Through researching the relationship between singular values of Hankel matrix and the energy of noise, the threshold of detecting singular values of noise subspace is got in a certain probability of false alarm by using the characteristic of Gaussian white noise envelope submitting to exponential distribution. Simulation results show that the method is effective in low SNR condition.

Key words: Signal processing; Subspace; Singular value decompose; Constant False Alarm Rate (CFAR) detection; Signal component; Parameter estimation

1 引言

基于噪声或信号子空间高分辨谱估计方法如 MUSIC、ESPRIT 等, 突破了经典谱估计中分辨率限制, 能够获得高分辨率信号估计参数, 在空间谱估计和谐波恢复等问题中得到广泛应用。这类子空间谱估计算法依赖于信号参数模型, 其前提是估计出信号分量数目。常用的信号数目估计方法有基于信息论准则方法和假设检验方法。

基于信息论准则方法是使包含信号分量数目的准则函数最小。Wax 等人^[1]基于 Akaike 信息论(AIC)准则和最小描述长度(MDL)准则, 首先提出基于信息论方法的信号分量数目估计算法; Wong 等人^[2]通过分析 AIC 和 MDL 准则函数与协方差特征值和特征向量的关系, 改进了 AIC 和 MDL 准则函数, 提出了只与特征值有关的准则函数; 文献^[3]用随机惩罚函数或文献^[4]用一类惩罚函数代替 AIC 和

MDL 准则函数中的固定惩罚函数, 得到信号分量数目的一致估计, 进一步改善信息论准则的性能。最近, 基于信息论的方法有应用于 DS-CDMA 网络的预测描述长度(PDL)准则^[5]、基于多级维纳滤波最小均方误差的 MDL(mMDL)准则^[6]以及其它改进方法^[7,8]。由于信息论方法不存在假设检验, 所以能够对信号分量数目进行客观估计^[9-11], 该类方法适用于高信噪比条件下的信号分量数目估计。

假设检验方法是通过设定门限值估计信号分量数目。Chen 等人^[12]提出协方差特征值阈值(ET)法, 通过设置每个噪声子空间特征值门限来估计信号分量数目; Kritchman 等人^[13]提出基于随机矩阵理论(RMT)的估计方法, 通过对特征值进行多次假设检验估计信号分量数目。ET 和 RMT 两种方法与基于信息论准则的估计方法相比, 在低信噪比条件下性能优于 MDL 准则, 低于 AIC 准则; 高信噪比条件下性能优于 AIC 准则, 和 MDL 准则渐进一致。Shah 等人^[14]提出恒虚警假设检验嵌套序列(NS-CFAR)的估计方法, 该方法在短数据样本条件下有

较高的成功估计概率,但是由于利用噪声能量服从 Wishart 分布的特点,每一次检测都需要设置检测门限。

为了提高小信噪比条件下信号分量数目成功估计概率,改善估计性能,本文提出了基于噪声子空间奇异值的恒虚警信号分量数目估计算法(a CFAR algorithm of estimating the number of signal components based on Singular Values of noise subspace, SV-CFAR)。首先分析了信号 Hankel 矩阵奇异值、噪声能量和噪声幅度包络平方之间的关系;然后利用噪声幅度包络平方服从指数分布的特点,推导出噪声子空间奇异值检测门限,以此为依据估计信号分量数目。和文献[14]的方法相比,提高了小信噪比条件下信号分量数目估计的成功概率,并且对每一组观测样本只需确定一个检测门限,减少了算法的运算量。

2 信号模型及判决准则

信号 $s(n)$ 的非衰减指数和模型表示如下:

$s(n) = \sum_{i=1}^P A_i \exp(j2\pi f_i n + \varphi_i)$ 。式中 A_i , f_i , φ_i 分别为第 i 个信号分量的幅度、频率和初始相位; P 为信号分量数目; A_i , f_i , φ_i , P 都是未知参数,本文通过检测噪声子空间奇异值估计信号分量数目 P 。设观测信号 $x(n)$ 为

$$x(n) = s(n) + w(n) \quad (1)$$

其中 $w(n)$ 是均值为零,方差为 $2\sigma^2$ 的加性复高斯白噪声,且各信号分量之间相互独立,信号与噪声之间相互独立。

假设 $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{L-1}, \lambda_L\}$ (L 为奇异值数目) 是观测样本数据构建的 Hankel 矩阵 \mathbf{G} 的奇异值集合,且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{L-1} \geq \lambda_L$, $\lambda_s = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{P-1}, \lambda_P\}$ 是信号子空间奇异值集合, $\lambda_w = \{\lambda_{P+1}, \lambda_{P+2}, \dots, \lambda_{L-1}, \lambda_L\}$ 是噪声子空间奇异值集合。如果奇异值 $\lambda_i \in \lambda_s$, 代表信号子空间奇异值, 设为 H_1 ; 如果奇异值 $\lambda_i \in \lambda_w$, 代表噪声子空间奇异值, 设为 H_0 。给定一个判决门限 λ_T , 则奇异值判决准则为

$$\left. \begin{array}{l} \lambda_i \geq \lambda_T, \text{ 判为 } H_1 \\ \lambda_i < \lambda_T, \text{ 判为 } H_0 \end{array} \right\} \quad (2)$$

3 基于噪声子空间奇异值的恒虚警检测

3.1 信号 Hankel 矩阵的奇异值分解

设信号 $x(n)$ 的数据长度为 N , 可以构建一个如式(3)所示的 Hankel 矩阵 \mathbf{G}

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} x(0) & x(1) & \cdots & x(N-L-1) \\ x(1) & x(2) & \cdots & x(N-L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(L) & x(L+1) & \cdots & x(N-1) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其奇异值分解表示为

$$\mathbf{G} = [\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2] \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\Sigma}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_1^H \\ \mathbf{V}_2^H \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 $(\cdot)^H$ 为共轭转置运算符, $\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2]$ 为左奇异矩阵, $\mathbf{V} = [\mathbf{V}_1 \quad \mathbf{V}_2]$ 为右奇异矩阵。其中 $\mathbf{U}_1 \in \mathbb{C}^{(L+1) \times P}$, $\mathbf{U}_2 \in \mathbb{C}^{(L+1) \times (L+1-P)}$, $\boldsymbol{\Sigma}_1 \in \mathbb{R}^{(L+1) \times P}$, 且 $\boldsymbol{\Sigma}_1 = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_P)$, $\lambda_i (i=1, \dots, P)$ 为信号子空间奇异值。 $\mathbf{V}_1 \in \mathbb{C}^{(N-L) \times P}$, $\mathbf{V}_2 \in \mathbb{C}^{(N-L) \times (N-L-P)}$, $\boldsymbol{\Sigma}_2 \in \mathbb{R}^{(N-L) \times P}$, 且 $\boldsymbol{\Sigma}_2 = \text{diag}(\lambda_{P+1}, \dots, \lambda_L)$, $\lambda_i (i=P+1, \dots, L)$ 为噪声子空间奇异值, 并且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_P \geq \lambda_{P+1} \geq \lambda_{P+2} \geq \dots \geq \lambda_L$ 。矩阵 $\mathbf{G}\mathbf{G}^H$ 表示为

$$\mathbf{G}\mathbf{G}^H = [\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2] \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_1^2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\Sigma}_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1^H \\ \mathbf{U}_2^H \end{bmatrix} \quad (5)$$

令 \mathbf{S} 表示矩阵 \mathbf{G} 中信号部分, $\boldsymbol{\Omega}$ 表示噪声部分, 矩阵 \mathbf{G} 可表示为 $\mathbf{G} = \mathbf{S} + \boldsymbol{\Omega}$, 则

$$\mathbf{G}\mathbf{G}^H = (\mathbf{S} + \boldsymbol{\Omega})(\mathbf{S} + \boldsymbol{\Omega})^H = \mathbf{S}\mathbf{S}^H + \boldsymbol{\Omega}\boldsymbol{\Omega}^H + \mathbf{S}\boldsymbol{\Omega}^H + \boldsymbol{\Omega}\mathbf{S}^H$$

因为信号与噪声相互独立, 所以 $\mathbf{S}\boldsymbol{\Omega}^H = \boldsymbol{\Omega}\mathbf{S}^H = \mathbf{0}$, 则

$$\mathbf{G}\mathbf{G}^H = \mathbf{S}\mathbf{S}^H + \boldsymbol{\Omega}\boldsymbol{\Omega}^H \quad (6)$$

由于噪声是加性高斯白噪声, 则

$$\boldsymbol{\Omega}\boldsymbol{\Omega}^H = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{N-L-1} w(i)w^*(i) & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sum_{i=L}^{N-1} w(i)w^*(i) \end{bmatrix}$$

其中 $(\cdot)^*$ 为共轭运算符, $\boldsymbol{\Omega}\boldsymbol{\Omega}^H \in \mathbb{R}^{(N-L) \times (N-L)}$, 令 z 为噪声幅度包络平方, $z = w(i)w^*(i)$, 则

$$\boldsymbol{\Omega}\boldsymbol{\Omega}^H = (N-L)z\mathbf{I} \quad (7)$$

其中 \mathbf{I} 为单位阵, 将式(7)代入式(6)并与式(5)比较, 可以看出, 噪声子空间奇异值平方即为 $(N-L)$ 点噪声能量, 数值大小为 $(N-L)z$ 。

表 1 给出了含 5 个等幅分量(幅度 $A_i = 1, i = 1, 2, \dots, 5$)的信号在不同信噪比条件下, 仿真 10000 次所得奇异值的均值, 粗体下划线的奇异值为信号子空间的最小奇异值, 斜体下划线的奇异值为噪声子空间的最大的奇异值。本文定义信噪比为 $\text{SNR} =$

$$10 \log \frac{\sum_{i=1}^P A_i^2}{2\sigma^2}$$

从表 1 可以看出, 在低信噪比时, 噪声子空间奇异值接近信号子空间奇异值, 在高信噪比时, 又远远小于信号子空间奇异值。表 2 给出了最小信号子空间奇异值和最大噪声子空间奇异值的样本标准差, 可以看出, 奇异值样本标准差比较小。因此,

表 1 观测样本 Hankel 矩阵的奇异值

奇异值 λ	信噪比(dB)						
	-10	-5	0	5	10	15	20
λ_1	171.2247	138.6297	128.3433	125.1830	124.2821	124.0244	123.9484
λ_2	150.5509	116.2746	106.1734	101.3950	99.3586	98.5902	98.3250
λ_3	140.3069	101.9095	94.8064	92.5114	91.7286	91.5098	91.4473
λ_4	133.6117	90.0647	84.6641	85.3804	86.2548	86.6096	86.7238
λ_5	128.6514	80.4896	63.5192	61.2832	60.5578	60.3299	60.2517
λ_6	<u>124.6487</u>	<u>75.7823</u>	<u>45.8332</u>	<u>25.7975</u>	<u>14.5086</u>	<u>8.1746</u>	<u>4.5942</u>
λ_7	121.2263	72.5268	42.3559	23.8314	13.3902	7.5404	4.2388
λ_8	118.2164	70.0264	40.3519	22.6915	12.7658	7.1827	4.0392
λ_9	115.5181	67.9119	38.8649	21.8664	12.2960	6.9170	3.8913
λ_{10}	113.0285	66.1139	37.6562	21.1961	11.9211	6.7055	3.7714

表 2 信号子空间最大奇异值和噪声子空间最小奇异值的样本标准差

奇异值样本 标准差 δ	信噪比(dB)					
	-10	-5	0	5	10	15
δ_{λ_s}	2.69E-11	1.16E-11	2.11E-11	3.95E-11	1.68E-11	2.12E-11
δ_{λ_n}	2.82E-11	2.14E-11	1.88E-12	6.68E-12	1.67E-12	1.21E-12

可以选择合适的噪声子空间奇异值门限依据式(2)的判决规则估计信号分量数目。

3.2 信号分量数目检测

复高斯白噪声表示为 $w(n) = w_R(n) + j \cdot w_I(n)$ 。式中 $w_R(n)$, $w_I(n)$ 分别代表噪声 $w(n)$ 的实部和虚部, 都服从均值为零, 方差为 σ^2 的高斯分布。 $w_R(n)$ 和 $w_I(n)$ 联合概率密度函数 $f(w_R, w_I) = (1/(2\pi\sigma^2)) \cdot \exp\left(-\frac{w_R^2 + w_I^2}{2\sigma^2}\right)$ 。

则 $z = w_R^2 + w_I^2$ 的概率密度函数

$$f(z) = \frac{1}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{z}{2\sigma^2}\right), \quad z \geq 0 \quad (8)$$

式(8)表明, z 服从指数分布。则虚警概率

$$P_{fa} = P(z_T < z < \infty) = \int_{z_T}^{\infty} f(z)dz = \exp\left(-\frac{z_T}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中 z_T 为幅度包络平方门限, 则

$$z_T = -2\sigma^2 \cdot \ln(P_{fa}) \quad (10)$$

矩阵 G 的奇异值 λ 的检测门限 λ_T 可表示为

$$\lambda_T = \sqrt{(N-L)z_T} \quad (11)$$

将式(11)代入式(2)的判决规则, 得到信号分量数目估计 $\hat{P} = \arg \max_p (\lambda_p \geq \lambda_T)$ 。

3.3 噪声功率估计

在噪声功率已知条件下, 可以由式(10)计算得到噪声包络平方门限, 但由于观测样本中噪声功率

是未知的, 所以先要估计噪声功率。文献[1]利用最大似然估计方法估计噪声功率, 该方法要求已知信号分量数目, 并且是负偏估计, 在检测中容易产生虚警; 文献[14]利用矩阵的扰动方法估计未知信号分量数目时的噪声功率, 但是该方法要通过多次迭代求解非线性方程组, 计算复杂。为了减少白噪声估计的计算量, 本文通过分析观测数据样本方差和延时相关序列均值之间的关系估计白噪声功率。

由于 P 个信号分量之间和噪声之间相互独立, 则观测数据样本方差

$$\text{var}(x) = \sum_{i=1}^P A_i^2 + 2\sigma^2 \quad (12)$$

样本数据延时相关序列 $y(n) = x^*(n)x(n+k)$ 。式中, k 为延迟时间。相关序列均值 $E[y(n)] = \sum_{i=1}^P A_i^2 \exp(j2\pi k f_i) + 2\sigma^2 \delta_{k,0}$ 。式中, $\delta_{k,0}$ 为狄拉克函数。当 $k \neq 0$, $E[y(n)] = \sum_{i=1}^P A_i^2 \exp(j2\pi k f_i)$, 故

$$\begin{aligned} |E[y(n)]|^2 &= \sum_{i=1}^P A_i^4 + \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^P A_i^2 A_j^2 \exp(j2\pi k (f_i - f_j)) \\ &= \sum_{i=1}^P A_i^4 + 2 \sum_{\substack{i,j=1 \\ i < j}}^P A_i^2 A_j^2 \cos(2\pi k (f_i - f_j)) \quad (13) \end{aligned}$$

式中 $|\cdot|$ 为模运算符。由于

$$\left(\sum_{i=1}^P A_i^2\right)^2 = \sum_{i=1}^P A_i^4 + 2\sum_{\substack{i,j=1 \\ i < j}}^P A_i^2 A_j^2 \quad (14)$$

比较式(13)和式(14)等号右边, 当频差($f_i - f_j$)较小时, $\cos(2\pi k(f_i - f_j)) \cong 1$, $|E[y(n)]|$ 可以近似为信号功率

$$|E[y(n)]| \cong \sum_{i=1}^P A_i^2 \quad (15)$$

信号功率估计和真实信号功率相比

$$\frac{|E[y(n)]|^2}{\left(\sum_{i=1}^P A_i^2\right)^2} = \frac{\sum_{i=1}^P A_i^4 + 2\sum_{\substack{i,j=1 \\ i < j}}^P A_i^2 A_j^2 \cos(2\pi k(f_i - f_j))}{\sum_{i=1}^P A_i^4 + 2\sum_{\substack{i,j=1 \\ i < j}}^P A_i^2 A_j^2} > \cos(2\pi k\Delta f_{\max}) \quad (16)$$

其中 Δf_{\max} 为最大频差。当 Δf_{\max} 满足

$$\Delta f_{\max} < 0.1/k \quad (17)$$

$\cos(2\pi k\Delta f_{\max}) > 0.81$, 得到

$$\frac{|E[y(n)]|}{\left(\sum_{i=1}^P A_i^2\right)^{1/2}} > 0.9 \quad (18)$$

即估计信号功率可以达到实际信号功率的 90%。令 $k=1$, 在信号的最大频差满足式(17)的情况下, 将式(15)代入式(12), 得到噪声功率的近似估计

$$2\hat{\sigma}^2 = \text{var}(x) - |E[y(n)]| \quad (19)$$

3.4 噪声估计性能分析

根据式(18)和式(19)得到最大误差噪声功率估计

$$\begin{aligned} 2\hat{\sigma}^2 &= 2\sigma^2 + 0.1P_s \\ &= 2\sigma^2 \left(1 + 0.1 \times 10^{\text{SNR}/10}\right) \end{aligned} \quad (20)$$

其中 P_s 为信号真实功率。将式(20)代入式(10)得到噪声包络平方门限

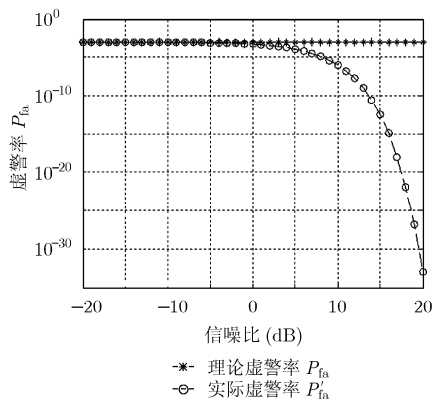


图 1 $P_{fa}=0.001$ 时实际虚警率和信噪比的关系

$$z_T = -(2\sigma^2 + 0.1P_s) \cdot \ln(P_{fa}) \quad (21)$$

将式(21)代入式(9), 得到实际虚警概率

$$P'_{fa} = P_{fa}^{1+0.1 \times 10^{\text{SNR}/10}} \quad (22)$$

由式(20)和式(21)可知, 该噪声估计方法是正偏估计, 提高了原来噪声包络平方门限, 减小了虚警率, 图 1 给出了虚警率 $P_{fa}=0.001$ 时不同信噪比下实际虚警率 P'_{fa} 。从图中可以看出, 在低信噪比条件下, 所获得的实际虚警率 P'_{fa} 接近于理论的虚警率 P_{fa} ; 随着信噪比的增加, 实际虚警率 P'_{fa} 减小。

仿真条件同表 1 的相同, 归一化数字频率 $f=[0.2, 0.23, 0.22, 0.25, 0.3]$, 样本数据点数 200, 在已知最大信号分量数目为 10 和信号频率范围的条件下, 利用本文所提方法、最大似然法以及频域滤波法(FFT)估计噪声功率, 3 种方法估计性能如图 2 所示, 在低信噪比条件下, 本文所提方法的估计性能优于最大似然估计法和频域滤波法, 而在高信噪比条件下, 最大似然法优于本文提出的方法和频率滤波法, 此时, 本文所提方法得到的噪声功率估计相对于真实功率误差随着信噪比的增大而增大, 这和式(20)相符。由于本文信号源数目估计方法是通过信号和噪声奇异值检测来估计, 由表 1 和表 2 可以看出, 高信噪比条件下, 信号子空间最小奇异值远大于噪声子空间最大奇异值, 并且奇异值样本标准差非常小, 所以在高信噪比条件下, 其白噪声功率估计误差对信号奇异值检测性能影响不大。

上述基于噪声子空间奇异值的恒虚警信号分量数目估计的算法步骤总结如下:

第 1 步 计算观察样本方差和延时相关序列 $y(n)$ 均值, 估计观测样本噪声功率 $2\hat{\sigma}^2$ 。

第 2 步 计算噪声子空间奇异值检测门限 λ_T 。

第 3 步 对奇异值进行检测, 判定信号子空间的奇异值, 得到信号分量数目估计 \hat{P} 。

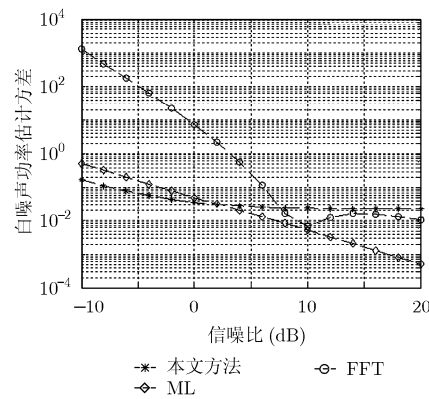


图 2 白噪声功率估计性能

4 仿真分析

为验证本算法性能，在 Matlab2009a 环境下进行仿真。仿真中，观测样本包含 5 个信号分量，归一化数字频率 $f=[0.2, 0.23, 0.22, 0.25, 0.3]$ ，信噪比从 -10 dB 变化到 20 dB，信噪比步长为 2 dB，在不同信噪比下，分别做 10000 次蒙特卡洛实验，统计成功估计信号分量数目的概率。

仿真 1 不同虚警率下的 SV-CFAR 算法性能分析

信号幅度 $A=[1, 1, 1, 1, 1]$ ，观测样本数分别为 $N=200$ 和 $N=500$ ，取 $L=63$ ，采用 SV-CFAR 算法在不同虚警率 $P_{fa}=[0.20, 0.07, 0.04, 0.01]$ 下对信号分量数目进行估计，图 3(a)和 3(b)分别给出了观测样本点数为 200 和 500 时在不同虚警率下的成功估计概率。从图中可以得出以下结论：

(1)在一定的样本数条件下，选择适当的虚警率，可以降低检测的信噪比门限，在低信噪比条件下获得较高的成功估计概率。

(2)在相同虚警概率条件下，观测样本数越长，估计性能越好，对于较大的虚警概率，选择适当的

样本数可以在低信噪比条件下获得较高的成功估计概率。

仿真 2 信号分量数目估计算法性能比较

将 SV-CFAR 算法与 AIC, MDL 和恒虚警假设检验嵌套序列(NS-CFAR)^[14]算法在相同条件下，对信号分量数目估计性能进行比较。依据仿真 1 的结论，选择虚警率 $P_{fa}=0.07$ ，观测样本数为 200 点， $L=63$ 。图 4(a)和 4(b)分别是信号分量幅度 $A=[1, 1, 1, 1, 1]$ 和 $A=[0.2, 0.3, 1, 0.8, 0.5]$ 时各算法成功估计概率。

从图 4 中可以看出，无论信号分量等幅或不等幅，在低信噪比条件下，SV-CFAR 算法性能都优于 AIC, MDL, NS-CFAR 3 种方法。这是因为 SV-CFAR 算法的检测门限是基于噪声子空间能量的虚警率设置的，在一定信噪比条件下，信号能量要大于噪声能量，所以只要选定合适的门限值，就能够正确估计出信号分量数目。

5 结束语

基于噪声子空间奇异值的恒虚警信号分量数目估计算法，通过观测信号中噪声能量确定噪声子空

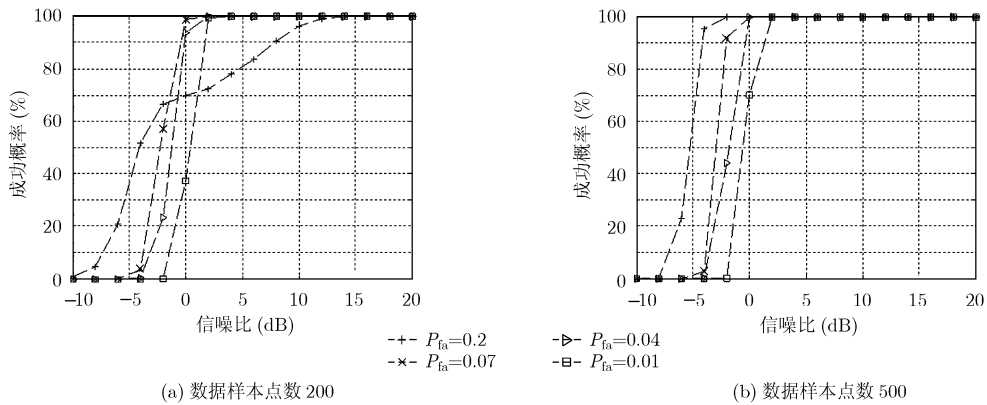


图 3 不同虚警率下的成功概率

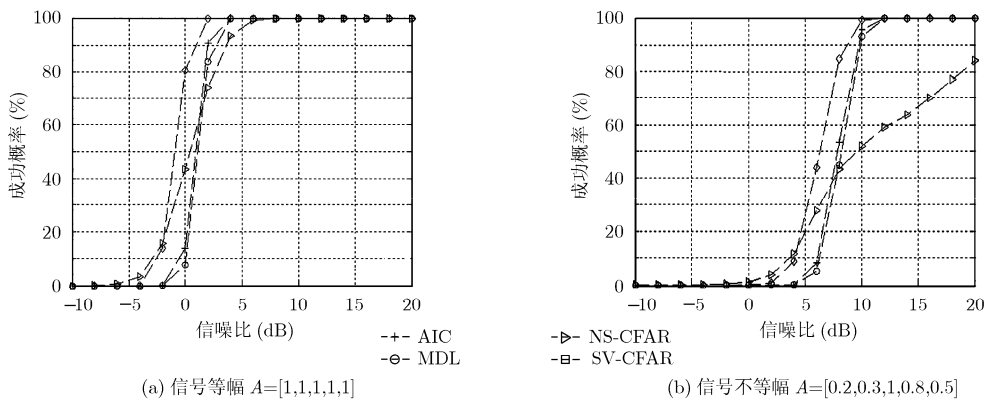


图 4 SV-CFAR, AIC, MDL, NS-CFAR 4 种算法成功估计概率

间奇异值检测门限, 属于假设检验的估计方法, 算法仿真结果表明, 该算法明显提高了低信噪比条件下信号分量数目成功估计概率, 增强了基于子空间高分辨谱估计算法的鲁棒性和可靠性。

参 考 文 献

- [1] Wax M and Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, 33(2): 387-392.
 - [2] Wong K M, Zhang Q T, Reilly J P, *et al.* A new criterion for the determination of the number of signals in high-resolution array processing[C]. 1988 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, New York, USA, 1988: 2769-2772.
 - [3] Wu Y and Tam K W. On determination of the number of signals in spatially correlated noise[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(11): 3023-3029.
 - [4] Kundu D. Estimating the number of signals in the presence of white noise[J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 2000, 90(1): 57-68.
 - [5] Valaee S and Shahbazpanahi S. Detecting the number of signals in wireless DS-CDMA networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2008, 56(7): 1189-1197.
 - [6] Lei H, Teng L, Mao E, *et al.* MMSE-based MDL method for robust estimation of number of sources without eigendecomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(10): 4135-4142.
 - [7] Nadakuditi R R and Edelman A. Sample eigenvalue based detection of high-dimensional signals in white noise using relatively few samples[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(7): 2625-2638.
 - [8] Cassar T, Camilleri K P, and Fabri S G. Order estimation of multivariate ARMA models[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(3): 494-503.
 - [9] Chen P, Wu T J, and Yang J. A comparative study of model selection criteria for the number of signals[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2008, 2(3): 180-188.
 - [10] Haddadi F, Malek-Mohammadi M, Nayebi M M, *et al.* Statistical performance analysis of MDL source enumeration in array processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(1): 452-457.
 - [11] Nadler B. Nonparametric detection of signals by information theoretic criteria: performance analysis and an improved estimator[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(5): 2746-2756.
 - [12] Chen W, Wong K M, and Reilly J P. Detection of the number of signals: a predicted eigen-threshold approach[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(5): 1088-1098.
 - [13] Kritchman S and Nadler B. Non-parametric detection of the number of signals: hypothesis testing and random matrix theory[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(10): 3930-3941.
 - [14] Shah A A and Tufts D W. Determination of the dimension of a signal subspace from short data records[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(9): 2531-2535.
- 周新鹏: 男, 1978年生, 博士生, 研究方向为雷达系统及其信号处理。
 韩 峰: 男, 1978年生, 博士生, 研究方向为雷达系统及其信号处理。
 魏国华: 男, 1977年生, 副研究员, 研究方向为雷达系统及其信号处理。
 吴嗣亮: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信号处理理论与技术、目标探测与识别理论与技术、电子系统仿真与信号模拟。