

基于改善特征值离散度的信源数目估计

梁龙腾, 关迪聆, 张承云, 吴庭筠

(广州大学 机械与电气工程学院, 广州 510006)

摘要: 相比于传统的信源数目估计方法, 基于特征值差值法的信源数目估计具有较小运算量的优点, 但是在低信噪比时效果差, 且在色噪声下效果不稳定等多种缺点一直未能在实际中应用; 因此分析了特征值离散度对差值法估计的影响, 提出一种基于对数函数拟合改善特征值发散程度的方法, 并利用拟合特征值进行差值法进行估计; 该算法很大程度上减少了相邻信源特征值之间的差值, 使信源特征值和噪声特征值之间的差值更加明显, 大大提升了差值法的估计性能, 同时保证了较小的运算量; 经实验仿真表明, 该方法在白噪声和色噪声下都能进行稳定估计, 在较低信噪比和低快拍数下依然具有良好估计性能的优点。

关键词: 信源数目估计; 曲线拟合; 特征值; 对数函数; 离散度

Source Number Estimation Based on Improved Dispersion of Eigenvalues

Liang Longteng, Guan Diling, Zhang Chengyun, Wu Tingjun

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Compared with the traditional method of source number estimation, the source number estimation based on the eigenvalue-difference method has the advantage of less computational complexity, but because of the poor performance at low SNR and the unstable effects under color noise, etc, various shortcomings make it have not been applied in practice. This paper analyzes the influence of the dispersion of eigenvalues on the estimation of the eigenvalue-difference method, proposes a method to improve the divergence of eigenvalues based on logarithmic functions, and uses the fitted eigenvalues to estimate the source number. The algorithm greatly reduces the difference between the adjacent source eigenvalues, makes the difference between the source eigenvalue and the noise eigenvalue more obvious, greatly improves the estimation performance of the eigenvalue-difference method, and guarantees the smaller amount of operations. Experimental simulations show that the proposed method can perform stable estimation under both white noise and color noise, and still has the advantage of good performance under low signal-to-noise ratio and low-speed shots.

Keywords: source number estimation; curve fitting; eigenvalue; logarithmic function; dispersion

0 引言

当今智能语音技术发展日趋成熟, 给人们的生活和生产带来了极大的方便。声源定位, 波束成形, 语音增强等多种前端语音信号处理技术的应用也得到越来越多的重视和发展。但是绝大部分优秀的语音算法都在信源数目确定的前提下实现的^[1-3]。然而在各种应用场合中, 由于低信噪比, 低运算量、低耗时、色噪声背景和低快拍数等恶劣因素的影响下, 基于传统的信源数目估计方法无法进行准确估计, 使大量语音信号算法失去作用, 因此优秀的信源数目估计算法是众多语音处理算法关键的第一步。

信源数目估计问题于 1975 年后取得较大的突破, 由 Akaika 和 Wax 等人先后提出基于信息论准则 (akaika information theoretic, AIC) 的信源数目估计^[4]和最小描述长度准则 (minimum description length, MDL) 的信源数目估计算法^[5], 很好地解决了一直以来鲁棒性的问题, 但算法

限制在白噪声环境下, 众多学者为此提出了很多的解决方法^[6-7], 但同时也引进了计算量或减少了鲁棒性。基于传统的盖氏圆法 (geschgorin disk estimator, GDE)^[8]能在白噪声和色噪声下进行估计, 但对信噪比要求过高, 同时需要引入人为经验因子, 实际中往往得不到应用。此外, 目前基于深度学习的信源数目估计^[1]能在较低信噪比下获得很好的效果, 但是需要大量训练数据和限制在白噪声环境下。文献 [9-10] 运用了高阶矩进行信源数估计, 改善了传统方法在色噪声下的估计准确率, 但高阶矩运算设计到克罗内克积乘积, 运算量很大, 降低了实际应用的价值。文献 [11] 应用了总体最小二乘法拟合改善盖氏圆法, 使盖氏圆算法利用比值阶跃准则判断信源数目, 不需要人为设定调整因子, 但拟合过程计算复杂, 运算量增大。基于特征值分解方法的比值法和差值法^[12-13], 本身具备较小的运算量, 但是由于在色噪声下噪声特征值发散, 且受到人为调整因子影响, 在实际中往往得不到应用。

在此基础上, 本文对运算量较小的差值法进行研究, 对特征值离散度和差值法之间的影响进行分析, 提出一种基于特征值曲线拟合的方法, 改进特征值的离散度, 使信源特征值之间的差值大大减少, 使信源和噪声特征值之间的差值在白噪声和色噪声下能正常区分, 且不需要人为调整因子, 并根据拟合后的特征值进行差值法处理, 实现信

收稿日期: 2018-09-04; 修回日期: 2018-09-27。

基金项目: 广东省现代视听信息工程技术研究中心开放研究基金资助项目; 广州市信息处理与传输重点实验室 (201605030014); 广东灯光与音视频工程技术研究中心 (GCZX-A1407)。

作者简介: 梁龙腾 (1992-), 男, 广东湛江人, 硕士研究生, 主要从事语音前端处理方向的研究。

源数目估计。仿真实验表明该方法具有运算量低, 在白噪声、色噪声下和低快拍数下均能实现信源数目估计的优点。

1 阵列信号模型

阵列信号处理的阵列分很多种, 常用的有一维阵列的均匀线阵, 二维阵列的圆阵和方阵, 立体阵列的圆柱阵和球阵列等等。本文运用的是均匀线阵。假设一个由 M 个阵元组成的天线, 阵元的间距 d 与信号波长 γ 满足 $d < 0.5\gamma$, 设 N ($N < M$) 个非相关的空间平面波信号 $S_i(t)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 分别从 θ_i ($i=1, 2, \dots, N$) 入射到阵列, 如图 1 所示。

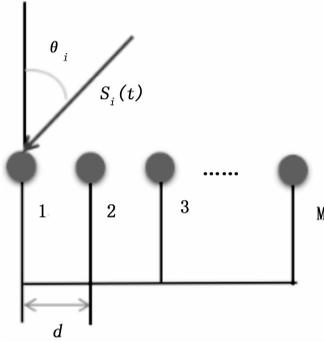


图 1 均匀线阵的阵列结构示意图

则线阵列接收信号矢量可以通过下式表示:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (1)$$

其中: $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 为 $M \times 1$ 维阵元所接收的信号矢量。式中 T 表示矩阵的转置。

$\mathbf{A} = [\boldsymbol{\alpha}(\theta_1), \boldsymbol{\alpha}(\theta_2), \dots, \boldsymbol{\alpha}(\theta_N)]$ 为 $M \times N$ 维阵列流型矢量阵, 矩阵中的 $\boldsymbol{\alpha}(\theta_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 为导向矢量且由以下表达式所表示:

$$\boldsymbol{\alpha}(\theta_i) = [1, e^{j\omega}, \dots, e^{j(M-1)\omega}]^T = [\alpha_1(\theta_i), \alpha_2(\theta_i), \dots, \alpha_M(\theta_i)]^T \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

其中:

$$\omega_i = 2\pi \frac{d}{\gamma} \sin(\theta_i) \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

$\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]$ 为 $N \times 1$ 维信源信号矢量。

$\mathbf{N}(t) = [N_1(t), N_2(t), \dots, N_M(t)]$ 为 $M \times 1$ 维与信号不相关的加性噪声矢量。

所以阵元接收的信号协方差矩阵为:

$$\mathbf{R}_X = E[\mathbf{X}(t) * \mathbf{X}(t)^H] = \mathbf{A}\mathbf{R}_S\mathbf{A}^H + \mathbf{R}_N \quad (4)$$

其中: \mathbf{R}_S 和 \mathbf{R}_N 分别为信号的协方差矩阵和噪声协方差矩阵, 式中 H 表示矩阵的共轭转置。对阵元接收的信号协方差矩阵 \mathbf{R}_X 进行特征值分解后有:

$$\mathbf{R}_X = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{U}^H \quad (5)$$

式 (5) 中 \mathbf{U} 是特征矢量矩阵, $\boldsymbol{\Sigma}$ 是由特征值组成的对角矩阵。且表达式如下式表示:

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_M \end{bmatrix} \quad (6)$$

式 (6) 中特征值满足如下关系:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N > \lambda_{N+1} = \dots = \lambda_M \quad (7)$$

式 (7) 中前 N 个特征值就是信号所对应的特征值, 后 $M-N$ 个特征值是噪声对应的特征值。但实际中受有限快拍数的影响, 式 (7) 不能满足, 所以实际中特征值满足如下关系:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N > \lambda_{N+1} > \dots > \lambda_M \quad (8)$$

在信噪比较高时, 信号对应的特征值会远大于噪声对应的特征值。由文献 [14] 分析可知, 在白噪声时噪声对应的特征值较为集中, 且相差较小, 传统的 AIC 方法和 MDL 方法能有效估计。在色噪声背景时, 噪声特征值发散, 传统方法无法有效的进行估计。并且传统上的差值法和比值法也不仅受噪声发散程度影响, 同样受信号特征值离散程度影响, 所以减小特征值离散程度对估计准确率尤为关键。

2 特征值的对数函数曲线拟合

2.1 特征值的离散程度

差值法是利用特征值之间差值的最大值而确定信源数目。但是因为信源信号所对应特征值分布较为分散而且数值比较大, 甚至大于信号与噪声之间特征值的差值, 所以会严重影响估计的性能。本文通过研究其离散程度对差值法的影响。

传统的差值法由下式给出:

$$\mathbf{D}(i) = \lambda_i - \lambda_{i+1} \quad (i=1, 2, \dots, M-1) \quad (9)$$

$$= [\lambda_1 - \lambda_2, \lambda_2 - \lambda_3, \dots, \lambda_N - \lambda_{N+1}, \dots, \lambda_{M-1} - \lambda_M] \quad (10)$$

$$= [D(1), D(2), \dots, D(N-1), D(N), \dots, D(M-1)] \quad (11)$$

式中, \mathbf{D} 是由相邻特征值的差值组成的向量, 由式 (10) 可看出, (11) 式主要由三部分构成, 即前 $N-1$ 项的相邻信源特征值之间的差值, 第 N 项的信源特征值与最大噪声特征值之间的差值, 和后 $M-N-1$ 项的噪声特征值之间的差值组成。差值估计中, 都希望第一部分和第三部分都很小, 而第二部分很大, 这样就能轻易检测出峰值并估计出信源数目。

分析第一部分, 如下式所表示:

$$\mathbf{D}_S(i) = [D(1), D(2), \dots, D(N-1)] \quad (i=1, 2, \dots, N-1) = [\lambda_1 - \lambda_2, \lambda_2 - \lambda_3, \dots, \lambda_{N-1} - \lambda_N] \quad (12)$$

本文中定义信源信号特征值的离散度用信源信号特征值的方差表示, 由下式 (13) 所示:

$$Q_s = \frac{1}{N} \sum (\lambda_i - \lambda_s)^2 \quad (13)$$

$$= \frac{1}{N} \sum (\mu(i))^2 \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (14)$$

其中:

$$\lambda_s = \frac{1}{N} (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N) \quad (15)$$

$$\mu(i) = \lambda_i - \lambda_s, \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (16)$$

上式 Q_s 表示信源信号特征值的方差, λ_s 为信源信号特

特征值的平均值。将 (15) 式代入 (16) 式可得：

$$\mu(i) = \lambda_i - \frac{1}{N}(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N) \quad (i = 1, 2, \dots, N) = \frac{(\lambda_i - \lambda_1) + (\lambda_i - \lambda_2) + \dots + (\lambda_i - \lambda_N)}{N} \quad (17)$$

比较式 (10) 和式 (17) 可知，信源信号特征值之间的差值同时对信号特征值方差 Q_s 和 D_s 造成的影响是相同的，在信源数目 N 一定的情况下，方差 Q_s 越大，分子越大，即相邻特征值的差越大， D_s 也越大，差值法估计信源数目效果则下降。若方差越小，则 D_s 越小，差值法估计信源数目效果则更好。

同样方法分析式 (11) 的第三部分：

$$D_N(i) = [D(N+1), D(N+2), \dots, D(M-1)] = [\lambda_{N+1} - \lambda_{N+2}, \lambda_{N+2} - \lambda_{N+3}, \dots, \lambda_{M-1} - \lambda_M] \quad (18)$$

同理式 (13)，噪声特征值的离散度由下式给出：

$$Q_n = \frac{1}{N} \sum (\lambda_i - \lambda_n)^2 \quad (i = N+1, N+2, \dots, M) \quad (19)$$

$$\lambda_n = \frac{1}{M-N} (\lambda_{N+1} + \lambda_{N+2} + \dots + \lambda_M) \quad (20)$$

式中， Q_n 代表噪声特征值的方差， λ_n 是噪声特征值的平均值。同理可证，方差 Q_n 越大，第三部分也越大，差值法估计信源数目效果就会下降。若方差 Q_n 越小，则第三部分越小，差值法估计信源数的效果则更好。

传统基于比值法或差值法的信源数目估计，受信源特征值离散度和噪声特征值离散度的影响。尤其在色噪声或高信噪比下，信源特征值离散度更大，容易使信源特征值之间的比值或差值大于信源特征值和噪声特征值之间的比值或差值，出现误判，估计错误。从而改善其离散度可改善差值法的效果。

2.2 特征值基于对数函数的拟合

对数函数有着单调性，平稳性等较好的特性，所以常用于进行曲线拟合。当底数大于 1 时，因变量随着自变量的增加而增加，但最后趋于平稳。当自变量大于 0 小于 1 时，因变量小于 0。该函数因为其具有单调和平稳性，与特征值大小变化单调性相符，并且具有平稳性，所以通过拟合后能减少特征值的离散度。

如式 (21)，当对数函数的自变量 x 小于 1 时，因变量 y 会小于 0，并且急剧下降，引起估计错误，所以对对数函数进行选择。对数函数由下式给出：

$$y = A * \log_B(c + x) = \log_B(c + x)^A \quad (21)$$

变换时自变量 x 为特征值的输入，因变量 y 为新特征值的输出。本文把式中的 A 称为加载量，因为对数函数的性质，其大小直接以指数的方式影响特征值加载到的范围。式中的 B 影响了其单调性，其值越小，函数递增速度越快，其值越大函数递增速度越慢。式中 c 是函数水平平移量，其值的大小影响 y 的大小和正负。参数的选取有以下标准：

- 1) 能够使变换后的新特征值依然为正数；
- 2) 变换后的信源特征值能分布在对数函数趋于平稳的

范围内，且集中于一个较大的数附近；

- 3) 变换后的噪声特征值不能分布在平稳的范围内，应集中在一个较小的数附近。

综上所述，考虑到计算量等各种条件，本文有如下取值：

- 1) $A=5$ ，该值太小会让信号特征值无法变换到平稳的范围内，太大会让部分噪声特征值变换到较大的附近；

- 2) $B=10$ ，若该值太小会导致函数递增速度太快，令噪声特征值更发散。若该值太大，函数递增性就不明显，无法区分信号和噪声特征值。

- 3) $c=1$ ，即函数向左平移一个单位，这样既可保证变换后的特征值恒为正数，也能最大程度保证了对数函数单调递增性和平稳性的优点；

所以代入式 (21) 可得拟合的对数函数如下：

$$y = 5 \times \log_{10}(1 + x) \quad (22)$$

该拟合函数参数的选取综合考虑了计算量、对数平稳性、递增性等多种因素，对于高信噪比或低信噪比信号，强弱信号都能够减少信号特征值的离散度。由于在估计时不再需要选定参数，虽然一定程度上减少了鲁棒性，但更大程度上减少了计算量，带来了运算的方便。

曲线拟合时，把接收信号的特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$ 当做自变量 x 的输入，输出的因变量 y 当做新特征值，并记为 $y = (k_1, k_2, \dots, k_M)$ 为拟合后的特征值。即如下式所示：

$$k_i = 5 \times \log_{10}(1 + \lambda_i) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (23)$$

为了能更清楚显示拟合后离散度改进的效果，本文分别在白噪声和色噪声下，阵元数目为 8，参考了文献 [10] 的四个入射信号，分别是 1、符号信号 $\text{sign}(\cos(2\pi(55t)))$ ，2、低频正弦信号 $\sin(2\pi 90t)$ ，3、相位调制信号 $\sin(2\pi 300t - 6 \cos(2\pi 60t))$ ，4、复指数衰减信号 $\exp(-j * 2\pi 200t)$ ，分别从 $-60^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 25^\circ$ 入射，信噪比在 -15 dB 到 5 dB 变化，四个信号强度一样。利用接受到的信号求出协方差矩阵，进行特征值分解后利用式 (13) 计算原本信源信号特征值和拟合后特征值的离散度 Q_s 。实验结果如图 2 和图 3 所示。

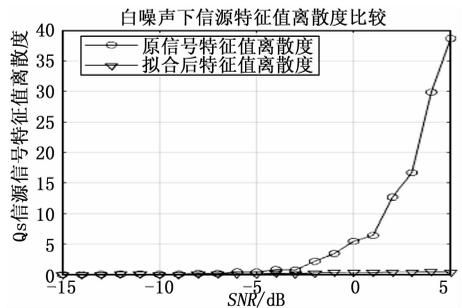


图 2 白噪声下信号特征值离散度对比

由图 2 和图 3 可知，拟合后的信源特征值无论在白噪声还是色噪声下，低信噪比或是高信噪比时，离散程度都很低且稳定，即信源特征值分布比较集中。但信号原来特征

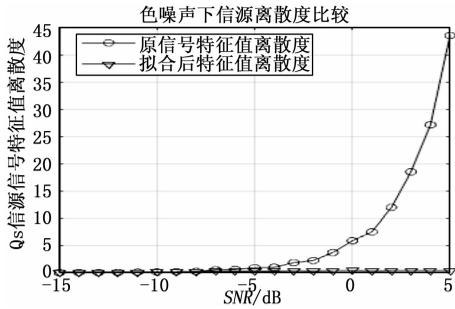


图 3 色噪声下信号特征值离散度对比

值的发散程度随着信噪比的增加而增加, 即越来越发散。但拟合后却比较低且稳定, 这是因为当信噪比越来越高时, 信源信号特征值会越来越大, 但因为对数函数的平稳性, 拟合后的值增加会越来越慢, 导致发散程度减低。

在相同实验条件下, 同理可利用式 (19) 计算拟合后噪声特征值离散度与拟合前噪声值的离散度 Q_N , 如图 4 和图 5 所示。

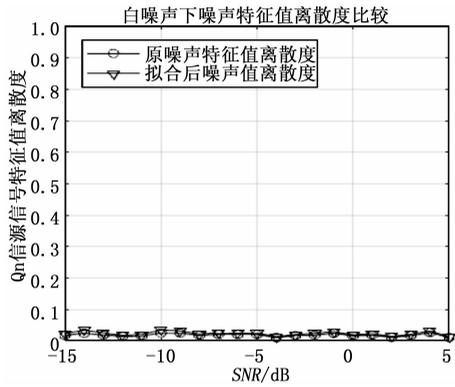


图 4 白噪声下噪声特征值离散度对比

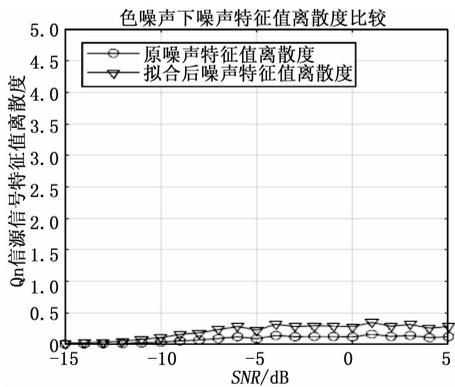


图 5 色噪声下噪声特征值离散度对比

由图 4 和图 5 可知, 在白噪声时, 拟合后和拟合前的噪声特征值离散程度相似, 都稳定维持在一个很低的水平。在色噪声下, 拟合后的噪声特征值离散程度比拟合前的稍微高了。这是因为对数函数的递增性引起的, 使噪声特征值变得更大或更小, 但因为噪声特征值本身就比较小, 所以离散度依然能维持在一个很低的水平。

由实验可知, 拟合后信源特征值的离散程度得到很大

的改进, 可保持在一个比较低的水平。而拟合后的噪声特征值也能保持在一个比较低的水平。

3 特征值处理和检测峰值

3.1 差值法处理

得到拟合特征值后, 可直接通过简单的差值法求出峰值, 便可知道信源数目, 利用下式求出差值:

$$E(i) = k_i - k_{i+1} (i = 1, 2, \dots, M-1) \quad (24)$$

上式中 E 为拟合后特征值相邻的差值, k 为拟合后的特征值, 求出特征值之间最大的差值便可估计信源数目:

$$Num = i |_{max}(E(i)) \quad (25)$$

式 (25) 中, Num 为信源数目, 其结果等于令差值 E 取最大值时 i 的取值。

为了进一步证明算法的有效性, 本文分别由 (9) 和 (12) 式, 计算在传统差值法和改进差值法下相邻特征值之间的差值 D 和 E 。实验条件为在白噪声和色噪声下, 不同信噪比 $-5 \sim 5$ dB 变化, 变化频率为 2 dB, 阵元数目为 8, 信号参数与 2.2 节实验参数相同, 4 个信号强度保持一致。仿真效果如图 6 和图 7 所示。

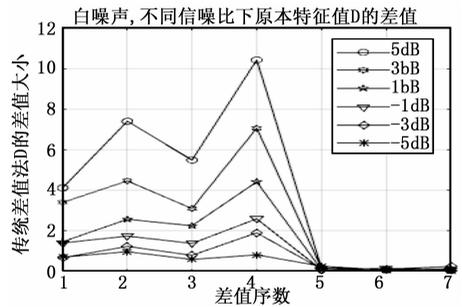


图 6 白噪声传统差值法显示

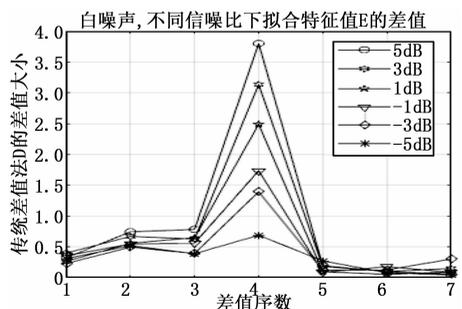


图 7 白噪声拟合差值法显示

图 6 和图 7 中不同的线条代表不一样的信噪比下计算出的差值。横坐标为差值数, 一共有 8 个特征值, 所以有 7 个差值。如图 6 所示, 传统差值法在第 4 个差值的时候有峰值, 但是在第 2 个差值的时候也有小峰值, 该峰值的出现由式 (10) 可知, 是因为信源特征值之间的差距太大造成的, 从图 6 中可看出其严重影响了最大峰值的计算。由图 7 可看出, 在第 2 个差值的大小被下降了很多, 使第四个差值更加明显, 在较低信噪比时效果更加明显, 所以可看出本文方法比传统方法有了很大的改进。

相同实验条件下，计算色噪声下传统差值法和改进后的差值法的效果。如图 8~图 9 所示。

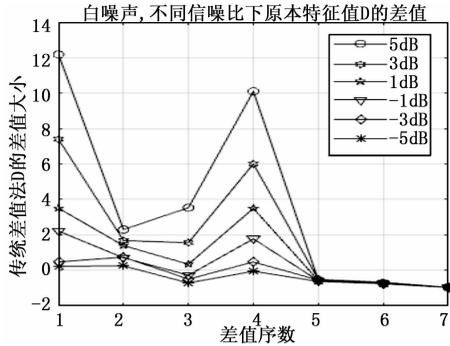


图 8 色噪声传统差值法显示

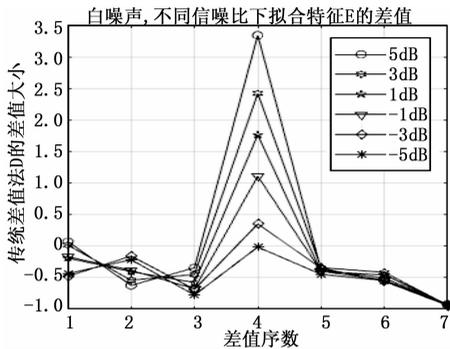


图 9 色噪声拟合差值法显示

如图 8 所示，在色噪声下传统差值法受到严重的影响，第 1 个差值，即第一个特征值和第二个特征值的差值很大，甚至超过了信号特征值和噪声特征值的差值，所以传统差值法在色噪声下不能进行有效估计。经改进后如图 9 所示，信源信号特征值之间的差值被削弱了很多，第 4 个差值更加明显，所以能够在色噪声下进行有效地估计。

特征值通过拟合后，使信源特征值与噪声特征值之间的差值更加明显，更容易直接找出信源数目，不需要人为定义阈值。但是当空间存在相干源时，会导致较大特征值小于信源数目，所以本文方法并不适合在相干源时的估计

3.2 本文算法描述

总结本文算法步骤如下：

- 步骤一：接收到信号 $X(t)$ ，并由式 (4) 计算 R_X ；
- 步骤二：对 R_X 进行特征值分解，得到特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$ ；
- 步骤三：把求出的特征值代入式 (23)，求解拟合特征值 (k_1, k_2, \dots, k_M) ；
- 步骤四：由式 (24) 计算拟合特征值之间的差值；
- 步骤五：检测差值峰值，由式 (25) 求信源数目。

4 仿真结果与实验分析

4.1 仿真与分析一，相同强度信号下的估计

为了验证本文算法的性能，利用进行了仿真实验。仿真条件为 8 阵元均匀线阵，信号参数与 2.2 节实验参数相

同。拟合曲线参数 $A=5, B=10, c=1$ ，每次实验均进行 100 蒙特卡洛仿真。

实验一白噪声背景下，信噪比为 $-15 \text{ dB} \sim 20 \text{ dB}$ 变化，每次变化 1 dB ，快拍数固定为 150。实验结果如图 10 所示。

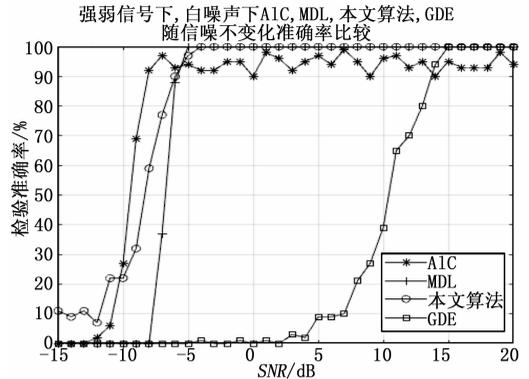


图 10 白噪声下正确检测率随信噪比的变化

如实验仿真结果图 10 所示，AIC 在 -7 dB 时准确率最快达到 90% 以上，但是是无偏估计，即其准确率无法达到 100% ，一直在 $90\% \sim 100\%$ 波动。MDL 在 -4 dB 到达 100% 。GDE 要在 15 dB 才可以到达 100% 。本文算法在 -6 dB 时候准确率就能达到 90% 以上， -4 dB 时候达到 100% 。相比于 MDL 算法，其效果在低信噪比时效果更好，虽略差于 AIC 算法，但本文算法在 -4 dB 后能稳定达到 100% ，所以总体也优于 AIC。GDE 需要较高信噪比，所以也优于 GDE 算法。

实验二白噪声背景下，信噪比固定为 15 dB ，快拍数从 2 到 160 变化，变化频率为 10。实验结果如图 11 所示。

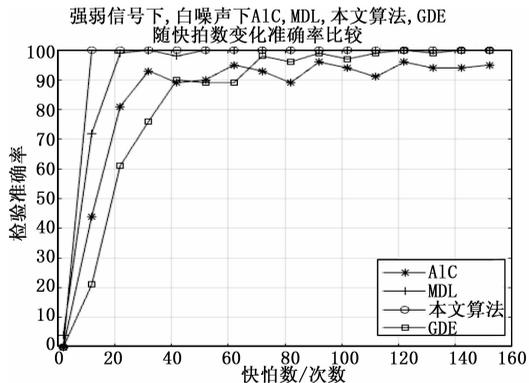


图 11 白噪声下正确检测率随快拍数的变化

由图 11 可知 AIC 因为是无偏估计，无论快拍数多少，都无法到达 100% 。MDL 在快拍数为 30 的时准确率达到 100% ，GDE 在此信噪比下，快拍数要在 100 以上才能达到 100% 。本文算法在快拍数为 10 的时候，估计准确率就已经达到 100% 了。所以本文算法效果更优。

实验三色噪声背景下，信噪比在 $-10 \text{ dB} \sim 20 \text{ dB}$ 变化，每次变化 1 dB ，快拍数固定为 150。其中噪声模型引用文献 [15] 提出的色噪声模型。色噪声的协方差矩阵元素由下式给出：

$$N_{-ik} = \sigma^2 \rho^{|i-k|} \exp(j-(i-k), 77\pi) \quad (26)$$

式中, σ^2 为噪声功率, $\rho \in [0, 1]$ 是相邻阵元之间的空间系数。实验中令 $\rho=0.6$, 实验结果如图 12 所示。

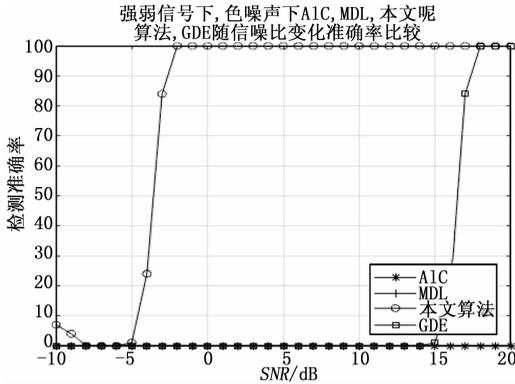


图 12 色噪声下正确检测率随信噪比的变化

由图 12 可知, 在色噪声背景下, 因为噪声特征值发散, 传统的 AIC 和 MDL 都失去了作用, 无法进行正常的信源数目估计, GDE 可以正常工作, 但是要在信噪比在 17 dB 时候才可以正常估计。本文算法在 -1 dB 时准确率到达 90% 以上, 0 dB 时达到 100%。所以本文算法效果更优。

实验四与实验三在同样的色噪声背景下, 信噪比固定在 15 dB, 快拍数在 2 到 160 之间变化, 变化频率为 10。实验结果如图 13 所示。

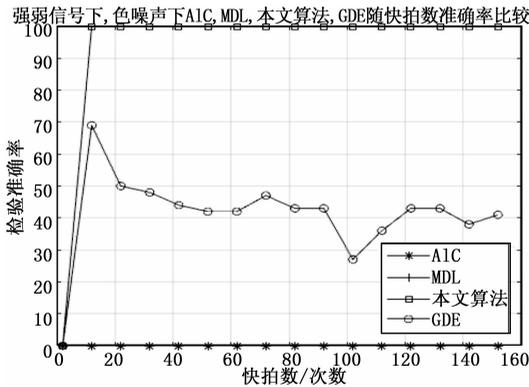


图 13 色噪声下正确检测率随快拍数的变化

由图 13 可知, 传统 AIC 和 MDL 因为色噪声下噪声特征值扩散同样无法进行估计。GDE 也没法正常估计, 因为传统 GDE 算法正常估计需要的信噪比往往在 15 dB 以上, 对信噪比要求比较高, 但实验中没有到达信噪比要求, 所以估计效果差。实验中, 本文算法在快拍数为 10 时就能正常估计, 所以本文算法更优。

4.2 仿真与分析二, 不同信源数目下的估计

为了更进一步说明算法在其他条件下的可行性和效果。本文在阵元数为 8, 采样数为 150, 分别对白噪声和色噪声下, 信源个数分别由 1 到 7 变化, 信噪比由 -10 dB 到 20 dB 变化, 每次变化 1 dB, 7 个信号信噪比保持一致。并记录下当估计准确率稳定到 90% 时所需要的信噪比进行对比。实验中 7 个信源信号由 2.2 节实验的 4 个信源信号和附加

的三个信号组成, 分别是: 复指数衰减信号 $\exp(-j * 2\pi 300t)$; 复指数衰减信号 $\exp(-j * 2\pi 400t)$; 复指数衰减信号 $\exp(-j * 2\pi 300t)$, 7 个信号的入射角度分别为 $[-45^\circ, -30^\circ, -15^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ]$ 。实验结果如下柱形图 14 和图 15 所示。

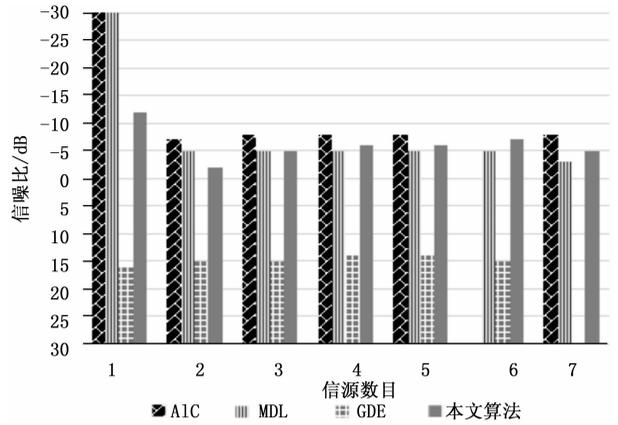


图 14 白噪声下不同信源数估计的准确率

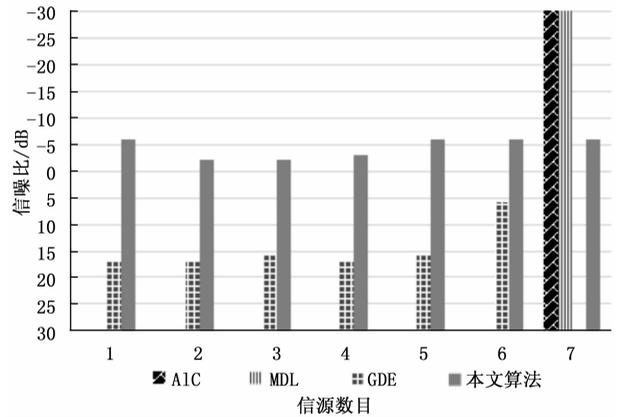


图 15 色噪声下不同信源数估计的准确率

图 14 和图 15 中纵坐标的 -30 仅代表在整个信噪比测试范围内, 其估计准确率都是 100%, 30 仅表示在整个信噪比测试范围内其估计准确率无法达到 90%, 其他数值代表达到 90% 时所需要的信噪比。图中的柱形图高度越高, 代表性能越好, 达到稳定估计所需要的信噪比就越低。

由图 14 可看出, 在白噪声情况下, 本文方法稍微优于 MDL 方法, 比 GDE 方法更好, 比 AIC 稍微差, 但是 AIC 是无偏估计, 所以准确率无法达到 100%, 即一直在 90%~100% 波动。图中还可看出 GDE 算法在信源个数比为 7 无法进行估计, 这是因为该算法最大估计信源数是 $M-2$, 但其他算法则是 $M-1$, 所以这也是 GDE 算法的一个缺点。因此白噪声下本文算法优于传统的三种算法。

图 15 中, 在色噪声下, AIC 方法和 MDL 方法皆无法进行估计, GDE 算法需要的信噪比要求大于本文方法。另外在信源个数为 7 时, AIC 和 MDL 能进行估计, 这是因为这两种算法在色噪声时, 在信源数目为 $M-1$ 时会过估计, 但其它信源数目下就无法进行估计。所以在色噪声下, 本

文方法也更优。

5 总结

差值法计算简单,运算量小,但容易受信噪比和色噪声影响,降低估计效果。本文结合特征值的方差公式,分析了特征值离散度对差值法估计信源数目的影响,并通过使用对数函数拟合减小离散度,改善差值法的效果。最后通过实验仿真与分析,证明该算法能够在白噪声和色噪声下都能够稳定进行信源数目估计,其效果优于传统的 AIC、MDL 和 GDE。此外该算法有着运算量小的优点,节省了处理时间,为相应的设计提供参考。但环境中存在相干源时,本文方法并不适用。还需更进一步的研究。

参考文献:

- [1] Hu W, Liu R, Lin X, et al. A deep learning method to estimate independent source number [A]. International Conference on Systems and Informatics [C]. IEEE, 2018; 1055 - 1059.
- [2] 刘志丹. 信源数估计方法的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010.
- [3] 谢纪岭, 司锡才. 基于协方差矩阵对角加载的信源数估计方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30 (1): 46 - 49.
- [4] Akaike H. A new look at statistical model identification [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1974, AC19 (6): 716 - 723.
- [5] Wax M, Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria [J]. IEEE Trans on Acoustics Speech & Signal Processing, 1985, 33 (2): 387 - 392.
- [6] Bouras T, He D, Wen F, et al. A Novel Accurate Source Num-

ber Estimation Method Based on GBSA - MDL Algorithm [J]. 2017.

- [7] Huang L, Wu S, Li X. Reduced - Rank MDL Method for Source Enumeration in High - Resolution Array Processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55 (12): 5658 - 5667.
- [8] Wu H T, Yang J F, Chen F K. Source number estimator using Gerschgorin disks [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]. IEEE Xplore, 1994; IV/261 - IV/264 vol. 4.
- [9] Gu F, Li W, Wang W. Fourth - order cumulant based sources number estimation from mixtures of unknown number of sources [A]. Sixth International Conference on Wireless Communications and Signal Processing [C]. IEEE, 2014; 1 - 6.
- [10] 金海红, 冶继民. 盲信号分离中基于四阶累积量的源信号个数估计 [J]. 西安石油大学学报: 自然科学版, 2007, 22 (5): 107 - 110.
- [11] 蔡进, 刘春生, 陈明建, 等. 总体最小二乘拟合的盖氏圆盘信源数估计法 [J]. 信号处理, 2017 (10): 1332 - 1337.
- [12] 张小飞, 汪飞, 陈伟华. 阵列信号处理的理论与应用 [M]. 国防工业出版社, 2013.
- [13] 房明星, 孔辉, 王杰贵, 等. 基于特征值分布的信源数目估计 [J]. 电子对抗, 2013 (2): 19 - 23.
- [14] 刘君. 色噪声背景中信源数检测方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2004.
- [15] Stoica P, Cedervall M. Detection tests for array processing in unknown correlated noise fields [J] IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 45 (9): 2351 - 2362.

(上接第 123 页)

展的模式支持协同计算。该框架基于轻量化容器技术,能够实现众多的服务快速迁移和扩展。框架使用 Restful 技术进行解耦,各接口之间既能内部调用也支持外部调用,非常适合端-网-云协同计算模式。

参考文献:

- [1] 王怀民, 吴文峻, 毛新军, 等. 复杂软件系统的成长性构造与适应性演化 [J]. 中国科学: 信息科学, 2014, 44: 743 - 761.
- [2] 中国信息物理系统发展论坛. 信息物理系统白皮书 [Z]. 2017.
- [3] Ding B, Wang H M, Shi D X. Constructing software with self - adaptability [J]. Journal of Software, 2013, 24 (8): 1981 - 2000.
- [4] Northrop L, Feiler P, Gabriel R, et al. Ultra - large - scale systems: the software challenge of the future [R]. Carnegie Mellon University Technical Report, 2006.
- [5] Lehman M M. Laws of software evolution revisited [A]. Proceedings of European Workshop on Software Process Technology [C]. Nancy, 1996. 108 - 124.

- [6] Sommerville I, Cliff D, Calinescu R, et al. Large - scale complex IT systems [J]. Commun. ACM, 2012, 55: 71 - 77.
- [7] Huang A Q, Crow M L, Heydt G T, et al. The future renewable electric energy delivery and management (FREEDM) system: the energy internet [A]. P IEEE [C]. 2011, 99: 133 - 148.
- [8] 王怀民, 史佩昌, 丁博, 等. 软件服务的在线演化 [J]. 计算机学报, 2011, 34 (2): 000318 - 328.
- [9] 汤磊. 复杂软件系统的成长性构造与演化探析 [J]. 科技创新与应用, 2015 (22): 98 - 98.
- [10] Papazoglou M P, Traverso P, Dustdar S, et al. Service - oriented computing: state of the art and research challenge.
- [11] Mei H, Huang G, Zhao H, et al. A software architecture centric engineering approach for internetware [A]. Sci China Ser - F Inf Sci [C]. 2006, 49: 702 - 730.
- [12] Bradbury J S, Cordy J R, Dingel J, et al. A survey of self - management in dynamic software architecture specifications [A]. Proceedings of ACM SIGSOFT Workshop on Self - managed Systems [C]. Newport Beach, 2004; 28 - 33.