

复杂噪声中的二维 DOA 估计新方法

刘若伦, 徐 景, 王树勋

(吉林工业大学信息学院, 长春 130025)

摘 要: 基于二维 DOA 估计模型, 本文研究了复杂环境——乘法与加法观测噪声共存时的 DOA 估计问题. 针对工程实践中广泛存在的循环平稳信号, 提出了一种采用循环统计量的新方法. 该方法对任何平稳的加性与乘性噪声均不敏感, 因而具有较大的实用性.

关键词: 复杂噪声; 循环平稳; DOA 估计

中图分类号: TN953.7 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2000) 12-0094-03

A New Approach to Estimate 2-D DOA in Presence of Complicated Noise

LIU Ruo-lun, XU Jing, WANG Shu-xun

(Information College, Jilin University of Technology, Changchun 130025, China)

Abstract: Based on the 2-D model, the case of DOA estimation in presence of complicated noise is studied in this paper. Focusing on the cyclostationary signal, widely existed in practice, a new method using cyclic statistics is proposed. It is the insensitivity to any stationary additive and multiplicative noise that makes it more practical.

Key words: complicated noise; cyclostationary; DOA estimation

1 引言

DOA 估计是阵列信号处理中的重要分支. 从 Capon 的高精度极大似然法^[1]开始, DOA 估计经历了两个飞跃: Schmidt 的 MUSIC^[2]算法和 Paulraj 等人的 ESPRIT^[3]算法开创了高精度本征结构法的新纪元; 基于累积量的算法^[4~7]使原有 DOA 估计算法适应的观测噪声扩展到高斯空间有色噪声或对称分布的非高斯空间有色及白噪声. 目前, 观测模型也从一维单仰角估计发展到二维仰角和方位角同时估计.

乘法噪声广泛存在于工程实践中. 当声波或电磁波通过色散介质时, 由于散射、衍射、多径传输和内波及微结构的影响, 都会引入乘法噪声. 所以, 在振动分析、SAR 成像、语音、雷达、声纳及光通信等许多领域中, 如何消除乘法噪声的影响是一个不可避免的研究课题. 通信、雷达、遥测和声纳等系统中的信号, 它们大多具有循环平稳特性, 即数字特征是时间的周期函数. 它通常来自于扫描、调制、周期采样和多路传输. 自从 GARDENER^[8]首次提出循环平稳的概念以来, 循环平稳统计量对噪声和干扰的特殊抑制作用, 使得它逐渐成为信号处理领域中的新热点. 遗憾的是, 长期以来, 关于乘法噪声中的 DOA 估计却一直鲜有报道, 而这恰恰是更接近实际情况的观测模型. 为此, 本文基于循环统计量及二维 DOA 估计模型^[9], 研究了乘法与加法混合噪声中的 DOA 估计问题, 提出了基于循环统计量的噪声抑制方法.

2 理论工具及数学模型

根据文献^[10], 若可混过程 $\{x(t)\}$ 的 k 阶矩

$$m_{k,x}(t, \tau) = E \{x(t)x(t+\tau) \dots x(t+\tau+k-1)\} \quad (1)$$

是时间 t 的周期函数, 其中 $\tau = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}\}$, 则 $\{x(t)\}$ 为 k 阶循环平稳过程. 其 k 阶循环矩为

$$M_{k,x}(\tau, \tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^{T-1} m_{k,x}(t, \tau) \exp(-j\omega\tau) dt \quad (2)$$

本文正是利用了这一循环统计量的优良性质, 实现了乘法和加法噪声中的二维 DOA 估计.

设面阵在水平面上均匀地排成 M 行 L 列, 行、列间距均为 $d = \lambda/2$. l 个远场窄带信源的中心频率为 ω_0 , 波长为 λ_0 . 令 ϕ_i 和 θ_i 分别是第 i 个信源的仰角和方位角, $y(t)$ 表示观测信号, $s(t)$ 表示源信号, $w_1(t)$ 、 $w_2(t)$ 分别表示乘性和加性观测噪声, 以阵元 $(1, 1)$ 为参考, 阵元 (m, l) 接收的信号为

$$y_{(m,l)}(t) = w_{1(m,l)}(t) \sum_{i=1}^l s_i(t) \exp[-j \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \phi_{i,m,l}] + w_{2(m,l)}(t) \quad (3)$$

其中,

$$\phi_{i,m,l} = (m-1) \phi_i + (l-1) \theta_i \quad (4)$$

$$\phi_i = \cos(\phi_i) \cos(\theta_i) \quad (5)$$

$$\theta_i = \cos(\phi_i) \sin(\theta_i) \quad (6)$$

$$s_i(t) = z_i(t) \exp(j\omega_0 t) \quad (7)$$

$t = 1, 2, \dots, N$, N 为采样点数. 令观测信号向量及观测噪声向量分别为:

$$\mathbf{r}(t) = [y_{(1,1)}(t), \dots, y_{(M,1)}(t), \dots, y_{(1,L)}(t), \dots, y_{(M,L)}(t)]^T \\ = [r_1(t), r_2(t), \dots, r_{ML}(t)]_{ML \times 1}^T \quad (8)$$

$$\mathbf{u}(t) = [w_{1(1,1)}(t), \dots, w_{1(M,1)}(t), \dots, w_{1(1,L)}(t), \dots, w_{1(M,L)}(t)]^T \\ = [u_1(t), u_2(t), \dots, u_{ML}(t)]_{ML \times 1}^T \quad (9)$$

$$\mathbf{v}(t) = [w_{2(1,1)}(t), \dots, w_{2(M,1)}(t), \dots, w_{2(1,L)}(t), \dots, w_{2(M,L)}(t)]^T \\ = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_{ML}(t)]_{ML \times 1}^T \quad (10)$$

对上述模型做如下假设:

AS(1): $\{z_i\}$, $i = 1, 2, \dots, L$, 之间互不相关且均值为零;

AS(2): 噪声与信源相互独立, 不同的观测噪声亦相互独立;

AS(3): 非零均值乘法与加法噪声为任意分布的平稳过程.

我们的任务就是用观测数据 $\{\mathbf{r}(t)\}_{t=1}^N$ 来估计信源的方向信息 $\{\phi_i, \theta_i\}_{i=1}^L$.

3 基于循环平稳的新方法

考虑到讨论问题的方便, 不失一般性地假设只存在一个信源, 于是式(8)中的某一信号可写为

$$r_k(t) = u_k(t) s(t) \exp[-j k(\phi, \theta)] + v_k(t) \quad (11)$$

其中 $s(t) = z(t) \exp(j \omega_0 t)$, $k(\phi, \theta) = (p, q)(\phi, \theta)$, $p = \text{floor}(k/M)$, $q = \text{mod}(k, M) + 1$. $\text{floor}(\cdot)$ 表示大于的最小整数, $\text{mod}(a, b)$ 表示 a 按 b 取余.

定义阵元 k_1, k_2 的零时延二阶循环互矩为

$$M_{2,r}(\cdot; k_1, k_2) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} E \langle r_{k_1}(t) r_{k_2}^*(t) \rangle \exp(-j t) \quad (12)$$

由式(12)及假设条件,

$$M_{2,r}(\cdot; k_1, k_2) = \begin{cases} \mu_{u_{k_1}} \mu_{u_{k_2}} \exp[-j(k_1(\phi, \theta) - k_2(\phi, \theta))] + \mu_{v_{k_1}} \mu_{v_{k_2}}, & k_1 \neq k_2 \\ m_{2,u_k} z^2(\cdot) + m_{2,v_k}, & k_1 = k_2 = k \end{cases} \quad (13)$$

若令 $\omega_0 = 0$, 再消除 $\mu_u, \mu_v, m_{2,u}$ 及 $m_{2,v}$ 的影响, 就可根据上式构造出无噪声空间协方差矩阵, 进而可以完成 DOA 估计.

定义某个阵元 k 的零时延一、二阶循环矩分别为

$$M_{1,r}(\cdot; k) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} E \langle r_k(t) \rangle \exp(-j t) \quad (14)$$

$$M_{2,r}(\cdot; k) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} E \langle r_k^2(t) \rangle \exp(-j t) \quad (15)$$

同样由式(12)及假设条件,

$$M_{1,r}(\cdot; k) = \mu_{u_k} \exp[-j k(\phi, \theta)] + \mu_{v_k} \quad (16)$$

$$M_{2,r}(\cdot; k) = m_{2,u_k} \exp[-j 2 k(\phi, \theta)] + m_{2,v_k} \quad (17)$$

如果阵列接收到一个来自已知方向 (ϕ_c, θ_c) 的具有单位幅度的校准信源(若 $z(t) = 1$, 有 $\mu_z = m_{2,z} = 1$), 当 ϕ_i 分别等于 ω_0 和 $2\omega_0$ 时,

$$M_{1,r}(\omega_0; k) \exp[j k(\phi_c, \theta_c)] = \mu_{u_k} \quad (18)$$

$$M_{2,r}(2\omega_0; k) \exp[j 2 k(\phi_c, \theta_c)] = m_{2,u_k} \quad (19)$$

$$M_{1,r}(0; k) = \mu_{v_k} \quad (20)$$

$$M_{2,r}(0; k) = m_{2,v_k} \quad (21)$$

如此便得出所有乘性与加性噪声的均值和二阶矩 $\{\mu_{u_k}, m_{2,u_k}\}_{k=1}^{ML}$ 和 $\{\mu_{v_k}, m_{2,v_k}\}_{k=1}^{ML}$.

定义循环协方差矩阵 R_c 的 (k_1, k_2) 项为

$$R_{c_{k_1, k_2}} = \begin{cases} [M_{2,r}(0; k_1, k_2) - \mu_{v_{k_1}} \mu_{v_{k_2}}] / [\mu_{u_{k_1}} \mu_{u_{k_2}}]^{-1}, & k_1 \neq k_2 \\ [M_{2,r}(0; k) - m_{2,v_k}] / [m_{2,u_k}]^{-1}, & k_1 = k_2 = k \end{cases} \quad (22)$$

事实上, 它就是无噪声空间协方差矩阵, 所以基于空间协方差矩阵的特征结构法均可以直接应用于循环协方差矩阵 R_c .

实际应用中, 仅须计算 R_c 在 ω_0 和 $2\omega_0$ 处的值. 零时延循环矩按下式估计

$$M_{2,r}(\cdot; k_1, k_2) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} r_{k_1}(t) r_{k_2}^*(t) \exp(-j t) \quad (23)$$

$$M_{1,r}(\cdot; k) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} r_k(t) \exp(-j t) \quad (24)$$

虽然 $E \langle M_{p,r} \rangle > M_{p,r}$ ($p = 1, 2$), 但很显然

$$\lim_{N \rightarrow \infty} E \langle M_{p,r} \rangle = M_{p,r} \quad (25)$$

而且还可以证明^[11] $\lim_{N \rightarrow \infty} M_{p,r} = M_{p,r}$

所以 $M_{p,r}$ 是渐近无偏和均方一致估计.

4 仿真实验

针对通信系统中常用的具有循环平稳特性的 QAM 信号, 这一部分将给出新算法在不同噪声背景下, 基于特征向量算法的估计结果. 仿真软件为 MathCAD7.0. 仿真参数为: $N = 512$, $L = 2$, $(\phi_1, \theta_1) = (20^\circ, 10^\circ)$, $(\phi_2, \theta_2) = (30^\circ, 40^\circ)$, $\omega_0 = \pi/4$. 天线阵列选用具有较高空间分辨率的十字形阵列^[12], 横竖两个线阵均包含 5 个阵元. QAM 信号最大幅度为 1.

4.1 乘法和加法噪声均为高斯噪声

高斯分布乘法噪声的均值和方差分别为 $\mu_{u_k} = \text{rnd}(0.2) + 0.5$ 和 $\sigma_{u_k}^2 = \text{rnd}(0.3)$; 高斯分布加法噪声的均值和方差分别为 $\mu_{v_k} = \text{rnd}(0.4)$ 和 $\sigma_{v_k}^2 = \text{rnd}(0.5)$. 乘法噪声和加法噪声分别为 $uw_k = \text{morm}(N, \mu_{u_k}, \sigma_{u_k}^2)$, $vw_k = \text{morm}(N, \mu_{v_k}, \sigma_{v_k}^2)$, $k = 1, 2, \dots, 9$. 图 1 为 20 次 Monte Carlo 试验的平均估计结果. 实验结果表明, 新算法对高斯观测噪声是有效的.

4.2 非高斯乘法噪声与高斯加法噪声

乘法噪声仍按 4.1 节中的模型产生. 加法噪声由位置和尺度参数分别为 $l_{v_k} = \text{rnd}(0.5)$ 和 $s_{v_k} = \text{rnd}(0.02)$ 的对数分布模型产生. $vw_k = \text{rlogis}(N, l_{v_k}, s_{v_k}, k = 1, 2, \dots, 9)$. 图 2 为 20 次 Monte Carlo 试验的平均估计结果. 实验结果表明, 由于循环矩能够准确估计观测噪声的数字特征, 新算法对高斯与非高斯混合观测噪声也是有效的.

4.3 乘法和加法噪声均为非高斯噪声

对数分布与柯西分布的位置和尺度参数为 $l_{u_k} = \text{rnd}(0.5) + 1$, $s_{u_k} = \text{rnd}(0.4)$ 和 $l_{v_k} = \text{rnd}(0.5)$, $s_{v_k} = \text{rnd}(0.02)$; 乘法和加

法噪声分别为 $uw_k = rlogis(N, l_{u_k}, s_{u_k}), vw_k = rcauchy(N, l_{v_k}, s_{v_k}), k = 1, 2, \dots, 9$. 图 3 为 20 次 Monte Carlo 试验的平均估计结果. 实验结果表明, 由于循环矩仍然能够准确估计非高斯观测噪声的数字特征, 新算法对非高斯观测噪声仍是有效的.

表 1 给出了三组实验的数字结果. 从表 1 的结果不难发现, 三组实验均得到了理想的估计结果. 标准偏差的差异是因为三组实验所选用的观测噪声存在能量上的差别. 第一组最

大, 第三组次之, 第二组最小. 但每一组噪声的能量均超过了信源信号的能量.

表 1 仿真实验结果 单位: 度

	信源 1(20,10)		信源 2(30,40)	
	DOA 估计	标准偏差	DOA 估计	标准偏差
实验 1	(19.55, 10.1)	(0.921, 0.3)	(30.1, 40)	(0.436, 0.316)
实验 2	(20.05, 10)	(0.218, 0)	(30, 40)	(0, 0)
实验 3	(20, 10)	(0.548, 0)	(29.95, 39.95)	(0.384, 0.218)

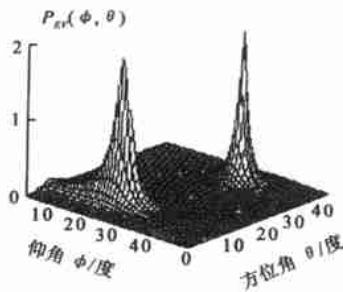


图 1 高斯背景噪声下的估计结果

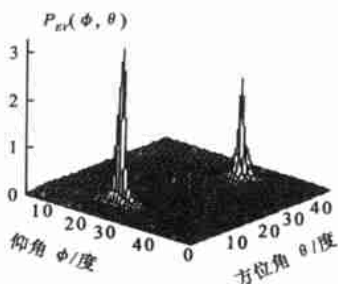


图 2 高斯非高斯混合噪声下的估计结果

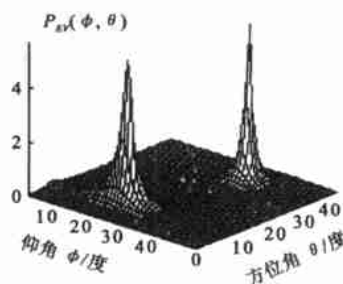


图 3 非高斯背景噪声下的估计结果

5 结论

本文研究了乘法噪声与加法噪声同时存在情况下的窄带二维 DOA 估计问题. 利用工程实践中常用信号的循环平稳特性, 提出了一种全新的噪声抑制方法.

首先利用校准源阵列观测数据的一、二阶自循环矩和互循环矩来估计观测噪声的一、二阶数字特征, 然后重构无噪的空间协方差矩阵. 该方法对任意分布的平稳噪声(乘法噪声要求均值非零)均有很好的抑制作用, 而且简便易行. 仿真实验证实了上述特点.

参考文献:

[1] Capon J. High-resolution Frequency-wavenumber Spectrum Analysis [A]. Proc. IEEE, Aug. 1969, 57.

[2] Schmidt R. O. Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation [A]. Proc. RDAC Spectral Estimation Workshop [C], 1979: 243 - 258.

[3] Paulraj A., Roy R., Kailath T. Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques-ESPRIT [A]. Proc. 19th Asilomar Conf [C], Pacific Grove CA, Nov. 1985.

[4] Chiang H. H., Nikias C. L. The ESPRIT Algorithm with Higher Order Statistics [A]. Proc. Workshop Higher Order Spectral Anal. [C], Vial CO, Jun. 1989: 163 - 168.

[5] Forster P., Nikias C. L. Bearing Estimation in The Bispectrum Domain [A]. Proc. IEEE, Sept. 1991, 39(9): 1994 - 2006.

[6] Leyman A. R., Durrani T. S. HOS based direction of arrival estimation [J]. IEE Electronics Letters, 1994, 30(7): 540 - 542.

[7] Porat B., Friedlander B. Direction finding algorithms based on higher-order Statistics [J]. IEEE Trans. SP, 1991, 39(9): 2016 - 2024.

[8] Gardner W. A., Spooner C. M. The cumulant theory of cyclostationary time series, part I: foundation, part II: development and application [J]. IEEE Trans. SP, 1994, 42(12): 3387 - 3429.

[9] 刘若伦, 王树勋. 基于累积量的二维 DOA 估计的特征向量算法

[J]. 电子学报.

[10] Parzen E. Spectral analysis of asymptotically stationary time series [J]. Bull. Inst. Int. Statist., 1961, 39: 87 - 103.

[11] Baraell A. J. Improving the resolution of eigen structure based direction finding algorithms [A]. Proc. ICASSP [C], Boston, MA, 1983: 336 - 339.

[12] 刘若伦, 王树勋. 二维 DOA 估计的高分辨阵列 [J]. 吉林工业大学自然科学学报, 2000, 30(1): 90 - 94.

作者简介:



刘若伦 1971 年 9 月出生. 分别于 1994 年 5 月和 1997 年 3 月在吉林工业大学电子工程系获工学学士和硕士学位. 现为吉林工业大学博士研究生. 主要从事阵列信号处理高阶统计量方法的研究工作.



徐景 1975 年 5 月出生, 1998 年 5 月于吉林工业大学电子工程系获工学学士学位. 现为吉林工业大学硕士研究生. 主要从事统计信号处理方面的研究工作.

王树勋 1946 年出生, 1970 年毕业于清华大学电机系. 1983 年毕业于吉林工业大学获工学硕士学位, 后留校任教至今. 现为吉林工业大学信息学院教授, 通信与电子系统专业博士生导师. 目前主要研究方向为高阶统计量在数字信号处理中的应用研究.