

基于二阶统计量的近场定位新方法

王波 王树勋

(吉林大学通信工程学院 长春 130025)

摘要 该文针对近场源的方向角和距离的二维参数估计,提出了一种新的近场源二维参数估计方法。该方法利用双极化阵列的极化信息和二阶统计量估计近场源的波达方向和距离参数。该方法具有估计精度高和无需谱峰搜索的优点。仿真实验证明了该算法的有效性。

关键词 近场源定位,极化,方向角估计,距离估计

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)06-1004-05

A New Near-Field Localization Method Based on Second Statistics

Wang Bo Wang Shu-xun

(College of Communications and Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China)

Abstract The bearing and range estimation of near-field sources is studied and a new method is presented. The presented algorithm uses the dual-polarization array and second statistics to estimate DOA -range parameter of near-field sources. The method has the merits of good estimate precision and no needing spectral peak searching. Its effectiveness is approved by the simulation results.

Key words Near field source localization, Polarization, Bearing estimate, Range estimate

1 引言

在阵列信号处理中,当信源距离接收阵列很远时,即信源处于远场条件下,信源发射的信号以平面波的形式穿过阵列,这时须估计信源的波达方向(DOA)。现今,许多研究成果都是在远场的假设条件下得到的。然而,当信源距离接收阵列较近时,即信源处于近场条件下,平面波的假设不再成立,信号以球面波的形式穿过阵列,此时须估计信源的DOA和距离,而基于远场假设条件的方法不再有效。

尽管与远场情况下的DOA估计相比,基于近场条件下的参数估计的研究并不充分,但目前已受到许多学者的广泛关注和研究。Huang^[1]将远场情况下的一维MUSIC方法扩展到近场情况,通过在DOA和距离上进行搜索即可估计出信源DOA和距离参数。因为采取谱峰搜索的方式估计参数,该方法的计算量大。Starer^[2]和Lee^[3]提出了路径跟踪(path-following)法及其修正的路径跟踪法,将二维搜索问题转换为多个一维搜索问题,进行搜索求解,一定程度上减轻了算法的计算量。文献[4]提出了线性预测方法,尽管无需谱峰搜索,但在求解线性预测系数时,需要估计最优权系数矩阵,再求解信源位置参数,这个过程相对较繁琐。文献[5]提出了双极化阵列的近场信号模型,通过利用极化信息,提

高了信源位置参数的估计精度,但因为用高阶统计量为计算工具,所以其计算量较大。文献[6]提出了最大似然法,该方法的估计精度高,其弊端是计算负担太大。文献[7]则提出了近场宽带信源的参数估计方法。

在文献[4]中,在提出了线性预测方法的同时,得到多个相关函数矩阵,并指出利用其中的相关函数矩阵即可得近场条件下的子空间算法,如TLS-ESPRIT算法等。尽管近场TLS-ESPRIT算法无须谱峰搜索,计算量低,但该方法将阵列孔径减少到不足原来的一半,因而在估计性能上存在不足。针对以上不足,本文提出了一种利用双极化阵列和相关函数估计近场信源参数的ESPRIT的新方法,明显提高了信源参数的估计精度,同时新方法的计算量适中。

2 近场信号模型

图1为近场源的空间模型,阵列为 $2P+1$ 个双极化的传感器构成的ULA阵列,传感器之间的间距为 d 。双极化传感器为正交极化,两个极化部分分别与 x 轴和 y 轴重合。假设空间的 M 个横电磁波(TEM)信源入射到阵列上,并假设信源在 $y-z$ 平面内,以传感器序号为0的传感器作为相位参考点,则第 m 个信源的DOA和距离参数可表示为 (θ_m, r_m) 。假设传感器输出的噪声为加性噪声,则第 l 个传感器的 x 极化部分和 y 极化部分输出的信号可分别近似表示为^[5]

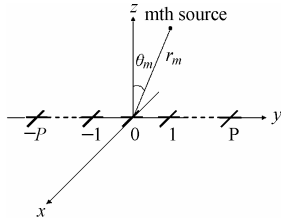


图1 近场源的空间模型

Fig 1 Space model of near-field source

$$x_l(t) = -\sum_{m=1}^M s_m(t) \cos(\gamma_m) e^{j(\omega_m l + \phi_m l^2)} + N_l^x(t), \quad -P \leq l \leq P \quad (1)$$

$$y_l(t) = \sum_{m=1}^M s_m(t) \cos(\theta_m) \sin(\gamma_m) e^{j\eta_m} e^{j(\omega_m l + \phi_m l^2)} + N_l^y(t), \quad -P \leq l \leq P \quad (2)$$

其中 γ_m , η_m 为描述第 m 个极化信号的极化状态参数, $N_l^x(t)$ 和 $N_l^y(t)$ 为第 l 个极化传感器的 x 极化部分和 y 极化部分上的加性噪声, θ_m , ω_m 和 ϕ_m 为

$$\theta_m = \sin^{-1} \left(\frac{r_m \sin(\theta_m) - ld}{r_m^2 + l^2 d^2 - 2r_m ld \sin(\theta_m)} \right), \quad \omega_m = \frac{-2\pi d}{\lambda} \sin(\theta_m),$$

$$\phi_m = \frac{\pi d^2}{\lambda r_m} \cos^2(\theta_m), \quad \text{其中 } \lambda \text{ 为信源波长。}$$

本文做出如下假设:

假设 1 信源 $s_m(t)$ 为零均值且相互独立的高斯的窄带随机过程, 信源的 DOA 互不相同。

假设 2 传感器上的加性噪声 $N_l^x(t)$ 和 $N_l^y(t)$ 为零均值的高斯白噪声, 噪声之间相互独立且与信源独立, 其方差为 σ^2 。

假设 3 两相邻阵元之间的间距 $d \leq \lambda/4$, 信源个数 $M \leq P-1$ 。

3 近场定位中的新方法的提出

首先根据文献[4]中指出的相关函数矩阵, 得出近场源定位中的 TLS-ESPRIT 方法(文献[4]中未对其作仿真实验和性能分析), 并对其作出分析说明, 然后提出本文的算法。

3.1 近场定位中 TLS-ESPRIT 方法

文献[4]中, 假设有 M 个相互独立的信源入射到一个 ULA 阵列(阵列由 $L = 2P+1$ 个全向传感器组成), 传感器上的噪声为加性高斯白噪声。定义相关函数为^[4]

$$r(l+1, l) = E(x_{l+1}(t)x_l^*(t)) = \sum_{m=1}^M r_{s_m} e^{j(\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (3)$$

其中 r_{s_m} 为第 m 个信源的自相关函数, 则可得一个 $P \times P$ 维协方差阵 \mathbf{R}_1 , 其第 (k, q) 个元素表示为

$$\mathbf{R}_1(k, q) = r(k-q+1, k-q) \quad (4)$$

矩阵形式为

$$\mathbf{R}_1 = \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{\Omega} \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H \quad (5)$$

其中 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_M]$, $\mathbf{a}_i = [1, e^{2j\phi_i}, \dots, e^{2j(p-1)\phi_i}]^T$, \mathbf{R}_s , $\mathbf{\Omega}$ 和 $\mathbf{\Phi}$ 为对角矩阵

$$\mathbf{R}_s = \text{diag}(r_{s_1}, \dots, r_{s_M}), \quad \mathbf{\Omega} = \text{diag}(e^{j\omega_1}, \dots, e^{j\omega_M})$$

$$\mathbf{\Phi} = \text{diag}(e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_M})。$$

同理, 定义另外两个相关函数:

$$r(-l-1, -l) = E(x_{-l-1}(t)x_{-l}^*(t)) = \sum_{m=1}^M r_{s_m} e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (6)$$

$$r(l, l+1) = E(x_l(t)x_{l+1}^*(t)) = \sum_{m=1}^M r_{s_m} e^{j(-\omega_m - \phi_m)} e^{-2j\phi_m l} \quad (7)$$

可得另 2 个 $P \times P$ 维协方差阵 \mathbf{R}_2 和 \mathbf{R}_3 , 其第 (k, q) 个元素分别表示为

$$\mathbf{R}_2(k, q) = r(q-k-1, q-k) \quad (8)$$

$$\mathbf{R}_3(k, q) = r(q-k, q-k+1) \quad (9)$$

其矩阵形式分别为

$$\mathbf{R}_2 = \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H \quad (10)$$

$$\mathbf{R}_3 = \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}^* \mathbf{A}^H \quad (11)$$

由协方差阵 \mathbf{R}_1 , \mathbf{R}_2 和 \mathbf{R}_3 构造矩阵 \mathbf{R} 为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_2 \\ \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{R}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi} \\ \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{\Omega} \mathbf{\Phi} \\ \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}^* \end{bmatrix} \mathbf{A}^H = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{B} \mathbf{\Omega}^2 \\ \mathbf{B} (\mathbf{\Phi}^*)^2 \end{bmatrix} \mathbf{A}^H \quad (12)$$

其中 $\mathbf{B} = \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}$ 。

观测矩阵 \mathbf{R} , 以 $\mathbf{\Omega}^2$ 和 $(\mathbf{\Phi}^*)^2$ 为旋转因子, 利用 TLS-ESPRIT 方法即可估计出信源的波达方向和距离参数, 本文中称之为近场定位 TLS-ESPRIT 方法。由于构成矩阵 \mathbf{R} 的 3 个矩阵都为 $P \times P$ 维协方差阵, 而整个阵列的传感器个数为 $2P+1$, 所以该方法减小了阵列的孔径, 其估计性能有限。针对这一不足, 本文利用双极化传感器阵列, 提出了新的近场定位方法, 明显提高了算法的估计性能, 同时由于利用相关函数为数学工具, 故算法的计算量适中。

3.2 一种新方法的提出

首先根据假设 1 和假设 2, 得到以下极化相关函数:

$$\begin{aligned} r_{xx}(-l-1, -l) &= E(x_{-l-1}(t)x_{-l}^*(t)) \\ &= E \left[\left(-\sum_{m=1}^M s_m(t) \cos(\gamma_m) e^{j[\omega_m(-l-1) + \phi_m(-l-1)^2]} + N_{-l-1}^x(t) \right) \right. \\ &\quad \left. \cdot \left(-\sum_{q=1}^M s_q^*(t) \cos(\gamma_q) e^{-j[\omega_q(-l) + \phi_q(-l)^2]} + (N_{-l}^x(t))^* \right) \right] \\ &= \sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos^2(\gamma_m) e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \end{aligned} \quad (13)$$

同理可得

$$\begin{aligned}
 r_{xy}(-l-1,-l) &= E(x_{-l-1}(t)y_{-l}^*(t)) \\
 &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{(-l) m}) e^{-j\eta_m} e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (14)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 r_{yx}(-l-1,-l) &= E(y_{-l-1}(t)x_{-l}^*(t)) \\
 &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{(-l-1) m}) e^{j\eta_m} e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (15)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 r_{yy}(-l-1,-l) &= E(y_{-l-1}(t)y_{-l}^*(t)) \\
 &= \sum_{m=1}^M r_{s_m} \sin^2(\gamma_m) \cos(\theta_{(-l-1) m}) \cos(\theta_{(-l) m}) e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (16)
 \end{aligned}$$

本文与文献[5]中的假设一样，假设 $\cos(\theta_m)$ 为一常数，即令 $\cos(\theta_m) = \cos(\theta_{0m})$ ，则式(14~式 16)变为

$$\begin{aligned}
 r_{xy}(-l-1,-l) &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{0m}) e^{-j\eta_m} e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (17)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 r_{yx}(-l-1,-l) &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{0m}) e^{j\eta_m} e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (18)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 r_{yy}(-l-1,-l) &= \sum_{m=1}^M r_{s_m} \sin^2(\gamma_m) \cos^2(\theta_{0m}) e^{j(-\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (19)
 \end{aligned}$$

由式(13)和式(17~19)可得另 4 个 $P \times P$ 维协方差阵 \mathbf{R}_1^{xx} , \mathbf{R}_1^{xy} , \mathbf{R}_1^{yx} 和 \mathbf{R}_1^{yy} ，其第 (k, q) 个元素分别表示为 $\mathbf{R}_1^{xx}(k, q) = r_{xx}(q-k-1, q-k)$ ， $\mathbf{R}_1^{xy}(k, q) = r_{xy}(q-k-1, q-k)$ ， $\mathbf{R}_1^{yx}(k, q) = r_{yx}(q-k-1, q-k)$ ， $\mathbf{R}_1^{yy}(k, q) = r_{yy}(q-k-1, q-k)$ 。

协方差阵 \mathbf{R}_1^{xx} ， \mathbf{R}_1^{xy} ， \mathbf{R}_1^{yx} 和 \mathbf{R}_1^{yy} 的矩阵形式为 $\mathbf{R}_1^{xx} = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{1s}^{xx} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_1^{xy} = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{1s}^{xy} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_1^{yx} = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{1s}^{yx} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_1^{yy} = \mathbf{A}_2 \mathbf{R}_{1s}^{yy} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ 。其中

$$\begin{aligned}
 \mathbf{R}_{1s}^{xx} &= \text{diag}(\cos^2(\gamma_1)r_{s_1}, \dots, \cos^2(\gamma_M)r_{s_M}) \\
 \mathbf{R}_{1s}^{xy} &= \text{diag}(-\cos(\gamma_1)\sin(\gamma_1)e^{-j\eta_1}r_{s_1}, \dots, -\cos(\gamma_M) \\
 &\quad \cdot \sin(\gamma_M)e^{-j\eta_M}r_{s_M}) \\
 \mathbf{R}_{1s}^{yx} &= \text{diag}(-\cos(\gamma_1)\sin(\gamma_1)e^{j\eta_1}r_{s_1}, \dots, -\cos(\gamma_M) \\
 &\quad \cdot \sin(\gamma_M)e^{j\eta_M}r_{s_M}) \\
 \mathbf{R}_{1s}^{yy} &= \text{diag}(\sin^2(\gamma_1)r_{s_1}, \dots, \sin^2(\gamma_M)r_{s_M})
 \end{aligned}$$

方向矢量矩阵 \mathbf{A}_1 和 \mathbf{A}_2 的第 m 个列向量 \mathbf{a}_{1m} 和 \mathbf{a}_{2m} 分别为

$$\begin{aligned}
 \mathbf{a}_{1m} &= \cos(\theta_{0m})[1, e^{2j\phi_m}, \dots, e^{2j(P-1)\phi_m}]^T \\
 \mathbf{a}_{2m} &= \cos^2(\theta_{0m}) \cdot [1, e^{2j\phi_m}, \dots, e^{2j(P-1)\phi_m}]^T
 \end{aligned}$$

同理，可得下列极化相关函数

$$r_{xx}(l+1, l) = \sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos^2(\gamma_m) e^{j(\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (20)$$

$$\begin{aligned}
 r_{xy}(l+1, l) &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{0m}) e^{-j\eta_m} e^{j(\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (21)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 r_{yx}(l+1, l) &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{0m}) e^{j\eta_m} e^{j(\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (22)
 \end{aligned}$$

$$r_{yy}(l+1, l) = \sum_{m=1}^M r_{s_m} \sin^2(\gamma_m) \cos^2(\theta_{0m}) e^{j(\omega_m + \phi_m)} e^{2j\phi_m l} \quad (23)$$

$$r_{xx}(l, l+1) = \sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos^2(\gamma_m) e^{j(-\omega_m - \phi_m)} e^{-2j\phi_m l} \quad (24)$$

$$\begin{aligned}
 r_{xy}(l, l+1) &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{0m}) e^{-j\eta_m} e^{j(-\omega_m - \phi_m)} e^{-2j\phi_m l} \quad (25)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 r_{yx}(l, l+1) &= -\sum_{m=1}^M r_{s_m} \cos(\gamma_m) \sin(\gamma_m) \cos(\theta_{0m}) e^{j\eta_m} e^{j(-\omega_m - \phi_m)} e^{-2j\phi_m l} \quad (26)
 \end{aligned}$$

$$r_{yy}(l, l+1) = \sum_{m=1}^M r_{s_m} \sin^2(\gamma_m) \cos^2(\theta_{0m}) e^{j(-\omega_m - \phi_m)} e^{-2j\phi_m l} \quad (27)$$

由式(20)~式(27)可得 $P \times P$ 维协方差阵 \mathbf{R}_2^{xx} ， \mathbf{R}_2^{xy} ， \mathbf{R}_2^{yx} ， \mathbf{R}_2^{yy} ， \mathbf{R}_3^{xx} ， \mathbf{R}_3^{xy} ， \mathbf{R}_3^{yx} 和 \mathbf{R}_3^{yy} ，其第 (k, q) 个元素分别表示为

$$\begin{aligned}
 \mathbf{R}_2^{xx}(k, q) &= r_{xx}(k-q+1, k-q), \mathbf{R}_2^{xy}(k, q) = r_{xy}(k-q+1, k-q), \\
 \mathbf{R}_2^{yx}(k, q) &= r_{yx}(k-q+1, k-q), \mathbf{R}_2^{yy}(k, q) = r_{yy}(k-q+1, k-q) \\
 \mathbf{R}_3^{xx}(k, q) &= r_{xx}(q-k, q-k+1), \mathbf{R}_3^{xy}(k, q) = r_{xy}(q-k, q-k+1), \\
 \mathbf{R}_3^{yx}(k, q) &= r_{yx}(q-k, q-k+1), \mathbf{R}_3^{yy}(k, q) = r_{yy}(q-k, q-k+1).
 \end{aligned}$$

\mathbf{R}_2^{xx} ， \mathbf{R}_2^{xy} ， \mathbf{R}_2^{yx} ， \mathbf{R}_2^{yy} ， \mathbf{R}_3^{xx} ， \mathbf{R}_3^{xy} ， \mathbf{R}_3^{yx} 和 \mathbf{R}_3^{yy} 的矩阵形式为 $\mathbf{R}_2^{xx} = \mathbf{A} \mathbf{R}_{2s}^{xx} \mathbf{\Omega} \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_2^{xy} = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{2s}^{xy} \mathbf{\Omega} \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_2^{yx} = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{2s}^{yx} \mathbf{\Omega} \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_2^{yy} = \mathbf{A}_2 \mathbf{R}_{2s}^{yy} \mathbf{\Omega} \mathbf{\Phi} \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_3^{xx} = \mathbf{A} \mathbf{R}_{3s}^{xx} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}^* \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_3^{xy} = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{3s}^{xy} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}^* \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_3^{yx} = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{3s}^{yx} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}^* \mathbf{A}^H$ ， $\mathbf{R}_3^{yy} = \mathbf{A}_2 \mathbf{R}_{3s}^{yy} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}^* \mathbf{A}^H$ 。

由矩阵 \mathbf{R}_1^{xx} ， \mathbf{R}_1^{xy} ， \mathbf{R}_1^{yx} ， \mathbf{R}_1^{yy} ， \mathbf{R}_2^{xx} ， \mathbf{R}_2^{xy} ， \mathbf{R}_2^{yx} ， \mathbf{R}_2^{yy} ， \mathbf{R}_3^{xx} ， \mathbf{R}_3^{xy} ， \mathbf{R}_3^{yx} 和 \mathbf{R}_3^{yy} ，可得 $12P \times P$ 维矩阵 \mathbf{R}_{xy} 如下：

$$\begin{aligned}
 \mathbf{R}_{xy} &= \left[\left(\mathbf{R}_1^{xx} \right)^T \left(\mathbf{R}_1^{xy} \right)^T \left(\mathbf{R}_1^{yx} \right)^T \left(\mathbf{R}_1^{yy} \right)^T \left(\mathbf{R}_2^{xx} \right)^T \left(\mathbf{R}_2^{xy} \right)^T \left(\mathbf{R}_2^{yx} \right)^T \right. \\
 &\quad \left. \left(\mathbf{R}_2^{yy} \right)^T \left(\mathbf{R}_3^{xx} \right)^T \left(\mathbf{R}_3^{xy} \right)^T \left(\mathbf{R}_3^{yx} \right)^T \left(\mathbf{R}_3^{yy} \right)^T \right]^T \\
 &= \left[\left(\bar{\mathbf{A}} \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}}_1 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}}_2 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}}_3 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}} \mathbf{\Omega}^2 \mathbf{A}^H \right)^T \right. \\
 &\quad \left. \left(\bar{\mathbf{A}}_1 \mathbf{\Omega}^2 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}}_2 \mathbf{\Omega}^2 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}}_3 \mathbf{\Omega}^2 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}} \left(\mathbf{\Phi}^* \right)^2 \mathbf{A}^H \right)^T \right. \\
 &\quad \left. \left(\bar{\mathbf{A}}_1 \left(\mathbf{\Phi}^* \right)^2 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}}_2 \left(\mathbf{\Phi}^* \right)^2 \mathbf{A}^H \right)^T \left(\bar{\mathbf{A}}_3 \left(\mathbf{\Phi}^* \right)^2 \mathbf{A}^H \right)^T \right]^T \quad (28)
 \end{aligned}$$

其中， $\bar{\mathbf{A}} = \mathbf{A} \mathbf{R}_{1s}^{xx} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}$ ， $\bar{\mathbf{A}}_1 = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{1s}^{xy} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}$ ， $\bar{\mathbf{A}}_2 = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_{1s}^{yx} \mathbf{\Omega}^* \mathbf{\Phi}$ ，

$\bar{\mathbf{A}}_3 = \mathbf{A}_2 \mathbf{R}_{15}^{yy} \mathbf{\Omega}^* \Phi$ 。对矩阵 \mathbf{R}_{xy} 作奇异值分解, 其 M 个最大的奇异值对应的奇异值向量(左奇异矩阵)组成信号子空间矩阵 \mathbf{E}_s 为

$$\mathbf{E}_s = \left[\begin{array}{c} (\mathbf{E}_1^{xx})^T, (\mathbf{E}_1^{xy})^T, (\mathbf{E}_1^{yx})^T, (\mathbf{E}_1^{yy})^T, (\mathbf{E}_2^{xx})^T, (\mathbf{E}_2^{xy})^T, \\ (\mathbf{E}_2^{yx})^T, (\mathbf{E}_2^{yy})^T, (\mathbf{E}_3^{xx})^T, (\mathbf{E}_3^{xy})^T, (\mathbf{E}_3^{yx})^T, (\mathbf{E}_3^{yy})^T \end{array} \right]^T$$

其中 \mathbf{E}_1^{xx} , \mathbf{E}_1^{xy} , \mathbf{E}_1^{yx} , \mathbf{E}_1^{yy} , \mathbf{E}_2^{xx} , \mathbf{E}_2^{xy} , \mathbf{E}_2^{yx} , \mathbf{E}_2^{yy} , \mathbf{E}_3^{xx} , \mathbf{E}_3^{xy} , \mathbf{E}_3^{yx} 和 \mathbf{E}_3^{yy} 均为 $P \times M$ 维矩阵。并令

$$\mathbf{E}_1 = \left[\begin{array}{c} (\mathbf{E}_1^{xx})^T (\mathbf{E}_1^{xy})^T (\mathbf{E}_1^{yx})^T (\mathbf{E}_1^{yy})^T \\ (\mathbf{E}_2^{xx})^T (\mathbf{E}_2^{xy})^T \\ (\mathbf{E}_2^{yx})^T (\mathbf{E}_2^{yy})^T \end{array} \right]^T, \mathbf{E}_2 = \left[\begin{array}{c} (\mathbf{E}_2^{xx})^T (\mathbf{E}_2^{xy})^T \\ (\mathbf{E}_3^{xx})^T (\mathbf{E}_3^{xy})^T \\ (\mathbf{E}_3^{yx})^T (\mathbf{E}_3^{yy})^T \end{array} \right]^T.$$

观测式(28), 显然存在一个矩阵 \mathbf{T} 满足^[8]

$$\begin{aligned} & \left[\begin{array}{c} (\mathbf{E}_1)^T (\mathbf{E}_2)^T (\mathbf{E}_3)^T \\ (\bar{\mathbf{A}})^T (\bar{\mathbf{A}}_1)^T (\bar{\mathbf{A}}_2)^T (\bar{\mathbf{A}}_3)^T (\bar{\mathbf{A}}\mathbf{\Omega}^2)^T (\bar{\mathbf{A}}_1\mathbf{\Omega}^2)^T (\bar{\mathbf{A}}_2\mathbf{\Omega}^2)^T (\bar{\mathbf{A}}_3\mathbf{\Omega}^2)^T \\ (\bar{\mathbf{A}}(\Phi^*)^2)^T (\bar{\mathbf{A}}_1(\Phi^*)^2)^T (\bar{\mathbf{A}}_2(\Phi^*)^2)^T (\bar{\mathbf{A}}_3(\Phi^*)^2)^T \end{array} \right]^T \end{aligned}$$

并可得以下等式^[5] $\mathbf{E}_2 = \mathbf{E}_1 \Psi$, $\mathbf{E}_3 = \mathbf{E}_1 \Gamma$, 其中 $\Psi = \mathbf{T}^{-1} \mathbf{\Omega}^2 \mathbf{T}$, $\Gamma = \mathbf{T}^{-1} (\Phi^*)^2 \mathbf{T}$ 。

本文通过总体最小二乘法求得 Ψ 和 Γ 。以求解 Ψ 为例, 对矩阵 $[\mathbf{E}_1 \ \mathbf{E}_2]$ 作奇异值分解, 得到 $2M \times 2M$ 维的右奇异矩阵 \mathbf{V} 。把矩阵分成 4 个 $M \times M$ 的矩阵, 即 $\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{11} & \mathbf{V}_{12} \\ \mathbf{V}_{21} & \mathbf{V}_{22} \end{bmatrix}$, 则

总体最小二乘解为 $\Psi = -\mathbf{V}_{12} \mathbf{V}_{22}^{-1}$ 。同理, 求得 Γ 。最后通过对 Ψ 和 Γ 的特征分解得到 ω_m , ϕ_m , $1 \leq m \leq M$ 。对 Ψ 和 Γ 进行特征分解时, 理论上得到的特征向量都为 \mathbf{T} 。实际上, 对 Ψ 和 Γ 的特征分解是分别进行的, 得到的特征向量的顺序可能不同, 其特征值 ω_m , ϕ_m 不一定是一一对应的, 故需要配对方法进行配对。假设对 Ψ 和 Γ 进行特征分解得到的特征向量矩阵为 \mathbf{T}_1 和 \mathbf{T}_2 , 根据同一信源对应的特征向量相关, 相异信源对应的特征向量正交的原则, 利用矩阵 $\mathbf{T}_1^H \times \mathbf{T}_2$ 上最大值的元素的位置来确定特征值的对应关系, 并最终估计出信源的参数——DOA 和距离。

观测矩阵 \mathbf{R}_{xy} 和矩阵 \mathbf{R} 可知, 本文提出的方法和近场定位 TLS-ESPRIT 方法的有效阵元都为 P , 但是由于本文利用双极化传感器阵列, 使矩阵 \mathbf{R}_{xy} 比矩阵 \mathbf{R} 含更多的信息量, 因而本文提出的算法对信源的位置参数的估计精度要优于近场定位 TLS-ESPRIT 方法。同时由于矩阵 \mathbf{R}_{xy} 的维数比矩阵 \mathbf{R} 大, 所以本文提出的方法的计算量要比近场定位 TLS-ESPRIT 方法稍大。文献[4]中的近场线性预测方法需要求解系数矩阵, 其计算比较繁琐, 而文献[5]中的方法则通过利用高阶累积量构造高维矩阵来求解信源参数, 其计算量

最大, 故本文提出的算法的计算量适中。

4 仿真实验

在下面的仿真实验中, 考虑一个由 9 个双极化传感器构成的均匀线性阵列, 传感器间的间距为 $d = \lambda/4$, 两个相互独立高斯随机信源 s_1 和 s_2 入射的接收阵列上, 信源的参数分别为 $\theta_1 = 20^\circ$, $r_1 = 1\lambda$, $\gamma_1 = 10^\circ$, $\eta_1 = 0^\circ$; $\theta_2 = 30^\circ$, $r_2 = 5\lambda$, $\gamma_2 = 80^\circ$, $\eta_2 = 0^\circ$ 。

假设做 N_r 次 Monte-Carlo 实验, 定义均方误差^[8]为

$$\text{MSE} = 10 \lg \left(\frac{1}{N_r P^2} \sum_{r=1}^{N_r} (\hat{p} - p)^2 \right)$$

其中 \hat{p} 为参数 p 的估计值。信噪比定义公式为

$$\text{SNR} = 10 \lg (\sigma_s^2 / \sigma^2)$$

σ_s^2 和 σ^2 分别表示信源和传感器上的加性噪声的方差。均方误差和信噪比的单位为分贝。

实验中的采样点数为 2048 点, 信噪比由 0dB 变化到 20dB, 每种信噪比处做 100 次 Monte-Carlo 实验。本文提出的算法和近场定位 TLS-ESPRIT 分别估计的参数的均方误差随信噪比变化曲线如图 2-图 5 所示。

观测图 2 和图 3 可知, 对两个信源的 DOA 估计上, 两种方法的均方误差都随信噪比的增加而减少, 同时, 本文提出的算法的均方误差要明显低于近场定位 TLS-ESPRIT 方法。从图 4 和图 5 可以看出, 本文提出的算法在对信源的距离参数的估计性能上也明显优于近场定位 TLS-ESPRIT 方法。在距离参数估计上, 实验中的两种方法对信源 s_2 的距离参数估计性能都弱于对信源 s_1 距离参数估计性能。这是由于当信源距离阵列较远时, 算法对离阵列较远的信源的距离参数估计较差(针对多源情况), 此现象与文献[9]中的性能分析结果相一致。从图 5 中的实验结果和文中关于均方误差的定义式可以看出, 在信噪比为 0dB 的实验条件下, 实验中的两种方法都已经不能正确估计信源 s_2 的距离参数。在这种情况下, 很难通过同时利用双极化传感器的 x 极化部分和 y 极化部分输出的信号来实现提高信源的距离参数的估计性能的目的。但纵观整个实验结果来说, 本文提出的算法明显提高了对信源参数的估计精度。

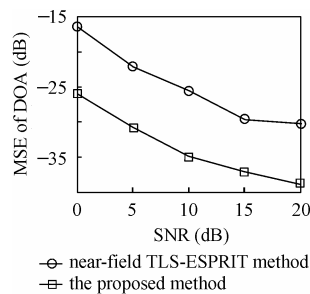


图2 信源 s_1 的 DOA 的均方误差曲线

Fig.2 The source s_1

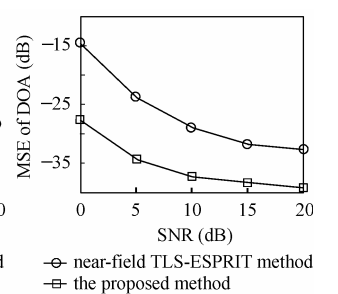


图3 信源 s_2 的 DOA 的均方误差曲线

Fig.3 The source s_2

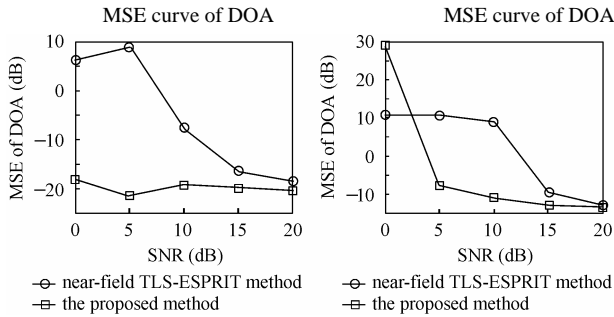


图 4 信源 s_1 的距离的均方误差曲线

Fig 4 the source s_1 ' MSE curve of range

图 5 信源 s_2 的距离的均方误差曲线

Fig 5 the source s_2 ' MSE curve of range

5 结束语

本文提出了一种利用双极化传感器阵列和二阶统计量估计近场源参数的新方法,该方法无需谱峰搜索,就能估计出近场源的 DOA 和距离参数,计算量适中。由于本文提出的算法充分利用了双极化传感器的 x 极化部分和 y 极化部分输出的信号,从而明显提高了算法的估计精度。理论分析和仿真结果证明本算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Huang Y D, Barkat M. Near-field multiple source localization by passive sensor array. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 1991, 39(7): 968–975.
- [2] Storer D, Nehorai A. Passive localization of near-field sources by path following. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1994, 42(3): 677–680.
- [3] Lee J H, Lee C M, Lee K K. A modified path-following algorithm using a known algebraic path. *IEEE Trans. on Signal Processing*,

1999, 47(5): 1407–1409.

- [4] Abed-Meraim K, Hua Y, Belouchrani A. Second-order near-field source localization: algorithm and performance analysis. *Proceedings of Asilomar Conference*, Pacific Grove, CA USA, 1996: 723–727.
- [5] Obeidat B A, Zhang Yimin, Amin M G. Range and DOA estimation of polarized near-field signals using fourth-order statistics. *ICASSP*, Montreal, Canada, 2004: 97–100.
- [6] Cekli E, Cirpan H A. Unconditional maximum likelihood approach for localization of near-field sources: algorithm and performance analysis. *AEUE Int. J. of Electronics and Communications*, 2003, 57(1): 9–15.
- [7] Ward D B, Abhayapala T D. Range and bearing estimation of wideband sources using an orthogonal beamspace processing structure. *ICASSP*, Montreal, Canada, 2004: 109–112.
- [8] Abed-Meraim K, Hua Y. 3-D near field source localization using second order statistics. *Conference Record of the Thirty-first Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, California, 1997: 1307–1311.
- [9] Yuen N, Friedlander B. Performance analysis of higher order ESPRIT for localization of near-field sources. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1998, 46(3): 709–719.

王 波: 男, 1975 年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理、时频分析等。

王树勋: 男, 1946 年生, 教授、博士生导师。研究方向为高阶统计量在数字信号处理中的应用及微计算机应用, 研究信号处理的基本理论和方法及其在电子、通信、雷达系统和控制中应用。已出版著作 3 部, 发表论文 100 余篇。