

基于 EMEMP 的雷达二维信号融合成像新方法

叶 钊, 何 峰, 梁甸农

(国防科技大学电子科学与工程学院超宽带实验室, 湖南长沙 410073)

摘 要: 雷达信号融合成像是一种能显著提高成像分辨率的参数化新方法. 基于改进的 Root-MUSIC 的传统融合方法对噪声敏感, 且存在模型极点失配的问题. 本文通过将 MEMP (Matrix Enhancement and Matrix Pencil) 的二维频率估计方法推广到稀疏数据域, 提出了一种基于扩展矩阵增强矩阵束 (EMEMP) 的融合新方法. 此方法首先构造每一维联合增强矩阵, 使其满足 MEMP 算法的配对要求, 然后利用 MEMP 方法估计模型极点, 进行极点配对, 然后估计模型系数, 最后内插频谱以达到融合的目的. 实验结果表明相对于传统融合方法, 该方法解决了极点失配的问题, 提高了模型参数估计的稳健性.

关键词: 雷达信号融合成像; MEMP 方法; 极点配对; 内插频谱

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 12-2602-05

A New Method for Radar Two-Dimensional Signal Fusion Based on EMEMP

YE Fan, HE Feng, LIANG Dian-nong

(School of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: Radar signal fusion imaging is a new parameterized method. It can remarkably improve image resolution. Traditional fusion method based on modified Root-MUSIC is sensitive to noise, and can not pair model poles exactly. Thus this paper extended MEMP (Matrix Enhancement and Matrix Pencil) to the two-dimensional frequencies estimation of sparse data, and proposed a novel fusion technique based on Extended Matrix Enhancement and Matrix Pencil (EMEMP) method in order to apply to sparse data fusion. First, combinative enhanced matrix in each dimension is constructed to satisfy pairing requirement of MEMP method. Then model poles are estimated and paired by MEMP method. Once model coefficients are estimated, bandwidth interpolation is implemented to fuse radar data. The experimental results show that new technique can resolve the problem of poles mismatch, and improve stability of parameters estimation relatively to traditional fusion methods.

Key words: radar signal fusion imaging; MEMP method; poles pairing; bandwidth interpolation

1 引言

雷达信号融合成像是一种新兴的雷达信号处理技术^[1-3]. 它通过多部雷达从不同角度和频段获取目标在二维谱域呈稀疏分布的雷达观测数据, 通过信号级的相干融合, 提高目标散射中心参数估计精度并获得更高的雷达成像分辨率. 它打破了传统的单雷达成像分辨率受限于信号带宽与观测相干积累时间的约束, 可明显改善雷达成像分辨率.

雷达信号融合成像根据所采用的模型不同可以分为基于数据模型的融合成像和基于物理模型的融合成像. 数据模型包含 ARMA^[3]、ARIMA^[4]、TVAR^[5]等模型. 基于这些融合方法虽然稳健性高, 但是只表征了数据的变化趋势, 其模型参数并没有明确的物理含义, 而且不

适用于稀疏子带信号融合. 而物理模型能更好地描述目标散射特性, 模型参数物理意义明确. 兼顾模型的准确性和复杂度, 最常用物理模型是 Prony 模型^[1,2]. 基于 Prony 模型的融合方法中最经典的为改进的 Root-MUSIC 融合方法^[2], 虽然这种参数估计精度要高于基于数据模型的融合方法, 但是它对噪声很敏感, 而且利用人工阈值处理进行二维极点配对准确性差, 会导致图像模糊甚至错误.

MEMP (Matrix Enhancement and Matrix Pencil) 是 1992 年由 Yingbo Hua 提出来的, 主要用于二维频率估计^[6]. 2001 年 Staphanis Rouquette 和 Mohamed Najim 又对这种方法配对处理进行了改进^[7]. 这种估计方法稳健性能好, 而且极点配对相当准确, 但是已有的 MEMP 方法只能运用于单块数据的模型参数估计.

针对以上问题, 本文提出基于扩展 MEMP (EMEMP) 的雷达信号融合成像新方法, 将 MEMP 方法推广到不连续稀疏二维数据的模型参数估计中, 给出了稀疏条件下的行列联合增强矩阵构造方法, 证明了联合增强矩阵的分解也满足旋转不变性, 而且矩阵之间也满足类似的转换关系.

2 信号模型

在雷达光学区下假设目标由 K 个散射点组成, 则雷达的谱域回波数据 $E(m, n)$ 可以表达为

$$E(m, n) = \sum_{k=1}^K R_k \exp(j2P(f_{yk}m + f_{xk}n)) \quad (1)$$

其中 $f_{yk} = \frac{-2y_k D}{c}$, $f_{xk} = \frac{-2x_k D}{c}$ 为归一化频率, x_k 和 y_k 为第 k 个散射点的坐标, R_k 为第 k 个散射点的振幅, D_x 、 D_y 分别为两维频率采样间隔, c 为光速. 如果我们考虑二维频率衰减, 则雷达的谱域数据可以进一步写成二维 Prony 模型:

$$\begin{aligned} E(m, n) &= \sum_{k=1}^K R_k \exp((j2P f_{yk} + A_k) m) \\ &\quad \# \exp((j2P f_{xk} + A_k) n) \\ &= \sum_{k=1}^K R_k^m P_{xk}^n \end{aligned} \quad (2)$$

其中 P_{xk} , P_{yk} 为模型的极点, A_{xk} , A_{yk} 分别表示 x , y 方向的频率衰减因子, 是幅度随二维频率指数变化的指数项. n 和 m 分别为雷达的二维谱域采样, 多部雷达的观测数据对应于 (m, n) 上的多处稀疏分布.

3 MEMP 方法

MEMP 方法首先构造数据行增强矩阵 E_{row} 和列增强矩阵 E_{col} , 形式如下式:

$$\begin{aligned} E_{row} &= \begin{bmatrix} E_{r(0)} & E_{r(1)} & \dots & E_{r(M-P)} \\ E_{r(1)} & E_{r(2)} & \dots & E_{r(M-P+1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E_{r(P-1)} & E_{r(P)} & \dots & E_{r(M-1)} \end{bmatrix} \\ E_{col} &= \begin{bmatrix} E_{c(0)} & E_{c(1)} & \dots & E_{c(N-Q)} \\ E_{c(1)} & E_{c(2)} & \dots & E_{c(N-Q+1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E_{c(Q-1)} & E_{c(Q)} & \dots & E_{c(N-1)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $E_{r(m)}$ 是由回波的第 m 行数据构成的 Hankel 矩阵, 其滑动窗长度为 Q . $E_{c(n)}$ 为回波的第 n 列数据构成的 Hankel 矩阵, 其滑动窗长度为 P . 根据行列增强矩阵的构造, 可以知道其分解矩阵满足旋转不变性, 然后对增强矩阵进行奇异值分解就可以估计 P_{yk} , P_{xk} .

St phanis Rouquette 指出行列增强矩阵还存在一个转换关系^[7]

$$JE_{row}H^T = E_{col} \quad (4)$$

$$J = \sum_{q=1}^Q \sum_{p=1}^P G_{q,p}^{Q@P} a G_{p,q}^{P@Q}$$

$$H = \sum_{q=1}^N \sum_{p=1}^{Q+1} G_{q,p}^{N-Q+1} @ (M-P+1) a G_{p,q}^{(M-P+1)@(N-Q+1)}$$

$G_{q,p}^{Q@P}$ 定义为只有 (q, p) 处元素为 1, 其余都为 0 的 $Q@P$ 维矩阵, a 定义为矩阵直积. 利用这种关系可以无需构造列增强矩阵直接估计 P_{xk} , 简化运算量, 而且还将两个一维极点估计关联起来, 为极点配对提供了基础.

4 基于 EMEMP 的融合成像方法

本文将 MEMP 方法引入雷达数据融合处理, 其关键就是在二维数据稀疏分布的情况下如何构造联合增强矩阵使其满足运用 MEMP 方法的要求. 不同雷达数据间的互相关处理是融合的前提, LD Vann 已经对二维互相关处理进行了详细研究^[2], 因此本文假设数据已经完全相关. 下面我们以两部雷达数据的融合为例 (可推广至多部), 对基于 EMEMP 的融合方法进行详细介绍. 设两部雷达回波分别为 $E_1(m_1, n_1)$ 和 $E_2(m_2, n_2)$, 其中 $0 \leq n_1 \leq N_1 - 1$, $0 \leq m_1 \leq M_1 - 1$, 而 $0 \leq n_2 \leq N_2 - 1$, $0 \leq m_2 \leq M_2 - 1$. 其中 N_0, M_0 为雷达 2 数据起始采样点. 首先按照如下方式构造联合增强矩阵 E_{row}

$$E_{row} = [E_{1row} | E_{2row}] \quad (5)$$

其中 E_{irow} , $i=1, 2$ 分别为雷达 1, 2 的回波按照式 (3) 构成的行增强矩阵, 其中两个行增强矩阵的行列滑动窗长度相等. 下面我们证明行列联合增强矩阵满足 MEMP 方法的要求. 由式 (5) 我们知道 E_{1row} 中每一个子矩阵都可以分解为:

$$E_{1row(m)} = X_{1L} A Y_{1R}^m \quad (6)$$

其中 X_{1L} , X_{1R}^T 分别为由 $\{P_{xk}\}_{k=1}^K$ 组成的 $Q@K$ 维和 $(N_1 - Q + 1)@K$ 维 Vandermonde 矩阵, A 为由 R_k 组成的 $K@K$ 维对角矩阵, $Y_{1R}^m = \text{diag}\{(P_{yk})^m\}$, 则 E_{1row} 可以分解为:

$$E_{1row} = Z_{1L} A Z_{1R} \quad (7)$$

$$Z_{1L} = [X_{1L}^T \quad Y_{1R}^T X_{1L}^T]^T \quad (8)$$

$$Z_{1R} = [X_{1R} \quad Y_{1R}^M X_{1R}]$$

同理 E_{2row} 每一个子矩阵也可以分解为:

$$E_{2row(m)} = X_{2L} A Y_{2R}^m \quad (9)$$

其中 $X_{2R}^T = C_{2R}^T D$, C_{2R}^T 是由 $\{P_{xk}\}_{k=1}^K$ 组成的 $(N_2 - Q - N_0 + 1)@K$ 维 Vandermonde 矩阵, $D = \text{diag}\{(P_{xk})^{N_0}\}$. 则 E_{2row} 可以分解为:

$$E_{2row} = Z_{2L} A Z_{2R} \quad (10)$$

$$Z_{2R} = [Y_{2R}^M X_{2R} \quad Y_{2R}^{M+1} X_{2R}, \quad Y_{2R}^{M-P} X_{2R}] \quad (11)$$

综合以上可以证明行联合增强矩阵 E_{row} 可以分解为

$$E_{row} = Z_L A Z_R$$

$$Z_L = Z_{1L}, Z_R = [Z_{1R} | Z_{2R}] \quad (12)$$

由式 (8) 可以知道 Z_L 满足旋转不变特性. 对 E_{row} 进行奇异值分解和低秩截断可得到信号子空间的左酉矩阵

U_{rs} , 它与 Z_L 张成了相同的子空间, 因此存在非奇异矩阵 T_r 使得 $Z_L T_r = U_{rs}$. 由此我们可通过下式来估计 P_{yk}

$$Y_d = T_r \text{pinv}(U_{rs}) \bar{U}_{rs} T_r^{-1} = T_r F_r T_r^{-1} \quad (13)$$

其中 \bar{U}_{rs} 表示删除 U_{rs} 最后 Q 行的矩阵, \bar{U}_{rs} 表示删除 U_{rs} 起始 Q 行的矩阵, pinv 为伪逆运算.

同样我们可以构造列联合增强矩阵 E_{cd}

$$E_{cd} = [E_{1col} \ E_{2col}] \quad (14)$$

其中 $E_{i\text{col}}$, $i = 1, 2$ 分别为由雷达 1, 2 回波构成的列增强矩阵. 如同行联合增强矩阵的分析一样, 我们可以证明列联合增强矩阵也可以写成类似式(12)的形式:

$$E_{cd} = S_L A S_R \quad (15)$$

$$S_L = \begin{bmatrix} Y_L^T & Y_L^T X_d^T & Y_L^T X_d^T \\ Y_{1R}^T & X_d^T Y_{1R}^T & X_d^T Y_{1R}^T \\ X_d^T Y_{2R}^T & X_d^T Y_{2R}^T & X_d^T Y_{2R}^T \end{bmatrix}^T$$

其中 Y_L , Y_{1R}^T 分别为由 $\{P_{yk}\}_{k=1}^K$ 组成的 $P @ K$ 维和 $(M_1 - P + 1) @ K$ 维 Vandermonde 矩阵, $Y_{2R}^T = C_{2R}^T D_c$, C_{2R}^T 是由 $\{P_{yk}\}_{k=1}^K$ 组成的 $(M_2 - P - M_0 + 1) @ K$ 维 Vandermonde 矩阵, $D_c = \text{diag}((P_{yk})^{M_0})$, $X_d^m = \text{diag}((P_{yk})^m)$. 由式(16)可以知道 S_L 也满足旋转不变特性.

然后我们证明行列联合增强矩阵之间存在类似于式(4)的转换关系. 从 Z_L 与 S_L 结构上我们可以知道 Z_L 中第 i 个子矩阵的第 j 行数据与 S_L 中第 j 个子矩阵的第 i 行数据相同. 同理从 Z_R 和 S_R 结构上可以知道 Z_{1R} 和 Z_{2R} 中第 i 个子矩阵的第 j 行数据分别与 S_{1R} 和 S_{2R} 中第 j 个子矩阵的第 i 行数据相同, 所以存在着两个矩阵 H 和 J , 满足

$$J Z_L = S_L, H Z_R^T = S_R^T$$

$$J E_{cd} H^T = E_{col} \quad (17)$$

$$J = \begin{bmatrix} \sum_{q=1}^Q \sum_{p=1}^P G_{q,p}^{Q@P} a & C_{p,q}^{P@Q} \\ 0 & H_2 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} H_1 & 0 \\ 0 & H_2 \end{bmatrix}$$

$$H_1 = \sum_{q=1}^{N_r} \sum_{p=1}^{Q+1} G_{q,p}^{(N_r-Q+1)} @ (M_1-P+1)$$

$$a G_{p,q}^{(M_1-P+1)} @ (N_1-Q+1) \quad (18)$$

$$H_2 = \sum_{q=1}^{N_2-N_0} \sum_{p=1}^{Q+1} G_{q,p}^{(N_2-N_0-Q+1)} @ (M_2-M_0-P+1)$$

$$a G_{p,q}^{(M_2-M_0-P+1)} @ (N_2-N_0-Q+1)$$

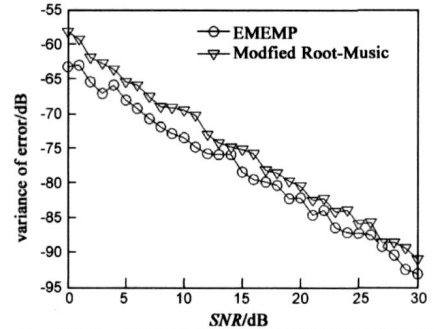
通过这种转换关系, 我们可以利用行联合增强矩阵来估计 P_{xk}

$$X_d = T_r \text{pinv}(J U_s) J \bar{U}_{rs} T_r^{-1} = T_r F_c T_r^{-1} \quad (19)$$

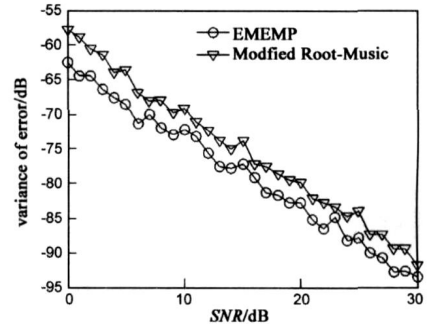
至此我们已经证明了本文提出的行列联合增强矩阵满足 MEMP 算法的要求, 可以运用 S Rouquette 方法对二维极点进行配对^[7]. 因此 EMEMP 算法可以应用到不连续二维稀疏数据的融合成像.

5 仿真分析

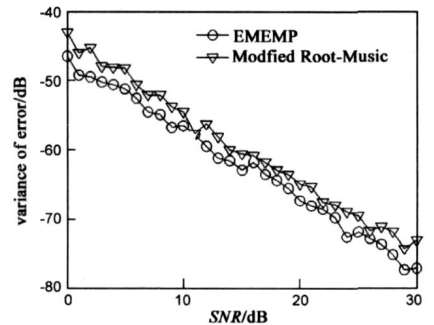
首先我们对基于 EMEMP 的融合方法的参数估计的稳健性进行了仿真试验, 并与基于改进 Root2Music 的融合方法进行对比. 我们仿真了一个散射点的回波信号, 来验证方法在估计模型参数方面的稳健性能. 设置散射点 x, y 方向的归一化频率分别为 0.02 和 -0.01, 频率衰



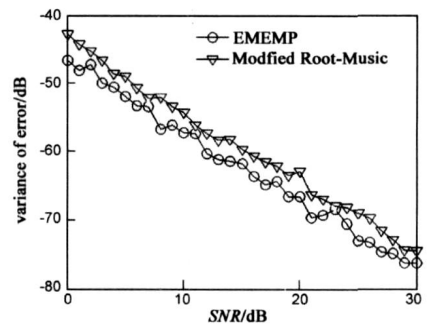
(a) x方向归一化频率估计误差的方差随信噪比变化曲线



(b) y方向归一化频率估计误差的方差随信噪比变化曲线



(c) x方向频率衰减因子估计误差方差随信噪比变化曲线



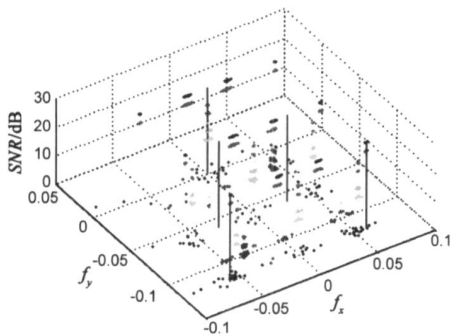
(d) y方向频率衰减因子估计误差方差随信噪比变化曲线

图1 参数估计误差的方差随信噪比的变化曲线

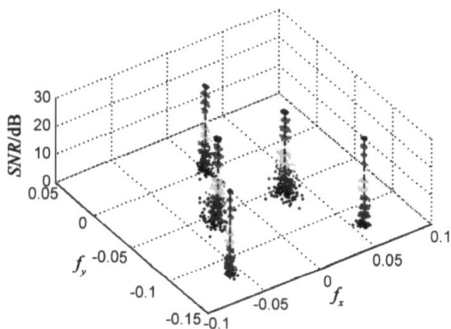
减因子分别为-0.1004和-0.1006. 雷达1的回波采样满足 $0 \leq n_1, m_1 \leq 17$, 雷达2的回波满足 $36 \leq n_2, m_2 \leq 53$. 图1为利用EMEMP方法和改进的Root2Music方法进行融合时, 参数估计误差的方差随信噪比的变化曲线.

从图中可以看出无论是在散射点坐标的估计还是在频率因子的估计上基于EMEMP融合方法误差方差都要小于基于改进的Root2Music融合方法, 而且基于EMEMP的融合随信噪比的变化曲线较为平缓, 所以新方法的稳健性都要好于传统的融合方法.

下面讨论EMEMP的配对效果. 我们设置五个散射点, 其归一化频率对设置为 $(0, 0)$, $(0.103, -0.106)$, $(-0.103, -0.106)$, $(0.106, -0.112)$, $(-0.106, -0.112)$. 其对应的频率衰减因子对为 $(-0.1005, -0.1003)$, $(-0.1004, -0.1006)$, $(-0.1006, -0.1004)$, $(-0.1003, -0.1005)$, $(-0.1002, -0.1001)$. 其它参数设置与第一次仿真试验参数相同. 在不同信噪比情况下都50次的独立试验, 结果如下图所示:



(a) 基于改进Root-Music算法的阈值配对精度随信噪比的变化 (阈值为最强幅度的二十分之一)



(b) 基于EMEMP算法的极点配对精度随信噪比的变化

图2 不同方法的极点配对精度随信噪比的变化

图2中竖线代表正确归一化频率对的位置, 图中的点为估计的归一化频率对位置, 从纵坐标从上到下代表着信噪比不断提高. 从两者的对比可以看出, 一方面基于EMEMP融合方法的配对精度要远远高于基于改进的Root2Music融合方法的配对精度. 另一方面基于EMEMP融合方法的稳健性也要好于传统的方法.

下面我们考察两种方法融合成像的效果. 我们也设置了一个 3×3 的点阵, 仿真参数如上, 布局如图3(a). 图3(b)为理想全谱域数据的成像结果, 可以看到

五个散射点. 图3(c)为雷达1数据的成像结果. 图3(d)为雷达2数据的成像结果. 可以看出两段数据分别成像是无法分辨五个散射点的. 图3(e)为基于改进Root2Music融合方法的成像结果, 从图中无法清晰地看到五个散射点的分布, 而且由于配对误差, 还出现了虚假点目标. 图3(f)为基于EMEMP的融合方法, 我们可以从图中可以清晰地分辨出五个散射点, 而且位置信息和幅度信息也与图3(b)相当一致.

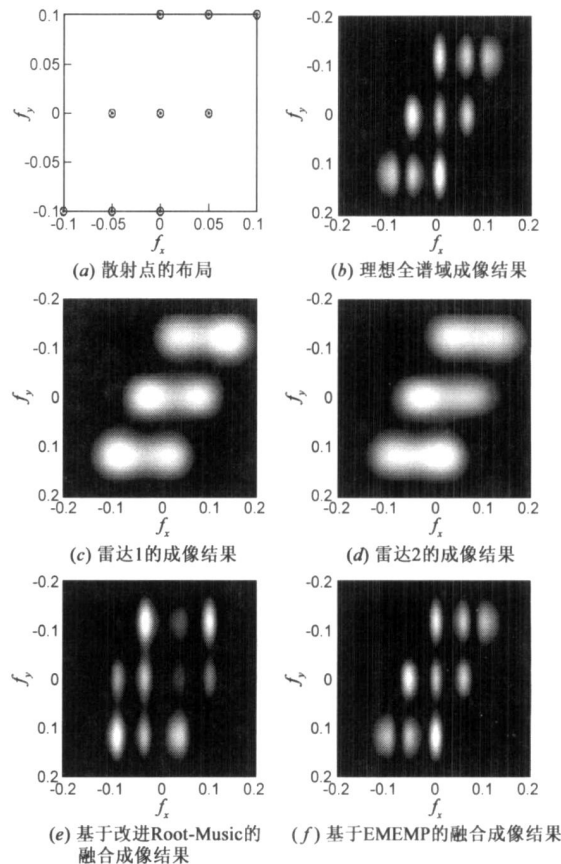


图3 不同融合方法的成像结果对比

6 结束语

雷达数据融合是一种新兴的信号处理方法, 传统的基于Root2Music融合方法虽然原理比较简单, 精度比较高, 但是稳健性差, 对噪声极其敏感. 而且这种算法将一个二维问题分解为两个一维问题, 最后只是通过人工地对模型系数取阈值来配对, 效果差. 本文提出了基于EMEMP方法的雷达数据融合方法, 相对于传统的融合方法能够提高参数估计的稳健性, 并且无需进行人工的阈值处理, 大大地提高了极点配对的精度和稳定性, 从而利用更精确的模型内插谱域数据达到超分辨效果. 计算机仿真也验证了该方法的有效性.

参考文献:

- [1] K M Cuomo, J E Piou. Ultrawideband coherent processing[J]. IEEE Transactions, 1999, 47(4): 1094-1107.

- [2] L D Vann, K M Cuomo. Multisensor fusion processing for enhanced radar imaging [R]. Lexington, Massachusetts, United States: Lincoln Laboratory, 2000. 1- 73.
- [3] T G Morre, B W Zuemdorfer. Enhanced imagery using spectral estimation based techniques [J]. Lincoln Laboratory Journal, 1997, 10(2): 171- 186.
- [4] 王成, 胡卫东, 郁文贤. 基于非平稳时间序列处理的雷达信号融合[J]. 信号处理, 2005, 21(4): 338- 343.
Wang Cheng, Hu Weidong, Yu Wenxian. Radar signal fusion based on nonstationary time series processes [J]. Signal Processing, 2005, 21(4): 338- 343. (in Chinese)
- [5] 王成, 胡卫东, 郁文贤. 基于 DT-CWT 与 TVAR 的多雷达信号融合[J]. 信号处理, 2006, 22(2): 157- 162.
Wang Cheng, Hu Weidong, Yu Wenxian. Radar signal fusion based on DT-CWT and TVAR [J]. Signal Processing, 2006, 22(2): 157- 162. (in Chinese)
- [6] Y Hua. Estimating two-dimensional frequencies by matrix enhancement and matrix pencil [J]. IEEE Transactions, 40(9): 2267- 2280.
- [7] S Rouquette, M Najim. Estimation of frequencies and damping factors by two-dimensional ESPRIT type methods [J]. IEEE Transactions, 2001, 49(1): 237- 245.

作者简介:

叶 钊 男. 1981 年 3 月出生于浙江嘉善. 2003 年和 2006 年分别在哈尔滨工业大学、湖南国防科学技术大学获理学学士、理学硕士学位. 现在国防科学技术大学电子科学与工程学院攻读博士学位, 感兴趣的研究领域为 ISAR 成像、超分辨处理、信号融合等研究.

E-mail: yefan311@sina.com

何 峰 男. 1976 年出生于湖北孝感. 2001 年和 2005 年在国防科学技术大学分别获得工学硕士和博士学位. 现为国防科学技术大学空间电子信息技术研究所副研究员. 研究方向为双(多)基地 SAR 信号处理、参数化 ISAR 超分辨与融合信号处理、分布式卫星合成孔径雷达系统设计.

E-mail: riversummit@sina.com

梁甸农 男. 1936 年出生于湖南涟源, 国防科技大学电子科学与工程学院教授、博士生导师, 中国电子学会会士, 主要研究方向为超宽带雷达系统理论、星载分布式 SAR 系统理论及自适应信号处理、谱估计等.