

doi:10.3969/j.issn.1001-2400.2013.03.006

多模块中核四极矩共振信号参数估计新方法

朱凯然, 何学辉, 郑纪彬, 苏涛

(西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对核四极矩共振技术探测爆炸物中干扰信号的时变性, 基于各信号采样模块包含有固定的核四极矩共振信号与时变干扰信号以及噪声的实际信号模型, 提出改进的多模块 HTLSstack 算法. 首先采用 HTLS 的方法确定出共有极点的个数; 其次构造新的筛选准则, 确定所有模块的共有极点; 最后结合核四极矩共振信号的先验信息, 实现核四极矩共振信号参数的有效估计. 该方法充分利用了原始数据的信息, 在低信噪比下, 避免了多模块 HTLS 方法在第一次奇异值分解时带来的性能损失. 仿真数据和实测数据结果证明了该算法的有效性.

关键词: 核四极矩共振; 自由感应衰减; 子空间基共有极点估计; 奇异值分解; HTLS

中图分类号: O482.53, TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2013)03-0036-06

New method for estimation of nuclear quadrupole resonance signals parameters in multi-block

ZHU Kairan, HE Xuehui, ZHENG Jibin, SU Tao

(National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: Aiming at the time-variation characteristic of interference signals in the explosive detection using the nuclear quadrupole resonance (NQR) technique, and according to the real world signal model of each signal sample block including the fixed NQR signal, time-variation interference signals and noise, an improved multi-block hankel total least squares stack (HTLSstack) method is presented. Firstly, the number of common poles is determined using the HTLS scheme; secondly, a new selection criterion is constructed to choose the common poles; finally, the prior knowledge is employed to realize the estimation of NQR signals effectively. This method makes full use of the information on original data, and in the case of a low signal-to-noise ratio, it can avoid the performance loss of the multi-block HTLS method in the first singular value decomposition (SVD). The validity of this algorithm is demonstrated with the results of both simulated data and experimental data.

Key Words: nuclear quadrupole resonance (NQR); free induction decay (FID); subspace-based common poles estimation; singular value decomposition (SVD); HTLS

爆炸物探测是反恐安全检测的重要内容, 其中利用核四极矩共振 (Nuclear Quadrupole Resonance, NQR) 技术进行爆炸物探测具有无损坏性、非接触式探测以及检测概率高的特点, 已备受世界上多个国家的重视, 并取得了一些重要的研究进展^[1-6].

有关炸药黑索金 (RDX) 和奥克托今 (HMX) 中氮元素 (¹⁴N) 的 NQR 信号 的报道, 最早可追溯到 20 世纪 70 年代. NQR 信号通常可分为自由感应衰减 (FID) 信号和自旋回波 (SE) 信号, 它们是在不同的激励脉冲序列形式下产生的, 后者可以在短时间内使 NQR 信号的信噪比 (SNR) 得以改善. 然而, NQR 信号极低 SNR

收稿日期: 2012-01-08 网络出版时间: 2013-02-25

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目 (61001204); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (JY0000902020); 陕西省“13115”科技创新工程资助项目 (2009ZDKG-26)

作者简介: 朱凯然 (1982-), 男, 西安电子科技大学博士研究生, E-mail: yihejushi@163.com.

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1076.TN.20130225.1050.201303.44_006.html

制约了 NQR 技术在爆炸物探测方面的应用. NQR 信号本身非常弱,并且易受线圈内热噪声和外部射频干扰(RFI)的影响,其中,干扰信号具有时变性^[5]. 时变干扰信号源一般有调幅(AM)广播信号,系统内部干扰信号等. 因此,在具有时变干扰信号条件下实现对微弱 NQR 信号的参数估计和有效提取,是实现爆炸物探测的关键和难点.

FID 信号的实际回波一般可以看做微弱的指数衰减正弦信号、窄带时变干扰信号以及线圈热噪声之和^[3-6]. 一般地,此类信号存在秩亏损的相关矩阵,因此子空间基处理方法适用于该类信号. 文献[7]给出一种估计多通道共有极点的有效算法——基于 Hankel 矩阵的总体最小二乘(HTLS),也称为多通道子空间基共有极点估计(MULTI-channel Subspace-based common pole Estimation, MULSE). 该算法首先计算基于 Hankel 数据矩阵方式下的奇异值分解(SVD);然后利用信号子空间的转移不变性来建立系统方程;最后计算该系统方程的总体最小二乘(TLS)解,其中包含了频率信息和衰减因子. 在子空间基处理框架下,HTLS 可以直接判断出共有极点的个数,且有效地提取出受噪声污染的多通道结构下的共有信息,但在低信噪比下,第 1 次 SVD 致使该算法具有一定的性能损失. 文献[8]给出了基于先验信息的单通道抽取谐波提取算法,称为 HTLSstack,可以估计出除先验信息之外的信号参数值.

本文利用多模块共有信息提取算法,结合 NQR 信号的先验信息,实现 NQR 信号的有效估计. 其中,每个模块可表示为固定 NQR 信号与时变干扰信号以及噪声之和,多个模块的共有信息中包含 NQR 信号. 将 HTLSstack 算法应用于多模块 NQR 信号提取问题并对其进行改进,首先基于 HTLS 算法判断出共有极点的个数;然后利用信号与噪声之间的正交性获得所有模块数据矩阵的共有子空间,并构造共有极点筛选准则;最后结合核四极矩共振信号的先验信息实现了信号参数的有效估计. 该方法与基于 HTLS 的多模块 NQR 信号参数估计方法相比,充分利用了原始数据的信息,可在低信噪比下,实现 NQR 信号参数的有效估计.

1 信号模型

由单脉冲序列激励所得的实际回波信号可以看做指数衰减的正弦信号、时变干扰信号以及噪声之和^[3-6],可以表示为复值时间序列 $y(n)$, 即

$$y(n) = \sum_{i=1}^M a_i \exp(j\phi_i) \exp\left[(-\beta_i + j2\pi f_i) \frac{n}{f_s}\right] + w(n) \quad , \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad . \quad (1)$$

其中, a_i 为幅度值; ϕ_i 为初始相位; β_i 为衰减常数(时变干扰信号的 β_i 不定, FID 信号的 $\beta_i > 0$, 且处于某个区间,不同的爆炸物具有不同衰减常数); f_i 为信号频率,且当 $i \neq j$ 时, $f_i \neq f_j$; f_s 为采样率; $w(n)$ 为加性噪声,假设其为零均值的复高斯白噪声; M 为分量信号的个数,它是未知量,可依据信息论准则^[9-10]来确定. 一般认为,单脉冲激励 RDX 得到的回波通过窄带接收机后的信号只含有一个 FID 信号频点,这是因为 RDX 共振频率之间的差值一般较大(约 50 kHz). 那么式(1)所示的信号模型中,可认为只含有一个 FID 信号.

2 多模块共有极点估计算法

2.1 共有子空间表示

假设不含噪声的 G 个模块的离散时间信号 $y_n^{(g)}$, 其中, $g=1,2,\dots,G$, 表示模块数. 每个模块 $y_n^{(g)}$ 可以表示成 M_g 个信号之和,如式(1)所示, M_g 个信号之中有 κ 个共有极点 $\{z_i\}$, $i=1,2,\dots,\kappa$. 那么,每个模块可表示为

$$y_n^{(g)} = \sum_{i=1}^{M_g} c_{g,i} z_{g,i}^n = \sum_{i=1}^{\kappa} c_i z_i^n + \sum_{i=1}^{M_g-\kappa} \bar{c}_{g,i} \bar{z}_{g,i}^n \quad , \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad . \quad (2)$$

其中, $\{c_{g,i}\} = \{a_{g,i} \exp(j\phi_{g,i})\} = \{c_i, \bar{c}_{g,i}\}$, $\{z_{g,i}\} = \left\{ \exp\left[\frac{(-\beta_{g,i} + j2\pi f_{g,i})}{f_s}\right] \right\} = \{z_i, \bar{z}_{g,i}\}$, 且当 $i \neq i'$ 或 $g \neq g'$ 时, $\bar{z}_{g,i} \neq \bar{z}_{g',i}$. 第 g 个模块相对应的 Hankel 矩阵表示为 $\mathbf{H}_g \in \mathbf{C}^{(p \times q)}$, 其中, $N = p + q - 1$, 处理窗长 p 的最优值范围为 $[N/3, 2N/3]$ ^[11]. 一般地, $p = \lceil N/2 \rceil$, 其中 $\lceil \cdot \rceil$ 为上取整运算符. Hankel 矩阵 \mathbf{H}_g 的

Vandermonde 分解为

$$\mathbf{H}_g = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \tilde{z}_{g,1}^1 & \tilde{z}_{g,2}^1 & \cdots & \tilde{z}_{g,M_g}^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \tilde{z}_{g,1}^{p-1} & \tilde{z}_{g,2}^{p-1} & \cdots & \tilde{z}_{g,M_g}^{p-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{g,1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & c_{g,2} & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & c_{g,M_g} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \tilde{z}_{g,1}^{q-1} & \cdots & \tilde{z}_{g,1}^{q-1} \\ 1 & \tilde{z}_{g,2}^{q-1} & \cdots & \tilde{z}_{g,2}^{q-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \tilde{z}_{g,M_g}^{q-1} & \cdots & \tilde{z}_{g,M_g}^{q-1} \end{bmatrix} = \mathbf{SCT}^T \quad (3)$$

其中,上标 T 表示矩阵转置.式(3)可以表示为

$$\mathbf{H}_g = [\mathbf{S}_c \quad \mathbf{S}_g] \begin{bmatrix} \mathbf{C}_c & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{T}_c \\ \mathbf{T}_g \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

其中, \mathbf{S}_c 由共有极点张成的子空间; \mathbf{S}_g 由非共有极点张成的子空间. \mathbf{H}_g 的 SVD 可以表示为^[12]

$$\mathbf{H}_g = [\hat{\mathbf{U}} \quad \mathbf{U}_0] \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\Sigma}} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\Sigma}_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{V}}^H \\ \mathbf{V}_0^H \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $\hat{\mathbf{U}} \in \mathbf{C}^{p \times M_g}$; $\mathbf{U}_0 \in \mathbf{C}^{p \times (p-M_g)}$; $\hat{\boldsymbol{\Sigma}} \in \mathbf{R}^{M_g \times M_g}$, 包含 M_g 个按降序排列的非零奇异值; $\boldsymbol{\Sigma}_0 \in \mathbf{R}^{(p-M_g) \times (q-M_g)}$; $\hat{\mathbf{V}} \in \mathbf{C}^{q \times M_g}$; $\mathbf{V}_0 \in \mathbf{C}^{M_g \times (q-M_g)}$; 上标 H 表示矩阵共轭转置. 式(5)可以反映出 \mathbf{H}_g 秩亏损性质, 当无噪声时, $\boldsymbol{\Sigma}_0$ 为 0, \mathbf{H}_g 等效于 $\hat{\mathbf{U}}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}\hat{\mathbf{V}}^H$; 当受噪声污染时, $\boldsymbol{\Sigma}_0$ 满秩, 需要判断 \mathbf{H}_g 的有效秩 M_g , 它可近似等效为 $\hat{\mathbf{U}}_{p \times M_g} \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{M_g \times M_g} \hat{\mathbf{V}}_{M_g \times q}^H$, 该过程具有去噪的作用. 由式(3)与式(5)的两种分解形式可知, \mathbf{S} 列向量张成的子空间与 $\hat{\mathbf{U}}$ 列向量张成的子空间相同. 矩阵 \mathbf{S} 、 \mathbf{T} 、 $\hat{\mathbf{U}}$ 以及 $\hat{\mathbf{V}}^*$ 具有空间转移不变特性^[7-8], 其中上标 * 表示共轭运算.

2.2 多模块 HTLS 算法

多模块 HTLS 是一种基于子空间转移不变性的 TLS 参数估计方法. 它需要两次 SVD, 第 1 次 SVD 是为了去噪与规范化相应的子空间; 第 2 次 SVD 的作用为检测与选择共有子空间, 并利用 TLS 解得多模块的共有极点, 且能直接估计出共有极点的个数. 多模块 HTLS 算法具体步骤可归纳如下:

步骤 1 将每个模块的信号构造 Hankel 矩阵的形式, 即 $\mathbf{Y}_N^{(g)} \xrightarrow{H_{p \times q}(\cdot)} H_{p \times q}(\mathbf{Y}_N^{(g)}) = \mathbf{H}_g$. 其中, $H_{p \times q}(\cdot)$ 表示 Hankel 矩阵构造操作; $\mathbf{Y}_N^{(g)} = \{y_n^{(g)}, n=0, 1, \dots, N-1\}$, 为每个模块的向量形式.

步骤 2 分别计算每个 \mathbf{H}_g 的 SVD: $\mathbf{H}_g = \mathbf{U}_g \boldsymbol{\Sigma}_g \mathbf{V}_g^H$. 并依据信息论中 MDL 准则估计器^[9-10, 13]确定 \mathbf{H}_g 的有效秩 M_g , 保留左奇异向量矩阵 $\mathbf{U}_g \in \mathbf{C}^{(p \times p)}$ 的前 M_g 列, 构成 $\tilde{\mathbf{U}}_g \in \mathbf{C}^{(p \times M_g)}$.

步骤 3 将由步骤 2 获得的 $\tilde{\mathbf{U}}_g$ 依次堆积到一起, 构成 $(p \times \sum_{g=1}^G M_g)$ 的矩阵 \mathbf{U}_{tot} , 即 $\mathbf{U}_{\text{tot}} = [\tilde{\mathbf{U}}_1, \tilde{\mathbf{U}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{U}}_G]$. 并计算 \mathbf{U}_{tot} 的 SVD: $\mathbf{U}_{\text{tot}} = \tilde{\mathbf{V}}\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}\tilde{\mathbf{W}}^H$.

步骤 4 依据奇异值矩阵 $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}$ 的值, 判断共有极点的存在性. 若前 κ 个奇异值都大于等于 $G^{1/2} - \delta$, 那么, 共有极点的个数为 κ , 其中, $\delta \in \mathbf{R}$, 是由噪声引起的扰动项, 是可预设的阈值.

步骤 5 由 $\tilde{\mathbf{V}}$ 的前 κ 列构造矩阵 $\hat{\mathbf{U}}_\kappa$, 利用转移不变性和解下列过估计方程的 TLS 解:

$$\hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger \approx \hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger \mathbf{E} \quad (6)$$

其中, $\hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger$, $\hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger$ 分别表示 $\hat{\mathbf{U}}_\kappa$ 删除第 1 行与最后一行得到的矩阵, 它们的维数为 $(p-1) \times \kappa$.

$$\hat{\mathbf{E}} = -\mathbf{W}_{12} \mathbf{W}_{22}^{-1} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{11} & \mathbf{W}_{12} \\ \mathbf{W}_{21} & \mathbf{W}_{22} \end{bmatrix}$, 它由矩阵 $[\hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger, \hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger]$ 的 SVD 得到, 即

$$[\hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger \quad \hat{\mathbf{U}}_\kappa^\dagger] = \mathbf{Y} \boldsymbol{\Pi} \mathbf{W}^H \quad (8)$$

其中, $\mathbf{Y}_{(p-1) \times 2\kappa}$ 为左奇异向量矩阵(半归一化矩阵); $\mathbf{W}_{2\kappa \times 2\kappa}$ 为右奇异向量矩阵(归一化矩阵). $\hat{\mathbf{E}}$ 的特征值为共有极点的估计

$$\hat{z}_i = \exp(j2\pi\hat{f}_i/f_s - \hat{\beta}_i) \quad , \quad i=1, 2, \dots, \kappa \quad (9)$$

步骤 6 将共有信号极点的估计值 $\hat{z}_i, i=1, \dots, \kappa$, 带入任意一个模块信号模型方程:

$$y_n^{(g)} = \sum_{i=1}^{\kappa} c_i \hat{z}_i^n \quad , \quad n=0, 1, \dots, N-1 \quad (10)$$

通过计算式(10)的最小二乘(LS)解, 可获得复值幅度的估计

$$\hat{c}_i = \hat{a}_i \exp(j\hat{\phi}_i) \quad , \quad i = 1, 2, \dots, \kappa \quad . \quad (11)$$

步骤 7 依据 NQR 信号的先验信息(包括频率与衰减因子)对得到的共有信息进行筛选.

多模块 HTLS 算法的关键在于步骤 2~5 的理解,它利用归一化矩阵来确定一组线性独立的向量张成共有子空间,并依据步骤 4 确定出共用极点的个数;然后通过 TLS 解得共有信息的参数.值得注意的是,步骤 2 虽具有去噪作用,但也致使该算法具有一定的性能损失,因为,在低信噪比下,它容易将微弱信号(例如 NQR 信号)当成噪声滤除,丢失了原始数据的有用信息.

2.3 改进的多模块 HTLSstack 算法

改进的多模块 HTLSstack 算法也是利用了子空间基的转移不变性,但从统计学角度看,它更充分地利用了原始数据,可以有效地提高估计精度.因为它可以估计出多模块内的所有信号,所以需要结合 HTLS 方法确定共有极点的个数,并提出共有极点筛选准则.

由式(4)可知,描述共有极点估计问题的代数式为

$$\bigcap_{g=1}^G \text{span}([\mathbf{S}_c \quad \mathbf{S}_g]) = \text{span}(\mathbf{S}_c) \quad . \quad (12)$$

其中, $\text{span}(\mathbf{A})$ 表示由矩阵 \mathbf{A} 的列张成的空间.那么,共有极点估计问题便是寻找 G 个空间的交集.考察 G 个模块 $\mathbf{Y}_N^{(g)}$ 的噪声子空间分别为 $\{\mathbf{P}_1^\perp, \dots, \mathbf{P}_G^\perp\}$,其中, $\mathbf{P}_g^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{P}_g$, \mathbf{P}_g 为 $\text{span}([\mathbf{S}_c \quad \mathbf{S}_g])$ 的正交投影.共有极点筛选准则定义为

$$f(z) = \mathbf{d}(z)^H \left(\sum_{g=1}^G \mathbf{P}_g^\perp \right) \mathbf{d}(z) \quad , \quad (13)$$

其中, $\mathbf{d}(z) = [1, z, \dots, z^{p-1}]^T$,当且仅当 z 为共有极点时,即 $z \in \{z_1, z_2, \dots, z_\kappa\}$ 时, $f(z)$ 为 0 或最小值.基于共有极点筛选准则的多模块 HTLSstack 共有极点的估计算法步骤归纳如下:

步骤 1 将每个模块的信号构造成 Hankel 矩阵的形式 \mathbf{H}_g , 并依次排列在一起形成 $\mathbf{H}_{\text{tot}} = [\mathbf{H}_1 \quad \mathbf{H}_2 \quad \dots \quad \mathbf{H}_G]_{(p \times (G \times q))}$. 计算每个 \mathbf{H}_g 的 SVD: $\mathbf{H}_g = \mathbf{U}_g \boldsymbol{\Sigma}_g \mathbf{V}_g^H$, 并依据信息论中 MDL 准则估计器确定 \mathbf{H}_g 的有效秩 M_g . \mathbf{U}_g 的前 M_g 列记作 \mathbf{U}_{g, M_g} , 相应的噪声子空间为

$$\mathbf{P}_g^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{P}_g = \mathbf{I} - \mathbf{U}_{g, M_g} \mathbf{U}_{g, M_g}^H \quad . \quad (14)$$

步骤 2 计算 \mathbf{H}_{tot} 的 SVD: $\mathbf{H}_{\text{tot}} = \mathbf{U}_{\text{tot}} \boldsymbol{\Sigma}_{\text{tot}} \mathbf{V}_{\text{tot}}^H$, 并确定 \mathbf{H}_{tot} 的有效秩 K . 由 \mathbf{U}_{tot} 的前 K 列构成 $\hat{\mathbf{U}}_{\text{tot}}$, 可由式(6)~式(9)解得所有模块极点的估计值 $\hat{z}_i, i = 1, 2, \dots, K$.

步骤 3 为了进一步得到所有模块的共有极点的估计值,考察

$$\arg \max_{k \in [1, 2, \dots, K]} [1/f(\hat{z}_k)] \quad , \quad (15)$$

得到前 κ 个最大值,相应的极点便是所求的共有极点.其中 κ 的判定方法与 HTLS 方法的相同.得到多模块共有信号复值幅度值的方法与 HTLS 算法的相同.

改进的多模块 HTLSstack 算法更加充分地利用了原始数据的信息.在估计得到所有模块的信号极点后,进一步结合 HTLS 方法估计出共有极点个数,并构造出新的共有极点筛选准则进行共有极点选择,结合先验信息,实现 NQR 信号的有效估计.综上所述,改进的多模块 HTLSstack 算法与多模块 HTLS 算法均属于子空间基信号处理范畴,均可用于任意模块数的共有极点估计问题.

3 计算机仿真

应用改进的多模块 HTLSstack 共有极点估计算法(记作本文方法)、多模块 HTLS 共有极点估计算法(记作 Multi-Block-HTLS)估计 FID 信号参数.从仿真数据和实测数据两方面进行仿真,并比较了上述两种方法的参数估计性能.

3.1 仿真数据

在室温下,采集背景噪声数据,对背景噪声样本(1 350 × 25 个脉冲,每个脉冲的数据长度为 45)进行滑动窗累加实验,窗长为 150 个脉冲,重叠 50 个脉冲,得到的幅频特性如图 1(a)所示.图 1(a)说明随着采样时间的推移,背景噪声的幅频特性是不断变化的,充分说明干扰信号在频率与幅度信息上具有时变特性.

将上述实测背景噪声加入相对于其不同 SNR 下的 FID 模拟信号,生成仿真数据.根据 RDX 实测数据

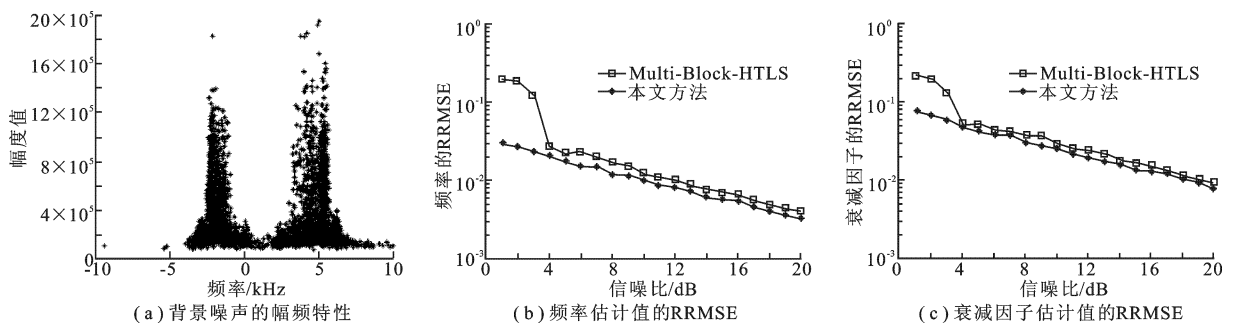


图 1 仿真数据结果

给出 FID 模拟信号的参数: 频率为 500 Hz, 衰减常数为 1.1, 初相位为 30° , 采样率为 25 kHz, SNR 从 0 dB 变化到 20 dB, 步长为 1 dB. 每个 SNR 对背景噪声样本进行随机取样滑窗累加实验, 实验次数为 300, 窗长为 300, 重叠脉冲数为 150, 模块数为 6. 利用上述两种方法对 FID 信号参数进行估计, 依据相对均方差根 (RRMSE) 评价参数估计性能, 考察

$$\text{RRMSE}(\alpha) = \left[\frac{1}{N_{\text{run}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{run}}} |\alpha - \hat{\alpha}_n|^2 \right]^{1/2} \frac{1}{\alpha} \quad (16)$$

其中, $\hat{\alpha}_n$ 为第 n 次获得的参数 α 的估计值; N_{run} 为实验总次数.

随着 SNR 的变化, FID 信号的频率 RRMSE 以及衰减因子 RRMSE 的变化关系分别如图 1(b), (c) 所示. 图 1(b), (c) 说明本文方法的性能优于 Multi-Block-HTLS, 这是因为本文方法充分利用了多模块原始数据, 有利于准确判断有效秩, 且有效秩的个数大于共有极点的个数, 并应用共有极点筛选准则对多模块共有极点进行选择, 它有利于微弱信号的参数估计. 由于 Multi-Block-HTLS 在第 1 次 SVD 时, 容易将弱小信号 (如 FID 信号) 当成噪声滤除, 故此, 在低信噪比下, 本文方法的估计性能明显优于 Multi-Block-HTLS 的性能.

3.2 实测数据

实测数据源于研究 RDX 的 FID 信号特性实验. 探测 RDX 谱线频率为 3.410 165 MHz, 在该共振频率下, 其自旋-晶格弛豫时间在环境温度为 283~295 K 条件下大约为 12 ms^[3-4], 自旋-自旋弛豫时间约为 8 ms. 室温下, 将 300 g RDX 置于封闭的感应线圈内, 用激励脉冲宽度为 160 μs , 脉冲间隔为 60 ms (约等于 5 倍自旋-晶格时间) 的单脉冲序列激励 RDX. 中心频率为 100 kHz, 采样率为 1.25 MHz. 实测数据经下变频、低通滤波、50 倍抽取以及去掉滤波器的暂态点后, 数据长度为 45, 累加 150 个脉冲, 重叠脉冲数为 75, 1350 个脉冲形成 16 个数据模块. 逐一增加模块数, 利用上述两种方法对 FID 信号参数进行估计. 对实测数据而言, 真值是未知量, 无法采用 RRMSE 评价参数估计性能. 给出综合评价参数估计性能的量 $T(\hat{s}_n^{(g)})$, 它表征了估计信号的能量与干扰信号以及噪声能量之比, 定义为

$$T(\hat{s}_n^{(g)}) = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G \frac{\|\hat{s}_n^{(g)}\|_2}{\|\mathbf{Y}_n^{(g)} - \hat{s}_n^{(g)}\|_2} \quad (17)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 为 2-范数; $\hat{s}_n^{(g)}$ 为 g 个模块的 FID 信号估计.

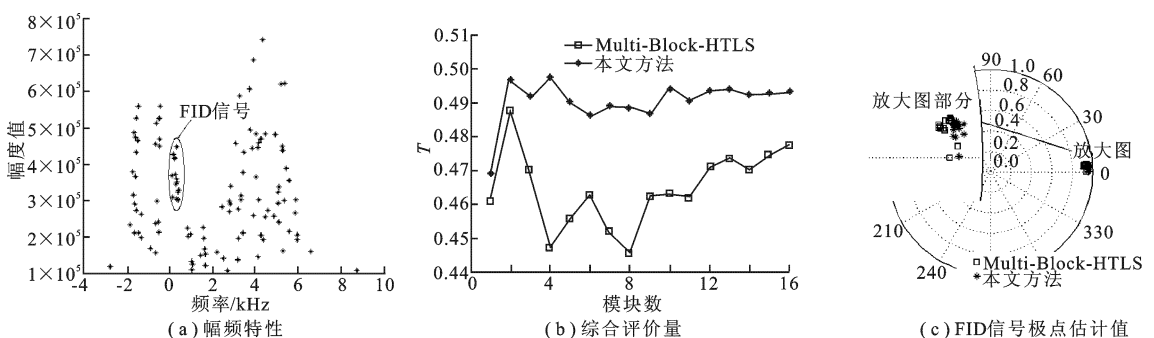


图 2 实测数据结果

实测数据的结果如图 2 所示. 从图 2(a) 中可以看到不同模块之间干扰信号的时变特性, 不论是频率还是幅度信息, 均表现出较大的波动; 由不同模块得到的 FID 信号的幅频特性相对较为稳定, 仅是幅度上有较

大波动,充分说明 FID 信号为多个模块的共有信息.从图 2(b)所示的综合评价量 $T(\hat{s}_n^{(g)})$ 来看,本文方法的性能明显优于 Multi-Block-HTLS 的性能,且较为稳定.从图 2(c)中可以看出,FID 信号指数衰减特性决定了 FID 信号极点估计值处于单位圆内.

4 结 论

在利用 NQR 技术检测高危险爆炸物时,存在 NQR 信号受时变干扰信号和噪声污染严重的问题,在多模块的情况下,NQR 信号存在于多模块的共有信息中.本文提出改进的多模块共有极点估计方法.首先利用了子空间基的转移不变性和 TLS 来实现多模块所有极点的有效估计.由于本文方法不能直接估计得到共有极点的个数,因此,需借助于 Multi-Block-HTLS 方法确定共有极点的个数.然后构造了筛选准则实现共有极点的有效选择.同时结合 NQR 信号的先验信息,实现了信号参数的有效估计. Multi-Block-HTLS 的第 1 次 SVD 虽具有一定的去噪作用,但在低信噪比下,容易将微弱信号(如 NQR 信号)当成噪声滤除,因此,其估计性能要比本文方法的差.仿真数据和实测数据结果验证了算法的有效性.

致谢: 特别感谢中国电波传播研究所 302 室提供实测数据.

参考文献:

- [1] Garroway A N, Buess M L, Miller J B, et al. Remote Sensing by Nuclear Quadrupole Resonance [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(6): 1108-1118.
- [2] Strobel R A, Czarnopys G. Analysis and Detection of Explosives and Explosives Residues [C]//16th International Forensic Science Symposium Interpol. Glasgow: University of Strathclyde, 2010: 453-462.
- [3] Gudmundson E, Jakobsson A, Stoica P. NQR-Based Explosives Detection—an Overview [C]//International Symposium on Signals Circuits and Systems. Iasi: IEEE, 2009: 1-4.
- [4] Zhu Kairan, Su Tao, He Xuehui, et al. SVD for Enhanced Explosives Detection Using NQR [C]//Symposium on Security Detection and Information Processing. New York: Elsevier Ltd, 2010: 57-62.
- [5] Tan Yingyi, Tantum S L, Collins L M. Cramer—Rao Lower Bound for Estimating Quadrupole Resonance Signals in Non-Gaussian Noise [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(5): 490-493.
- [6] Gudmundson E, Stoica P, Li Jian, et al. Spectral Estimation of Irregularly Sampled Exponentially Decaying Signals with Applications to RF Spectroscopy [J]. Journal of Magnetic Resonance, 2010, 203: 167-176.
- [7] Papy J M, De Lathauwer L, Van Huffel S. Common Pole Estimation in Multi-channel Exponential Data Modeling [J]. Signal Processing, 2006, 86: 846-858.
- [8] Zeng Weiming, Liang Zhanwei, Wang Zhengyou, et al. Decimative Subspace-based Parameter Estimation Methods of Magnetic Resonance Spectroscopy Based on Prior Knowledge [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2008, 26: 401-412.
- [9] Schmidt D F, Makalic E. The Consistency of MDL for Linear Regression Models with Increasing Signal-to-noise Ratio [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012, 60(3): 1508-1510.
- [10] 司伟健, 蓝晓宇, 刘学. 提高二维 DOA 估计分辨率的改进 MUSIC 算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2012, 39(2): 167-173.
Si Weijian, Lan Xiaoyu, Liu Xue. A Modified MUSIC Algorithm for Improving the Resolution of 2-D Direction of Arrival Estimation [J]. Journal of Xidian University, 2012, 39(2): 167-173.
- [11] Yang Shiyong, Li Hongwei, Jiang Tao. Detecting the Number of 2-D Harmonics in Multiplicative and Additive Noise Using Enhanced Matrix [J]. Digital Signal Processing, 2012, 22: 246-252.
- [12] 石磊, 郭宝龙, 李小平, 等. 一种低复杂度 LMMSE 信道估计算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2012, 39(2): 29-35.
Shi Lei, Guo Baolong, Li Xiaoping, et al. A Novel Low Complexity LMMSE Channel Estimation Algorithm [J]. Journal of Xidian University, 2012, 39(2): 29-35.
- [13] 朱凯然, 何学辉, 郑小保, 等. 基于总体最小二乘的核四极矩共振参数估计 [J]. 电波科学学报, 2012, 27(1): 134-140.
Zhu Kairan, He Xuehui, Zheng Xiaobao, et al. The Estimation of NQR Parameters Based on Total Least Squares [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2012, 27(1): 134-140.

(编辑: 夏大平)