

基于独立成分分析的全波核磁共振信号噪声滤除方法研究

田宝凤 周媛媛 王悦 李振宇 易晓峰

Noise cancellation method for full-wave magnetic resonance sounding signal based on independent component analysis

Tian Bao-Feng Zhou Yuan-Yuan Wang Yue Li Zhen-Yu Yi Xiao-Feng

引用信息 Citation: [Acta Physica Sinica](#), 64, 229301 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.229301

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.229301>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I22>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[核磁共振测井仪探头设计中的数值方法](#)

[Numerical method of designing nuclear magnetic resonance logging device sensor](#)

物理学报.2012, 61(14): 149302 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.149302>

# 基于独立成分分析的全波核磁共振信号噪声滤除方法研究\*

田宝凤 周媛媛 王悦 李振宇 易晓峰†

(吉林大学仪器科学与电气工程学院, 长春 130061)

(2015年3月18日收到; 2015年7月14日收到修改稿)

核磁共振测深(MRS)探水仪探测到的纳伏级微弱信号极易受到各种环境噪声的干扰,严重影响信号特征参数的准确提取,导致后续反演解释错误率增高.针对这一难题,提出了基于独立成分分析的快速固定点算法进行信噪分离.首先分析了该算法用于全波MRS信号消噪的适用性;其次,采用数字正交法解决欠定盲源分离问题,提出了频谱校正法实现分离信号幅值的有效恢复.仿真结果表明,该算法能够有效地实现全波MRS信号的信噪分离,且数据拟合后初始振幅和弛豫时间的相对误差小于 $\pm 5.00\%$ ;通过与其他经典算法的对比分析,进一步证明了该算法消噪性能的优越性.将该算法应用到野外实测信号处理,结果证明其能有效滤除环境噪声.

**关键词:** 核磁共振, 独立成分分析, 快速固定点算法, 噪声干扰

**PACS:** 93.85.Bc

**DOI:** 10.7498/aps.64.229301

## 1 引言

针对地下水的探测,目前国际上惟一一种行之有效且可直接探测的方法是核磁共振测深(magnetic resonance sounding, MRS)技术. MRS作为近年发展起来的一种高新的弱信号检测技术,其基本原理是通过探测地下水中氢质子共振跃迁产生的核磁共振信号来实现地下水探测,是一种高效、高分辨力的地球物理探测方法<sup>[1-3]</sup>.核磁共振信号一般可用下式来诠释:

$$E(t, q) = E_0(q) \exp(-t/T_2^*) \cos(2\pi f_L t + \varphi_0), \quad (1)$$

(1)式中包含MRS信号的四个关键参数,即与地层含水量相关的信号初始振幅 $E_0(q)$ 、与含水层孔隙度相关的弛豫时间 $T_2^*$ (自由水的弛豫时间范围为30—1000 ms)、依不同区域地磁场而具有不同数值的拉莫频率 $f_L$ (全球区域频率范围约1—3 kHz)以

及与含水层导电性相关的初始相位 $\varphi_0$ <sup>[4]</sup>.

MRS方法虽然具有多种优势,但是由于其信号极其微弱,对环境噪声敏感成为其应用的主要瓶颈.主要的环境噪声有:1)来源于变压器、电线、工厂及居民用电(50 Hz或60 Hz)等工频谐波噪声以及某一频率的单频干扰,其特点是持续时间长,且频率基本固定;2)由于闪电、雷击、爆炸及车辆启动等产生的幅值大、干扰时间短、频率不固定的脉冲噪声;3)自然环境中存在的随机白噪声<sup>[5]</sup>.在这三类噪声中,尤其当工频谐波噪声干扰较强且与信号拉莫频率接近时,将导致有用信号无法识别,从而难以准确提取关键参数,对后续的反演解释工作造成严重影响<sup>[6]</sup>.

目前,针对核磁共振信号噪声滤除,国内外已开展了大量研究工作.利用采集数据的多次叠加来提高信噪比是普遍采用的方法<sup>[7]</sup>,但这种方法将导致仪器工作效率的降低;“8”字型线圈<sup>[8]</sup>方法被用于减小噪声干扰,理论上信噪比可以提高10倍,

\* 国家自然科学基金(批准号: 41204079)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: yixiaofeng@jlu.edu.cn

但探测深度将减小为原来的一半. Legchenko 和 Valla [9] 提出了利用同步检波技术将信号分解成两个正交的分量, 使用低通滤波器滤除高频噪声; 同时, Legchenko 等 [10,11] 也提出了采用正弦对消法、区块对消法和陷波滤波法滤除工频谐波干扰. 近年来, 针对全波 MRS 信号中尖峰噪声的滤除, Strehl 等 [12,13] 提出了应用小波分析的手段提高信噪比; Dalgaard 等 [14] 采用基于非线性能量算子 (nonlinear energy operator, NEO) 算法探测并去除噪声干扰; Müller-Petke 和 Costabel [15] 开展了已有的时域和小波域算法去除尖峰噪声的对比研究, 总结了小波域处理含噪 MRS 信号的限制; 此外, 美国 Vista Clara 公司研制的多通道 GeoMRI 仪器以及法国 IRIS 公司推出最新产品 NUMIS<sup>POLY</sup> 仪器均提出采用参考通道方式, 基于自适应噪声抵消方法提高信噪比 [16,17], 当探测通道与参考通道噪声具有很好相关性时, 可以获得较好的去噪效果. 中国吉林大学核磁共振研究团队 Jiang 等 [18,19] 采用统计叠加对磁共振自由感应衰减 (free induction decay) 信号中尖峰噪声以及部分随机噪声进行滤除, 采用自适应陷波滤除工频谐波干扰; 田宝凤等 [20] 提出了基于变步长最小均方 (least mean square) 算法的自适应噪声对消系统, 但只能实现 MRS 信号中工频谐波和部分随机噪声的滤除. 上述算法的去噪思想均是基于如何在时频域上将信号和噪声的特征加以区分来实现信噪分离, 但是由于某些噪声的无规律性和不稳定性以及混合机理的不确定性, 限制了算法的应用.

独立成分分析 (independent component analysis, ICA) 方法作为一种有效的盲源分离手段, 其基本思想是在源信号、噪声以及混合机理均未知的情况下, 从一组混合的观测信号中分离出源信号的一种分析过程. 鉴于 MRS 信号中所包含噪声的复杂性、无规律性以及混合机理的不确定性特征, 加之借鉴 ICA 方法在生物医学信号处理 [21]、语音信号分离 [22]、图像处理 [23] 等领域成功应用的经验, 本文针对含噪全波 MRS 信号时、频域的特点以及 ICA 的去噪特性, 提出了一种基于 ICA 的全波 MRS 信号噪声滤除方法: 通过详细分析计算 MRS 信号和工频干扰的高斯性来确定适于基于 ICA 的快速固定点 (fast fixed-point algorithm for ICA, FastICA) 算法的非线性函数, 利用基于数字

正交的输入数据矩阵构造观测信号方法, 实现了仅有单通道数据时 MRS 信号的噪声滤除. 提出了频谱校正法恢复分离信号幅值的方法, 并对比分析了本文算法与传统陷波器滤波方法的去噪效果. 仿真实验和实测数据表明: 本文方法能够有效地滤除全波 MRS 信号中的工频干扰及某一单频干扰, 且能够准确恢复分离信号幅值.

## 2 ICA 原理及理论解析

### 2.1 ICA 基本原理

ICA 是在盲源分离问题的基本模型上发展起来的一项新的信号处理技术, 它是一种基于信号高阶统计特性的分析方法 [24,25]. ICA 是在没有任何先验知识的情况下, 根据统计独立原则, 通过某种优化算法将线性混合的混合信号分解成若干尽可能相互独立的成分.

Comon [26] 在 20 世纪 90 年代初提出了 ICA 基本理论框架, 随后得到了广泛的应用. 假设仪器探测到  $m$  个观测信号  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ , 它是由  $n$  个相互独立的源信号  $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$  (源信号中最多有一个是高斯分布的) 经过某种未知的线性组合而成, 这里要求  $m \geq n$ . 假设  $m = n$ , 这个未知的线性组合可用  $\mathbf{A} = (a_{i,j}) (1 \leq i, j \leq n)$  表示. 因此 ICA 的经典模型可用以下向量矩阵的形式表示,

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t), \quad (2)$$

或表示成矩阵的形式:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

模型中仅有观测信号  $\mathbf{X}(t)$  是已知的, ICA 算法的作用在于根据观测信号估计混合矩阵  $\mathbf{A}$  和独立源信号  $\mathbf{S}(t)$ , 那么可由下式求解出源信号的估计  $\mathbf{Y}(t)$ :

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}(t), \quad (4)$$

(4) 式中的  $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$  是混合矩阵  $\mathbf{A}$  的逆矩阵, 称为分离矩阵或解混矩阵. (4) 式为 ICA 的求解模型.

ICA 模型求解方法的基本思想是利用某种目标函数和优化算法来度量分离出的随机变量的独立性. 依据中心极限定理可知, 随机信号之间依赖程度的度量可由非高斯性的度量来完成. 目前, 主要使用负熵和峭度来度量随机变量的非高斯性, 鉴于负熵的稳定性更好, 本文选择以负熵作为目标函数的 FastICA 算法<sup>[27,28]</sup>来实现含有噪声的 MRS 信号的分离.

### 2.2 FastICA 算法及非线性函数选择

FastICA 算法由于其稳定性好, 收敛速度快<sup>[29]</sup>, 自提出以来在信号处理领域得到了广泛的应用. FastICA 算法是以与随机变量的非高斯性越强等价的负熵最大作为目标方向进行搜寻, 当搜寻到随机变量的最大负熵时, 则表明分离结果间的独立性越强, 从而实现混合信号的分离.

作为随机变量非高斯性度量的目标函数——负熵<sup>[28]</sup>, 可定义为

$$J(Y) = H(Y_{\text{Guass}}) - H(Y), \quad (5)$$

$$H(Y) = - \int p(Y) \log p(Y) dY. \quad (6)$$

由信息理论可知, 当  $Y$  为高斯信号时,  $J(Y) = 0$ ;  $Y$  为非高斯信号且非高斯性越强时,  $J(Y)$  值越大. 而根据上式计算负熵需要知道  $Y$  的概率密度  $p(Y)$ , 在无先验知识的信号处理时, 得到随机变量的概率密度是非常困难的. 因此, 可采用如下的近似公式来定义负熵:

$$J(Y) = (E(G(Y)) - E(G(Y_{\text{Guass}})))^2, \quad (7)$$

其中,  $E(\cdot)$  代表均值运算,  $G(\cdot)$  为非线性函数,  $Y_{\text{Guass}}$  是同  $Y$  具有相同方差的高斯随机变量.

为了实现 MRS 信号与工频谐波干扰的有效分离, (7) 式中非线性函数  $G(\cdot)$  的正确选择显得至关重要. 一般情况下非线性函数可取如下几种形式<sup>[27]</sup>:

$$G_1(Y) = -\frac{1}{a_1} e^{-\frac{a_1 Y^2}{2}},$$

$$g_1(Y) = Y e^{-\frac{a_1 Y^2}{2}}; \quad (8)$$

$$G_2(Y) = \frac{1}{a_2} \log \cosh(a_2 Y),$$

$$g_2(Y) = \tanh(a_2 Y); \quad (9)$$

$$G_3(Y) = \frac{1}{4} Y^4, \quad g_3(Y) = Y^3. \quad (10)$$

这里,  $g(\cdot)$  为  $G(\cdot)$  的一阶导函数;  $1 \leq a_1 \leq 2$ , 通常取  $a_2 \approx 1$ . 根据 Hyvarinen<sup>[27]</sup> 提出的  $G_1$  和  $G_2$  适用于对计算量要求较高的情况, 且  $G_2$  还适用于信号为超高斯信号或对鲁棒性要求较高的情形, 则  $G_3$  适用于信号为亚高斯信号的情况.

而针对信号高斯类型的判断, 常选用峰度来度量. 峰度可定义为

$$kurt = \frac{E\{S(t)^4\}}{E^2\{S(t)^2\}} - 3, \quad (11)$$

当  $kurt < 0$  时, 源信号  $S(t)$  为亚高斯信号; 当  $kurt = 0$  时, 源信号  $S(t)$  为高斯信号; 当  $kurt > 0$  时, 源信号  $S(t)$  为超高斯信号. 对于待分离信号之一的工频谐波干扰  $N(t)$ , 可表示为如下形式:

$$N(t) = B \sin(2\pi f_0 t + \theta_0), \quad (12)$$

式中,  $B$  为信号幅值, 理论上可为任意常数, 但在以往开展的实际工作中发现, 干扰信号的最大幅度一般不超过信号幅度的  $10^3$  倍;  $f_0$  为工频谐波或单频干扰频率, 由于仪器系统是以拉莫频率为中心的 50 Hz 的通频带范围<sup>[30]</sup>, 因而只有拉莫频率附近的一或两个工频谐波干扰对信号影响较大, 最大频率偏差范围为  $\pm 25$  Hz;  $\theta_0$  为工频谐波干扰的相位.

待分离的另一个信号为核磁共振信号, (1) 式给出了其一般表达式. 下面针对这两个源信号分析其幅值、弛豫时间、频率、相位对峰度值大小的影响, 从而选择合适的非线性函数进行 FastICA.

结合 (11) 和 (12) 式可知, 峰度值的大小与工频谐波干扰及核磁共振信号幅值无关, 且考虑到核磁共振信号表达式中  $|\cos(2\pi f_L t + \varphi_0)| \leq 1$ , 因此仅考虑工频谐波干扰的频率、相位和核磁共振信号的弛豫时间对峰度值的影响, 如表 1 和表 2 所列.

表 1 工频谐波干扰在不同频率及相位处的峰度值  
Table 1. Kurtosis of power-line harmonics at different frequency  $f_0$  and phase  $\theta_0$  values.

$f_0/\text{Hz}$	$\theta_0/\text{rad}$	$kurt$
2200	$\pi/6$	-1.50
2300	$\pi/4$	-1.50
2350	$\pi/10$	-1.50
2400	$\pi/2$	-1.50
2450	$\pi/3$	-1.50

表2 核磁共振信号在不同弛豫时间处的峰度值  
Table 2. Kurtosis of an MRS signal at different relaxation time  $T_2^*$ .

$T_2^*/\text{ms}$	kurt	$T_2^*/\text{ms}$	kurt
60	4.49	100	1.52
150	0.11	180	-0.32
200	-0.51	300	-1.03
500	-1.32	800	-1.43

从表1数据可知, 无论工频谐波干扰的频率、相位如何变化, 其峰度值均为固定值且均小于零, 因此可判断工频谐波干扰为亚高斯信号. 从表2可以看到, 在一定范围(30—1000 ms)内峰度值随着弛豫时间的增大而减小, 按照前文所述判断, 此时MRS信号由超高斯信号变化到亚高斯信号, 且在弛豫时间为156 ms左右为峰度值的零点. 根据Schirov等<sup>[1]</sup>提出弛豫时间在大于180 ms时岩石物理信号显示该地区地下水赋存状态适合地下水开采. 针对MRS找水仪在地下水开采方面的有效应用, 本文选择弛豫时间大于或等于180 ms的MRS信号作为研究对象, 因此这里考虑MRS信号为亚高斯信号的情况. 由于工频谐波干扰和MRS信号均为亚高斯信号, 据文献<sup>[31]</sup>的详细论证, (8)和(9)式分离源信号均为亚高斯信号的混合信号时得不到理想的分离效果, 而(10)式能有效地分离亚高斯信号, 因此本文选择(10)式作为FastICA算法的非线性函数进行信噪分离.

将(10)式、 $\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}(t)$ (此处的观测信号 $\mathbf{X}(t)$ 是经过中心化和白化的, 目的是使观测信号

的均值为零且相关性更小)代入(7)式可得

$$J(Y) \approx \left[ E\left(\frac{1}{4} (\mathbf{W}^T \mathbf{X})^4\right) - E\left(\frac{1}{4} (Y_{\text{Guass}}^4)\right) \right]^2. \quad (13)$$

从(13)式可以看到, 要想负熵 $J(Y)$ 最大, 只需要求解分离矩阵 $\mathbf{W}$ 即可达到目的, 因此, 独立成分的求解过程转换为寻找分离矩阵 $\mathbf{W}$ 的过程, 而 $\mathbf{W}$ 的解可通过对 $E\left(\frac{1}{4} (\mathbf{W}^T \mathbf{X})^4\right)$ 进行优化来获得. 根据牛顿迭代法得到迭代(14)式:

$$\begin{aligned} & \mathbf{w}_i(\eta + 1) \\ &= E\left(XG'(\mathbf{w}_i^T(\eta)\mathbf{X})\right) \\ & \quad - E\left(G''(\mathbf{w}_i^T(\eta)\mathbf{X})\right)\mathbf{w}_i(\eta) \\ &= E\left(\mathbf{X}(\mathbf{w}_i^T(\eta)\mathbf{X})^3\right) \\ & \quad - 3E\left((\mathbf{w}_i^T(\eta)\mathbf{X})^2\right)\mathbf{w}_i(\eta), \end{aligned} \quad (14)$$

$$\mathbf{w}_i(\eta + 1) = \frac{\mathbf{w}_i(\eta + 1)}{\|\mathbf{w}_i(\eta + 1)\|}. \quad (15)$$

(14)和(15)式中的 $\eta$  ( $\eta = 1, 2, 3, \dots$ )为迭代步数,  $\mathbf{w}_i(\eta)$ 为 $\mathbf{W}$ 对应的其中一个行向量. 当 $\mathbf{w}_i(\eta)$ 和 $\mathbf{w}_i(\eta + 1)$ 之差小于某个收敛条件时, 则停止迭代, 此时 $E\left(\frac{1}{4} (\mathbf{W}^T \mathbf{X})^4\right)$ 达到最优值, 并且负熵 $J(Y)$ 最大, 估计信号 $\mathbf{Y}(t)$ 的非高斯性最强, 从而表明混合信号 $\mathbf{X}(t)$ 得到了有效分离. (15)式实现了对 $\mathbf{w}_i(\eta + 1)$ 的归一化. 图1给出了FastICA算法的过程框图.

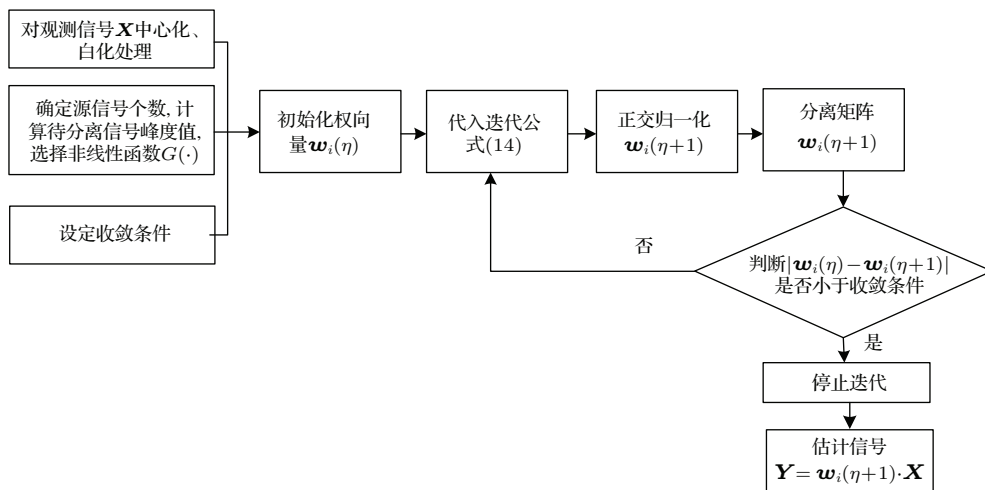


图1 FastICA 算法框图

Fig. 1. Diagram of the FastICA algorithm.



### 2.3 ICA用于MRS信号消噪的适用性分析

#### 2.3.1 基于数字正交的输入数据矩阵构造

在应用ICA算法进行源信号分离时,要求观测信号数目要大于或等于独立源数目.然而,MRS信号所包含的噪声源中,噪声干扰复杂,导致独立源个数未知,且考虑到仪器设备的限制,采集到的观测信号的个数小于源信号的个数,从而无法满足ICA的应用条件,称此为欠定盲源分离<sup>[32]</sup>.鉴于本文的处理对象是全波MRS信号中的工频谐波干扰,或与其特征类似的某一单频干扰,因而,提出采用基于数字正交的输入数据矩阵构造观测信号方法<sup>[33]</sup>来解决这一难题.

假设观测信号 $X(t)$ 由理想MRS信号 $E(t, q)$ 以及工频干扰 $N(t)$ 构成,如(16)式所表示:

$$X(t) = bE(t, q) + cN(t) = bE(t, q) + c \sin(2\pi f_0 t + \theta_0), \quad (16)$$

其中 $b, c$ 为任意常数.由于相位难以估计,因此将(16)式做进一步的分解:

$$X(t) = bE(t, q) + c \sin(2\pi f_0 t + \theta_0) = bE(t, q) + c \sin(2\pi f_0 t) \cos \theta_0 + c \cos(2\pi f_0 t) \sin \theta_0. \quad (17)$$

(17)式中的 $\cos \theta_0, \sin \theta_0$ 是不随时间变化的常量,设

$$c_1 = c \cos \theta_0, \quad c_2 = c \sin \theta_0, \quad (18)$$

则

$$X(t) = bE(t, q) + c_1 \sin(2\pi f_0 t)$$

$$+ c_2 \cos(2\pi f_0 t). \quad (19)$$

最终可将观测信号 $X(t)$ 表示成(19)式的形式.从(19)式可以看到,原本未知相位的工频干扰转化成了两个零相位、相互正交的正余弦信号.至此,可构造 $X_1(t) = c_1 \sin(2\pi f_0 t), X_2(t) = c_2 \cos(2\pi f_0 t)$ 作为观测信号 $X(t)$ 另外两路输入信号,从而解决欠定盲源分离问题.

#### 2.3.2 基于频谱校正方法的有效信号幅值的恢复

由于ICA是一种统计方法,只能分离出具有最大统计独立性的信号来近似源信号波形,而分离信号与源信号相比可能存在着幅值和次序的不一致性<sup>[34]</sup>.就顺序不定问题,可通过频谱分析和对全波核磁信号的先验知识来确定相对应的信号,对整体分离结果无影响.然而,对于幅值和源信号不一致问题,将导致对含水量的错误估计,因而有效MRS信号幅值的恢复显得至关重要.针对这一问题,本文提出频谱校正方法进行分离信号幅值恢复,过程如图2所示:含噪MRS信号即观测信号进行频谱分析,确定拉莫频率处频谱幅度值 $d$ ;另一方面将观测信号进行ICA,得到了分离MRS信号,将此信号进行频谱分析,确定拉莫频率处的频谱幅度值 $r$ ,计算 $d$ 与 $r$ 之间相差倍数 $z$ ,经 $z \times r$ 得到MRS信号恢复后频谱幅度值 $k$ ;最后经快速傅里叶逆变换(inverse fast Fourier transform, IFFT)得到恢复后的MRS信号,即目标源信号.值得注意的是,若实测MRS信号受到尖峰噪声的影响,导致在信号频域图上已分辨不出该地区拉莫频率处的频谱幅度时,可先采用基于NEO理论的方法去除尖峰噪声<sup>[16]</sup>,再进行信号幅值的恢复.

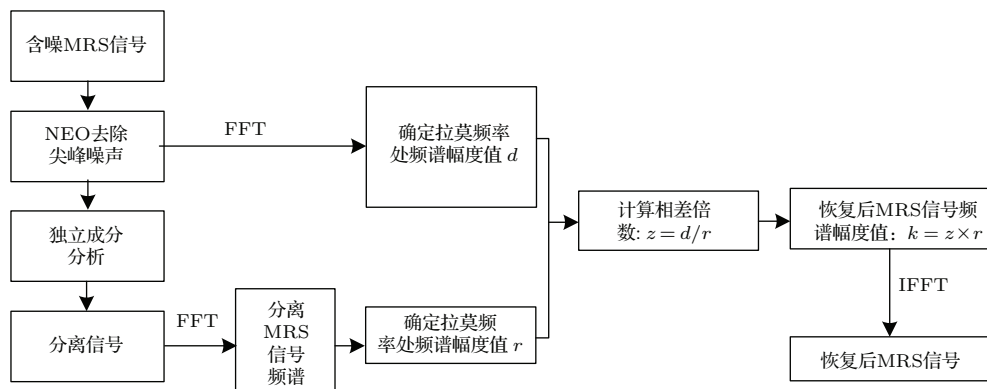


图2 频谱校正过程框图

Fig. 2. Process of the spectrum correcting method.

### 3 基于ICA的MRS信号消噪算法仿真

根据上述ICA原理及理论分析,在MATLAB 7.0编程环境下开展了算法的仿真实验.依据(1)式 $E(t, q)$ ,选用拉莫频率 $f_L$ 为2325 Hz,幅值 $E_0(q)$ 为150 nV,弛豫时间 $T_2^*$ 为200 ms的全波核磁共振信号作为目标理想源信号.依(12)式,在该信号拉莫频率附近添加2300 Hz和2350 Hz的两种工频谐波干扰 $N_1(t)$ 和 $N_2(t)$ ,按照 $X(t) = E(t, q) + 0.40E_0(q)N_1(t) + E_0(q)N_2(t)$ 的形式混合构成信噪比为-5.64 dB的观测信号,此时全波MRS信号被噪声淹没,如图3(a)所示,图3(b)为其对应频谱.在只有单通道观测信号的情况下,为了实现信号与工频谐波干扰的有效分离,采用基于ICA的FastICA算法以及数字正交法构造频率分别为2300 Hz和2350 Hz的正余弦信号作为另外4个输入达到滤除噪声的目的.为了清晰地显示信号特征,图3(c)–(f)给出了局部放大图.图4分别给

出了5个分离信号及分离信号1的频谱.

由图4(a)可以看出,在ICA分离后,MRS信号的幅值约2.80 nV,较已知的理想MRS信号初始振幅150 nV相距甚远.因此,这里采用频谱校正法进行分离MRS信号的幅值恢复.为了更清晰地对比分离前后的有效MRS信号,图5给出了频谱校正后的MRS信号与理想MRS信号的时域波形对比及两者的频谱对比.

从图5可以看出,经过频谱校正后再转换到时域的MRS信号图形虽在边缘有小幅度的波动,但在整体形态上与理想MRS信号非常接近.并且,经过计算分离校正后的MRS信号的信噪比SNR达到了23.65 dB,较分离前的-5.64 dB提高了29.29 dB.为了获得信号的关键参数初始振幅 $E_0(q)$ 和弛豫时间 $T_2^*$ ,进行包络提取和数据拟合.经计算,拟合后的信号振幅为150.93 nV,相对误差为0.62%;拟合后的信号弛豫时间为195.60 ms,相对误差为-2.20%,初始振幅与弛豫时间的相对误差都控制在 $\pm 5.00\%$ 以内.

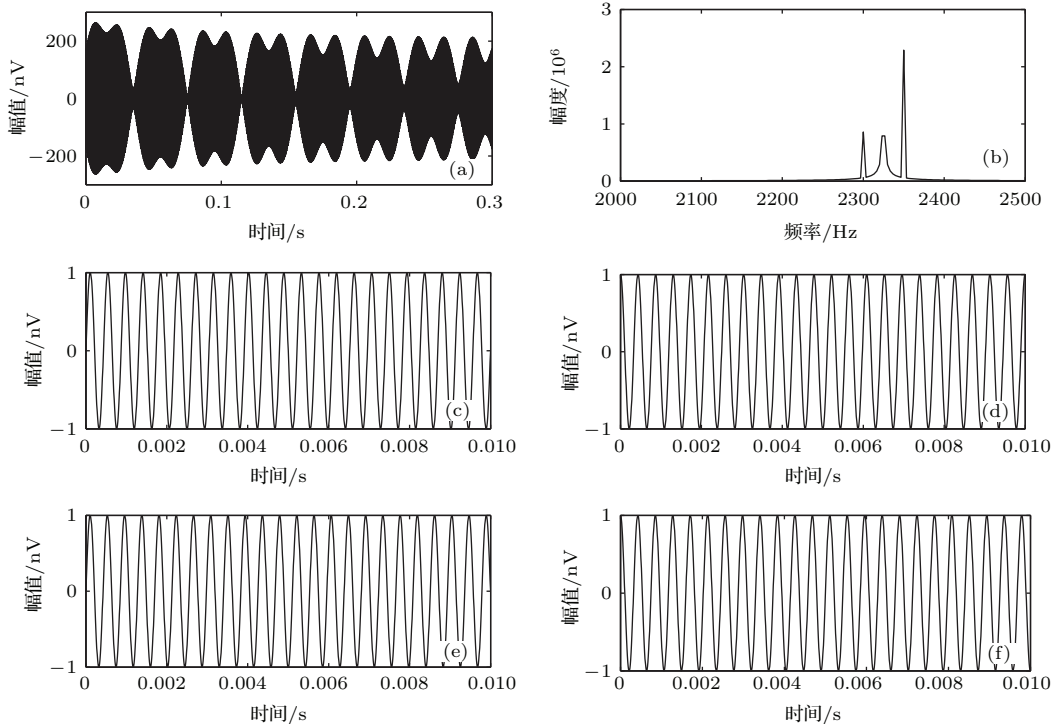


图3 混合观测MRS信号及其频谱、构造的正余弦信号 (a)混合观测MRS信号;(b)信号频谱;(c)构造的频率2300 Hz的正弦信号;(d)构造的频率2300 Hz的余弦信号;(e)构造的频率2350 Hz的正弦信号;(f)构造的频率2350 Hz的余弦信号

Fig. 3. A mixed observed MRS signal and its spectrum, constructed sinusoidal signals and cosine signals: (a) A mixed observed MRS signal; (b) the corresponding spectrum of panel (a); (c) a constructed sinusoidal signal with frequency at 2300 Hz; (d) a constructed cosine signal with frequency at 2300 Hz; (e) a constructed sinusoidal signal with frequency at 2350 Hz; (f) a constructed cosine signal with frequency at 2350 Hz.

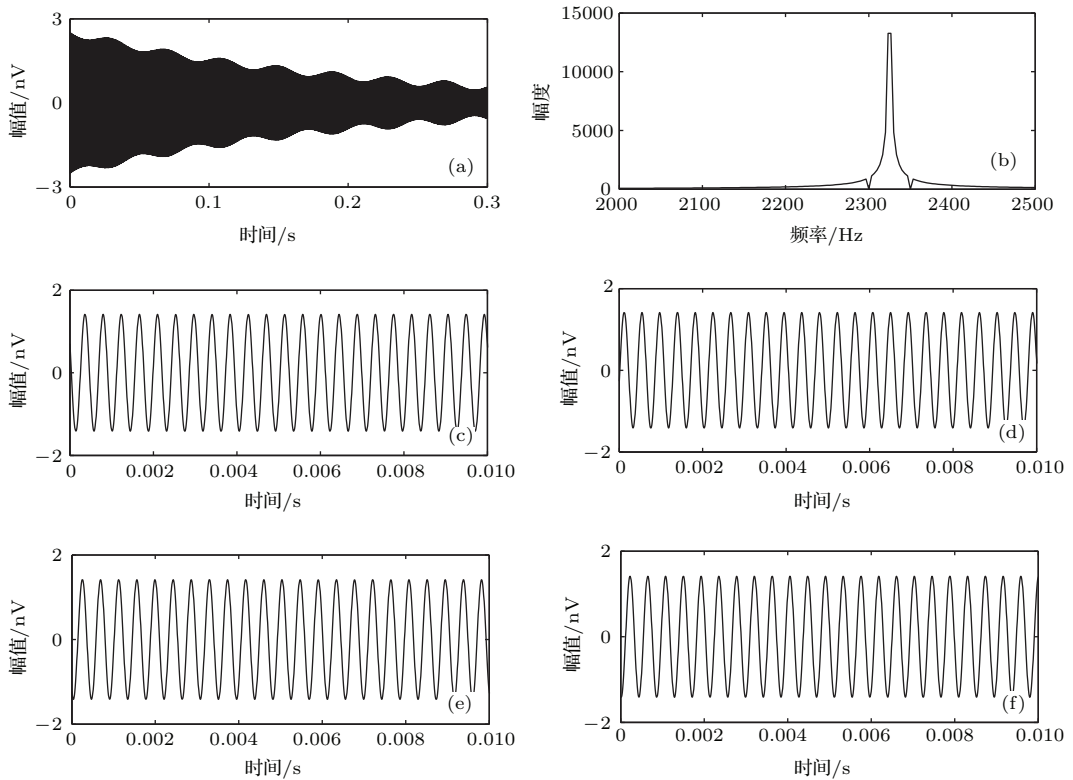


图4 分离信号及分离信号1频谱 (a)分离信号1; (b)分离信号1频谱; (c)分离信号2; (d)分离信号3; (e)分离信号4; (f)分离信号5

Fig. 4. Separated signals and spectrum of separated signal 1: (a) Separated signal 1; (b) spectrum of separated signal 1; (c) separated signal 2; (d) separated signal 3; (e) separated signal 4; (f) separated signal 5.

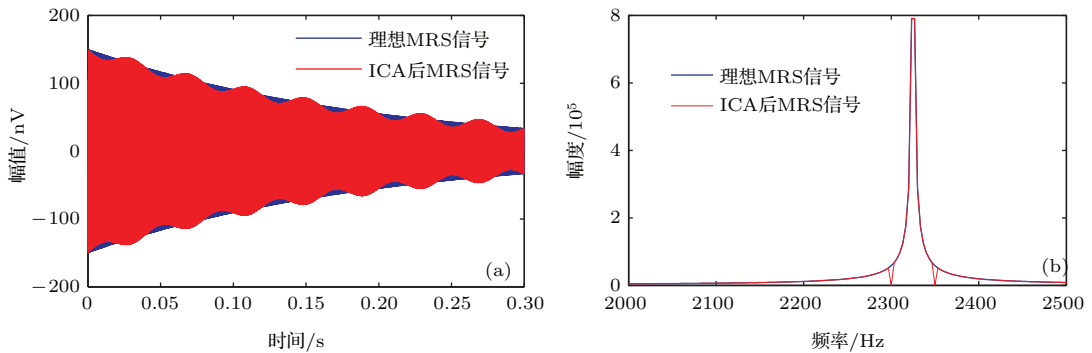


图5 理想MRS信号与ICA后信号的对比 (a)时域图; (b)频谱图

Fig. 5. Comparison of an ideal MRS signal and a denoised MRS signal after ICA: (a) Time-domain plot of two signals; (b) the corresponding spectrum of panel (a).

为了验证本文算法的适应性,构造了初始振幅为定值 150 nV,选择不同弛豫时间的 MRS 信号,加入频率分别为 2300 Hz 和 2350 Hz 的工频干扰,经本文算法提取的初始振幅  $E_0(q)'$ 、弛豫时间  $T_2^{*'}$ 、相对误差如表 3 所列.同理,弛豫时间为定值 150 ms,初始振幅  $E_0(q)$  变化,提取的特征参数及相对误差如表 4 所列.

由表 3 可以看出,当 MRS 信号初始振幅  $E_0(q)$

一定,弛豫时间  $T_2^*$  在一定范围变化时,采用本文算法提取的初始振幅  $E_0(q)'$  和弛豫时间  $T_2^{*'}$  的相对误差随之在一定范围变化,但均控制在  $\pm 5.00\%$  以内.由表 4 可知,当弛豫时间  $T_2^*$  取某一特定值时,无论初始振幅  $E_0(q)$  如何变化,提取的  $T_2^{*'}$  和  $E_0(q)'$  两者的相对误差变化甚微,这表明 FastICA 算法性能不受核磁共振信号初始振幅的影响,与前面基于峰度判断信号高斯性从而确定 FastICA 算法非线性



函数选择的结论相一致. 为表明这一结论, 开展了不同  $E_0(q)$  在其他弛豫时间下的重复实验, 获得相同的实验结论, 且提取参数的数据拟合误差均小于  $\pm 5.00\%$ . 因此, 采用本文算法可实现全波 MRS 信号与工频谐波干扰及某一单频干扰的有效分离, 且初始振幅  $E_0(q)$  和弛豫时间  $T_2^*$  的相对误差均控制

在  $\pm 5.00\%$  以内, 满足应用要求.

为了进一步验证本文提出算法的性能, 考虑到所提算法是基于单通道采集全波数据进行的消噪处理, 因而将该算法与传统的陷波器滤波方法<sup>[10]</sup>进行了对比. 图 6 给出了原始  $SNR = -5.64$  dB 时一组全波 MRS 数据采用两种算法处理的结果.

表 3  $E_0(q) = 150$  nV, 特征参数提取值及相对误差  
Table 3. When  $E_0(q) = 150$  nV, extracted values of characteristic parameters and their relative error.

		$T_2^*/\text{ms}$						
		120	180	200	300	500	800	900
$T_2^*/\text{ms}$	提取值	114.12	175.64	195.67	295.08	493.22	802.19	904.85
	相对误差/%	-4.90	-2.42	-2.17	-1.64	-1.36	0.27	0.54
$E_0(q)'/\text{nV}$	提取值	155.25	151.29	150.92	150.13	149.69	149.98	149.99
	相对误差/%	3.50	0.86	0.61	0.09	-0.21	-0.01	-0.01

表 4  $T_2^* = 150$  ms, 特征参数提取值及相对误差  
Table 4. When  $T_2^* = 150$  ms, extracted values of characteristic parameters and their relative error.

		$E_0(q)/\text{nV}$						
		100	150	200	300	500	800	1000
$T_2^*/\text{ms}$	提取值	145.35	145.33	145.35	145.34	145.33	145.34	145.33
	相对误差%	-3.10	-3.11	-3.10	-3.11	-3.11	-3.11	-3.11
$E_0(q)'/\text{nV}$	提取值	101.54	152.32	203.09	304.64	507.74	812.36	1015.50
	相对误差%	1.54	1.55	1.54	1.55	1.55	1.54	1.55

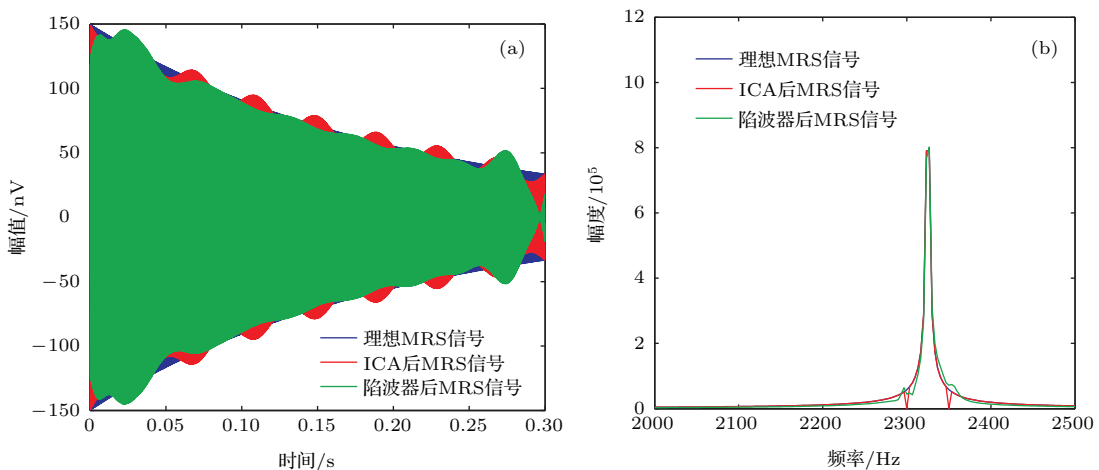


图 6 两种算法时、频域对比图 (a) 时域对比图; (b) 频域对比图

Fig. 6. Comparative plots of the time and frequency domain by two algorithms: (a) Time-domain plots; (b) the corresponding spectrum of panel (a).

同时, 图 7 给出了在不同原始信噪比的条件下, 采用两种算法后信噪比的提高程度曲线图.

综合上述仿真结果, 由图 6(a) 得出, 采用陷波

器滤除工频干扰的同时, MRS 信号首、尾部分别呈现出明显的失真, 且信噪比为 13.76 dB, 而 ICA 后信噪比达到了 23.65 dB. 同时, 从图 7 可知, 采用陷

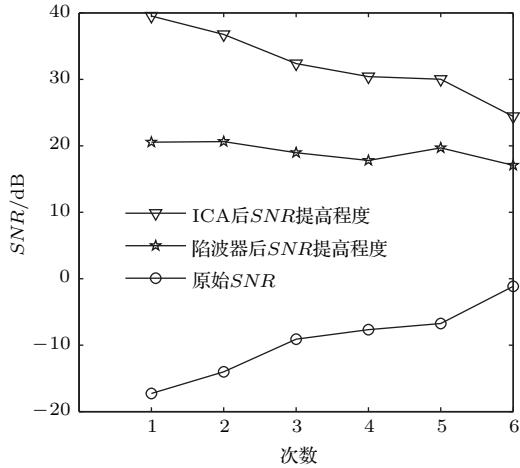


图7 原始SNR及其提高程度

Fig. 7. Original SNR and the corresponding improved degree.

波器滤波后SNR提高程度远小于本文提出的算法,说明本文算法在滤除工频干扰时性能优于传统的陷波器方法,并且应用两种算法均呈现出输入SNR越小,输出SNR的提高程度越大的情况,表明本文算法更适合处理强工频干扰的含噪MRS信号.

#### 4 实测MRS信号的ICA实现

为了进一步验证算法的有效性,开展了野外实测数据的处理实验.在长春市烧锅镇实验场地(该地区的拉莫频率为2326 Hz)采集了多组数据,开展了ICA算法的实测数据处理.图8、图9和图10分别为采用本文算法处理的三组实测MRS信号的时、频域对比图.

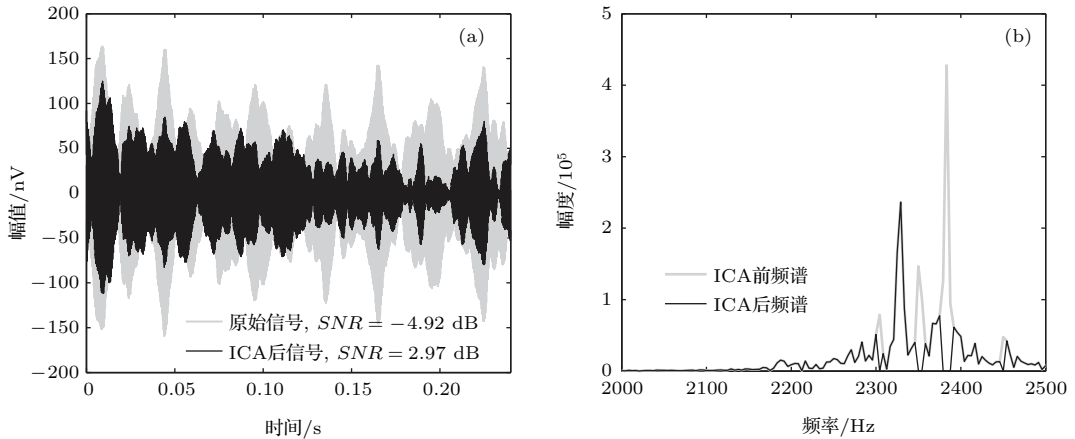


图8 第一组数据ICA处理前后实测MRS信号及其频谱 (a) 时域对比图; (b) 频域对比图

Fig. 8. For the first group of measurements, a field measured MRS signal and its spectrum before and after ICA: (a) Time-domain plots; (b) the corresponding spectrum of panel (a).

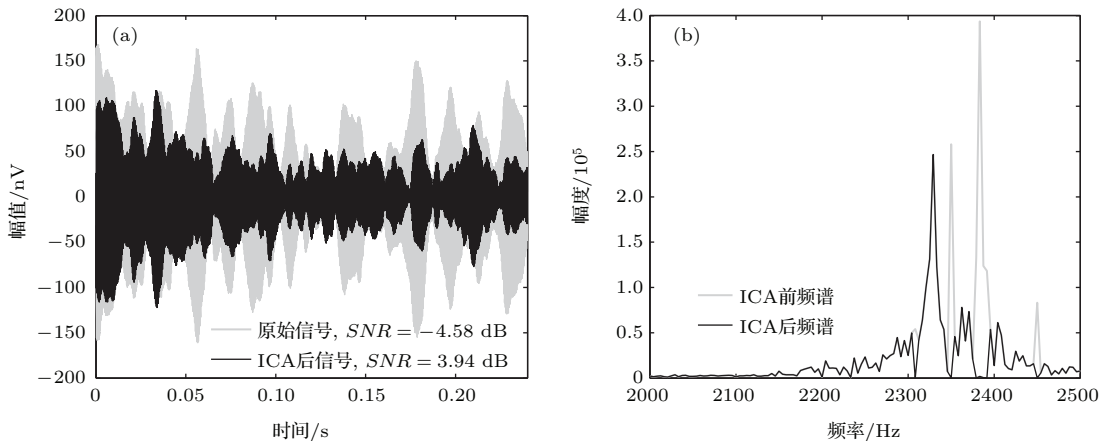


图9 第二组数据ICA处理前后实测MRS信号及其频谱 (a) 时域对比图; (b) 频域对比图

Fig. 9. For the second group of measurements, a field measured MRS signal and its spectrum before and after ICA: (a) Time-domain plots; (b) the corresponding spectrum of panel (a).

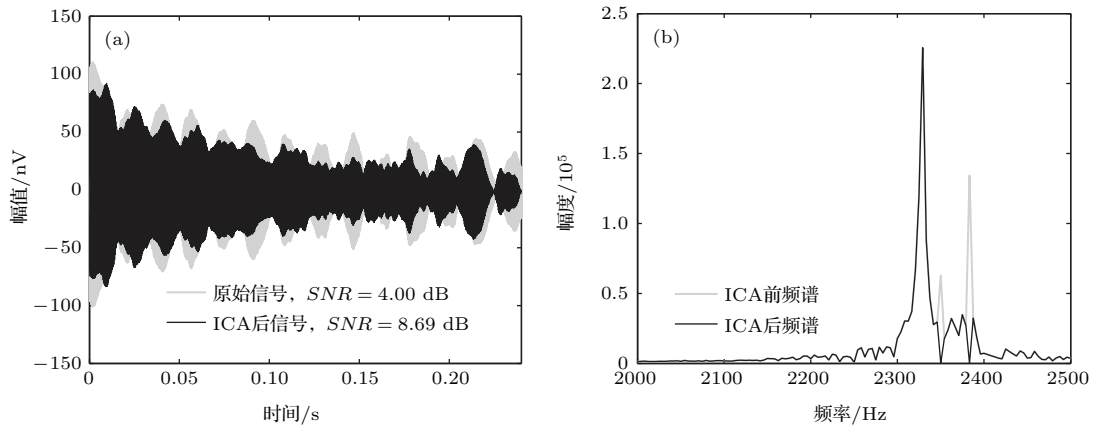


图 10 第三组数据 ICA 处理前后实测 MRS 信号及其频谱 (a) 时域对比图; (b) 频域对比图

Fig. 10. For the third group of measurements, a field measured MRS signal and its spectrum before and after ICA: (a) Time-domain plots; (b) the corresponding spectrum of panel (a).

## 5 结 论

本文提出采用基于FastICA算法以及数字正交法构造输入通道信号方式,开展MRS信号去噪方法研究.在算法应用过程中选择了适合于MRS信噪特征的非线性函数,并且针对分离信号幅值不定问题,提出并采用了频谱校正方法还原信号本身的幅度.通过仿真实验、与传统陷波器滤波方法的对比分析以及实测数据的处理,从时域、频域和分离信号特征参数提取误差等方面,证明了该算法在去除MRS信号中工频干扰或某一单频干扰的有效性和实用性.然而,实测MRS信号中的噪声不仅仅包含工频谐波类干扰,还含有白噪声、尖峰噪声等多种噪声,后续工作重点是研究如何将ICA方法应用到实测MRS信号多种噪声的滤除.

## 参考文献

- [1] Schirov M, Legchenko A, Greer G 1991 *Explor. Geophys.* **22** 333
- [2] Legchenko A, Baltassat J M, Beauce A, Bernard J 2002 *J. Appl. Geophys.* **50** 21
- [3] Lubczynski M, Roy J 2003 *J. Hydrol.* **283** 19
- [4] Yaramanci U, Legchenko A, Roy J 2008 *J. Appl. Geophys.* **66** 71
- [5] Hao H C 2013 *M. S. Dissertation* (Changchun: Jilin University) (in Chinese) [郝荟萃 2013 硕士学位论文 (长春: 吉林大学)]
- [6] Lin T T, Hui F, Jiang C D, Lin J 2013 *Chinese J. Geophys.* **56** 2849 (in Chinese) [林婷婷, 慧芳, 蒋川东, 林君 2013 地球物理学报 **56** 2849]
- [7] Juan P, Felix R 2002 *J. Appl. Geophys.* **50** 83
- [8] Chalikakis K, Nielsen M R, Legchenko A 2008 *J. Appl. Geophys.* **66** 176
- [9] Legchenko A, Valla P 2002 *J. Appl. Geophys.* **50** 3
- [10] Legchenko A 2007 *Boletín Geológico y Minero* **118** 489
- [11] Legchenko A, Valla P 2003 *J. Appl. Geophys.* **53** 103
- [12] Strehl S, Rommel I, Hertrich M, Yaramanci U 2006 *Proceedings of the 3rd Magnetic Resonance Sounding International Workshop* Madrid, Spain, October 25–27, 2006 p65
- [13] Strehl S 2006 *M. S. Dissertation* (Berlin: Technical University of Berlin)
- [14] Dalgaard E, Auken E, Larsen J J 2012 *Geophys. J. Int.* **191** 88
- [15] Müller-Petke M, Costabel S 2014 *Near Surf. Geophys.* **12** 199
- [16] Walsh D O 2008 *J. Appl. Geophys.* **66** 140
- [17] Walsh D O 2008 *US Patent* 7 466 128 B2
- [18] Jiang C D, Wang Z X, Lin J, Sun S Q, Tian B F, Duan Q M, Rong L L 2009 *The 4th International Workshop on the Magnetic Resonance Sounding Method Applied to Non-invasive Groundwater Investigations Proceedings* Grenoble, France, October 20–23, 2009 p101
- [19] Jiang C D, Lin J, Duan Q M, Sun S Q, Tian B F 2011 *Near Surf. Geophys.* **9** 459
- [20] Tian B F, Lin J, Duan Q M, Jiang C D 2012 *Chinese J. Geophys.* **55** 2462 (in Chinese) [田宝凤, 林君, 段清明, 蒋川东 2012 地球物理学报 **55** 2462]
- [21] Yang J, Chen S S, Huangfu H R, Liang P P, Zhong N 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 058701 (in Chinese) [杨剑, 陈书桑, 皇甫浩然, 梁佩鹏, 钟宁 2015 物理学报 **64** 058701]
- [22] Kulchandani J, Dangarwala K J 2014 *Int. J. Computer Sci. Inform. Technol.* **5** 6739
- [23] Xing Y Q, Wang X D, Bi K, Hao X D 2014 *Control Decis.* **29** 411 (in Chinese) [邢雅琼, 王晓丹, 毕凯, 郝新娣 2014 控制与决策 **29** 411]
- [24] An Y W, Wang S 2013 *Chin. Phys. C* **37** 037006
- [25] Wang W B, Zhang X D, Wang X L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 050201 (in Chinese) [王文波, 张晓东, 汪祥莉 2013 物理学报 **62** 050201]

- [26] Comon P 1994 *Signal Processing* **36** 287
- [27] Hyvarinen A 1999 *IEEE Trans. Neural Networks* **10** 626
- [28] Hyvarinen A, Oja E 1997 *Neural Comput.* **9** 1483
- [29] Fu W H, Yang X N, Liu N A 2008 *J. Electron. Inform. Technol.* **30** 1853 (in Chinese) [付卫红, 杨小牛, 刘乃安 2008 电子与信息学报 **30** 1853]
- [30] Lin J, Duan Q M, Wang Y J 2011 *Theory and Design of Magnetic Resonance Sounding Instrument for Groundwater Detection and Its Applications* (Vol. 1) (Beijing: Science Press) p171 (in Chinese) [林君, 段清明, 王应吉 2011 核磁共振找水仪原理与应用 (北京: 科学出版社) 第 171 页]
- [31] Liu N 2012 *Ph. D. Dissertation* (Xi'an: Xidian University) (in Chinese) [刘宁 2012 博士学位论文 (西安: 西安电子科技大学)]
- [32] Chen Y, Lü S X, Wang M J, Feng J C 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 090501 (in Chinese) [陈越, 吕善翔, 王梦蛟, 冯久超 2015 物理学报 **64** 090501]
- [33] Wu X P, Zhan C A, Zhou H Q, Feng H Q 2000 *J. Univ. Sci. Technol. China* **30** 671 (in Chinese) [吴小培, 詹长安, 周荷琴, 冯焕清 2000 中国科学技术大学学报 **30** 671]
- [34] Yan H W, Huang X L, Zhao Y, Si J F, Liu T B, Liu H X 2014 *Chin. Phys. B* **23** 118702

# Noise cancellation method for full-wave magnetic resonance sounding signal based on independent component analysis\*

Tian Bao-Feng Zhou Yuan-Yuan Wang Yue Li Zhen-Yu Yi Xiao-Feng<sup>†</sup>

(College of Instrumentation and Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130061, China)

(Received 18 March 2015; revised manuscript received 14 July 2015)

## Abstract

Signal collected from magnetic resonance sounding (MRS) instrument is only a few tens of nano-volt and susceptible to environmental noise, leading to a low signal-to-noise ratio. In addition, the accuracy of characteristic parameter extraction from MRS signal is seriously affected, and the resulting error of the subsequent inversion interpretation increases. In this paper, a fast fixed-point algorithm for independent component analysis (FastICA) is utilized to enhance the performance in the high noisy environment. First, the applicability of FastICA algorithm to noise cancellation of MRS signal is analyzed. Whether the mixed signal can be separated completely depends on the appropriate choice of nonlinear function in FastICA algorithm, moreover, the choice of nonlinear function is closely related to the Gaussian type of signal. Thus, in this process, the kurtoses of noise and full-wave MRS signal are calculated, and then the Gaussian type of signal is determined. Therefore based on the Gaussian type of signal, we can choose the corresponding nonlinear function applied to the FastICA algorithm in order to realize the effective separation of the mixed signals. Secondly, undetermined blind source separation is one of common problems of ICA. To cope with this tough situation, a digital orthogonal method is adopted to construct some extra observed signals combined with the existing observed one as the input signal of this algorithm. Hence, the digital orthogonal method can satisfy the application condition of ICA, i.e., the number of observed signal must be greater than or equal to that of source signal. This means that it is able to remove the application limitation of ICA when there is only one observed signal. Owing to the problem of variable amplitude of separated signals after ICA, it is crucial to recover the initial amplitude of the separated MRS signal, because it represents the amount of water content in the aquifer. Aiming at this problem, a spectrum correcting method is proposed. In frequency domain, the spectrum of separated MRS signal is restored into the original value that is the spectrum of observed signal at Larmor frequency, then transformed into time domain by inverting fast Fourier transform to obtain the desired MRS signal.

In the validation of the proposed algorithm, two tests are considered: simulation and field data processing. In the simulation case, the observed signal constructed by full-wave MRS signal and two power-line harmonics with different frequencies is the main processing object, and the proposed algorithm is utilized to realize the observed signal separated into ideal MRS signal and noise effectively. To verify the applicability of this proposed algorithm further, under the condition of different initial amplitudes and relaxation times, the characteristic parameters of separated MRS signal are extracted by this proposed algorithm and the corresponding relative fitting error is determined. The simulation results show that adopting this algorithm can effectively realize the separation of the noisy full-wave MRS signal. In addition, the relative errors of initial amplitude and relaxation time after data fitting are both within  $\pm 5.00\%$ . When compared with the denoising ability of some other classical algorithms, the performance of this proposed algorithm is superior. Finally, this algorithm is applied to the processing of the field data. The results indicate that power-line harmonics and other single-frequency interference contained in the MRS signal can be removed effectively.

**Keywords:** magnetic resonance sounding, independent component analysis, fast fixed-point algorithm, noise interference

**PACS:** 93.85.Bc

**DOI:** 10.7498/aps.64.229301

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 41204079).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [yixiaofeng@jlu.edu.cn](mailto:yixiaofeng@jlu.edu.cn)