

基于快速独立分量分析的自电测井信号去噪

江华根, 杨斌红, 敖春来, 邹连亮
(中国人民解放军 68612 部队, 银川 750021)

摘要: 针对自然电位测井信号中的噪声, 提出了一种运用快速独立分量分析原理对自然电位测井信号进行去噪的方法。详细研究了自然电位测井信号噪声特性以及独立分量分析原理, 应用基于负熵的 FASTICA 算法对自然电位测井信号进行去噪, 并与小波去噪的效果进行比较。结果表明, 该去噪方法更简单容易、去噪效果好、自适应能力强。

关键词: 自然电位测井信号; 噪声分析; Fastiac 算法

中图分类号: P631.8⁺11

文献标识码: A

文章编号: 1000-3665(2013)01-0029-05

自然电位测井是进行水文地质勘测的主要手段之一, 长期以来在勘测地下水资源方面发挥了重要作用^[1-3]。由于受诸多因素的干扰, 自然电位测井信号往往发生漂移, 给测井解释带来很大困难, 目前去噪方法主要有: (1) 傅立叶变换^[4], 当信号具有明显区别于噪声的频谱特性时, 结合适当的滤波方法(如高通、带通或低通滤波器), 可以快速有效地将噪声从信号中去除, 然而, 自然电位测井信号大多数是非平稳信号, 其频谱沿时间轴无限扩展, 傅立叶变换不能分辨出对应频率成分出现的具体时刻, 故对于非平稳信号傅立叶变换显得无能为力。(2) 小波变换^[5-6], 通过小波基函数的不断伸缩和平移, 实现了信号的时频分析局域化, 很好地解决了时间和频率分辨率的矛盾, 能够同时保留信号的时域特征和频域特征, 因此适合对非平稳信号进行时频局部分析。其中以小波阈值去噪应用最为广泛, 但具体阈值的选择对去噪效果有巨大影响, 同时在信号的不连续点处, 去噪后容易出现伪吉普斯现象。故实际应用要根据具体情况合理运用。所以, 采用一种更有效的方法去除自然电位测井信号的噪声, 对提高信噪比输出和高效正确的测井解释显得很重要。

1 自然电位测井信号噪声分析

自然电位测井时因受到周围环境、测井设备和地质结构等的影响, 致使测井信号存在各种干扰噪声。结合前人研究和工程实际, 自然电位测井信号噪声干

扰可分为: 工业游散电流干扰, 绞车磁化干扰, 方波供电电流干扰, 电极电位干扰等。同时根据噪声的功率谱特点可以大致分为有色背景噪声、窄带噪声、随机脉冲噪声, 50Hz 工频噪声等^[7-10]。

1.1 噪声分类

(1) 有色背景噪声

主要由工业游散电流形成, 表现为大小不等的不规则锯齿状干扰, 主要原因是在测井过程中, 周围大型电力设备在工作, 如发电机和电焊机等。

(2) 窄带噪声

主要来源于绞车磁化干扰和方波供电电流干扰, 表现为正弦波的叠加。绞车磁化引起自然电位干扰原因是, 测井电缆线在绞车滚筒上相当于一个大线圈, 当绞车上的部件被磁化, 测井时滚筒转动, 电缆切割磁力线, 在电缆中产生感应电动势, 该电动势进入自然电位测量通道产生干扰。方波供电电流干扰是由于自然电位测井时往往和视电阻率曲线并测, 在并测过程中这种方波电流引起的干扰表现为高频干扰, 自然电位曲线在某些层段, 特别是在高阻地层表现为模糊一片, 其原因是视电阻率测井的下井电流为矩形波交流电, 交流产生的电场在 M 电极上产生的交变信号进入自然电位测量线路中, 从而引起干扰。

(3) 随机脉冲噪声

此类噪声主要是电极极化干扰, 因为在自然电位测井过程中, 电极与泥浆之间会产生一个电动势, 一般情况下这个电动势很稳定, 加在自然电位测井曲线上, 对曲线没有质量影响, 但是当电极移动速度不稳定时就会产生突变, 这是相应的电极电位也会产生突变干扰, 类似于一个脉冲噪声。

(4) 工频干扰噪声

由于自然电位测井过程中, 周围存在大量高压电

收稿日期: 2012-04-16; 修订日期: 2012-06-12

作者简介: 江华根(1958-), 男, 本科, 高级工程师, 主要从事野战给水及水文地质工作。

E-mail: zou200463@163.com

力线,工频干扰经空气或地面传播形成干扰,直接影响自然电位的测量,影响幅度有时可以达到自然电位信号的几倍甚至几十倍。

1.2 噪声模型

用仿真的方法对各噪声进行建模^[11]:有色背景噪声可用传递函数模型很好地逼近(图1)。其输入激励是均值为0、方差为 σ^2 白噪声,噪声整形滤波环节Z平面上的传递函数可描述为:

$$H(z) = \frac{1}{A(Z)} = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^n a_k Z^{-k}} \quad (1)$$

采用Yule-Wallker的AR模型估计法对所测时域上的背景噪声数据进行估计,即可确定模型参数 σ^2 和 a_k 。

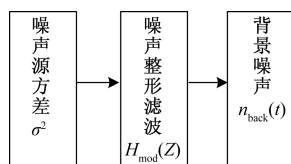


图1 有色背景噪声模型

Fig.1 Noise Model of Colored background

窄带噪声可通过 N 个独立的正弦函数叠加描述:

$$n_{\text{narrow}}(t) = \sum_{i=1}^N A_i(t) \sin(2\pi f_i t + \varphi_i) \quad (2)$$

式中: φ_i —— $0 \sim 2\pi$ 内随机产生;

$A_i(t)$ ——可由有色背景噪声的频谱得到。

脉冲噪声对数据传输的影响程度主要由脉冲幅值、脉冲宽度和脉冲的间隔时间决定,所以可以用单位幅值和单位脉宽的标玄化脉冲 $\text{imp}(t)$ 所表示的脉冲系列来模拟实际的脉冲噪声,即:

$$n_{\text{imp}}(t) = \sum_i A_i \text{imp}\left[\frac{t - t_{a,i}}{t_{w,i}}\right] \quad (3)$$

式中: A_i ——脉冲幅值;

$t_{w,i}$ ——脉冲宽度;

$t_{a,i}$ ——脉冲发生时间。

它们均可以看作是随机变量,其统计特性可以通过大量的噪声测量研究。

2 独立分量分析(ICA)原理

独立分量分析(independent component analysis, ICA)是近十几年来发展起来的一种新的信号处理技术,其处理对象是由一组相互独立的信号源混合而成的信号,最终目的是从混合信号中分离出相互独立的各个信号分量^[12]。噪声在自然电位测井信息中是混合的,观

测到的测井信号中可能存在一种或同时存在多种噪声。由于源信号与噪声之间相互独立,不同噪声之间也相互独立,所以,可以把噪声看成是一种独立的信号源,即观测信号是两个信号源的加性混合。所以可以采用ICA技术去除自然电位测井信号的噪声。

2.1 ICA 模型

以两个信号的独立分量分离为例介绍ICA的基本原理。ICA的线性组合模型中, $S_1(t)$ 、 $S_2(t)$ 是两个非高斯分布的独立源; $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 是两个观察信号(图2),混合矩阵 A 是未知的模型系数:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) & x_2(t) \end{bmatrix}^T = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_1(t) & s_2(t) \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

$$X = A \cdot S \quad (5)$$

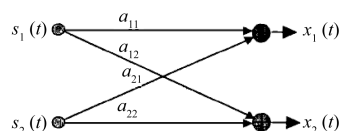


图2 ICA线性模型

Fig.2 ICA Linear model

ICA的目的在独立信号源 $s(t)$ 和混合矩阵 A 都是未知的情况下,希望能寻找到一个分离矩阵 $W = A^{-1}$,从观测信号 $x(t)$ 中进行源信号的分离:

$$\hat{s} = A^{-1} \cdot X = W \cdot X \approx S \quad (6)$$

式中: X ——观测信号向量;

S ——源信号向量;

A ——混合矩阵;

W ——解混矩阵;

$\hat{s}$ —— S 的拷贝或近似。

利用ICA方法可以解决上述问题,关键问题是建立一个能够度量分离结果独立性的目标函数及其相应算法。本文采用一种基于负熵最大化的独立性判据和一种高效的“快速ICA算法”(Fastica)^[13]。

2.2 负熵判决

ICA理论和算法中最重要的问题在于如何判断分离后各分量之间的独立性,目前,常用的独立性判据准则有:负熵、峰度、互信息等。本文采用负熵作为独立性的判据。根据信息论和概率论,在具有单位方差的所有随机变量中,高斯变量具有极大熵,即熵可以用来作为高斯性的一种度量。设一随机变量 y 的概率密度为 $p(y)$:

$$H(y) = - \int p(y) \lg p(y) dy \quad (7)$$

在实际应用中,常用负熵来代替熵,负熵定义为:

$$J(y) = H(y_{\text{Gauss}}) - H(y) \quad (8)$$

式中: y_{Gauss} ——与 y 具有相同方差的高斯随机变量。

当 y 具有高斯分布时, $J(y) = 0$; y 的非高斯性越强, $J(y)$ 的值就越大。因此, 负熵可以作为度量随机变量非高斯性的指标, 但是, 计算负熵的 $p(y)$ 常采用近似公式计算^[14]:

$$J(y) \propto [E|G(y)| - E|G(y_{\text{Gauss}})|]^2 \quad (9)$$

式中: $G(\cdot)$ 可取 $G_1(u) = \frac{1}{a_1} \lg \cos(a_1 u)$ 、 $G_2(u) = -\exp(-u^2/2)$ 。

2.3 Fastica 算法分析

Fastica 算法可分两步: (1) 对观察信号进行预处理, 预处理包括数据集中、白噪声化等; 经过预处理后的信号具有零均值、不相关、单位方差等特征, 降低了后续问题的复杂度。假设经过预处理后的信号为 X , 则有 $E[X \cdot X^T] = I$ 。(2) 寻求分离矩阵 W (W 是针对白化以后的信号), 提取独立分量。

$$\hat{s}_i^{(n)} = w_i^T(n) \cdot X; n = 0, 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

式中: $\hat{s}_i^{(n)}$ —— $S^{(n)}$ 中的某一分量;

$w_i(n)$ ——分离矩阵 $W(n)$ 中与对应的某一行向量;

n ——迭代步数;

i ——独立分量的个数。

用式(6)中定义的目标函数对分离结果 $\hat{s}_i^{(n)}$ 的非高斯性进行度量, 即求分离矩阵 W , 使 $\hat{s}_i^{(n)}$ 的负熵最大, 具体运算时对 $w_i(n)$ 不断迭代调整, Fastica 算法的迭代公式为:

$$w_i(n+1) = E\{XG'(w_i^T(n)X)\} - E\{G''(w_i^T(n)X)\}w_i(n) \quad (11)$$

迭代时, 取初值 $w_i(0)$ 为具有单位范数的向量, 当 $\|w_i(n+1) \times w_i^T(n)\| = 1$ 时, 即收敛, 则可认为 $\hat{s}_i^{(n)} \approx s_i$, 迭代结束, 否则继续用式(11)进行迭代, 直到满足收敛条件为止。同时每次迭代后都要对 $w_i(n)$ 进行归一化处理: 即 $w_i(n) = w_i(n)/\|w_i(n)\|$, 确保式(10)的分量结果具有单位能量, 对于多个独立分量, 重复使用上述过程进行分离, 每提取出一个独立分量后从观测信号中减去, 如此重复, 直至所有的独立分量完全分离。

3 仿真实验

为了验证方法的有效性, 从测井模拟软件数据库中取一道不含噪声的自然电位测井曲线 (图3); 噪声

信号根据噪声模型生成, 为有色背景噪声、窄带噪声、随机脉冲和工频噪声的混合信号 (图4), 经过随机 2×2 的矩阵 A 后, 成两路观察信号 S_1 和 S_2 (图5), 用 Fastica 算法对两路观察信号进行分离 (图6)。

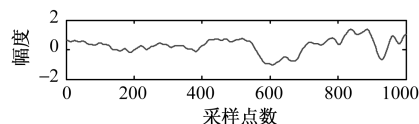


图3 模拟自然电位测井信号

Fig. 3 Simulation of spontaneous potential logging signals

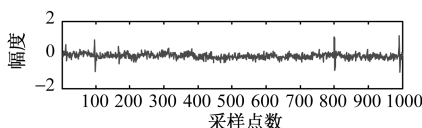


图4 合成噪声信号

Fig. 4 Synthetic noise signal

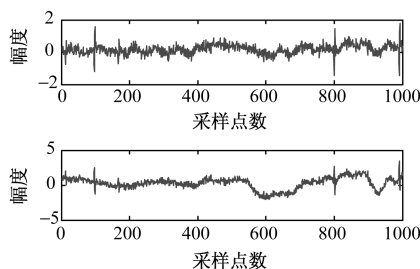


图5 两路观察信号 S_1, S_2

Fig. 5 Dual observed signals S_1 and S_2

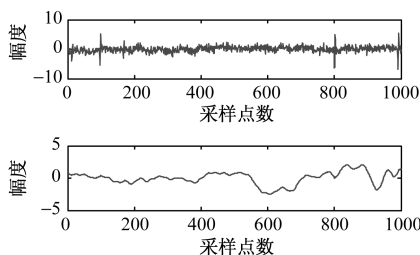


图6 Fastica 分离结果

Fig. 6 Fastica separation results

由以上仿真实验可以看出, 不含噪声的测井信号在观察信号中完全被噪声淹没, 但通过本文提出的分离算法进行处理后, 很好的恢复了原信号, 达到了去噪目的, 体现了本文算法的有效性。从图6还可以发现, 分离后的信号幅度和原信号相比变化很大, 其实不光是幅度发生变化, 信号的形状有时也发生反转。这也侧面论证了独立分量分析的不确定性: 输出信号排列顺序的不确定性和输出信号幅度的不确定性, 但这并不重要, 因为很容易对分离后的信号运用各种处理方

法或根据工程背景和先验知识确定具体的信号源。

4 基于 Fastica 的自然电位测井信号去噪

为进一步检验去噪方法的有效性,实测一组自然电位测井信号,如图 7;其频谱图为图 8,可以发现,信号和噪声的频率相互叠合,如果运用传统的去噪方法是很难消除噪声影响,我们运用本文的 Fastica 算法对信号进行分离,分离出的原信号为图 9。

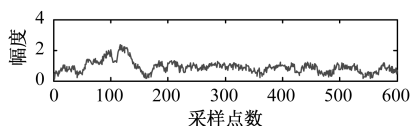


图 7 自然电位测井信号

Fig. 7 Spontaneous potential logging signals

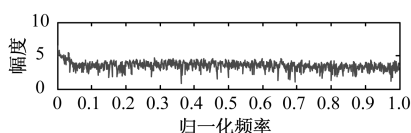


图 8 信号频谱图

Fig. 8 Signal spectrum map

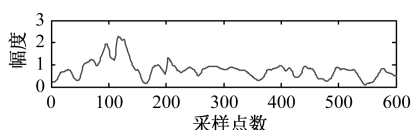


图 9 Fastica 分离结果

Fig. 9 Fastica separation results

为了和常规去噪方法进行比较,采用小波阈值去噪方法对图 7 中的自然电位测井信号进行滤波,选用 db4 小波进行 5 层分解,采用 Donoho^[15] 提出的硬阈值函数对小波系数进行收缩,然后重构信号,去噪结果如图 10。从图 9 和图 10 的对比结果可以看出,Fastica 降噪效果优于小波阈值滤波;而且,小波阈值去噪由于具体阈值 δ 不好选择,去噪后信号还有毛刺存在,如果阈值过大,有用信号也容易被收缩。

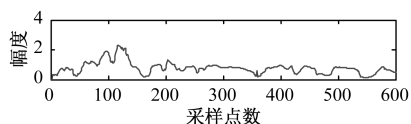


图 10 小波阈值去噪结果

Fig. 10 Wavelet threshold de-noising results

5 结论

(1) 自然电位测井信号在采集时,往往受到诸多噪声干扰,常规的滤波方法如傅里叶变换和小波变换,

只是针对某一种噪声有效,对于较复杂的噪声去除效果不是很满意。

(2) ICA 方法的处理对象是由一组相互独立的信号源混合而成的信号,在信号源的统计独立下可以对信号和干扰进行很好的分离,以达到消除噪声的目的。

(3) 在对测井信号噪声进行系统的分析和仿真的基础上,结合 Fastica 算法对测井信号进行消噪,并与小波阈值去噪方法进行比较。实验结果表明,该去噪方法能有效地对测井信号进行去噪,提高了信噪比,且计算量小,简单易学,自适应能力强,有着较好的工程应用前景。

参考文献:

- [1] 潘和平. 地球物理测井与井中物探[M]. 北京: 科学出版社, 2009. [PAN H P. Geophysical well-logging and Borehole Geophysics [M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)]
- [2] 李世峰, 金敏昆, 周俊杰. 资源与工程地球物理勘探[M]. 北京: 化学工业出版社, 2008. [LI S M, JIN K K, ZHOU J J. Resources and engineering geophysical exploration [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2008. (in Chinese)]
- [3] 杨磊, 周启友, 雷鸣, 等. 基于自然电位方法的土壤水分入渗过程监测[J]. 水文地质工程地质, 2012, 39(3): 1-5. [YANG L, ZHOU Q Y, LEI M, et al. Monitoring the water infiltration progress in soil using the self-potential method [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2012, 39(3): 1-5. (in Chinese)]
- [4] 王宏禹. 信号处理方法与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008. [WANG H Y. Signal processing method and Application [M]. Beijing: China Machine Press, 2008. (in Chinese)]
- [5] 程正兴, 杨守志, 冯晓霞. 小波分析的理论算法进展和应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007. [CHENG Z X, YANG S Z, FENG X X. The theory of wavelet analysis algorithm and Application [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2007. (in Chinese)]
- [6] 刘杰, 包德州, 李妙侠, 等. 小波降噪在测井信号处理中的应用[J]. 测井技术, 2009, 33(5): 490-492. [LI J, BAO D Z, LI M X, et al. Application of Wavelet De-noising Theory in Logging Signal Processing [J]. Well Logging Technology, 2009, 33(5): 490-492. (in Chinese)]

- [7] 张国. 有关自然电位测井的影响因素及解决方案 [J]. 内蒙古煤炭经济, 2010(4): 97 - 98. [ZHANG G. The impact factors of spontaneous potential logging and Solutions [J]. Inner Mongolia Coal Economy, 2010(4): 97 - 98. (in Chinese)]
- [8] 王天波, 赵彦平, 白玉印. 自然电位测井干扰原因及排除方法探讨 [J]. 国外测井技术, 2002, 17(1): 11 - 17. [WANG T B, ZHAO Y P, BAI Y Y. The Discussing of Spontaneous potential logging reasons of interference and elimination method [J]. World Well Logging Technology, 2002, 17(1): 11 - 17. (in Chinese)]
- [9] 袁宁, 聂小春, 聂在平. 自然电位测井的定量分析与应用研究 [J]. 测井技术, 1999, 23(1): 9 - 14. [YUAN N, NIE X C, NIE Z P. Spontaneous potential logging in quantitative analysis and Application Study [J]. Well Logging Technology, 1999, 23(1): 9 - 14. (in Chinese)]
- [10] 余常忠, 李继坤. 自然电位测井参数方法的影响因素分析 [J]. 山西焦煤科技, 2010(1): 39 - 41. [YU C Z, LI J K. Analysis of influence factors for spontaneous potential logging parameter method [J]. Shanxi Coking Coal Science & Technology, 2010(1): 39 - 41. (in Chinese)]
- [11] M Zimmermann, K Dostert. An Analysis of the Broadband Noise Scenario in Powerline Networks [C]//Proceedings of the 4th International Symposium on Power-Line Communications and its Applications Ireland, 2000: 131 - 138.
- [12] Aapo Hyvarinen, Juha Karhunen, Erkki Oja. Independent Component Analysis [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2007.
- [13] A Hyvarinen. A fast robust fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. IEEE Trans On Neural Network, 1999, 10(3): 626 - 634.
- [14] A Hyvarinen. New approximations of Differential Entropy for Independent Component Analysis and Projection Pursuit [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1998(10): 273 - 279.
- [15] D L Donoho, J M Johnstone. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425 - 455.

Noise removal from spontaneous potential logging signal based on Fastica

JIANG Hua-gen, YANG Bin-hong, AO Chun-lai, ZOU Lian-liang

(The Chinese People's Liberation Army 68612 Armed Forces, Yinchuan 750021, China)

Abstract: A denoising method for spontaneous potential logging signal based on independent component analysis (ICA) is proposed in this paper. An intensive study is made of the noise characteristics of spontaneous potential logging signal and the principle of ICA, The proposed method is applied to denoising spontaneous potential logging signal using Fastica algorithm based on negentropy and is compared with the wavelet denoising method. The experimental results show that the denoising performance of the proposed method is easier to use and possesses a better denoising effect and adaptability.

Key words: Sp logging signal; noise analysis; Fastica algorithm

责任编辑: 张若琳