

基于自动反相校正和峰度值比较的探地雷达回波信号去噪方法

雷文太* 梁琼 谭倩颖

(中南大学信息科学与工程学院 长沙 410075)

摘 要: 运用探地雷达对复杂地下介质层进行探测时, 雷达回波信号易受噪声影响。为了提高探地雷达的探测分辨率和数据解译效果, 该文提出基于自动反相校正和峰度值比较的探地雷达回波信号去噪算法。首先, 含噪的回波信号与随机噪声拟合得到两路信号, 经过独立分量分析算法后得到高峰度值信号和低峰度值噪声, 对高峰度值信号进行相位判断并进行自动反相校正, 再进行完全总体经验模态算法分解得到多个分解分量。将独立分量分析得出的噪声的峰度值作为阈值, 峰度值高于该阈值的分解分量视为信号分量, 累加得到重构后的信号, 完成去噪处理。所提的去噪算法解决了独立成分分析算法中的信号相位不定性问题, 且在进行完全总体经验模态分解算法后无需依靠传统的人工方式进行噪声剔除的步骤。仿真和实测数据的处理结果验证了所提算法的有效性。

关键词: 探地雷达; 自动反相校正; 峰度值比较; 去噪算法

中图分类号: P622+.2; TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2018)03-0294-09

DOI: [10.12000/JR17113](https://doi.org/10.12000/JR17113)

引用格式: 雷文太, 梁琼, 谭倩颖. 基于自动反相校正和峰度值比较的探地雷达回波信号去噪方法[J]. 雷达学报, 2018, 7(3): 294-302. DOI: [10.12000/JR17113](https://doi.org/10.12000/JR17113).

Reference format: Lei Wentai, Liang Qiong, and Tan Qianying. A new ground penetrating radar signal denoising algorithm based on automatic reversed-phase correction and kurtosis value comparison[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(3): 294-302. DOI: [10.12000/JR17113](https://doi.org/10.12000/JR17113).

A New Ground Penetrating Radar Signal Denoising Algorithm Based on Automatic Reversed-phase Correction and Kurtosis Value Comparison

Lei Wentai Liang Qiong Tan Qianying

(*Institute of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China*)

Abstract: When using Ground Penetrating Radar (GPR) on the occasion of complex underground medium detection, radar echo can be easily affected by various noise. In order to improve GPR detection resolution and data interpretation quality, this paper proposed a new GPR denoising algorithm based on automatic reversed-phase correction and kurtosis value comparison. GPR echo signal and random noise with the same length were fitted and two signals can be obtained. By using Independent Component Analysis (ICA) algorithm, these two signals can be decomposed into two other signals, one with high kurtosis named S1 and one with low kurtosis named S2. S1 signal's phase was determined and automatic phase correction was carried out. By using Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition (CEEMD) algorithm, S1 after automatic phase correction was decomposed, several Intrinsic Mode Function (IMF) can be obtained and kurtosis value of each IMF can be calculated. S2 signal's kurtosis value was set as a threshold. The IMFs whose kurtosis values are lower than this threshold are classified as noise components, while the other IMFs whose kurtosis values are higher than this threshold are classified as signal components. By summing the IMFs of signal components, GPR echo signal can be reconstructed and denoising. This new GPR denoising algorithm solves the problems of phase uncertainty in ICA and manual IMF components classification in CEEMD and thus improves GPR denoising effects with

收稿日期: 2017-11-27; 改回日期: 2017-12-25; 网络出版: 2018-05-09

*通信作者: 雷文太 lei_wentai@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61102139), 中南大学研究生自主探索创新项目(2017zzts481)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61102139), The Graduate Independent Exploration and Innovation of Central South University (2017zzts481)

higher computation efficiency. The effectiveness of the proposed algorithm is verified by simulation and real data processing experiments.

Key words: Ground Penetrating Radar (GPR); Automatic reversed-phase correction; Kurtosis value comparison; Denoising algorithm

1 引言

探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR), 又称透地雷达, 通过发射天线向地下发射宽带电磁波, 接收天线接收散射回波进行地下未知区域的无损探测, 主要应用于工程地质探测和安全防卫等场合^[1,2]。宽带电磁波在地下传播的过程中, 受到复杂多变的地下介质结构和外界随机噪声等多种因素的影响, 会发生衰减、频散和多次散射干扰, 这在很大程度上限制了探地雷达的探测分辨率和最终解释效果^[3]。为了提高GPR回波的数据质量, 提高探测效果, 需要对GPR回波信号进行去噪处理, 抑制GPR回波信号中的噪声和干扰。

针对不同的探测场景和后续数据处理需求, 研究人员提出了多种GPR信号去噪算法, 包括快速傅里叶变化法、小波变化法、独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)、经验模态分析(Empirical Mode Decomposition, EMD)、完全总体经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)等^[4-11], 这些算法各有特点。段炜^[8]提出对GPR信号使用小波变换特性对高频系数置零来去除噪声, 实验验证了小波变换法比快速傅里叶变化法去噪效果好, 但是也造成了高频细节丢失, 同时该算法严重依赖于小波的形态。基于ICA理论, 张春成等^[9]提出了一种针对步进频率GPR的ICA与中值滤波处理相结合的去噪算法, 但是没有解决ICA的相位不确定性问题; 陈玲娜^[10]提出对GPR回波进行分频处理, 通过选择固定频段的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)进行重构从而抑制高频杂波和低频隐失波, 再从原始信号中去掉高阶主成分分量进行去噪, 但该算法需要人工剔除噪声后再重构信号, 效率较低; Li等^[11]提出了一种基于CEEMD的GPR信号处理方法, 通过对GPR回波信号进行CEEMD分解, 人工方式进行噪声辨识和去除, 进而实现信号去噪。运用Hilbert-Huang变换, 证明了该算法比经验模态分解和总体经验模态分解的谱分辨率更高, 但是也需要通过人工判读的方式对各IMF进行判别, 再进行信号重构。

针对上述算法中相位不确定的问题和CEEMD分解后需要人工判别信号分量的问题, 本文提出一种基于自动反相校正和峰度值比较的GPR回波信

号去噪方法。GPR含噪回波信号与随机噪声进行随机拟合, ICA分解, 得到两路峰度值不等的信号, 根据峰度值的高低分别判定为信号和噪声。信号分量进行自动反相校正, 再进行CEEMD分解, 得到多个IMF分量。将噪声分量的峰度值作为阈值, 对信号分量分解后得到的多个IMF分量进行自动分类。高于该阈值的IMF分量视为信号分量, 累加实现信号重构, 完成去噪处理。分别用仿真数据和实测数据对所提的去噪算法进行了实验验证, 结果显示, 该方法在自动相位校正和自动分量判别方面大大提高了运算效率, 提高了去噪效果。

2 基本原理

2.1 独立分量分析ICA

ICA是基于信号的高阶统计量, 研究信号间的独立关系, 将数据变换到相互独立的方向上, 使经过ICA算法变换所得到的各个分量之间不仅正交, 而且相互独立^[12]。ICA处理的流程图如图1所示。

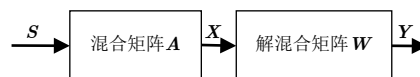


图1 ICA流程图

Fig. 1 The flow diagram of ICA

在图1中, $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是 n 个独立的原始信号 $\mathbf{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 通过混合矩阵 \mathbf{A} 的观测信号, 则观测信号和原始信号之间的关系如式(1)所示。

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 为混合矩阵。

观测信号 \mathbf{X} 经过解混合矩阵 \mathbf{W} 得到信号为 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 则

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{S} \quad (2)$$

其中, \mathbf{W} 为解混合矩阵。

为了使信号 \mathbf{Y} 无限逼近原始信号 \mathbf{S} , 则由式(2)可得

$$\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1} \quad (3)$$

所以ICA就是求解一个最优的矩阵 \mathbf{W} , 使得式(3)的误差最小。

2.2 完全总体经验模态分解(CEEMD)

CEEMD是一种基于EMD的通过噪声辅助的数据分析方法^[13-17]。将固定比例的高斯白噪声添加到

原始信号中, 形成新的待分解信号, 对新的待分解信号进行EMD分解得到IMF分量, 用不同的白噪声分别进行 N 次分解, 并将 N 个1阶的IMF进行整体均值, 即式(4)所示。

$$I_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i[x + \varepsilon\omega_i] \quad (4)$$

其中, I_1 为原始信号 x 的第1阶IMF分量, ω_i 是均值为0、方差为1的高斯白噪声, ε 为加入噪声的比例, N 为加入不同噪声实现EMD分解的次数, E_i 表示产生第 i 个IMF分量。

然后计算1阶残差

$$r_1 = x - I_1 \quad (5)$$

其中, I_1 为原始信号 x 的第1阶IMF分量。

接着继续分解 $r_1 + \varepsilon E_1[\omega_i]$, 重复上述步骤, 从而得到第2个IMF分量, 再计算2阶残差, 再分解。从而得到

$$I_{k+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_k + \varepsilon E_k[\omega_i]) \quad (6)$$

继续进行筛选, 直到残差的极值个数不超过两个(残差为常量或单调函数)时停止, 得到

$$R = x - \sum_{k=1}^K I_k \quad (7)$$

其中, R 是最终的残差, K 是原信号分解得到的IMF分量的数目。因此, 原信号可以表示为:

$$x = \sum_{k=1}^K I_k + R \quad (8)$$

所以CEEMD是在EMD的基础上加入高斯白噪声再将分解成从高频到低频的分量, 它比EMD分解效果更好, 并且解决了模态混叠的问题。

3 基于自动反相校正和峰度值比较的GPR去噪算法

本文提出一种基于自动反相校正和峰度值比较的GPR信号去噪算法, 流程图如图2所示。

具体来说, 包括以下步骤:

步骤1 含噪GPR信号与随机噪声的拟合

设GPR获取的单道含噪数据为 $x(m)$, 首先产生一道与GPR回波信号 $x(m)$ 长度相同的随机噪声信号 $n(m)$, 设这两个信号的长度都为 N , 将这两个信号组合成 $2 \times M$ 的矩阵, 记为 \mathbf{K} , 该矩阵的第1行为 $x(m)$, 第2行为 $n(m)$ 。为了让含噪信号和随机噪声混合成两个相差不大的混合矩阵, 所以生成一个 2×2 的矩阵 $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$, 记为 \mathbf{L} , 将 \mathbf{L} 左乘 \mathbf{K} ,

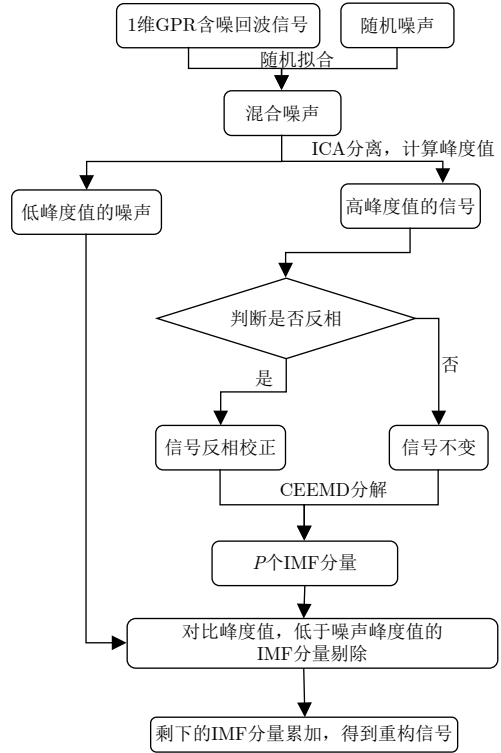


图 2 算法流程图

Fig. 2 The flow diagram of the algorithm

得到矩阵 \mathbf{U} , 其第1行数据记为 U_1 , 第2行数据记为 U_2 。本文采用的是基于负熵最大化的ICA算法, 该算法是通过观察信号进行中心化、白化等预处理过程, 然后计算最优的分离矩阵, 将 U_1 和 U_2 运用ICA算法, 因为混合信号是由两个不同信号混合而成, 根据ICA算法的分离特性也会分离成两个不同的信号, 输出峰度值不相等的两道长度为 M 的信号, 分别计算这两道信号的峰度值, 峰度值计算公式如下:

$$k_x = \frac{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (x(m) - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (x(m) - \bar{x})^2 \right)^2} \quad (9)$$

其中, $x(m)$ 代表信号序列, \bar{x} 代表 $x(m)$ 的均值。峰度值高的记为 $x'(m)$, 峰度值低的记为 $n'(m)$ 。

步骤2 ICA分离和自动校正

判断 $x'(m)$ 与 $x(m)$ 是否反相。ICA分离混合信号得到噪声和信号, 那么分离得到的信号跟原GPR含噪回波信号应该是同相, 只是幅度不同, 那么同相信号相减的绝对值会比原信号的绝对值要小, 如果比原信号的绝对值要大, 说明信号出现了反相, 判断公式是

$$\max(|x'(m) - x(m)|) > \max(|x(m)|) \quad (10)$$

其中, $|\cdot|$ 表示对1维数组 $x'(m) - x(m)$ 中各元素取绝对值, $\max(\cdot)$ 表示取1维数组 $|x(m)|$, $m = 1, 2, \dots, M$ 中各元素的最大值。如果成立, 置 $\alpha = -1$; 否则, 置 $\alpha = 1$, 输出信号为 $\alpha \cdot x'(m)$ 。

步骤3 CEEMD分解、自动阈值判别和重构恢复

对 $\alpha \cdot x'(m)$ 进行CEEMD分解, 得到 P 个IMF分量。计算每个IMF分量 $y_p(m)$, $p = 1, \dots, P$ 的峰度值, 记为 k_p , $p = 1, \dots, P$ 。计算ICA算法后输出信号 $n'(m)$ 的峰度值, 记为 k 。因为ICA分离出的噪声 $n'(m)$ 与ICA分离出的信号 $x'(m)$ 中含有的噪声相似, 所以峰度值相同, 因为噪声是随机信号, 所以信号的噪声比噪声的峰度值要大, 因而将满足 $k_p > k$ 的所有信号分量累加, 作为原始回波信号 $x(m)$ 去噪后的信号, 记为

$$z(m) = \sum_{\substack{k_p > k; \\ p = 1, \dots, P}} y_p(m) \quad (11)$$

经过上述3个步骤, 对原始含噪的GPR信号进行了去噪处理, 压制了噪声分量, 便于进行后续的成像等处理。

4 仿真与实测数据去噪实验

下面分别运用仿真和实测数据对所提的GPR去噪算法进行验证。仿真数据采用gprMAX2.0^[18]软件生成, 实测数据为GPR对公路的探测数据。

4.1 仿真数据的处理

首先设置仿真场景, 使用gprMAX2.0软件生成不含噪的GPR信号, 人为地加入噪声, 将该含噪信号作为原始数据运用本文所提的去噪算法进行去噪处理。去噪后的信号再与gprMAX仿真生成的不含噪信号进行对比分析, 验证本文所提算法的有效性。

设定雷达探测场景如图3所示, 地下介质有3层, 第1、第2层的厚度均为15 cm, 第1、第2、第3层的相对介电常数分别为20、10和15, 一个半径为4 cm的金属管在第2层中, 金属管的中心距第2层上表面6 cm, 发射和接收天线位于金属管中心的正上方, 距地表的高度为5 cm。发射信号为中心频率为900 MHz的Ricker子波, 时窗取为40 ns, 采样点数为6784, 运行gprMAX得到GPR回波如图4所示。

该信号为无噪的回波信号, 为模拟生成含噪的GPR信号, 人为地加入了随机白噪声, 幅度为4.3328, 方差为1.0513, SNR=19 dB, 加入噪声后

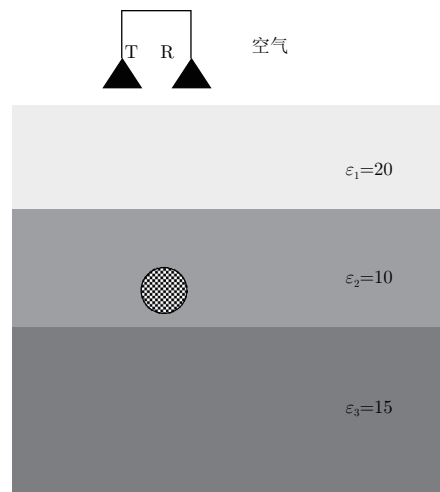


图3 GPR正演模型图

Fig. 3 The forward model diagram of GPR

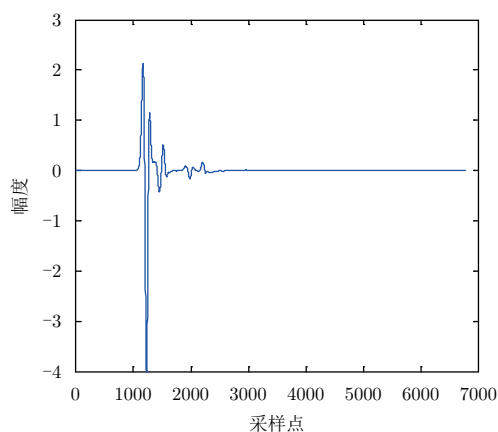


图4 正演模拟得到的GPR无噪回波信号图

Fig. 4 The GPR no-noise echo signal by forward modeling

的GPR回波信号如图5(a)所示。按照所提的去噪算法, 生成与含噪GPR信号长度相等的随机噪声, 如图5(b)所示。

将图5(a)含噪GPR信号和图5(b)随机噪声进行随机拟合, 即与一个 2×2 的矩阵 $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$ 相乘, 得到两道混合信号, 随机拟合结果如图6(a)和图6(b)所示。图6(a)和图6(b)输入ICA算法进行处理, 得到两道输出信号, 该两道信号的峰度值分别为81.6651和2.9763, 峰度值高的记为 $x'(t)$, 峰度值低的记为 $n'(t)$ 。 $x'(t)$ 和 $n'(t)$ 分别如图7(a)和图7(b)所示。

对图7(a)信号进行判断是否信号反相, 该信号未反相, 保持不变。再基于CEEMD算法的处理, 得到图8所示的15个IMF分量。

对图8中的每一个IMF分量计算峰度值, 峰度值分别为[2.1453, 2.1983, 2.7546, 2.8556, 75.0391, 41.8097, 25.3151, 16.4506, 9.3599, 7.3725, 3.2763, 3.7535, 3.9701, 1.6372, 1.7456]。计算ICA算法分离

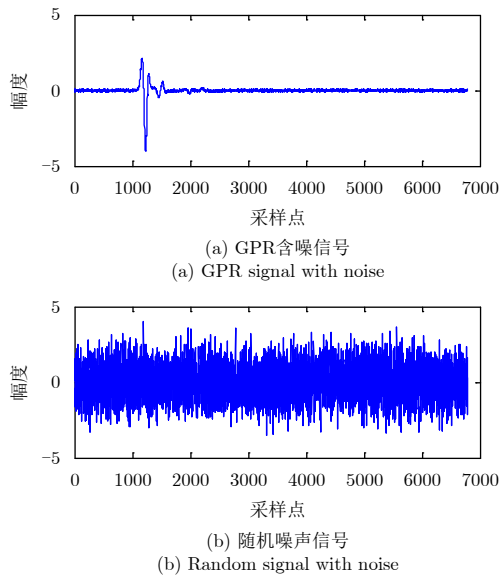


图 5 加入噪声后模拟得到的GPR含噪信号和产生的等长度的随机噪声信号

Fig. 5 The GPR noise signal and the generated equal length random noise signal obtained by adding noise

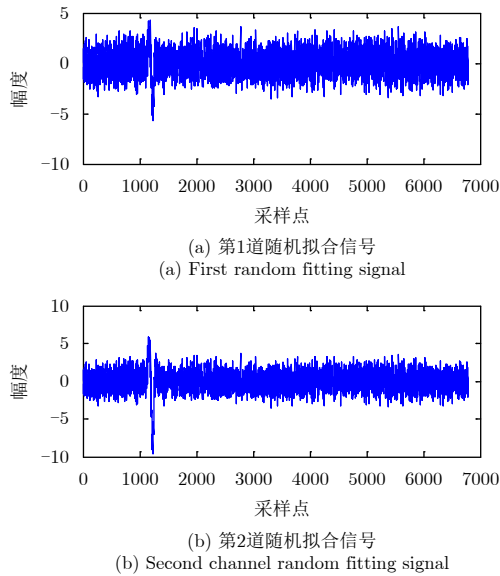


图 6 随机拟合后得到的两道信号

Fig. 6 Two channel signals obtained after random fitting

出来的图7(b)噪声信号的峰度值为2.9763。因此,将峰度值低于2.9763的IMF分量剔除,将剩余IMF分量进行累加得到的重构信号作为去噪后的信号,重构信号如图9所示。

为衡量本文所提算法的效果,采用均方误差评价因子,计算方法如下:

$$e = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (s(m) - z(m))^2 \quad (12)$$

式中, $s(m)$ 代表原始的gprMAX模拟生成的不含噪信号, $z(m)$ 代表本算法去噪后的信号。

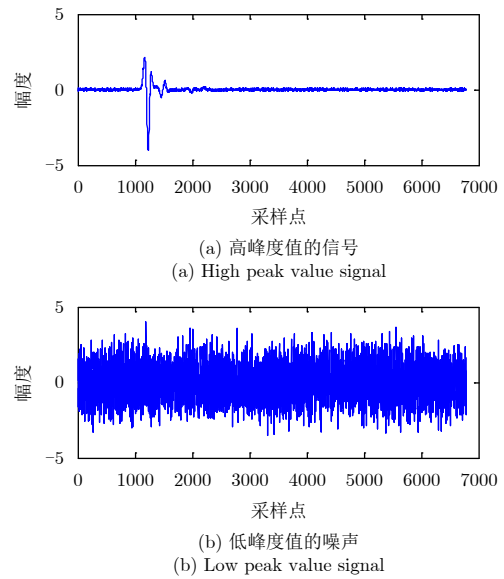


图 7 经过ICA算法后分离出的两道信号

Fig. 7 Two channel signals separated by ICA algorithm

本仿真实验中,含噪的GPR回波的峰值为4.0418。运用本文提出的去噪算法得到去噪后的信号,用式(12)计算的去噪均方误差为0.0000283。

为定量对比分析本文所提的去噪算法与常规CEEMD去噪算法的性能,通过对原始gprMAX仿真得到的无噪回波信号加入不同幅度的噪声信号,生成不同SNR的含噪GPR回波信号,SNR的设置范围为[0, 20],点数为41点。每一SNR情况下,分别运用本文的去噪算法和常规CEEMD算法对该含噪GPR回波进行去噪处理,得到去噪回波,再与图4所示的无噪GPR回波进行对比分析,计算相对误差值。遍历整个SNR设置区间,得到各SNR情况下本文所提去噪算法和常规CEEMD去噪算法的误差曲线,如图10所示。

从图10中可见,随着SNR的增大,所提的去噪算法和常规CEEMD去噪算法得到的结果的均方误差都随之降低。但在同一SNR情况下,本文去噪结果的相对误差更低,去噪性能高于常规CEEMD的去噪算法。

本文所提的算法,采用了自动相位校正和自动阈值判别,大大提高了计算效率。在CPU为Pentium® Dual-Core 2.00 GHz,内存为2.00 GB的PC上运行,上述单道GPR回波去噪处理耗时358.35 s。虽然对单道GPR回波去噪处理耗时需358.35 s,但常规的CEEMD算法在耗时266.55 s的基础上还需要进行人工判别IMF分量,相对而言,本算法无需每道数据处理过程中的人工判别,效率更高。

4.2 实测数据的处理

采用中心频率为1 GHz的GPR对湖南省的邵怀

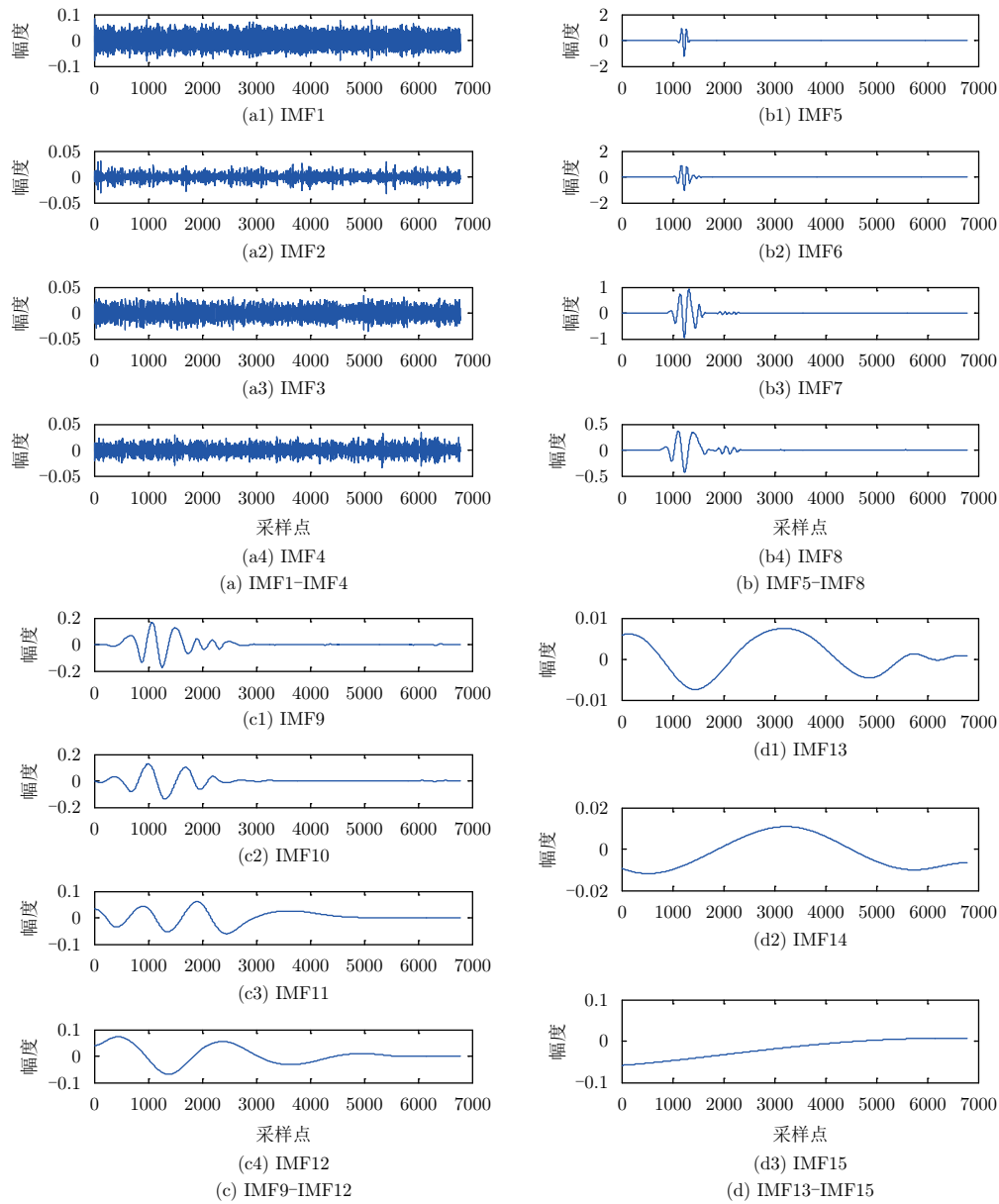


图 8 经过CEEMD分解后的各IMF分量波形图

Fig. 8 The IMF component waveform diagram after CEEMD decomposition

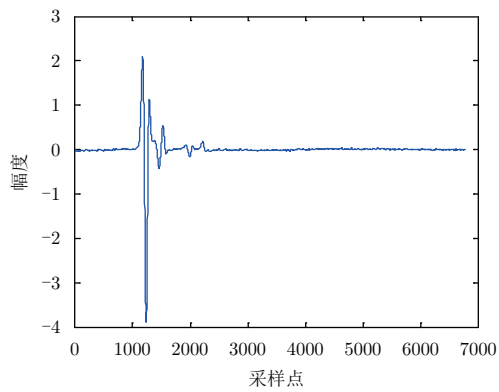


图 9 各IMF分量采用峰度值阈值分类后累加重构的信号

Fig. 9 The signal of cumulative reconfiguration after the IMF components classified by kurtosis threshold value

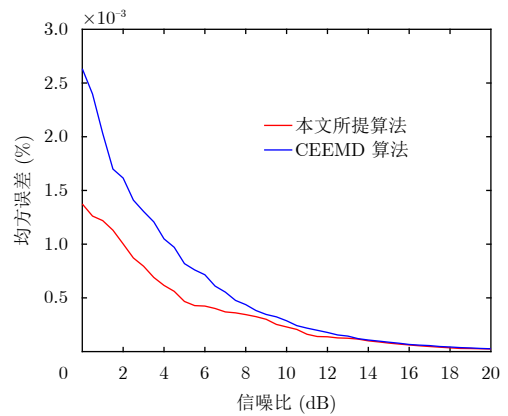


图 10 本算法和常规算法的去噪误差和信噪比的变化曲线对比图

Fig. 10 The contrast diagram of the variation curve of denoising error and signal-to-noise ratio of the algorithm and the conventional algorithm

高速进行沿线扫描探测，截取了其中一段数据，横向扫描长度为1.5 m，采样点数为187，纵向时窗为40 ns，采样点数为220。原始GPR B-Scan如图11所示。

运用本文所提的算法对该B-Scan剖面的187道数据进行逐道去噪处理，得到未去噪的B-Scan1和去噪后的原始B-Scan2剖面如图12所示。

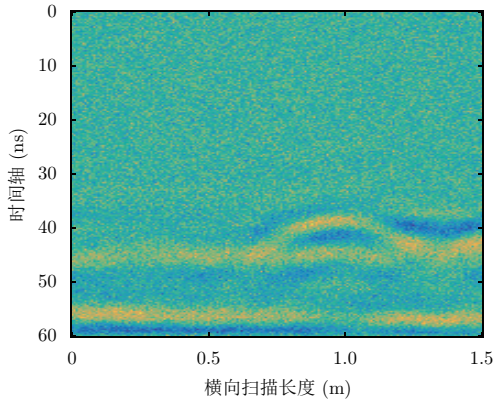
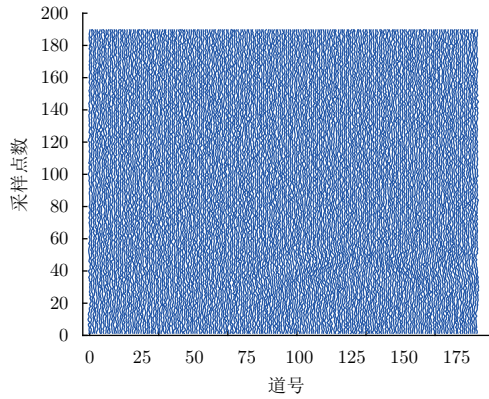
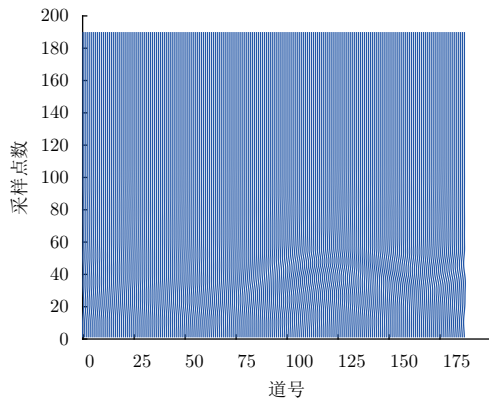


图 11 原始GPR B-Scan图

Fig. 11 The original GPR B-Scan



(a) 未去噪的原始 B-Scan1
(a) The original B-Scan1 with noise



(b) 本算法去噪的 B-Scan2
(b) This algorithm denoising B-Scan2

图 12 未去噪原始B-scan1和本算法去噪结果B-scan2对比图

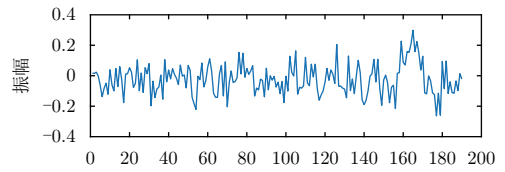
Fig. 12 The contrast diagram of the original B-Scan1 with noise and the denoising result of B-Scan2 in the present algorithm

通过图12对比，可以看出本文算法在去噪效果方面的有效性。为了进一步体现其去噪效果，从去噪后中选取第50和第100道数据与未进行去噪的原始数据进行对比，如图13所示。

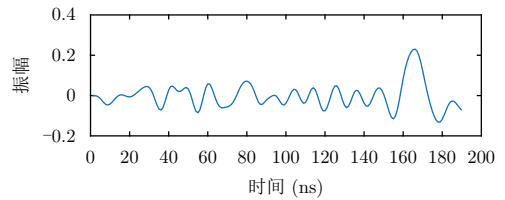
通过图13中第50和第100道数据与未进行去噪的原始数据进行对比，从对比结果来看，本算法的去噪效果不错，再一次验证了本文算法去噪效果方面的有效性。

5 总结

GPR回波信号的去噪处理决定着后续的数据解译质量。针对现有去噪算法的相位不确定和人工判别IMF分量的问题，本文提出基于自动反相校正

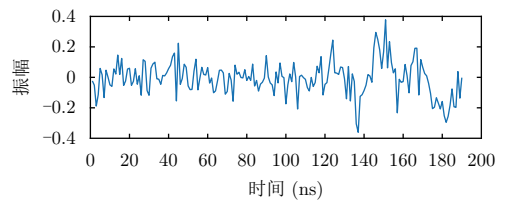


(a1) 原始 A-Scan
(a1) Original A-Scan

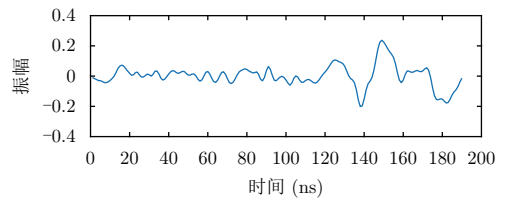


(a2) 去噪 A-Scan
(a2) The denoising result of A-Scan

(a) 原始第 50 道数据与本算法去噪后对比图
(a) Comparison between the original 50th channel data and the denoising result of the present algorithm



(b1) 原始 A-Scan
(b1) Original A-Scan



(b2) 去噪 A-Scan
(b2) The denoising result of A-Scan

(b) 原始第 100 道数据与本算法去噪后对比图
(b) Comparison between the original 100th channel data and the denoising of the present algorithm

图 13 未去噪原始A-Scan和本算法去噪结果A-Scan对比图

Fig. 13 The contrast diagram of the original A-Scan with noise and the denoising result of A-Scan in the present algorithm

和峰度值比较的去噪算法, 设计了相位判别因子, 实现了ICA分解后的信号相位自动判别和校正, 设计了基于峰度值比较的IMF分量自动筛选, 阈值选择为ICA算法分离出来的噪声信号的峰度值。该算法避免了ICA分解后的相位不定性, 且在CEEMD分解后无需传统的人工方式进行各IMF分量的筛选。通过对仿真和实测数据的处理, 验证了本文所提算法的有效性。后续研究工作将集中在CEEMD算法运算效率的优化上, 进一步提高去噪效率。

参考文献

- [1] Harry M J, 雷文太, 童孝忠, 周昉, 等译. 探地雷达理论与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 2-24.
Harry M J, Lei Wen-tai, Tong Xiao-zhong, Zhou Yang, *et al.*. Ground Penetrating Radar: Theory and Application[M]. Beijing: Publishing House Of Electronics Industry, 2011: 2-24.
- [2] 冯晖, 曾昭发, 刘四新, 等. 探地雷达信号处理[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 3-15.
Feng Xuan, Zeng Zhao-fa, Liu Si-xin, *et al.*. Ground Penetrating Radar Signal Processing[M]. Beijing: Science Press, 2014: 3-15.
- [3] 杨峰, 彭苏萍. 地质雷达探测原理与方法研究[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 5-30.
Yang Feng and Peng Su-ping. Study on the Principle and Method of GPR Detection[M]. Beijing: Science Press, 2010: 5-30.
- [4] 石国杰, 王晋国, 侯兆阳, 等. 地质雷达数据处理新方法研究[J]. 洛阳理工学院学报(自然科学版), 2017, 27(1): 42-44. DOI: 10.3969/j.issn.1674-5403.2017.01.012.
Shi Guo-jie, Wang Jin-guo, Hou Zhao-yang, *et al.*. Study on new methods of ground penetrating radar data analysis[J]. *Journal of Luoyang Institute of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 27(1): 42-44. DOI: 10.3969/j.issn.1674-5403.2017.01.012.
- [5] 王超, 沈斐敏. 小波变换在探地雷达弱信号去噪中的研究[J]. 物探与化探, 2015, 39(2): 421-424. DOI: 10.11720/wtyht.2015.2.35.
Wang Chao and Shen Fei-min. Study of wavelet transform in ground penetration radar weak signal denoising[J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 2015, 39(2): 421-424. DOI: 10.11720/wtyht.2015.2.35.
- [6] 许军才, 刘立桥, 任青文, 等. 探地雷达信号的EEMD时域分析方法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2015, 38(5): 639-642. DOI: 10.3969/j.issn.1003-5060.2015.05.014.
Xu Jun-cai, Liu Li-qiao, Ren Qing-wen, *et al.*. EEMD analysis of GPR signal in time domain[J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science Edition)*, 2015, 38(5): 639-642. DOI: 10.3969/j.issn.1003-5060.2015.05.014.
- [7] Abujarad F and Omar A. Comparison of Independent Component Analysis (ICA) algorithms for GPR detection of non-metallic land mines[C]. Proceedings of SPIE Image and Signal Processing for Remote Sensing XII, Stockholm, Sweden, 2006: 1-12.
- [8] 段炜. 基于小波变换的探地雷达信号去噪方法研究[D]. [硕士学位论文], 中南大学, 2008.
Duan Wei. Research on denoising method of ground penetrating radar signal based on wavelet transform[D]. [Master dissertation], Central South University, 2008.
- [9] 张春城, 周正欧. 基于ICA的步进频率探地雷达目标信息提取研究[J]. 安徽理工大学学报(自然科学版), 2009, 29(2): 1-4. DOI: 10.3969/j.issn.1672-1098.2009.02.001.
Zhang Chun-cheng and Zhou Zheng-ou. Research on target information extraction in step frequency ground penetrating radar data based on independent component analysis[J]. *Journal of Anhui University of Science and Technology (Natural Science)*, 2009, 29(2): 1-4. DOI: 10.3969/j.issn.1672-1098.2009.02.001.
- [10] 陈玲娜. 基于CEEMD和PCA的探地雷达数据处理研究与应用[D]. [硕士学位论文], 吉林大学, 2016.
Chen Ling-na. The study and application of GPR data processing based on CEEMD and PCA[D]. [Master dissertation], Jilin University, 2016.
- [11] Li J, Liu C, Zeng Z F, *et al.*. GPR signal denoising and target extraction with the CEEMD method[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(8): 1615-1619. DOI: 10.1109/LGRS.2015.2415736.
- [12] 明锋, 杨元喜, 曾安敏. 共模误差PCA与ICA提取方法的比较[J]. 大地测量与地球动力学, 2017, 37(4): 385-389. DOI: 10.14075/j.jgg.2017.04.012.
Ming Feng, Yang Yuan-xi, and Zeng An-min. Analysis and comparison of common mode error extraction using principal component analysis and independent component analysis[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2017, 37(4): 385-389. DOI: 10.14075/j.jgg.2017.04.012.
- [13] Wu Z H and Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41. DOI: 10.1142/S1793536909000047.
- [14] Yen J R, Shieh J S, and Huang N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise enhanced data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156. DOI: 10.1142/S1793536910000422.
- [15] Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G, *et al.*. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]. Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Prague, Czech Republic, 2011: 4144-4147. DOI: 10.1109/ICASSP.2011.5947265.

- [16] 王姣, 李振春, 王德营. 基于CEEMD的地震数据小波阈值去噪方法研究[J]. 石油物探, 2014, 53(2): 164–172. DOI: [10.3969/j.issn.1000-1441.2014.02.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1441.2014.02.006).
Wang Jiao, Li Zhen-chun, and Wang De-ying. A method for wavelet threshold denoising of seismic data based on CEEMD[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2014, 53(2): 164–172. DOI: [10.3969/j.issn.1000-1441.2014.02.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1441.2014.02.006).
- [17] Colominas M A, Schlotthauer G, and Torres M E. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 14: 19–29. DOI: [10.1016/j.bspc.2014.06.009](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2014.06.009).
- [18] Warren C, Giannopoulos A, and Giannakis I. gprMax: Open source software to simulate electromagnetic wave propagation for ground penetrating radar[J]. *Computer Physics Communications*, 2016, 209: 163–167. DOI: [10.1016/j.cpc.2016.08.020](https://doi.org/10.1016/j.cpc.2016.08.020).

作者简介



雷文太(1979–), 男, 河南南阳人, 博士, 副教授。2006年在国防科技大学获得博士学位, 现担任中南大学信息科学与工程学院副教授, 主要研究方向为探地雷达数据处理, 目前已发表学术论文50余篇。

E-mail: lei_wentai@163.com



梁 琼(1993–), 女, 湖南娄底人, 中南大学硕士生, 主要研究方向为探地雷达信号处理与特征提取。



谭倩颖(1995–), 女, 湖南娄底人, 中南大学硕士生, 主要研究方向为探地雷达信号处理。