

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210363

改进小波阈值去噪算法在 GPR 数据处理中的应用*

齐善鲁¹ 范宝德¹ 张迪²

(1.烟台大学计算机与控制工程学院 烟台 264005; 2.煤炭资源与安全开采国家重点实验室 北京 100083)

摘要: 探地雷达技术已经广泛应用于城市道路及地下空间隐伏病害的快速精细探测,但受城市环境复杂干扰影响,探地雷达数据掺杂噪声与杂波,导致数据信噪比低,影响处理与识别精度。为提高探地雷达数据的信噪比,得到高质量的探测数据,本文在传统小波阈值去噪算法的基础上,提出了一种基于粒子群算法的改进小波阈值去噪算法。采用 MATLAB、gprMax2D 工具进行去噪仿真实验。实验结果表明,本文提出的去噪算法与传统的软、硬阈值去噪算法相比,信噪比分别提高了 28.02%、6.97%,均方误差分别降低了 71.86%、31.88%,具有更好的去噪效果。将本文提出的算法运用到实测探地雷达数据处理过程中,可以为城市道路及地下空间安全提供技术支撑。

关键词: 探地雷达;小波阈值去噪;粒子群算法;信噪比;均方误差

中图分类号: TP399 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6099

Application of improved wavelet threshold de-noising algorithm in GPR data processing

Qi Shanlu¹ Fan Baode¹ Zhang Di²

(1. School of Computer and Control Engineering, Yantai University, Yantai 264005, China;

2. State Key Laboratory of Coal Resources and Safe Mining, Beijing 100083, China)

Abstract: The ground penetrating radar technology has been widely used in the rapid and precise detection of hidden diseases in urban roads and underground spaces. However, due to the complex interference of urban environment, the ground penetrating radar data is mixed with noise and clutter, resulting in low signal-to-noise ratio of data and affecting the processing and identification accuracy. In order to improve the signal-to-noise ratio of ground penetrating radar data and obtain high-quality detection data, this paper proposes an improved wavelet threshold denoising algorithm based on particle swarm optimization algorithm on the basis of the traditional wavelet threshold denoising algorithm. Through the use of MATLAB and gprMax2D tools to carry out the denoising simulation experiment. The experimental results show that compared with the traditional soft and hard threshold denoising algorithms, the signal-to-noise ratio is increased by 28.02% and 6.97% respectively, and the mean square error is reduced by 71.86% and 31.88% respectively, which has better denoising effect. Applying the algorithm proposed in this paper to the data processing process of ground penetrating radar can provide technical support for the safety of urban roads and underground space.

Keywords: ground penetrating radar; wavelet threshold denoising; particle swarm optimization; signal to noise ratio; mean square error

0 引言

在城市道路地下空间探测过程中通常会受周围环境与自身仪器设备的干扰,采集的信号中掺杂着噪声与杂波,目标信号淹没在噪声与杂波中^[1],不利于病害体的精确识别。为得到高信噪比清晰的探地雷达(ground penetrating radar, GPR)图像需要用去噪、滤波、增益等方法进行处理,

在 GPR 数据去噪方面,有傅里叶变换、均值滤波、中值滤波、小波变换等方法。其中小波变换以其具有时频局部特性和多分辨的特性,并且可以解决传统傅里叶变换在时间域和频率域的问题,逐渐成为 GPR 数据去噪过程中主要方法之一。

小波变换主要通过小波模极大值、小波相关性、小波阈值 3 种方法进行去噪^[2-4]。Donoho 和 Johnstone 在 1994 年

收稿日期:2022-06-18

* 基金项目:山东省自然科学基金(ZR2019MF060)、山东省高等学校科技计划项目(J18KZ01)资助

提出小波阈值去噪算法,并设置了统一的阈值选取方法^[5]。传统的软、硬阈值对含噪信号可以达到有效的去噪效果,但算法本身存在一定的缺陷。硬阈值函数的不连续性会造成去噪后的信号出现震荡现象;软阈值函数在大于阈值的部分会出现恒定偏差的现象,容易造成目标信号的丢失与重构后图像过度光滑^[6-8]。

针对传统小波阈值函数的缺点,不少学者做出了改进。黎彪等^[9]在指数阈值函数和折中阈值函数的启发下提出了一种改进的阈值函数,并根据不同分解层数选取不同的阈值,可以达到较好去噪效果。周西峰等^[10]在半软阈值函数的基础上加入调节因子,通过调整调节因子的大小使小波系数逐渐逼近真实的小波系数实现对信号的去噪。付伟^[11]设计了一种新的阈值选取函数,实现对小波阈值的自适应选取。邵向鑫等^[12]提出了一种可调节的半软阈值函数,但没有针对阈值选取做出改进,仿真实验的去噪效果不理想。

在上述文献的启发下,针对传统小波阈值在去噪过程中的不足设计了一种基于粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 的改进小波阈值去噪算法。在此算法中加入了两个调节因子 k, m , 通过改变调节因子的值实现对不同 GPR 数据的去噪处理,并且利用 PSO^[13] 进行小波阈值的寻优选取。然后,通过 MATLAB、gprMax2D 工具进行仿真实验,采用信噪比与均方误差作为去噪效果的评估标准。最后,分析实验结果,验证本文提出的去噪算法的去噪效果。

1 小波阈值去噪算法

1.1 小波阈值去噪原理

假设一个含有噪声的信号模型为 $F(x)$, 其表达式如式(1)所示。

$$F(x) = G(x) + Z(x) \quad (1)$$

式中: $F(x)$ 为含噪信号, $G(x)$ 为原始信号, $Z(x)$ 为添加的噪声。

小波阈值去噪的基本思想^[14-16]是首先采用 Mallat 算法将含噪信号进行小波变换;然后进行小波多尺度分解,低频信号的最后一层小波系数为小波近似系数,高频信号的小波系数为小波细节系数;最后通过选取一个合适的阈值,对小波细节系数进行阈值处理,将大于阈值的小波细节系数进行收缩,小于阈值的小波系数变为 0,从而达到去噪的目的。

1.2 传统小波阈值函数

1) 硬阈值函数

硬阈值函数表达式如式(2)所示。

$$\hat{w} = \begin{cases} w, & |w| \geq \lambda \\ 0, & |w| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

2) 软阈值函数

软阈值函数表达式如式(3)所示。

$$\hat{w} = \begin{cases} [sign(w)](|w| - \lambda), & |w| \geq \lambda \\ 0, & |w| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

式中: \hat{w} 是小波处理后的小波系数; λ 是该函数的阈值; $sign()$ 是符号函数; w 为小波分解后的小波细节系数。

式(2)中的函数在 $w \pm \lambda$ 处不具有连续性,容易造成重构后信号出现震荡现象;式(3)中函数在 $w \pm \lambda$ 处具有连续性,但当 $|w| > \lambda$ 时,估计小波系数与真实小波系数之间存在一个恒定的偏差,并且会造成重构的图像出现过度光滑的现象^[17]。

2 改进的小波阈值去噪算法

2.1 阈值函数模型

$$\hat{w} = \begin{cases} sign(w) \times \left[|w| - \frac{2 \times k \times \lambda}{(2 \times k + 1) \times (1 + e^{\frac{m(|w| - \lambda)}{2}})} \right], & |w| \geq \lambda \\ sign(w) \times \left[\frac{(k + 1) \times |w|^2}{(2 \times k + 1) \times \lambda} \right], & |w| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中: k, m 为函数的调节因子, \hat{w} 是小波处理后的小波系数, λ 是该函数阈值, w 为小波分解后的小波细节系数, $sign()$ 是符号函数。

2.2 阈值函数特性分析

1) 阈值函数的连续性分析

$$\lim_{w \rightarrow \lambda^-} \hat{w} = \lim_{w \rightarrow \lambda^+} \left[|w| - \frac{2 \times k \times \lambda}{(2 \times k + 1) \times (1 + e^{\frac{m(|w| - \lambda)}{2}})} \right] = \frac{(k + 1)}{2k + 1} \lambda \quad (5)$$

$$\lim_{w \rightarrow \lambda^-} \hat{w} = \lim_{w \rightarrow \lambda^-} \left[\frac{(k + 1) \times |w|^2}{(2 \times k + 1) \times \lambda} \right] = \frac{(k + 1)}{2k + 1} \lambda \quad (6)$$

由式(5)、(6)演算可得: $\lim_{w \rightarrow \lambda^+} \hat{w} = \lim_{w \rightarrow \lambda^-} \hat{w}$, 则改进的阈值函数在 λ 处是连续的。

$$\lim_{w \rightarrow -\lambda} \hat{w} = \lim_{w \rightarrow -\lambda^+} \left[-|w| + \frac{2 \times k \times \lambda}{(2 \times k + 1) \times (1 + e^{\frac{m(|w| - \lambda)}{2}})} \right] = -\left(\frac{k + 1}{2k + 1} \right) \lambda \quad (7)$$

$$\lim_{w \rightarrow -\lambda^-} \hat{w} = \lim_{w \rightarrow -\lambda^-} \left[-\frac{(k + 1) \times |w|^2}{(2 \times k + 1) \times \lambda} \right] = -\left(\frac{k + 1}{2k + 1} \right) \lambda \quad (8)$$

由式(7)、(8)上述演算可得: $\lim_{w \rightarrow -\lambda^+} \hat{w} = \lim_{w \rightarrow -\lambda^-} \hat{w}$, 则改进的阈值函数在 $-\lambda$ 处是连续的,因此阈值函数在整个定义域内都连续,具有连续性。

2) 阈值函数的渐进性分析

$$\lim_{w \rightarrow \infty} \left[\frac{\hat{w}}{w} \right] = 1 - \lim_{w \rightarrow | \infty} \left[\frac{2 \times k \times \lambda}{w \times (2 \times k + 1) \times (1 + e^{\frac{m(|w| - \lambda)}{2}})} \right] = 1 \quad (9)$$

$$\lim_{w \rightarrow -\infty} \left[\frac{\hat{w}}{w} \right] = 1 + \lim_{w \rightarrow -\infty} \left[\frac{2 \times k \times \lambda}{w \times (2 \times k + 1) \times (1 + e^{\frac{m(|w| - \lambda)}{2}})} \right] = 1 \quad (10)$$

由式(9)、(10)上述演算可得, $\lim_{w \rightarrow -\infty} \left[\frac{\hat{w}}{w} \right] = 1$, 因此改进阈值的渐近线为 $\hat{w} = w$, 该阈值函数具有渐进性。

3) 阈值函数的偏差性分析

$$\lim_{w \rightarrow +\infty} [\hat{w} - w] = - \lim_{w \rightarrow +\infty} \left[\frac{2 \times k \times \lambda}{(2 \times k + 1) \times (1 + e^{\frac{m(|w| - \lambda)}{2}})} \right] = 0 \quad (11)$$

$$\lim_{w \rightarrow -\infty} [\hat{w} - w] = \lim_{w \rightarrow -\infty} \left[\frac{2 \times k \times \lambda}{(2 \times k + 1) \times (1 + e^{\frac{m(|w| - \lambda)}{2}})} \right] = 0 \quad (12)$$

由式(11)、(12)演算可知, \hat{w} 与 w 不存在恒定的偏差, 有效克服软阈值存在的缺点。

上述式(5)~(12)中, k, m 为函数的调节因子, \hat{w} 是为小波处理后的小波系数, λ 是该函数阈值, w 为小波分解后的小波细节系数。

4) 阈值函数调节因子分析

改进阈值函数中, m, k 为调节因子, λ 为阈值。当 $m = 0, k = -1$ 时, 函数为软阈值函数, 当 $m = 0, k = 0$ 时, 函数为硬阈值函数。通过改变 m, k 的数值, 使改进后的阈值函数可以在软、硬阈值函数之间活动, 不同 m, k 取值的函数曲线如图 1 所示。

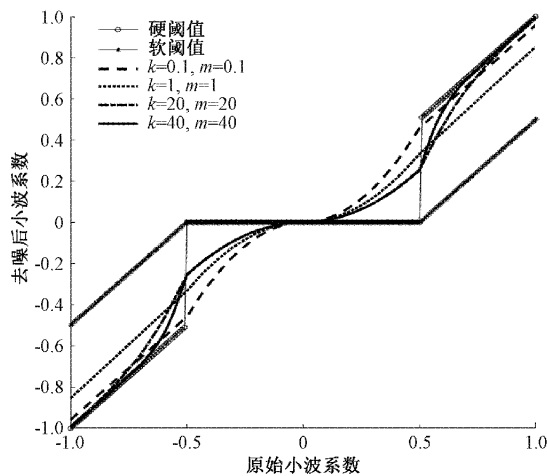


图 1 不同 k, m 取值阈值函数曲线

由图 1 可以看出随着 m 与 k 的不断增大, 当 w 趋于无穷大时, \hat{w} 无限接近于硬阈值函数, 使改进的阈值函数具有硬阈值函数的特点, 可以很好的保存原始信号的边缘局部特征^[18], 防止重构后信号过度光滑。图 1 中曲线在定义域内具有连续性, 可以克服硬阈值函数的不连续问题, 防止信号过扼杀和震荡现象。

综上, 通过对改进的阈值函数在数学角度进行分析可知该阈值函数具有连续性、渐进性与偏差性, 加入的调节因子使改进的阈值函数具有灵活性与自适应性。

2.3 阈值优选

常用的阈值选取方式主要有 4 种, 分别是 sqtwolog 阈值选取、rigsure 阈值选取、heursure 阈值选取、minimaxi 阈值选取^[19]。sqtwolog 阈值选取不能根据小波分解的层数和噪声达到自适应的效果; rigsure 阈值选取方法, 迭代时间长, 收敛性差, 不适用于信噪比较小的信号; heursure 阈值选取不仅灵活性差, 而且收敛性差; minimaxi 阈值选取具有“过扼杀”的现象。

针对传统阈值选取方式的缺点, 杜诗强等^[20]根据有效信号与噪声具有 Lipschitz 指数特性, 提出了一种改进的阈值选取方法如式(13)所示。

$$\lambda = \frac{\sigma_j \sqrt{2 \ln(N_j)}}{(\sqrt{2})^{j-1}} \quad (13)$$

式中: λ 为小波阈值, σ_j 为第 j 层估计的噪声标准方差, N_j 为第 j 层的信号长度。

米翰宁等^[21]提出利用鲸鱼算法寻找最优阈值。本文受智能群体算法的启发, 利用智能群体算法中的 PSO 进行小波阈值寻优。

针对传统阈值选取具有较大偏差性以及不能准确确定改进函数中调节因子的取值。因此引入 PSO 对小波分解的每层阈值 λ , 调节因子 k, m 进行寻优操作, 实现对不同含噪信号的去噪效果。此算法的主要流程如图 2 所示。

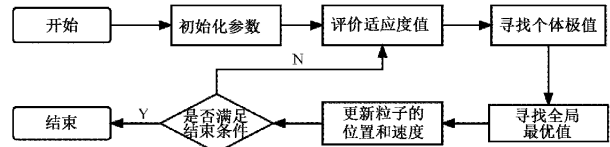


图 2 PSO 工作流程

步骤 1) 初始化参数。确定粒子群体的规模 N 、粒子位置 \mathbf{X} 、搜索维度 D 、迭代次数 T 。

步骤 2) 评价适应度值。本文根据信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 与均方误差 (mean square error, MSE) 评估去噪效果, 则用式(14)作为适应度函数, 并且由适应度函数初始化每个粒子的适应度值。

$$MSE = \frac{1}{M} \left[\sum_{j=0}^M [(G(w) - \hat{F}(w))^2] \right] \quad (14)$$

式中: $G(w)$ 为原始信号, $\hat{F}(w)$ 为去噪后信号, M 为信号长度。

步骤 3) 寻找个体极值 P_{best} 。比较粒子个体之间的最好位置, 并实时更新粒子位置。

步骤 4) 寻找全局最优值 G_{best} 。比较每一个粒子适应度值与全局粒子的最佳位置, 保存当前相对较好的全局位置。

步骤 5) 更新粒子的位置与速度。根据式(15)、(16)对

粒子的位置和速度进行实时更新。

$$V_{id}(t+1) = \omega \times V_{id}(t) + c_1 \times rand(0,1) \times (P_{id} - X_{id}(t)) + c_2 \times rand(0,1) \times (G_{id} - X_{id}(t)) \quad (15)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (16)$$

式中： P_{id} 为个体最优值的位置， t 为迭代次数， G_{id} 为全局最优值的位置， c_1, c_2 为学习因子，通常在 $[0, 3]$ 内， ω 为惯性因子， V_{id} 个体粒子的速度， X_{id} 为个体粒子的位置， $rand(0, 1)$ 为选取 $[0, 1]$ 直接的随机数。

步骤 6) 算法迭代结束。当粒子达到最好适应度值或粒子群达到最大迭代次数则算法终止，否则回到步骤 2) 进行迭代过程。

2.4 本文去噪算法流程

本文去噪算法的主要流程如图 3 所示。

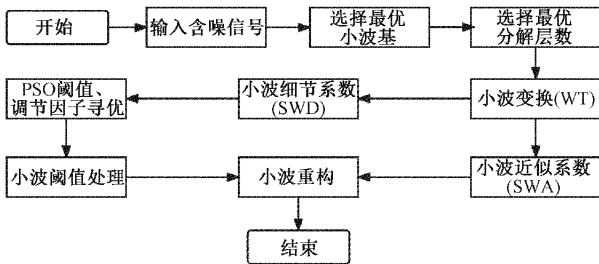


图 3 本文阈值去噪算法流程

步骤 1) 确定小波基。根据经验，在实验数据一致的情况下，利用“db”、“sym”、“coif”系列小波基依次运用本文改进的小波阈值函数进行 5 层小波去噪，选取去噪后最大信噪比的小波基作为实验小波基。

步骤 2) 确定分解层数。对选取的小波基采用不同阈值选取方法进行 1~10 层小波去噪，选取去噪后信噪比最高的分解层数作为实验分解层数。

步骤 3) 小波分解。输入含噪信号 $F(\omega)$ ，对 $F(\omega)$ 进行 N 层小波变换分解，获得小波近似系数(SWA)与小波细节系数(SWD)，对 SWA 进行保留，对 SWD 进行小波阈值处理。

步骤 4) PSO 寻优。利用 PSO 寻找每一层的最优阈值 λ 、调节因子 k, m 。

步骤 5) 改进的小波阈值去噪。将步骤 4 中获得的 λ, k, m 代入式(4)中，对每层的 SWA 分别进行去噪，得到去噪后的小波系数。

步骤 6) 小波重构。将最后一层的小波近似系数与阈值处理后的小波细节系数进行重构，得到最后的去噪信号。

3 仿真实验与分析

本文采用 MATLAB2018 工具对经典的“bumps”信号进行仿真实验，验证本文去噪算法的可行性。利用 MSE、SNR 参考标准进行评价分析，若 SNR 越大，MSE 越小，则表明去噪效果更好。

$$MSE = \frac{1}{N} \left[\sum_{k=1}^N (X_k - Y_k)^2 \right] \quad (17)$$

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{k=1}^N X_k^2}{\sum_{k=1}^N (X_k - Y_k)^2} \quad (18)$$

式中： Y_k 为重构后信号， X_k 为原始信号， N 为信号长度，MSE 为均方误差，SNR 为信噪比。

3.1 bumps 信号去噪仿真实验

利用 MATLAB2018 中的工具包对“bumps”信号进行仿真作为原始信号 $G(\omega)$ ，在原始信号中加入信噪比为 10 的高斯白噪声作为含噪信号 $F(\omega)$ 。

首先，利用本文去噪算法流程的步骤 1) 进行小波基的确定，得到不同系列小波基能够改善的信噪比对比图，如图 4 所示。其中“coif”系列中最高信噪比是“coif3”小波基，即 23.569 2 dB；“db”系列最高信噪比为“db8”小波基，即 22.828 3 dB；“sym”系列中最高信噪比为“sym6”小波基，即 23.591 9 dB。上述 3 种小波基去噪后的信噪比相差不大，但“coif”系列小波基比“db”系列小波基具有更好的对称性，“sym”系列小波基是一种“db”系列的改进，具有更好的对称性^[22]。“sym”与“coif”系列都具有良好的对称性，因此选择两者都可，此次实验选择“sym6”小波基进行实验。

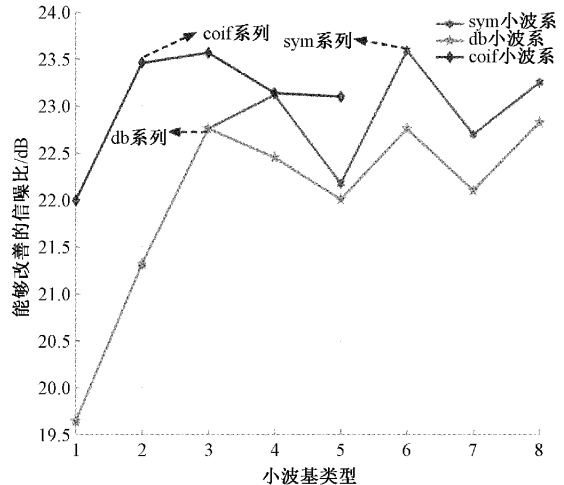


图 4 不同小波基能够改善的信噪比

然后，利用本文去噪算法流程的步骤 2) 进行小波分解层数的确定，可以得到不同分解层数去噪后达到的信噪比，如图 5 所示。并根据图 5 可知“sym6”小波基在选择 5 层小波分解时能够达到最高的信噪比，因此本实验选择 5 层小波分解。

再后，利用多种小波阈值函数、本文改进的小波阈值函数以及基于 PSO 的改进小波阈值去噪方法分别进行去噪实验，在利用 PSO 阈值寻优中，由于实验进行 5 层小波分解，定义 λ, k, m 作为粒子的位置 \mathbf{X} ，即为 $(\lambda_1, \dots, \lambda_5, k_1, \dots, k_5, m_1, \dots, m_5)$ ，则总共 15 维，则搜索纬度 D 设为 15；根据图 1 的曲线分析， \mathbf{X} 的初始范围为 $[0, 40]$ 为最优取值范

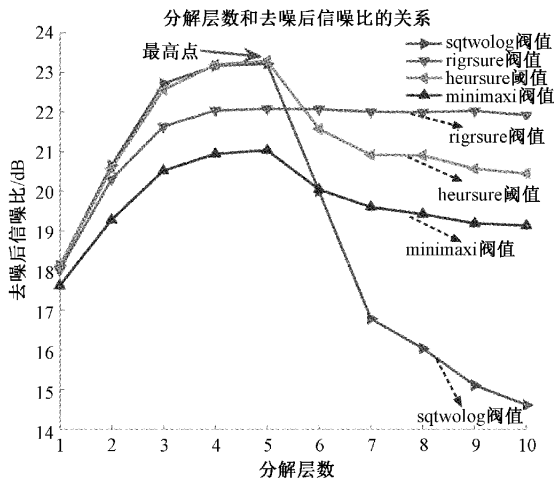


图 5 “sym6”不同分解层数去噪后信噪比对比

围;群体规模为搜索维度的 2 倍及以上,则 N 初始为 30;速度 V 取值范围在 X 的取值范围之内,则 V 初始为 $[0, 5]$,迭代次数 T 为 600。经过迭代之后得到图 6 的粒子群适应度曲线,确定每一层的最优的 λ 、 k 、 m 的取值。

最后,实验结果如图 7 所示。由图 7 可以看出,采用基

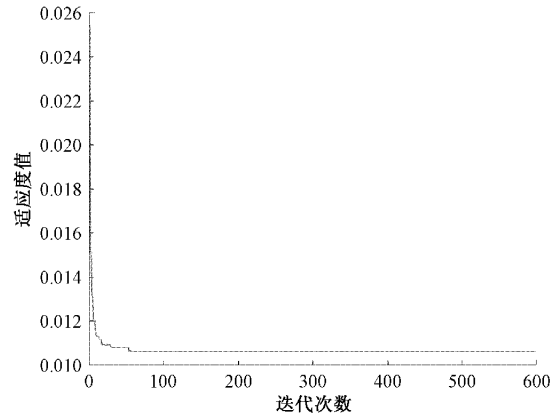


图 6 PSO 适应度曲线

于 PSO 的改进小波阈值去噪算法的去噪效果最好,在信号突变地方,很好的保留了有用信号,去噪后的信号没有过于平滑。图 7 中实线矩形框标注的是信号突变的地方,软阈值函数、折中阈值函数以及半软阈值函数去噪后出现了过度拟合现象,但本文去噪方法并没有出现过度拟合现象。虚线矩形框标注的是信号平缓的地方,硬阈值与其他阈值不同程度的出现了震荡的现象,本文去噪方法没有出现震荡现象。

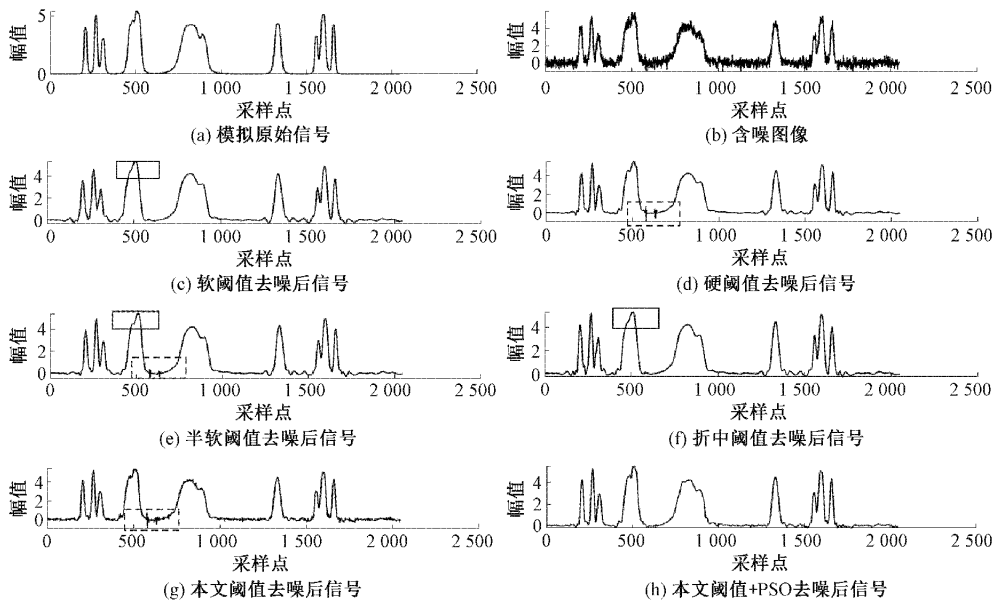


图 7 不同阈值算法去噪效果对比图

对比分析不同阈值函数对“bumps”信号去噪后的 SNR、MSE,由于电脑运行程序会存在误差,记录 15 次程序的运行结果,求其平均值,如表 1 所示。

由表 1 可以看出,在对“bumps”信号去噪过程中,粒子群阈值寻优+本文改进阈值函数去噪算法与其他去噪算法相比具有更高的信噪比与更低的均方误差。在信噪比分析方面,比硬阈值函数提高了 1.654 4 dB、6.97%,较软阈值函数提高了 5.556 2 dB、28.02%,与半软阈值函数相比,提高了 3.579 4 dB、16.42%,较折中阈值提高了 2.833 5 dB、

表 1 不同阈值函数去噪信号 SNR、MSE 对比

阈值函数	SNR	MSE
硬阈值函数	23.728 1	0.013 8
软阈值函数	19.826 3	0.033 4
半软阈值函数	21.803 1	0.021 5
折中阈值函数	22.549 0	0.018 2
本文阈值函数	23.547 3	0.014 3
本文阈值函数+PSO	25.382 5	0.009 4

12.57%，与采用传统阈值选取方法的本文改进阈值函数算法相比提高了 1.835 2 dB、7.79%；在均方误差分析方面，较硬阈值函数减小了 0.004 4、31.88%，较软阈值函数减小了 0.024、71.86%，较半软阈值函数减小了 0.012 1、56.28%，较折中阈值函数减小了 0.008 8、48.35%，较采用传统阈值的本文改进阈值函数算法减小了 0.004 9、34.27%。

3.2 GPR 数据仿真实验

利用 gprMax2D 软件仿真一个二维模型如图 8 所示，模型大小为 5 m×5 m，地下介质以黏土(相对介电常数 $E_r=8.0$)为主，发射器与接收器之间的间隔为 0.1 m，发射源与接收器分别为(0.1, 4.8)、(0.2, 4.8)，选取两个半径为 0.2 m 的空洞，位于地表下 1 m 处。脉冲探地雷达发射波形选取 Ricker 子波，设置 800 MHz 的工作频率。模型的采样时窗为 60 ns，采样间隔为 0.01 m，总共扫描 400 道 A-Scan 数据，将 400 道 A-Scan 数据拼接为 B-Scan 数据，利用 MATLAB 进行图像的绘制与处理。

首先，对单道数据进行仿真实验，取第 120 道 A-Scan 数据作为实验数据，在 A-Scan 数据中加入 -25 dB 的高斯白噪声构成含噪信号，如图 9(b)所示。利用传统的小波阈值算法与基于 PSO 的改进小波阈值算法进行去噪处理，

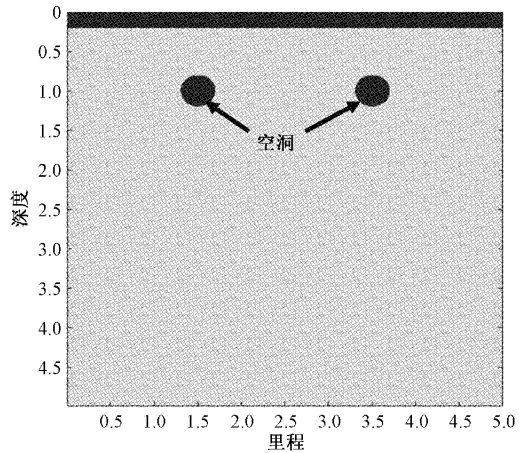


图 8 仿真模型图

A-Scan 数据去噪后的对比图像如图 9 所示，去噪后的信噪比与均方误差数据对比如表 2 所示。从图 9 中实线矩形框标注的位置可以看出硬阈值与折中阈值算法去噪后出现了信号震荡的现象，在软阈值与半软阈值的虚线矩形框标注的位置出了过度拟合、光滑的现象，导致目标信号波形发生改变。

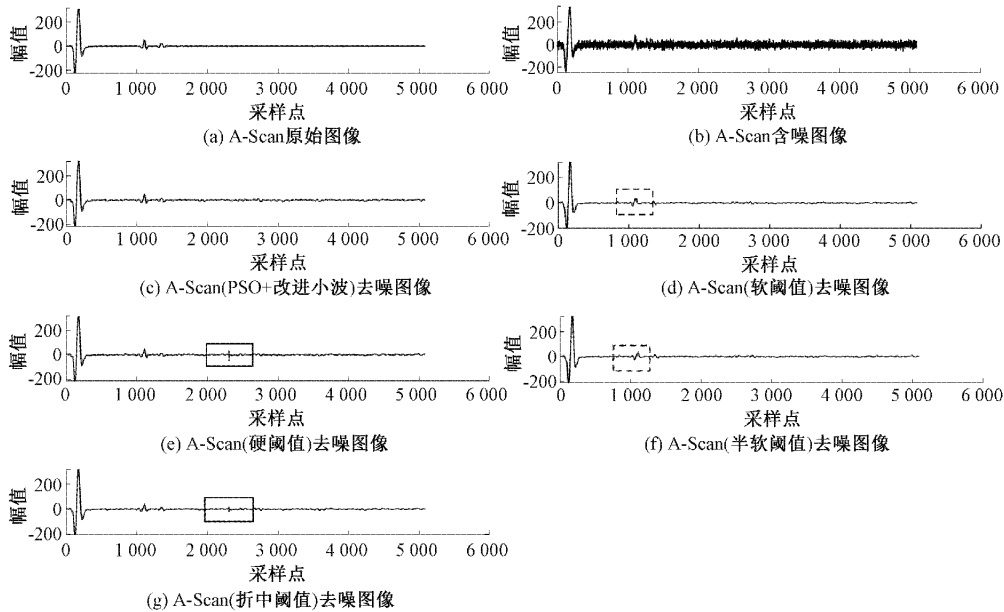


图 9 A-Scan 信号去噪效果对比图

表 2 不同阈值函数去噪 A-Scan 的 SNR、MSE 对比

阈值函数	SNR	MSE
硬阈值函数	18.136 1	11.641 5
软阈值函数	16.048 9	21.322 8
半软阈值函数	16.952 3	17.318 1
折中阈值函数	17.628 2	14.822 3
本文阈值函数+PSO	18.677 2	11.641 5

图 10 为原始信号、软阈值、本文去噪算法去噪后信号的波形图，原始信号中目标信号的第一个峰值为 51，软阈值算法去噪后为 34，足以证明软阈值去噪过程中出现了过度拟合现象，造成目标信号的丢失；而本文去噪算法去噪后为 51，保留了目标信号的特征，很好的克服了此缺点。

然后，对 B-Scan 数据进行去噪实验，在 B-Scan 数据中加入 -25 dB 的高斯白噪声，分别利用传统阈值去噪算法与本文提出的去噪算法进行去噪实验，效果对比如图 11

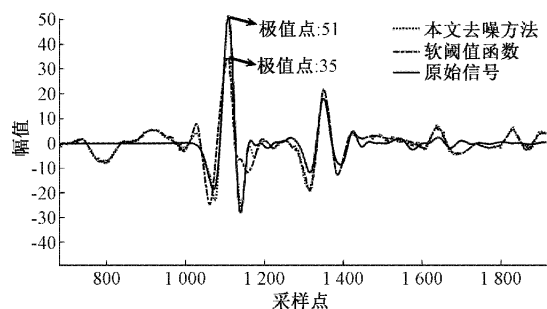


图 10 A-Scan 目标信号波形对比图

所示。从图 11 中可以看出,对原始的 B-Scan 仿真数据进行加噪处理之后,目标信号被噪声淹没,图像模糊,不容易辨认目标信号。经过本文提出的去噪算法去噪后的 B-Scan 图像与传统小波阈值去噪后的图像相比,图像比较清晰,双曲线特征也比较明显。

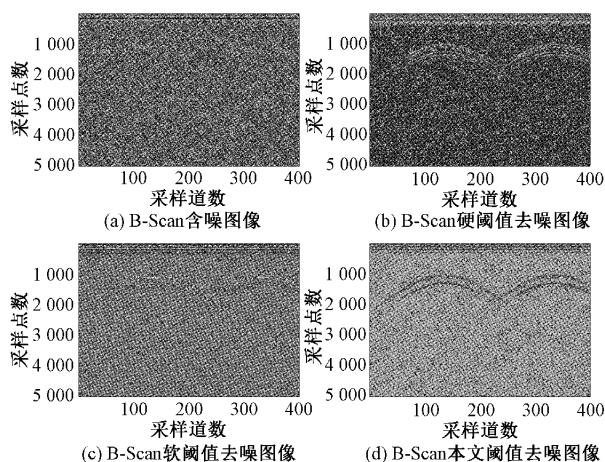
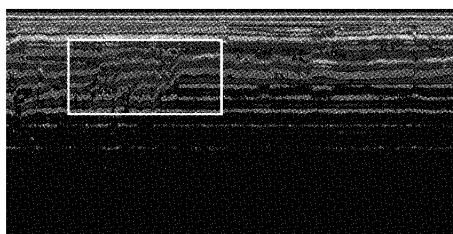


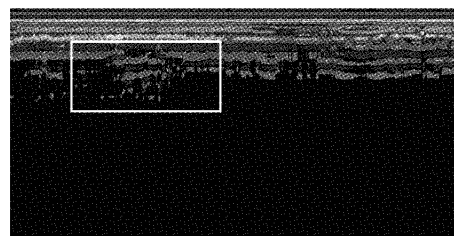
图 11 B-Scan 去噪图像对比图

4 实测数据分析

为验证此方法的可行性与实用性,本文以某城市道路探测的部分实测数据为例进行证明。实测数据采样深度为 3 m,采样时窗为 62.5 ns,探测总路长为 1 032 m,选取其中的 1 000 道数据进行分析。原始图像如图 12(a)所示,图像中分层不明显,具有较多的噪声,目标信号不清晰,不好分辨异常区。在利用 PSO 对实测数据进行阈值选取过程中,由于缺乏标准信号的先验数据,不能以均方误差作为适度函数,则以 GCV 准则^[23]作为适度函数,无需标准信



(a) 原始图像



(b) 去噪后图像

图 12 实测数据图像对比

号的先验数据即可进行阈值选取。本文去噪算法去噪效果如图 12(b)所示,与图 12(a)对比可以看出,一些随机噪声已经被去除,并且保留了有效的信号。

5 结 论

本文主要在小波阈值函数、阈值寻优、选取小波基与分解层数等方面进行讨论与研究,并提出了一种基于 PSO 的改进小波阈值函数的去噪算法。利用“bump”一维信号与 GPR 数据作为仿真实验的数据,通过计算去噪后数据的信噪比与均方误差来评估本文去噪算法的去噪效果。通过实验结果表明,基于 PSO 的改进小波阈值算法不仅克服了硬阈值函数去噪后震荡的现象与软阈值函数过于光滑的现象,而且与其他小波阈值去噪算法相比具有更高的信噪比与更小均方误差。并且此方法能够应用于实测的 GPR 数据处理过程中,可以达到去除随机噪声的效果。

参考文献

- [1] 王惠琴,吕佳芸,张伟. 基于双边滤波-BM3D 算法的 GPR 图像去噪[J]. 兰州理工大学学报,2022,48(1): 91-97.
- [2] 吴叶丽,行鸿彦,李瑾,等. 改进阈值函数的小波去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(4):9-16.
- [3] 王瑞,姚爱琴,杨瑞,等. 基于小波变换模极大的多尺度图像边缘检测在烟雾图像中的应用[J]. 国外电子测量技术,2020,39(9):63-67.
- [4] WANG J, WU J, WU Z, et al. Wiener filter-based wavelet domain denoising[J]. Displays, 2017, 46: 37-41.
- [5] 陈映竹,王玉文,杨巍,等. 一种新阈值函数的小波去噪算法研究[J]. 通信技术,2017,50(7):1407-1411.
- [6] GUO H, YUE L H, SONG P, et al. Denoising of an ultraviolet light received signal based on improved wavelet transform threshold and threshold function[J]. Applied Optics, 2021, 60(28): 8983-8990.
- [7] 谢丽娟,路锋,王旭,等. 一种用于信号去噪的小波阈值去噪算法[J]. 国外电子测量技术,2020,39(4):32-36.
- [8] 陈家益,战荫伟,曹会英,等. 连续可微阈值函数与尺度阈值的小波去噪[J]. 电子测量与仪器学报,2018, 32(10):169-176.

- [9] 黎彪,刁燕,罗华,等.一种图像小波去噪的改进阈值函数[J].计算机与数字工程,2020,48(6):1460-1463,1506.
- [10] 周西峰,朱文文,郭前岗.基于渐近半软阈值函数的超声信号去噪方法[J].探测与控制学报,2011,33(2):35-39.
- [11] 付伟.基于自适应阈值的高压电缆局部放电信号降噪研究[J].电子测量技术,2020,43(11):138-141.
- [12] 邵向鑫,王有朋,张笑鸣,等.用于光纤传感的可调半软阈值小波去噪算法[J].激光与红外,2020,50(9):1120-1125.
- [13] 孙世政,向洋,党晓圆,等.基于粒子群解耦算法的FBG流量温度复合传感研究[J].仪器仪表学报,2022,43(1):2-10.
- [14] 曹栋,毕研钊,黄秋茗,等.联合改进小波阈值的BOTDR降噪技术研究[J].国外电子测量技术,2022,41(4):83-86.
- [15] 龚静.可调阈值函数和能量阈值优化的电能质量扰动小波去噪方法[J].电子测量与仪器学报,2021,35(5):137-145.
- [16] 荣霞,薛伟,朱继超.一种新的小波阈值函数在图像去噪中的应用[J].电子测量技术,2016,39(5):84-88.
- [17] 杨承金,聂春燕,王慧宇,等.基于小波改进阈值的肌电干扰降噪研究与效果评估[J].电子测量技术,2021,44(22):80-86.
- [18] 贾文良,陈雨,陈强.基于改进的小波阈值图像去噪算法[J].微电子学与计算机,2020,37(10):24-29.
- [19] 崔金鸽,陈炳权,徐庆,等.一种基于新型符号函数的小波阈值图像去噪算法[J].电信科学,2017,33(1):45-52.
- [20] 杜诗强,宋宇鲲,张玄,等.一种改进的小波阈值去噪算法[J].微电子学与计算机,2021,38(2):40-46.
- [21] 米翰宁,王昕,任广振,等.自适应小波阈值去噪算法用于局部放电白噪声去噪[J].高压电器,2021,57(6):94-101.
- [22] 施春飞,孙毅,王晓萍.SPRi传感器的数据处理方法[J].浙江大学学报(工学版),2018,52(4):657-662.
- [23] 王超,朱宏平.基于GCV准则和改进阈值函数的小波去噪方法研究[J].世界桥梁,2015,43(6):47-50,57.

作者简介

齐善鲁,硕士研究生,主要研究方向为数据处理,数据可视化。

E-mail:1556225479@qq.com

范宝德,博士,教授,主要研究方向为可视化计算、智能信息系统。

E-mail:fanbaodeyt@163.com

张迪,硕士研究生,主要研究方向为探地雷达数据处理。

E-mail:914028977@qq.com