

基于 PSO 优化小波变换的测井信号去噪研究*

魏振华^{1,2,3}, 胥越峰², 刘志锋^{1,2,3}, 舒志浩²

(1.核技术应用教育部工程研究中心,江西 南昌 330013;2.东华理工大学 信息工程学院,江西 南昌 330013;
3.江西省放射性地学大数据技术工程实验室,江西 南昌 330013)

摘要:小波变换被广大科研工作者用于测井信号去噪研究上,而小波参数的选取直接影响最后的去噪效果,所以需要设计获取测井信号最佳小波变换参数的算法。为应对测井信号处理中多种多样的情况,创新性地提出用粒子群算法来改进小波变换参数的选取,并应用随机惯性权重策略改变粒子群算法权重参数,提升粒子群算法收敛速度,增强搜索寻优能力,引入自然选择机制以增加种群多样性,获得对应测井数据的最佳小波变换参数,将最佳小波变换参数应用到阈值法小波变换去噪中,有效分离了有用信号和无用噪声。该算法有效地提高了测井信号的信噪比,降低了均方根差,实现了对测井信号中噪声的有效去除。

关键词:测井信号去噪;粒子群算法;小波参数;小波变换去噪;软阈值法

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.223028

中文引用格式: 魏振华,胥越峰,刘志锋,等.基于 PSO 优化小波变换的测井信号去噪研究[J].电子技术应用,2022,48(11):115-120.

英文引用格式: Wei Zhenhua, Xu Yuefeng, Liu Zhifeng, et al. Research on log signal denoising based on PSO optimized wavelet transform[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(11): 115-120.

Research on log signal denoising based on PSO optimized wavelet transform

Wei Zhenhua^{1,2,3}, Xu Yuefeng², Liu Zhifeng^{1,2,3}, Shu Zhihao²

(1.Engineering Research Center of Nuclear Technology Application(East China University of Technology),
Ministry of Education, Nanchang 330013, China;

2.School of Information Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China;

3.Jiangxi Provincial Engineering Laboratory of Radiology Big Data Technology, Nanchang 330013, China)

Abstract: Wavelet transform is widely used in the research of logging signal denoising, and the selection of wavelet parameters directly affects the final denoising effect, so it is necessary to design an algorithm to obtain the best wavelet transform parameters of logging signal. In this paper, the random inertia weight strategy is innovatively proposed to change the weight parameters of particle swarm optimization algorithm, which improves the convergence speed of particle swarm optimization algorithm, enhances the ability of searching for optimization, and obtains the optimal wavelet transform parameters. The optimal wavelet transform parameters are applied to the wavelet denoising of soft threshold method, which can effectively separate the useful signal and useless noise. This algorithm can effectively improve the signal-to-noise ratio of logging signal, reduce the root mean square difference, and realize the effective removal of noise in logging signal.

Key words: logging signal denoising; particle swarm optimization; the wavelet parameters; wavelet transform denoising; soft threshold method

0 引言

在测井信号的采集、处理、转发过程中,由于环境、仪器、人为等因素的干扰测井信号中总会存在噪声,如果不经处理直接使用这些带噪信号会对矿产勘探产生误差,更有严重者甚至会造成重大的经济损失。因此,在信号处理的过程中去除测井信号的噪声就显示出了

必要性。测井信号去噪有很多方法,小波变换突破了以傅里叶为代表的传统方法的显著缺陷,在时频域上都有着亮眼的表现,是去噪方法的主要技术之一。

主流的研究表明小波变换的参数设置会直接影响最后的滤波去噪效果,如李维松等综合硬、软以及 Garrote 阈值去噪的优点,构造出一个新的改进阈值函数,在突变性及平滑性信号方面取得了更优的降噪成果^[1];朱荣亮等为更好地滤除噪声,提出一种新阈值函数,通

* 基金项目:国家自然科学基金(11765001);江西省核技术应用教育部工程研究中心开放基金(HJSJYB2021-12)

过仿真确定最佳小波函数类型和分解层数^[2];谢政宇等根据均方根误差和平滑度的变化特性构建了一种复合评价指标,通过评价指标来优选小波参数^[3]。但是在对测井信号的处理中,因测井数据的庞大与多样性,单独改进阈值函数等对不同地区、不同井、不同井次、不同测井曲线的去噪效果不够好,所以在参考了解文献[4]-[6]中体现出粒子群算法寻找最优点的优势以及测井信号处理的实际需求后,采取群智能算法中的粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)来获取不同目标下的最佳小波变换参数,并对粒子群算法做一定的优化。

粒子群算法的优化的侧重点在于兼顾粒子在迭代前期的全局搜索能力与后期的局部搜索能力。因此,在该思想的指导下,大量研究学者提出了实时变化的惯性权重策略。目前来说,有线性、非线性、自适应几种策略可供选择。钟臻等提出了线性递减惯性权重策略的粒子群算法^[7];华勇等提出的非线性权重递减策略的改进粒子群算法^[8];除了建立起惯性权重 ω 与迭代次数 t 关系,邢雪提出自适应权重策略的粒子群算法^[9]。

本文提出应用随机惯性权重策略改变粒子群算法权重参数,引入自然选择机制,综合考虑粒子的全局搜索与局部搜索能力,在收敛速度快的同时又不至于过早收敛,还保证了种群的多样性,适用于在大量测井信号小波阈值去噪参数组合中获得最佳小波变换参数,将最佳小波变换参数应用到小波去噪中,有效分离了有用信号和无用噪声。

1 小波变换去噪基本原理

去除数据相关性是小波变换具备的特征,能够隔开噪声与有用信号的系数。其中,较小的系数主要对应测井信号的噪声,而有效信息的系数幅值一般大于噪声的系数幅值,因此通过选择恰当的阈值,将低于该阈值的系数归0,用剩余的系数重构测井信号从而达到滤波的目的^[10-11]。

小波变换的数学形式可以表示为:

$$\varphi_{a,b}(\tau) = |a|^{-\frac{1}{2}} \varphi[(t-b)/a] \tag{1}$$

式中, a 为伸缩因子, b 为平移因子,平移和伸缩基本小波函数 $\varphi(t)$ 后获得小波基函数 $\varphi_{a,b}(\tau)$ 。

小波变换使用滤波器来分解测井信号,得到了相应的近似系数 C_A 和细节系数 C_D 。实际操作时使用 MATLAB 自带的方法来分解测井信号并完成后期的测井信号重构。

基于小波阈值去噪的流程图如图 1 所示。

小波去噪具体步骤如下:

(1)信号分解。计算信号第 1 层~第 L 层分解的小波系数 $C_{A+i}, C_{D+i}(i=1\sim L)$ 。

(2)小波系数阈值的选取。得到 1 层~ L 层的阈值,对细节系数 C_D 进行处理。阈值通常基于噪声幅度的标准偏差(σ)来定义,阈值规则根据式(2)选取^[12]:

$$x(n) = f(n) + \mu\varphi(n) \tag{2}$$

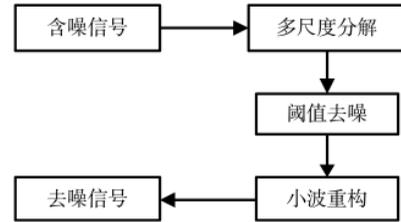


图 1 小波去噪流程

其中, $f(n)$ 是原始测井信号, φ 是噪声, μ 是噪声幅度, n 是样本数。

(3)信号重构。根据第 1~ L 层的 C_D 和第 L 层的 C_A , 实现 S_L 的重构。

三层小波分解与重构如图 2 所示。小波变换参数取值范围如表 1 所示。

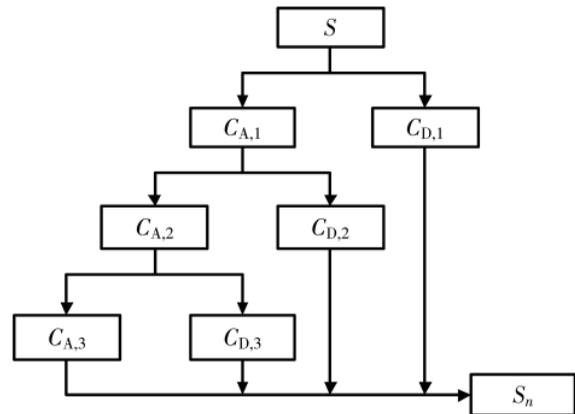


图 2 三层小波分解与重构示意图

表 1 小波变换参数范围表

小波变换参数	取值范围
小波基函数	sym1-sym45, coif1-coif5, db1-db45, bior1.1-bior1.5 & bior2.2-bior2.8 & bior3.1-bior3.9
分解层数	1~10
阈值函数	软阈值函数(soft)或硬阈值函数(hard)
阈值重缩放法	one, sln, mln
阈值选择规则	heursure, rigsure, sqtwolog, minimax

2 粒子群算法

2.1 经典粒子群算法

粒子群算法是 Eberhart 和 Kennedy 于 20 世纪末提出的一种生物启发式方法^[13]。通过对自由生活的鸟群做数学模拟,研发出了基于群智能的粒子群优化算法。当鸟群出去觅食时,每只鸟下一次的行动都是来源于个体鸟类经验与鸟群经验的累加,每当有一只鸟更靠近了食物,所有个体鸟类都将根据鸟群经验来更改自己的飞行速度与方向,通过个体鸟类的竞争与协作,鸟群将逐渐接近食物所在的区域,最后实现全局最优解的搜索。

在这个 D 维的解搜索空间, 粒子所代表的每一个鸟类都将找到最终解, 通过速度更新式(3)和位置更新式(4), 粒子将按照自己的运动速度及个体最优解(p_{best})与群体最优解(p_{gbest})来决定自己的移动, t 次迭代过后, 全部粒子抵达了最终区域, 收敛到了全局最优解。

$$v_{id} = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id} - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [p_{gbest} - x_{id}(t)] \quad (3)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (4)$$

式中, ω 为粒子的惯性权重; 第 i 个粒子的飞行速度为 v_{id} ; t 为迭代次数; $x_{id}(t+1)$ 表达在 D 维空间内第 i 个粒子在 $t+1$ 次迭代中的位置; c_1, c_2 为用来调整粒子状态的非负常数; r_1, r_2 为(0, 1)上随机分布的随机因子; p_{id} 为第 i 个粒子的个体最优解, p_{gbest} 为群体最优解。

2.2 改进 PSO 算法

目前, PSO 的研究重点是算法理论分析方面、参数结构等改进方面、与其他算法融合方面、实际应用方面共四方面^[14]。而本节的研究中心是对 PSO 算法惯性权重进行改进, 平衡整体过程中粒子的搜索能力, 使粒子不至于陷入前期就停滞的局面, 能在邻域内找到更多的解; 又提高后期的局部搜索能力, 增强搜索精度。从经典的 PSO 算法公式可以看出, 主要是对惯性权重、学习因子两种参数调整以作粒子群算法的改进。

目前有几大策略, 分别是: 线性递减惯性权重策略、非线性权重递减策略、自适应惯性权重策略。

本文综合考虑粒子的迭代前期探索与迭代后期开发能力, 如果初始化的 ω 值较小, 其就容易陷入过早收敛的缺点, 探索能力差。因此要面对初期 ω 低而导致递减后无法脱离局部最好点的问题, 需要将 ω 的生成公式置为随机产生, 所以使用随机惯性权重策略对 PSO 改进, 主要公式如下:

$$\omega_{id} = \omega + \sigma \times N(0, 1) \quad (5)$$

$$\omega = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \times R(0, 1) \quad (6)$$

$$v_{id} = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id} - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [p_{gbest} - x_{id}(t)] \quad (7)$$

式中, $N(0, 1)$ 表示为标准正态分布的随机数, $R(0, 1)$ 表示 0~1 之间的随机数, σ 表示标准差。

为解决种族多样性的问题, 引入自然选择机制。在计算并比较好所有粒子目标函数值后进行自然选择, 更新粒子速度与位置, 按目标函数值高低排序并筛选更高的 1/4 粒子, 将排序更高的这部分粒子与排序最后的 1/4 粒子交换其速度与位置信息, 这样就增强了 PSO 的探索能力, 并改善了对开发区域的信息的使用程度, 使算法脱离局部最优的能力较强, 适合测井信号去噪参数选取。改进后的 IPSO 算法解决了易陷入局部最好解的问题。

2.3 仿真实验

选用函数进行测试, 对照辨析其他学者的算法与笔者改进算法的结果。测试函数如下所示:

$$y = 7\cos(5x) + 4\sin(x) \quad (8)$$

实验环境: 操作系统为 Windows 7, 电脑配置为 Intel® Core™ i5-4210U CPU@1.70 GHz, 内存配置为 8 GB, MATLAB 版本为 R2016a。

算法参数设置如表 2 所示。

表 2 算法参数设置表

参数	取值
种群规模 m	50
惯性权重 ω 范围	0.4~0.9
学习因子 c_1, c_2	2, 2
迭代次数 t	50

相应的测试结果图如图 3~图 7 所示。

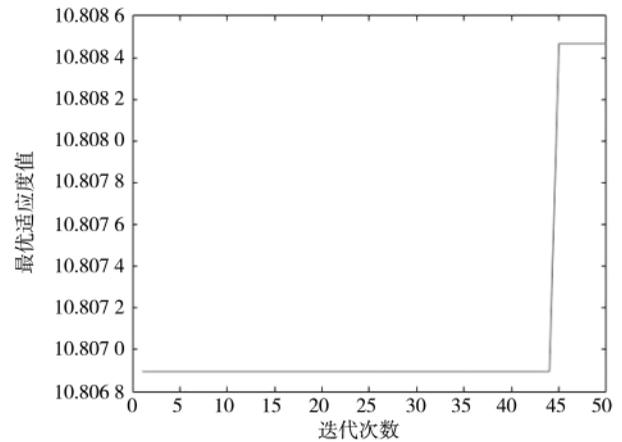


图 3 基本粒子群算法

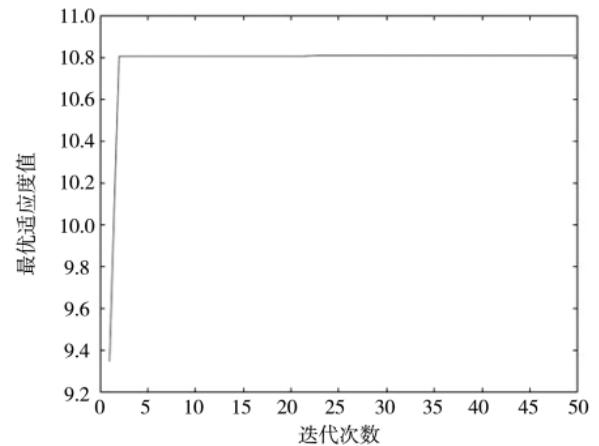


图 4 线性递减惯性权重

从图 3~图 7 可以看出, 在上述 5 种方法中本文提出的改进 PSO 算法效果最好, 有多个局部极值, 保证了种族的多样性, 避免了一般 PSO 算法的过早收敛问题, 在小波阈值去噪的大量参数组合中保持了良好的探索能力, 不至于因动量较小而陷入某个局部极值中无法脱离。正适合在本文的大量测井信号小波阈值去噪参数组合中选取最佳组合。

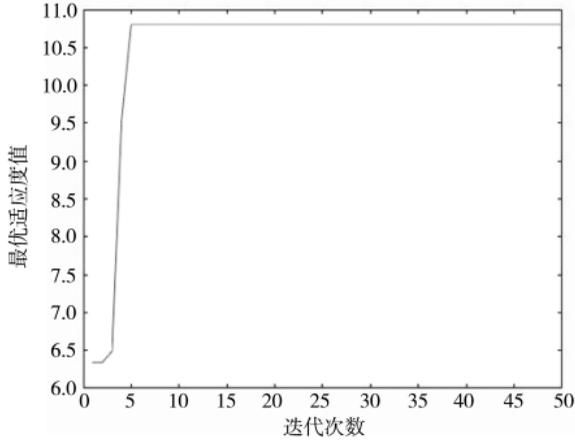


图5 非线性权重递减

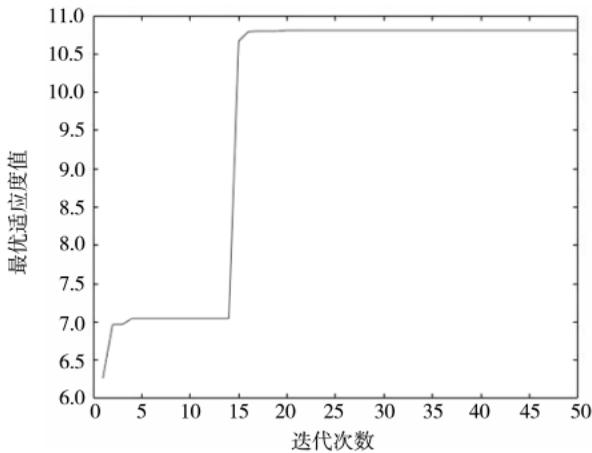


图6 自适应惯性权重

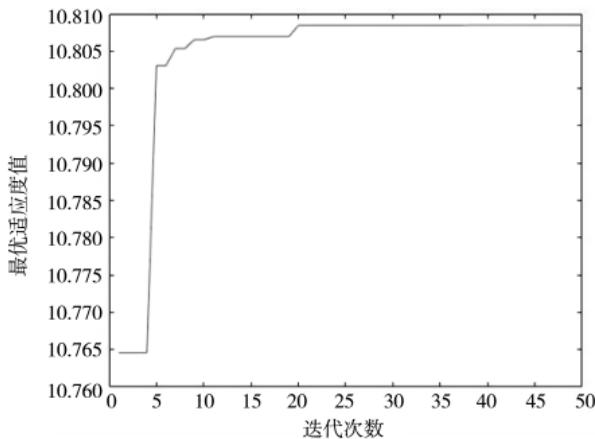


图7 IPSO(本文改进)

3 基于改进 PSO 优化小波变换的测井信号去噪方法

本文研究小波变换测井信号去噪的方法,提出使用改进后的 IPSO 算法来获得最佳小波变换参数以获取更适合目标测井信号的去噪效果。本文提出的方法分为以下 3 个阶段:

(1)预设粒子群参数,如表 3 所示,获取目前迭代次数下的 ω 值。

表 3 IPSO 算法初始化参数值表

参数名称	c_1	c_2	D	m	T	ω
值	2	2	20	20	1 000	0.9

(2)读取原始测井信号,增添高斯白噪声,计算测井信号的均方误差 MSE。把 MSE 作为适应度函数,以此寻优最佳小波阈值参数。MSE 由式(9)计算得到。照 2.2 小节中提出的改进算法更新全体粒子权重、速度和位置,得到测井信号对应的最佳小波阈值参数。

$$MSE = \sum_{n=1}^N [x(n) - \hat{x}(n)]^2 \tag{9}$$

其中, $x(n)$ 为原始测井信号, $\hat{x}(n)$ 为去噪后的测井信号,有 N 个样本。

(3)用获取的参数去噪,并计算去噪前后的均方根差 PRD、信噪比 SNR。进行如下 3 步:①用获得的最佳小波参数作测井信号分解;②用获得的最佳小波参数作小波系数阈值的选取;③重构去噪后的测井信号并做去噪前后的对比。

4 实例应用、实验结果及分析

采用实际测井数据,将改进后的去噪方法应用到套管深度识别中,体现其实用性。

4.1 套管深度识别

在下放测井仪器时,与表层土、岩层、水、油等相比,套管会在测井曲线上有不同的响应,因此可以利用测井曲线识别出套管深度。而在长庆油田,井径曲线和电阻率曲线数据更容易获得且兼具明显的可用于套管深度识别的响应特征、井径曲线的扩径特征和电阻率曲线的归零特征,因此本文选用了这两条曲线。

小波分析是测井资料处理常用方法之一,与另一种常用方法傅里叶变换相比,小波分析可以探测到信号中的瞬态信息,同时也可以展示其频率成分,更适用于套管深度识别;高斯函数本身具有的特点使其可以被用来利用小波变换确定曲线的极值。

因此基于高斯小波变换和对数变换的套管深度自动识别算法结合井径曲线 CAL 的扩径特征和电阻率曲线 HLLD 的归零特征,对井径曲线作高斯小波变换、电阻率曲线数据作对数变换,取高斯小波变换后的第一个极大值来识别套管深度。

其基本思路如下:

(1)识别井径曲线时,选取高斯小波变换后的第一个极大值,极大值所处的尖峰即为扩径。

(2)在识别电阻率曲线时,设置一个值,如果电阻率小于该值,即认为是出现归零。

(3)根据两种特征所识别出的套管深度值的可信度来综合判断套管实际深度。

4.2 实验结果及分析

实验数据采用我国北部某知名油田的实际测井数

据,实验环境:操作系统为 Windows 7,电脑配置为 Intel® Core™ i5-4210U CPU@1.70 GHz, RAM 为 8 GB, MATLAB 版本为 R2016a。系统的降噪性能通过指标信噪比 SNR、均方根差 PRD 来评价。SNR、PRD 计算方程如式(10)和式(11)所示:

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N [\hat{x}(n)]^2}{\sum_{n=1}^N [x(n) - \hat{x}(n)]^2} \right\} \quad (10)$$

$$\text{PRD} = 100 \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N [x(n) - \hat{x}(n)]^2}{\sum_{n=1}^N [x(n)]^2}} \quad (11)$$

其中, $x(n)$ 为原始测井信号, $\hat{x}(n)$ 表示使用过 IPSO 算法优化小波变换参数后的去噪测井信号。

在原始测井信号中加入 0~30 dB 的白噪声,用本文提出的去噪方法去噪,并对去噪前后的 SNR 和 PRD 作比较,得到如表 4、表 5 所示的实验结果。

表 4 IPSO 获得的最佳小波变换参数

输入信噪比/dB	最小均方误差	小波基函数	分解层数	阈值函数	阈值重缩放法	阈值选择规则
0	0.014 526	sym3	7	soft	sln	heursure
5	0.006 358	bior4.4	5	soft	sln	rigsure
10	0.003 078	coif3	6	soft	sln	rigsure
15	0.001 029	db24	4	soft	sln	heursure
20	0.000 478 8	sym8	4	soft	sln	rigsure
25	0.000 224 7	db36	4	soft	sln	rigsure
30	0.000 089 6	db42	2	soft	sln	rigsure

如表 4 所示,在低信噪比阶段时,小波基函数最优选择为 sym、bior、coif,分解层数为 5~7 层,阈值函数为软阈值函数,阈值重缩放法为 sln,阈值选择规则为一次 heursure、两次 rigsure,rigsure 更优;而在高信噪比阶段时,

表 5 输入不同信噪比对测井信号去噪性能的影响

输入信噪比/dB	输出信噪比/dB	去噪前 PRD	去噪后 PRD
0	8.694 8	100	38.607 1
5	12.342 6	55.166 9	24.467 0
10	16.579 9	31.250 8	14.426 1
15	20.442 4	17.436 9	9.323 7
20	24.313 7	9.422 6	5.897 9
25	27.870 3	5.328 1	4.125 4
30	32.028 2	3.027 9	2.542 9

小波基函数为 3 次 db、1 次 sym,分解层数为 2~4 层,阈值函数为软阈值函数,阈值重缩放法为 sln,阈值选择规则为一次 heursure、3 次 rigsure,rigsure 更优。表 5 给出了输入不同信噪比情况下基于 PSO 优化小波变换的测井信号去噪方法的去噪性能。

由表 4、表 5 可知,去噪前后 PRD 变动随输入信噪比的增加而逐渐平稳。在本组实验数据中,不同输入信噪比情况下,经基于 PSO 优化小波变换的测井信号去噪方法去噪后的信号其 SNR 均有较大提升,PRD 也较明显降低,证实了本文提出测井信号去噪方法的有效性。

套管深度识别最后识别出如表 6 所示的 11 口井的套管深度。从实际应用的结果来看,81.8% 的电阻率曲线识别出的套管深度误差都在 0.5 m 以内,81.8% 的井径曲线识别出的套管深度没有误差,在研究区域,该识别方法行之有效。从套管深度自动识别系统与人工判断两种方法得到的套管深度的效果对比中可以明显看出,本文方法可以极大地节省测量人员的时间和精力,并且误差较小,可以满足套管识别的信息化发展,将工作人员从繁琐的机械式人工判断套管深度中解放出来,能够将更多的精力放在更重要的工作中。

5 结论

基于小波变换的测井信号去噪方法是勘探领域研究的一个重要课题,常规的方法是用经验公式获取去噪参数,一般研究者是在阈值函数等领域提出改进,而

表 6 实验效果对比分析

井名	计算机分析			人工判断			误差		
	电阻率曲线 HLLD	井径曲线 CAL	耗时/s	电阻率曲线 HLLD	井径曲线 CAL	耗时/s	HLLD 误差	CAL 误差	耗时差值/s
J001	704.746 2	704.527 1	12	704.826 5	704.527 1	416	0.080 3	0	404
J002	797.045 4	793.760 6	12	796.560 7	793.760 6	559	-0.484 7	0	547
J003	330.743 8	330.293 8	12	331.893 8	331.293 8	441	1.15	1	429
J004	577.880 2	578.780 2	12	579.130 2	578.780 2	295	1.25	0	283
J005	670.500 8	681.300 8	12	670.300 8	681.300 8	325	-0.2	0	313
J006	609.605 4	609.040 4	12	609.340 6	609.040 4	464	-0.264 8	0	452
J007	506.443 5	477.101 6	12	506.092 3	477.101 6	493	-0.351 2	0	481
J008	797.045 4	793.760 6	12	796.560 7	793.760 6	559	-0.484 7	0	547
J009	641.241 7	639.623 6	12	641.023 6	640.423 6	413	-0.218 1	0.8	401
J010	635.588 7	634.634 7	12	635.631 1	634.634 7	444	0.042 4	0	432
J011	545.544 6	545.186 6	12	545.286 5	545.186 6	476	-0.258 1	0	464

(m)

本文则采用粒子群算法来优化小波变换 5 种参数的选取,获得对当前测井数据去噪效果最好的小波变换参数,在测井信号处理这种大数据多样性的问题中占有优势。本文使用改进的 PSO 算法来获取小波变换去噪的最佳参数,并将其应用到套管深度识别中,得到更好的去噪结果,有效地提高了去噪测井信号的信噪比,更好地实现了有用信号和无用噪声的分离,为勘探领域测井数据的去噪提供一种新的方法。

参考文献

- [1] 李维松,许伟杰,张涛.基于小波变换阈值去噪算法的改进[J].计算机仿真,2021,38(6):348-351,356.
- [2] 朱荣亮,陶晋宜.基于改进小波阈值去噪算法的心电信号处理及仿真[J].数学的实践与认识,2019,49(5):143-150.
- [3] 谢政宇,刘学广,张巩,等.使用小波去噪的步态加速度信号预处理[J/OL].武汉大学学报(信息科学版):1-10 [2022-10-17].
- [4] 陈晋音,陈治清,郑海斌,等.基于 PSO 的路牌识别模型黑盒对抗攻击方法[J].软件学报,2020,31(9):2785-2801.
- [5] 李赫,印莹,李源,等.基于多目标演化聚类的大规模动态网络社区检测[J].计算机研究与发展,2019,56(2):281-292.
- [6] 陈超,张志昂,丁丽君.一种改进粒子群优化算法的多机器人地图拼接方法[J].电子技术应用,2020,46(12):139-143.
- [7] 钟臻,张楷旋,吴贞龙,等.基于改进的 LDW 粒子群算法的风-火电力系统联合优化调度策略[J].电力大数据,

2017,20(10):50-55.

- [8] 华勇,王双园,白国振,等.基于惯性权值非线性递减的改进粒子群算法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2021,38(2):1-9.
- [9] 邢雪.基于自适应惯性权重 PSO 图像分割方法研究[J].自动化技术与应用,2019,38(2):87-91.
- [10] 文婉滢,李智.基于小波区域阈值去噪的 MWC 优化还原算法[J].电子技术应用,2018,44(11):64-67,71.
- [11] 刘光达,王依萌,胡秋月,等.基于小波变换和模极大值法的癫痫发作检测与分析[J].电子技术应用,2019,45(4):74-77,82.
- [12] DAHSHAN E S E.Genetic algorithm and wavelet hybrid scheme for ECG signal denoising[J].Telecommun.Syst.,2011,46(3):209-215.
- [13] KENNEDY J.Particle swarm optimization[M]//SAMMUT C Encyclopedia of the Sciences of Learning.Heidelberg, Germany:Springer,2011:760-766.
- [14] SUNDARAY M,TRIPATHY A K,TRIPATHY S K.A new algorithm based on particle swarm optimization for application in holographic coupler[J].Optik,2020,208:164551-164551.

(收稿日期:2022-05-26)

作者简介:

魏振华(1981-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:智能信息处理和地质信息解释。

胥越峰(1998-),男,硕士研究生,主要研究方向:大数据与智能信息处理。



扫码下载电子文档

(上接第 114 页)

工程,2020(4):194-195.

- [5] 田延杰.基于云服务的架构设计[J].电子技术与软件工程,2019(21):162-163.
- [6] 柳罡,陆洲,胡金晖,等.基于云架构的天基信息应用服务系统设计[J].中国电子科学研究院学报,2018,13(5):526-544.
- [7] 王隆杰,梁广民,王金周.华为云计算 HCNA 实验指南[M].北京:电子工业出版社,2018.
- [8] 顾炯炯.云计算架构技术与实践[M].北京:清华大学出版社,2015.
- [9] 陈国良,明仲.云计算工程[M].北京:人民邮电出版社,

2016.

- [10] 郑叶来,陈世峻.分布式云数据中心的建设与管理[M].北京:清华大学出版社,2013.

(收稿日期:2022-01-10)

作者简介:

尚慧萍(1968-),通信作者,女,博士,副研究员,主要研究方向:航天测控系统和信息系统,E-mail:hpsang@163.com。

陈杨(1978-),男,博士,副研究员,主要研究方向:航天测控系统和信息系统。

唐沛蓉(1982-),女,硕士,助理研究员,主要研究方向:航天测控系统和信息系统。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所