



基于随机共振的震电测井信号检测方法

马珊珊 李伟勤 杨沼翔 尹李 张国辉

A Signal Detection Method for Seismoelectric Logging Based on Stochastic Resonance

MA Shanshan, LI Weiqin, YANG Zhaoxiang, YIN Li, ZHANG Guohui

在线阅读 View online: <http://doi.org/10.11911/syztjs.2025045>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于遗传算法的丛式井平台部署优化研究

Optimization Study of Cluster Well Platform Deployment Based on Genetic Algorithm

石油钻探技术. 2024, 52(4): 44–50 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2024080>

基于多目标遗传算法的PDC复合片交界结构优化设计

Optimization Design of Interface Structure for PDC Composite Sheets Based on Multi-Objective Genetic Algorithms

石油钻探技术. 2024, 52(4): 24–33 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2024068>

基于人工智能的录井岩屑荧光智能检测系统研制

Design of AI-Based Detection System for Rock Cuttings Fluorescence of Logging

石油钻探技术. 2024, 52(5): 130–137 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2024091>

基于自适应差分脉码调制的远探测声波测井数据井下压缩算法

Downhole Compression Algorithm for Remote Detection Acoustic Logging Data Based on Adaptive Differential Pulse Code Modulation

石油钻探技术. 2024, 52(6): 148–155 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2024078>

基于阵列声波测井的井下多尺度压裂效果评价方法

Evaluation Method of Downhole Multi-Scale Fracturing Effect Based on Array Acoustic Logging

石油钻探技术. 2024, 52(1): 1–7 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2024001>

砾岩储层电成像测井表征方法及应用

Characterization Method and Application of Electrical Imaging Logging in Conglomerate Reservoir: A Case Study in Mahu Sag of Junggar Basin

石油钻探技术. 2022, 50(2): 126–131 <http://doi.org/10.11911/syztjs.2022059>



扫码关注公众号，获取更多信息！

◀测井录井▶

doi:10.11911/syztjs.2025045

引用格式: 马珊珊, 李伟勤, 杨沼翔, 等. 基于随机共振的震电测井信号检测方法 [J]. 石油钻探技术, 2025, 53(4): 142–149.

MA Shanshan, LI Weiqin, YANG Zhaoxiang, et al. A signal detection method for seismoelectric logging based on stochastic resonance [J]. Petroleum Drilling Techniques, 2025, 53(4): 142–149.

基于随机共振的震电测井信号检测方法

马珊珊, 李伟勤, 杨沼翔, 尹 李, 张国辉

(西南石油大学电气信息学院, 四川成都 610500)

摘 要: 为了克服传统随机共振方法在高频信号处理中的局限性, 引入相位轨迹时间尺度变换改进非线性双稳态随机共振系统动态方程, 通过数值仿真和电路设计提升系统的实用性, 开展了数值仿真模型和电路输出信号的时域和频域波形分析。以输出信噪比为评价函数, 采用遗传算法对系统参数寻优, 以获得最优输出, 构造基于相位轨迹时间尺度变换的双稳态随机共振系统, 并将该系统应用于震电测井信号中。研究结果表明, 随机共振系统输出信号的信噪比提升了 23.5642 dB, 输出信号特征频率处的幅值是传统线性滤波的 44 倍。基于相位轨迹时间尺度变换的双稳态随机共振系统能够直接处理高频震电测井信号, 削弱信号中的噪声, 显著提升信号的清晰度和质量。该系统可突破小参数局限性, 实现对震电测井的成功检测, 为复杂环境下油井特征微弱信号的提取提供了新的方法。

关键词: 随机共振; 震电测井; 相位轨迹时间; 尺度变换; 遗传算法

中图分类号: P631.54

文献标志码: A

文章编号: 1001-0890(2025)04-0142-08

A Signal Detection Method for Seismoelectric Logging Based on Stochastic Resonance

MA Shanshan, LI Weiqin, YANG Zhaoxiang, YIN Li, ZHANG Guohui

(School of Electrical and Information Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu, Sichuan, 610500, China)

Abstract: To overcome the limitations of traditional stochastic resonance methods in high-frequency signal processing, the scale transformation of phase trajectory time was introduced to improve the dynamic equations of the nonlinear bistable stochastic resonance system. Through numerical simulation and circuit design, the practicality of the system was enhanced, and time-domain and frequency-domain waveform analysis of the numerical simulation model and circuit output signals was conducted. With the output signal-to-noise ratio as the evaluation function, a genetic algorithm was employed to optimize system parameters and obtain the optimal output. A bistable stochastic resonance system based on the scale transformation of phase trajectory time was constructed and applied to seismoelectric logging signals. The results show that the signal-to-noise ratio of the stochastic resonance system's output signal has improved by 23.5642 dB, and the amplitude at the output signal's characteristic frequency is 44 times that of traditional linear filtering techniques. The bistable stochastic resonance system based on scale transformation of phase trajectory time can directly process high-frequency seismoelectric logging signals, reduce noise in the signals, and significantly improve signal clarity and quality. This system can overcome the limitations of small parameters and achieve successful detection of seismoelectric logging, providing a new solution for extracting weak signals from oil wells in complex environments.

Key words: stochastic resonance; seismoelectric logging; phase trajectory time; scale transformation; genetic algorithm

震电测井是一种新型地球物理测井技术^[1-3], 该技术和饱和度等物理参数^[4-8]。其核心原理是基于含流体孔隙介质中的双电层动电学效应, 将机械波转化

收稿日期: 2024-12-28; 改回日期: 2025-03-20。

作者简介: 马珊珊 (1999—), 女, 四川达州人, 2022 年毕业于成都信息工程大学电子科学与技术专业, 新一代电子信息工程专业在读硕士研究生, 主要从事微弱信号检测方面的研究。E-mail: 1766886498@qq.com。

通信作者: 李伟勤, 272529426@qq.com。

基金项目: 四川省科技计划项目“石油套管环境下井下无线低频电磁信号高速双向传输系统”(编号: 2020YFG0182) 资助。

为电磁波,形成震电信号^[9-11],具体操作为在井眼中放置声源产生声波,声波在多孔介质岩层中传播,在储层孔隙内激发电磁信号^[12]。然而,由于储层孔隙结构复杂,声电转换效率较低,受环境噪声影响所接收震电测井信号的强度偏低。此外,震电测井信号受地层非线性效应影响,频域特性复杂^[13],增加了数据解释和分析的难度,限制了该技术在工程中的应用。传统微弱信号检测技术包括滤波、相关检测和时域平均法等^[14-16],主要依赖于信号与噪声的特征区分。当信号与噪声的特征接近时,上述方法可能削弱信号本身信息导致有用信息丢失。

学者们引入随机共振理论以增强震电测井信号的检测能力^[17-19]。随机共振是一种利用噪声增强微弱信号的非线性信号处理方法,适用于高背景噪声环境下信号的提取。随机共振系统在处理低频、低幅值信号时表现良好,但在高频信号检测方面存在一定限制。传统方法如二次采样和归一化处理可以用于高频信号检测^[20],但二次采样需要高采样频率,可能导致信息丢失,而归一化处理可能削弱信号幅值,不利于弱信号的检测。

针对上述问题,笔者提出利用相位轨迹时间尺度变换改进非线性随机共振系统,使其能够直接处理高频震电测井信号,提高震电测井信号的质量^[21-22],提升勘探的准确性和效率,以期震电测井技术的工程应用提供新的方案。

1 基于相位轨迹时间尺度变换的随机共振系统

1.1 随机共振的基本理论

随机共振是一种非线性动力学现象,当一个非线性系统受到外部激励时,系统响应会在特定频率下显著增强,通常在共振频率下表现尤为明显,共振频率是系统自身的特征频率。

采用经典模型朗之万方程描述随机共振理论中的非线性系统响应:

$$\dot{x}(t) = -\dot{U}(x) + s(t) + \eta(t) \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为非线性双稳态随机共振系统的输出信号; $U(x)$ 为双稳态随机共振系统的势函数; $s(t)$ 为外部激励信号,即待测微弱信号; $\eta(t)$ 为均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声。

$$U(x) = -\frac{ax^2}{2} + \frac{bx^4}{4} \quad (2)$$

式中: a 和 b 为系统参数,且 $a > 0$, $b > 0$; x 为输出信号的幅值。

如图 1 所示,双稳态随机共振系统具有 2 个相同的势阱和一个势垒,在信号与噪声共同作用下,粒子在势垒中心附近上下运动。当粒子借助信号和噪声能量越过势垒,且跃迁速率与信号频率匹配时,系统能量集中于信号频率,实现随机共振并增强信号能量。随机共振可通过参数诱导和噪声诱导 2 种方式实现。其中,噪声诱导随机共振通过调整噪声强度,使部分噪声能量传递至待测信号,实现信号跃迁,但受限于实际应用中的背景噪声强度,难以广泛应用。相比之下,参数诱导随机共振可通过调节系统参数 a 和 b ,改变势垒高度,使粒子跃迁,从而实现随机共振。基于参数诱导随机共振,以信噪比 SNR 为随机共振系统的衡量指标,表达式如下:

$$SNR = \frac{P_s}{P_n} = \sqrt{2} \frac{a^2 A^2}{4bD^2} \exp\left(-\frac{a^2}{4bD}\right) \quad (3)$$

式中: SNR 为信噪比, dB; D 为高斯白噪声强度, dBm; A 为幅值, V; P_s 为噪声能量, W; P_n 为信号能量, W。

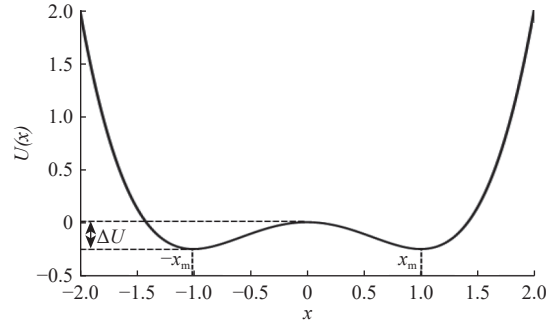


图 1 $U(x)$ 势函数

Fig.1 $U(x)$ potential function

系统输出信号信噪比 SNR 与系统参数 a 和 b 以及噪声强度 D 有关,信噪比 SNR 越大,粒子受噪声的干扰越小。

1.2 基于时间变换的随机共振系统

震电测井激励出震电信号的频率取决于声波的频率,若声波频率太小,震电信号更为微弱,甚至可能被无法探测。因此,一般采用高频信号,但高频信号的周期较短,粒子的切换速率很难与信号同频,需要更多能量维持共振现象,而非线性系统在高频条件下通常会表现出更多的耗散性,减弱共振效应。为此,利用相位轨迹时间尺度变换改进随机共振系统,使其能够处理高频震电测井信号。

将势函数 $U(x)$ 代入非线性随机共振系统式(1)得:

$$\dot{x}(t) = ax(t) - bx(t)^3 + s(t) + \eta(t) \quad (4)$$

新时间尺度可表达为:

$$x(t)(\omega\tau) = x_\xi(\tau) \quad (5)$$

式中: τ 为变换后的时间尺度, s ; t 为时间, s 。

令 $dt/d\tau = \omega$, $t = \omega\tau$, 变换前后 t 和 τ 的初值相等, ω 为时间缩放尺度; $x_\xi(\tau)$ 为新时间尺度下的输出信号, 对时间尺度 τ 求导, 有:

$$\dot{x}(t) = \frac{dx(t)}{dt} = \frac{1}{\omega} \frac{dx_\xi(\tau)}{d\tau} = \frac{1}{\omega} \dot{x}_\xi(\tau) \quad (6)$$

工程中, 产生随机共振, 非线性系统、外部激励信号和噪声缺一不可。因此, 信号均为带噪信号, 需将微弱外部激励信号 $s(t)$ 和噪声 $\eta(t)$ 作为整体进行处理。对输入待测信号 $X(t)$ 进行时间尺度变换后可得:

$$X(t) = X(\omega\tau) \quad (7)$$

变换后的双稳态随机共振系统动态方程为:

$$\dot{x}_\xi(\tau) = \omega(ax_\xi(\tau) - bx_\xi(\tau)^3 + X(\omega\tau)) \quad (8)$$

外部激励信号频率接近系统自然频率时, 随机共振系统的响应才会在共振频率处增强, 而实际操作中外部激励信号实为待测微弱信号, 系统自然频率应与激励信号频率相等。

1.3 基于时间变换随机共振系统的验证

将式(7)转化为积分形式:

$$x_\xi(\tau) = \omega \int [ax_\xi(\tau) - bx_\xi(\tau)^3 + X(\omega\tau)] d\tau + C \quad (9)$$

C 为积分常数, 系统输入初始值为 0。根据式(9)建立变换后的双稳态随机共振系统数值仿真模型。以频率 10 kHz、幅值 0.1 μV 的正弦信号为外部激励信号, 时间缩放尺度设置为 62 800。将高斯白噪声方差 0.5 加入信号中送入系统。固定噪声强度, 合理调整非线性系统参数输出信号, 系统参数 a 为 0.932, b 为 0.567。输入信号及输出信号时域波形如图 2 所示, 输入信号完全被噪声淹没, 无明显周期性; 输出信号时域波形呈现周期振荡性, 发生了跃迁, 有 2 个明显的稳定状态, 形成带噪的周期性振荡信号, 且信号幅值放大了 10 倍左右。输入信号和输出信号频谱如图 3、图 4 所示, 对比 10 kHz 处峰值, 输出信号的峰值达到 4.816 dBm, 明显高于输入信号的峰值, 信号能量提升了 15.02 dB, 这表明系统产生了随机共振效应, 输出信噪比相较于输入信噪比显

著提高, 部分噪声能量成功被转移到了微弱的周期信号中。通过分析时域和频域, 改进后的随机共振系统有效实现了高频信号的检测。

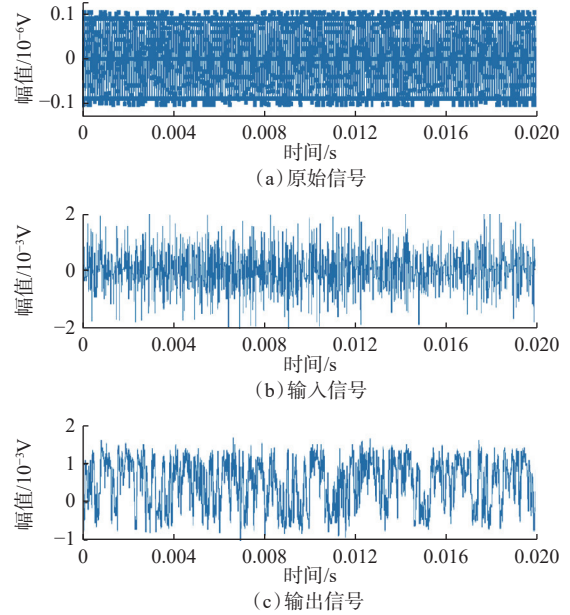


图 2 原始信号、输入与输出信号的时域波形

Fig.2 Time-domain waveforms of original signal, input signal, and output signal

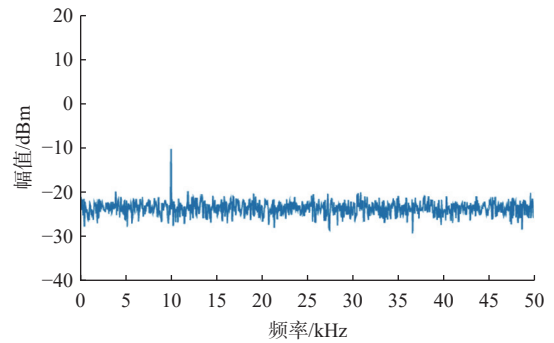


图 3 输入信号频域波形

Fig.3 Frequency-domain waveform of input signal

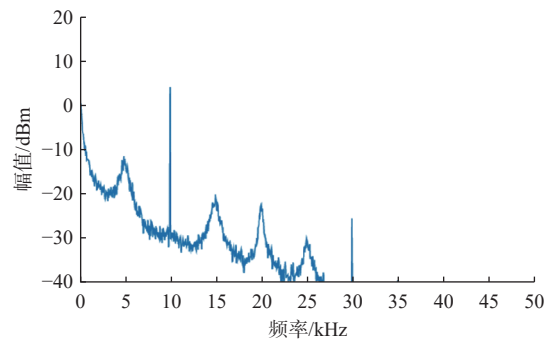


图 4 输出信号频域波形

Fig.4 Frequency-domain waveform of output signal

2 随机共振系统电路设计及参数优化

2.1 随机共振系统的电路设计

基于相位轨迹时间尺度变换的双稳态随机共振高频电路设计如图 5 所示, 电路主要由 3554AM 芯片和乘法器 AD633JN 芯片、电阻、电容组成, 最终通过示波器显示系统输出信号 $x_s(\tau)$ 。为保证系统的

稳定性, 使信号先通过由 3554AM 构成的反相积分电路, 再对其进行增益操作, 合理调整电路中的电阻 R_5 和 R_{20} , 实现对系统参数 a 和 b 的调整, 以得到更好的输出信号。

被测信号为由交流电压信号源 V1 产生的正弦信号, 如图 6 所示, 信号频率为 10 kHz, 幅值为 $0.1 \mu\text{V}$ 。V2 产生噪声, 设置和测试其中的电阻、温度和噪声带宽, 以确定噪声功率。

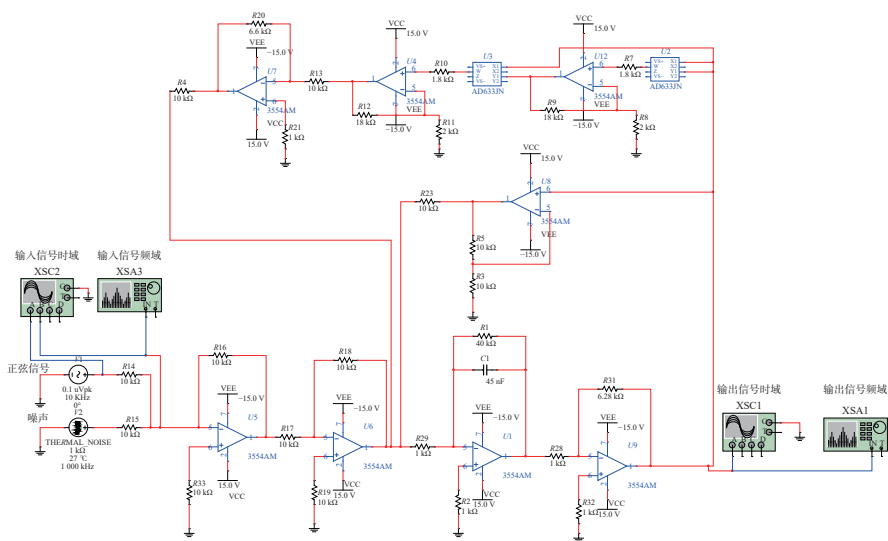


图 5 随机共振系统电路

Fig.5 Stochastic resonance system circuit

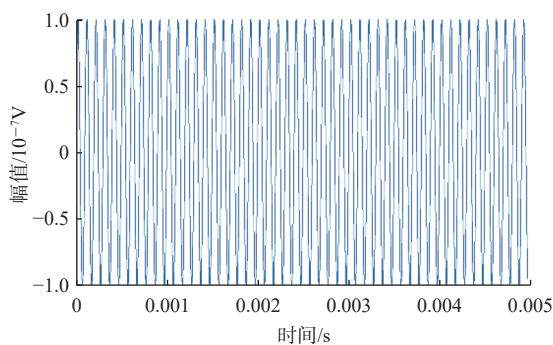


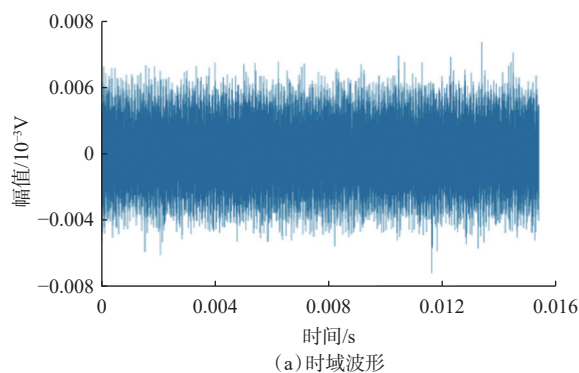
图 6 正弦信号时域波形

Fig.6 Time-domain waveform of sinusoidal signal

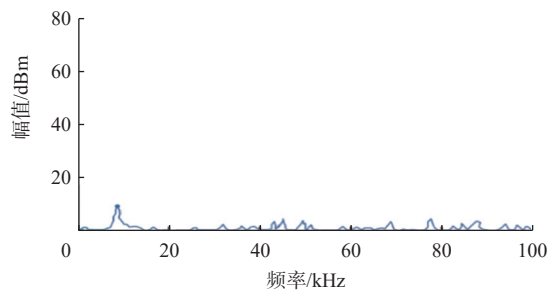
$$P = 4kTRB \quad (10)$$

式中: P 为噪声能量, W ; k 为玻尔兹曼常数, J/K , 取 1.38×10^{-23} ; T 为电阻绝对温度, K ; R 为电阻, Ω ; B 为测量系统的噪声带宽, Hz 。

此时设置电路功率为 52.2 nW , 带噪输入信号时域和频域波形见图 7, 设定系统参数 a 为 2.48, b 为 0.66, 输出信号时域和频域如图 8 所示, 与输入信号对比, 电路实现随机共振放大信号输出, 输出信号有 2 个状态趋势, 能量向信号频率处聚集, 10 kHz



(a) 时域波形



(b) 频域波形

图 7 带噪输入信号时域波形及频域波形

Fig.7 Time-domain and frequency-domain waveforms of noisy input signal

所对应幅值放大了 5.5 倍, 信号能量大幅增强。

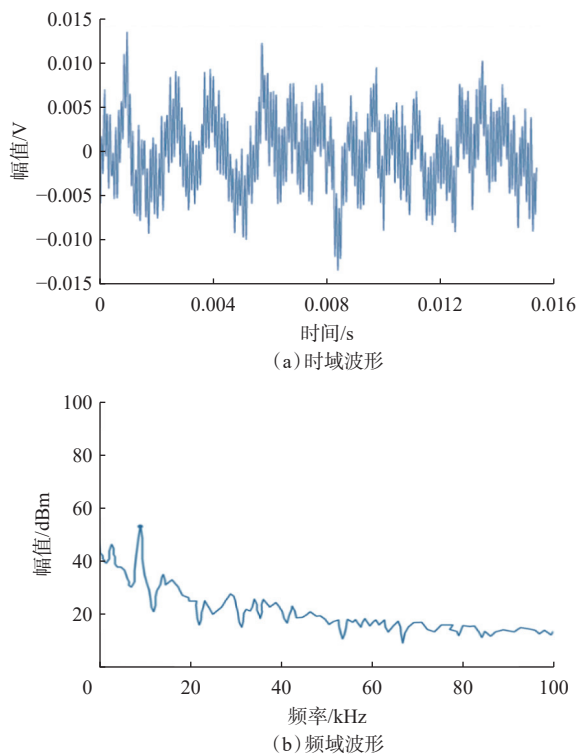


图 8 输出信号时域波形及频域波形

Fig.8 Time-domain and frequency-domain waveforms of output signal

2.2 基于遗传算法的随机共振系统

采用以输出信噪比为评价函数的随机共振系统直接处理高频信号, 选用遗传算法选取最优系统参数 a 和 b ^[23-24], 使输出信号的信噪比最大。基于遗传算法的随机共振系统处理高频微弱信号的流程如图 9 所示。

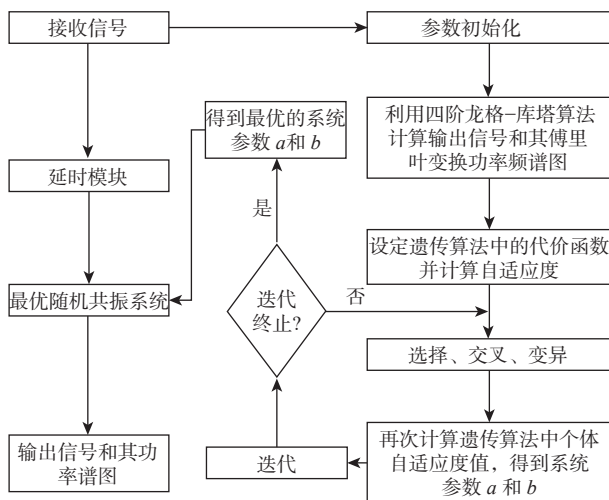


图 9 基于遗传算法的随机共振流程

Fig.9 Stochastic resonance flowchart based on genetic algorithm

由于式(1)为随机微分方程, 无法直接获得其解析解, 需采用数值方法求解随机共振模型。因此, 采用基于四阶龙格-库塔方程求解, 处理高频信号^[25]。

系统模拟所输入正弦信号 $s(t)$ 幅值 0.1 V、频率 10 kHz, 采样频率 5 000 kHz, 采样点数 10 000, 输入信号的背景噪声标准差 $2D$, D 为 0.5。带噪输入信号时域波形和频域波形如图 10 所示, 输入信号幅值很低, 此时信号信噪比为 -20.963 7 dB。

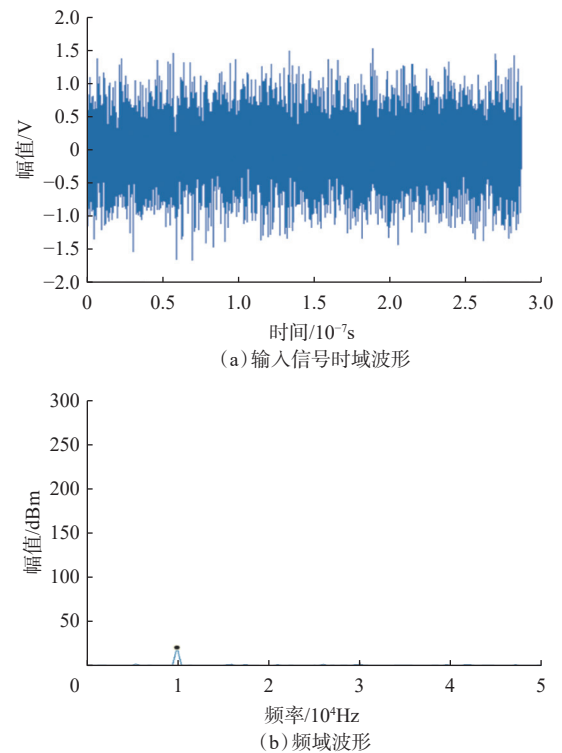


图 10 基于遗传算法带噪输入信号时域波形及频域波形

Fig.10 Time-domain and frequency-domain waveforms of noisy input signal based on genetic algorithm

遗传算法的种群个数为 100, 交叉概率 0.3, 算法迭代终止的条件为相邻两代的自适应度连续、15 代未发生变化或者达到最大代数 5 000。当前后 2 代最优个体对应自适应度的变化率小于 1% 时, 认为自适应度没有发生变化。系统参数 a 和 b 的取值范围分别为 $[0.000\ 1 \sim 2\ 000]$ 和 $[0.000\ 1 \sim 5\ 000]$, 且两参数取值精度为 0.000 1。通过遗传算法寻优后的系统参数 a 为 0.025 6, b 为 0.191 5。随机共振系统输出信号时域和频域波形如图 11 所示, 系统输出信号明显有 2 个状态, 与输入信号频域对比分析。输入信号的幅值能量提升到了 819.387 dBm, 有效增强了特征频率, 此时输出信号的信噪比为 1.938 4 dB, 可见采用遗传算法优选系统参数可优化随机共振效

果, 使输入信号更加敏感并提升输出信噪比。

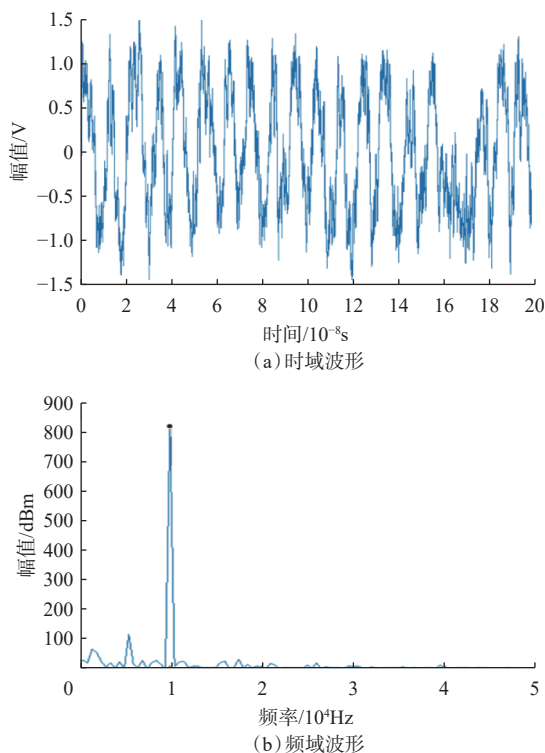


图 11 基于遗传算法输出信号时域波形及频域波形

Fig.11 Time-domain and frequency-domain-waveforms of output signal based on genetic algorithm

3 在震电测井信号中的应用

利用 COMSOL 多物理场仿真软件建立的震电测井信号测量模型如图 12 所示, 声波激励地下介质振动产生电磁波, 得到震电测井仿真信号, 此时声波频率为 10 kHz。

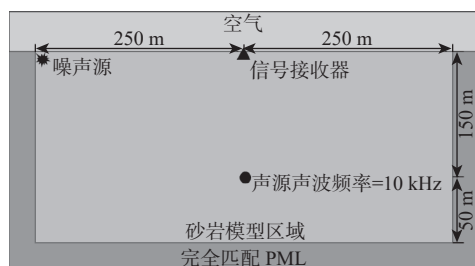


图 12 震电信号测量模型

Fig.12 Seismoelectric signal measurement model

通常情况下, 震电信号频率与声波的频率相对应。仿真得到的震电测井信号时域和频域波形如图 13 所示, 将此信号送入基于遗传算法的随机共振系统中处理, 寻优确定系统参数 a 为 6.943 0, b 为 2.7143。系统输出信号时域和频域波形如图 14 所

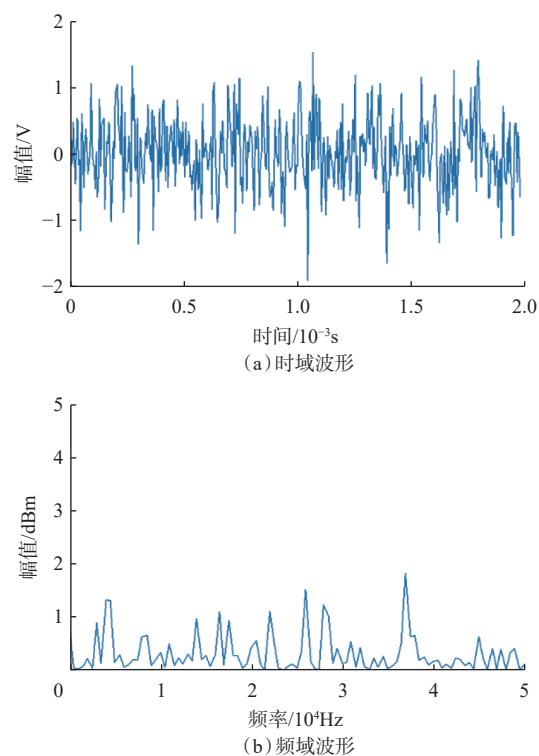


图 13 震电测井信号时域波形及频域波形

Fig.13 Time-domain and frequency-domain-waveforms of seismoelectric logging signal

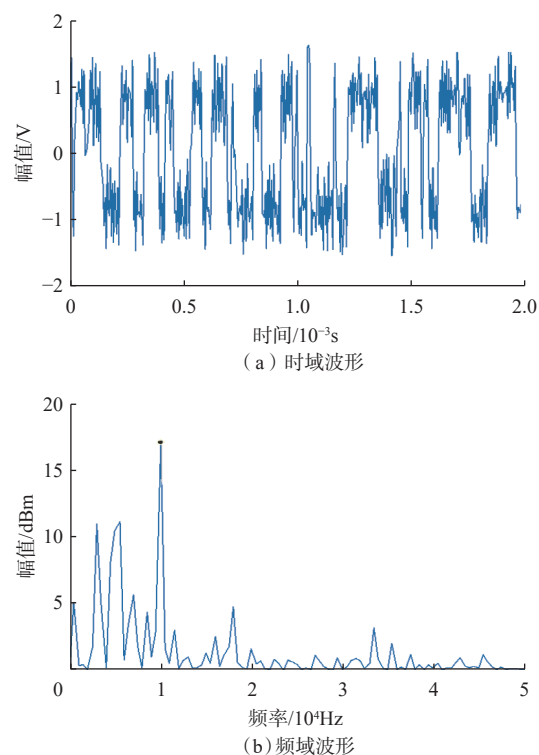


图 14 随机共振输出信号时域波形及频域波形

Fig.14 Time-domain and frequency-domain waveforms of stochastic resonance output signal

示,与原始信号相比,噪声成分显著减少,信号特征频率的幅值更为稳定。波形变化表明,系统在高频输入信号的响应时间尺度内得到了有效优化。输出信号在主频点处有明显尖峰,表明系统通过优化随机共振效应增强了震电测井信号的主频成分,非目标频率点附近的噪声水平较低,功率谱密度曲线平稳,进一步提升了信号质量。

将随机共振处理结果与采用传统线性滤波处理后的信号对比(见图15),传统线性滤波可滤除大部分噪声,但处理后的信号无明显周期性,信号频率频谱峰值提升不明显,信号放大能力弱。相较于传统震电测井信号技术,利用相位轨迹时间尺度变换的自适应遗传算法随机共振可以进一步提高强噪声背景下的震电信号强度和幅值。

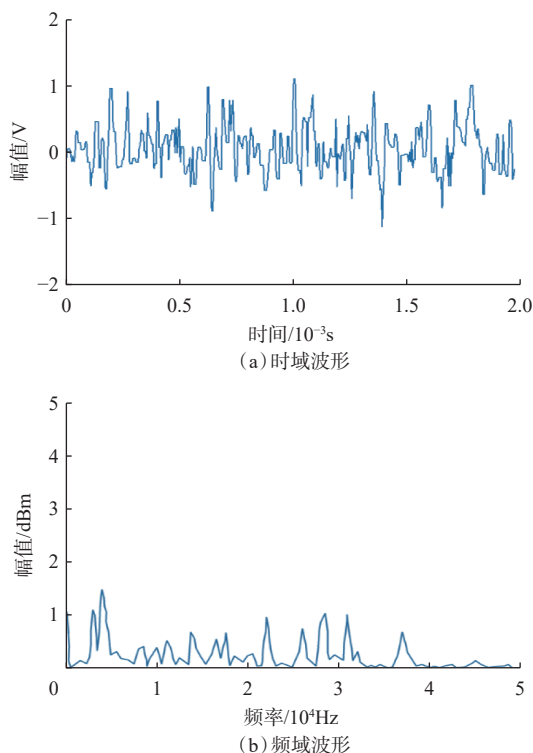


图15 传统滤波输出信号时域波形及频域波形

Fig.15 Time-domain and frequency-domain waveforms of traditional filtering output signal

4 结 论

1)引入相位轨迹时间尺度变换可改善非线性随机共振系统对高频信号的检测能力,结合硬件电路设计提升其实用性,可使其适用于更复杂的环境,与传统微弱信号检测技术相比,该方法可显著增强震电测井信号特征频率,改善信号质量。

2)有别于传统井下信号检测方法抑制噪声,随机共振方法通过将噪声能量转移至待测信号提升其质量,引入相位轨迹时间尺度变换可使随机共振适用于更多复杂的检测环境。

3)系统参数仍需进一步优化以提高系统的稳定性和适应性,未来可探索多稳态随机共振或欠阻尼随机共振系统在测井中的应用,拓展井下信号处理的思路,并结合实际井下环境进行系统测试。

参 考 文 献

References

- [1] 王诚至. 基于震电测井的信号收发电路系统研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
WANG Chengzhi. Research on signal transceiver circuit system based on seismo-electric logging[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [2] BIOT M A. Theory of propagation of elastic waves in a fluid-saturated porous solid. II. Higher frequency range[J]. *The Journal of the Acoustical Society of American*, 1956, 28(2): 179–191.
- [3] GARAMBOIS S, DIETRICH M. Full waveform numerical simulations of seismoelectromagnetic wave conversions in fluid-saturated stratified porous media[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2002, 107(B7): ESE 5-1-ESE 5-18.
- [4] 胡文亮, 张国栋, 刘保银, 等. 基于微电阻率成像测井的地层各向异性表征方法 [J]. *石油钻探技术*, 2023, 51(2): 125–130.
HU Wenliang, ZHANG Guodong, LIU Baoyin, et al. Formation anisotropy characterization method based on micro-resistivity imaging logging[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2023, 51(2): 125–130.
- [5] 孙小芳, 刘峰, 张聪慧, 等. 慢速地层偶极声波远探测井眼成像发射频率优选 [J]. *石油钻探技术*, 2023, 51(1): 98–105.
SUN Xiaofang, LIU Feng, ZHANG Conghui, et al. Emission frequency optimization of borehole imaging for dipole acoustic remote detection of slow formations[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2023, 51(1): 98–105.
- [6] 康正明, 秦浩杰, 张意, 等. 基于 LSTM 神经网络的随钻方位电磁波测井数据反演 [J]. *石油钻探技术*, 2023, 51(2): 116–124.
KANG Zhengming, QIN Haojie, ZHANG Yi, et al. Data inversion of azimuthal electromagnetic wave logging while drilling based on LSTM neural network[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2023, 51(2): 116–124.
- [7] 祁晓, 张璋, 李东, 等. 基于阵列声波测井技术的海上砂岩储层压裂效果评价方法 [J]. *石油钻探技术*, 2023, 51(6): 128–134.
QI Xiao, ZHANG Zhang, LI Dong, et al. Evaluation of fracturing effects in offshore sandstone reservoirs based on array acoustic logging technology[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2023, 51(6): 128–134.
- [8] 马通, 祝鹏, 陈鸣, 等. 琼东南盆地天然气水合物储层参数测井评价及分析 [J]. *断块油气田*, 2023, 30(2): 254–260.
MA Tong, ZHU Peng, CHEN Ming, et al. Logging evaluation and analysis of reservoir parameter for natural gas hydrate in Qiong-

- dongnan Basin[J]. *Fault-Block Oil & Gas Field*, 2023, 30(2): 254–260.
- [9] 付德奎. 普光气田超深高含硫水平井开发测井先导性试验 [J]. *断块油气田*, 2023, 30(6): 1007–1012.
- FU Dekui. Pilot test for development logging of ultra-deep high sulfur horizontal wells in Puguang Gas Field[J]. *Fault-Block Oil & Gas Field*, 2023, 30(6): 1007–1012.
- [10] 赵辉, 齐怀彦, 王凯, 等. 致密砂岩油藏测井响应特征及有利区评价 [J]. *特种油气藏*, 2023, 30(5): 35–41.
- ZHAO Hui, QI Huaiyan, WANG Kai, et al. Characteristics of well logging response and evaluation of favorable zones in tight sandstone reservoirs[J]. *Special Oil & Gas Reservoirs*, 2023, 30(5): 35–41.
- [11] 段韵达, 胡恒山, 关威. 矿化度界面对震电测井波场的影响 [J]. *地球物理学报*, 2020, 63(2): 778–787.
- DUAN Yunda, HU Hengshan, GUAN Wei. Influence of salinity interface on seismoelectric logging wave field[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2020, 63(2): 778–787.
- [12] GUAN Wei, HU Hengshan. Finite-difference modeling of the electroseismic logging in a fluid-saturated porous formation[J]. *Journal of Computational Physics*, 2008, 227(11): 5633–5648.
- [13] MADHUKAR P S, MADHUKAR S. Kalman filters in different biomedical signals-an overview[C]//2020 International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2020: 1268–1272.
- [14] 陆秋平. 基于相关原理的信号检测方法及其应用研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2011.
- LU Qiuping. Study on signal detection method and its application based on correlative theory[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011.
- [15] 陈韶华, 相敬林. 一种改进的时域平均法检测微弱信号研究 [J]. *探测与控制学报*, 2003, 25(4): 56–59.
- CHEN Shaohua, XIANG Jinglin. A modified time averaging method in weak signal detection[J]. *Journal of Detection & Control*, 2003, 25(4): 56–59.
- [16] NICHOGA V, PAVLYSH V, ROMANYSHYN Y. Features of use wavelet transforms for processing and analysis of rail fault detection signals[C]//2010 International Conference on Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 295–295.
- [17] XIONG Zhangliang, SONG Yaoliang, LIU Ming, et al. Signal detection with chaotic neural network[C]//International Conference on Neural Networks and Signal Processing, 2003. Proceedings of the 2003. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2003: 164–167.
- [18] XING Yingchun, ZHANG Futao. Simulation and application of weak signal detection based on Chaos theory[C]//2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 2434–2437.
- [19] 冷永刚, 王太勇. 二次采样用于随机共振从强噪声中提取弱信号的数值研究 [J]. *物理学报*, 2003, 52(10): 2432–2437.
- LENG Yonggang, WANG Taiyong. Numerical research of twice sampling stochastic resonance for the detection of a weak signal submerged in a heavy noise[J]. *Acta Physica Sinica*, 2003, 52(10): 2432–2437.
- [20] 彭敏玲. 超高频微弱信号检测中调参随机共振的应用研究 [J]. *化工管理*, 2017(32): 56–58.
- PENG Minling. Research on the application of modulated parameter stochastic resonance in ultra-high frequency weak signal detection[J]. *Chemical Enterprise Management*, 2017(32): 56–58.
- [21] WU Aiping, MWACHAKA S M, PEI Yanliang, et al. A novel weak signal detection method of electromagnetic LWD based on a duffing oscillator[J]. *Journal of Sensors*, 2018, 2018: 5847081.
- [22] GAO Fangzheng, HUANG Jiakai, WU Yuqiang, et al. A time-scale transformation approach to prescribed-time stabilisation of non-holonomic systems with inputs quantisation[J]. *International Journal of Systems Science*, 2022, 53(8): 1796–1808.
- [23] ZHENG Yongjun, HUANG Ming, LU Yi, et al. Fractional stochastic resonance multi-parameter adaptive optimization algorithm based on genetic algorithm[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(22): 16807–16818.
- [24] AVINASH KHATRI K C, SHAH K B, LOGESHWARAN J, et al. Genetic algorithm based techno-economic optimization of an isolated hybrid energy system[J]. *ICTACT Journal on Microelectronics*, 2023, 8(4): 1447–1450.
- [25] 杨波, 夏虹, 尹文哲, 等. 自适应随机共振在信号特征提取中的应用 [J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2022, 43(12): 1750–1758.
- YANG Bo, XIA Hong, YIN Wenzhe, et al. Application of adaptive stochastic resonance in signal feature extraction[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2022, 43(12): 1750–1758.

[编辑 曹耐]