

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508579

基于优化新模态分解的探地雷达信号去噪方法

余慧敏 习恺欣 刘曜玮 高月茹 杜保强

(湖南师范大学信息科学与工程学院 长沙 410006)

摘要:针对探地雷达信号在复杂的地下环境中容易受到噪声干扰、传统去噪方法存在模态混叠以及参数依赖性强的问题,提出了一种联合灰狼算法(GWO)、改进自适应噪声完备集合经验模态分解(ICEEMDAN)与改进的多参数控制小波阈值的去噪算法。首先采用GWO算法对ICEEMDAN中的噪声幅值(Nstd)和迭代次数(NE)进行寻优,实现参数的自适应调整并抑制模态混叠。然后设计改进的多参数控制小波阈值函数,对分解后的模态分量进行选择性的滤波重构,保留有效信号特征。仿真实验中,针对埋深为0.1 m的弱目标场景,该方法在输入信噪比为10 dB的条件下,输出信噪比提升至19.308 2 dB,比传统的自定参数的ICEEMDAN联合软硬阈值去噪算法平均提高了93.26%,波形相关系数为0.994 15,均方根误差为0.108 3;实测实验中,处理后的成像更清晰,目标的双曲线特征更加明显。该方法能够有效地提升探地雷达的信号质量,具有自适应性强、抗混叠和工程适用性高等特点,为地下目标的识别提供了可靠的技术支撑。

关键词: 探地雷达; 优化新模态分解; 灰狼算法; 改进小波阈值; 去噪

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Ground penetrating radar signal denoising method based on optimized new mode decomposition

Yu Huimin Xi Kaixin Liu Yaowei Gao Yueru Du Baoqiang

(School of Information Science and Engineering, Hunan Normal University, Changsha 410006, China)

Abstract: Aiming at the problems that ground penetrating radar signals are easily interfered by noise in complex underground environments, traditional denoising methods have modal aliasing and strong parameter dependence, a denoising algorithm combining the grey wolf algorithm (GWO), improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) and improved multi-parameter controlled wavelet threshold is proposed. Firstly, the GWO algorithm is used to optimize the noise amplitude (Nstd) and the number of iterations (NE) in ICEEMDAN to achieve adaptive adjustment of parameters and suppress modal aliasing. Then, an improved multi-parameter controlled wavelet threshold function is designed to selectively filter and reconstruct the decomposed modal components to retain the effective signal characteristics. In the simulation experiment, for the weak target scene with a burial depth of 0.1 meters, under the condition of an input signal-to-noise ratio of 10 dB, the output signal-to-noise ratio of this method is improved to 19.308 2 dB, which is an average improvement of 93.26% over the traditional ICEEMDAN with custom parameters combined with soft and hard threshold denoising algorithm. The waveform correlation coefficient is 0.994 15 and the root mean square error is 0.108 3. In the actual measurement experiment, the processed image is clearer and the hyperbolic characteristics of the target are more obvious. This method can effectively improve the signal quality of ground penetrating radar, and has the characteristics of strong adaptability, anti-aliasing and high engineering applicability, providing reliable technical support for the identification of underground targets.

Keywords: ground penetrating radar; optimization of ICEEMDAN; GWO; improved wavelet threshold; denoising

0 引言

目前,地下空间的检测方法主要分为两种。传统的破坏性检测手段虽能获取地质信息,但由于检测效率低等原因,难以满足大范围 and 精确化的探测需求。随着城市化进程的加速,道路塌陷、地下空洞等事故频发,亟需高效、精准的无损探测技术以保障地下空间安全。探地雷达(ground penetrating radar, GPR)作为一种非侵入式探测技术,凭借其高分辨率、实时性强和抗干扰能力强等优势,已广泛应用于道路质检、工程勘察和考古探测等领域。然而,地下介质结构复杂,电磁波在传播过程中容易受环境噪声、散射杂波及系统干扰的影响,导致回波信号信噪比低、有效信息被淹没,影响了地下目标的识别与解译的精度^[1]。因此,如何从噪声背景下分辨目标信号,成为探地雷达技术发展的核心挑战之一。

在信号降噪领域,经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)因其自适应分解特性^[2],被广泛用于非平稳信号处理。然而,EMD 存在模态混叠问题^[3],难以有效分离噪声与目标信号。为改善此问题,集合经验模态分解(ensemble EMD, EEMD)方法^[4]通过引入高斯白噪声来抑制模态混叠现象,但其分解结果仍存在残余噪声。之后,Colominas 等^[5]提出的自适应噪声完备集合经验模态分解(improved complete ensemble EMD with adaptive noise, ICEEMDAN)进一步优化了噪声注入策略,提升了分解的完备性与抗噪能力,但其参数设置依赖于人工经验,适应性受限。另一方面,小波阈值降噪算法通过多尺度分解与阈值筛选,可有效抑制高频噪声,但传统软、硬阈值函数存在信号失真或伪影问题^[6],难以在有效降噪的同时保留信号的完整信息。

针对上述问题,本文提出一种基于灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)优化的 ICEEMDAN 与改进小波阈值联合降噪方法。首先,利用 GWO 算法自适应优化 ICEEMDAN 的关键参数,以解决传统方法依赖人工调参的局限性,提升算法在复杂噪声环境下的鲁棒性。其次,设计多参数控制阈值函数,通过引入动态调节因子优化小波系数处理过程,在抑制噪声的同时减少有效信号的能量损失。该方法能够实现对外噪声的抑制,帮助识别和增强地下目标体的回波信号。

1 探地雷达模型

当雷达天线发射的脉冲信号传播至不同介电常数的地下介质交界面时,会在界面处产生反射^[7],接收端记录下的回波信号携带了关于目标位置、电磁属性等的有用信息。但由于地下介质通常具有不均匀、多层和高损耗

等复杂特性,导致回波信号中不仅包含目标信息,同时也混杂了大量的背景噪声、多路径干扰及环境杂波^[8-9],显著影响了后续信号分析与成像质量。探地雷达接收端的回波信号 $R(t)$ 可表示为式(1),其中 a_s 代表目标反射信号的幅度, a_i 和 τ_i 分别为第 i 个杂波分量的幅度与传播延迟, N 为杂波或者非目标反射的路径总数, $n(t)$ 为系统噪声以及环境电磁干扰。

$$R(t) = a_s s(t - \tau(t)) + \sum_{i=1}^N a_i s(t - \tau_i) + n(t) \quad (1)$$

在实际探地雷达的探测过程中,探地雷达系统以固定步长进行横向扫描,每个测量点对应一组一维 Ascan 信号,记录回波信号在快时间轴的变化,通过多个测量点组成的二维 Bscan 信号,构成的二维雷达回波矩阵可表示为式(2)。其中 m 代表快时间采样点,对应深度或者距离; n 代表慢时间采样点,对应横向探测位置; T_f 代表采样间隔; τ_n 为目标点在第 n 个位置的传播延迟。

$$R[m, n] = a_s s(mT_f - \tau_n) + \sum_{i=1}^N a_i s(mT_f - \tau_{i,n}) + n[m, n] \quad (2)$$

2 基于优化新模态分解的探地雷达信号去噪方法

2.1 ICEEMDAN 分解原理

ICEEMDAN 是一种改进的完全自适应噪声集合经验模态分解方法^[10-11],与传统的经验模态分解法在信号分解的过程直接添加高斯白噪声不同的是,该方法选取了白噪声被经验模态分解后的第 K 个内禀模态函数(IMF)分量进行分解^[12]。与传统方法相比,ICEEMDAN 通过选择噪声的 IMF 分量作为待分解信号的噪声成分,能够有效提高分解结果的质量。同时,能够避免直接添加高斯白噪声可能引入的噪声过度问题,更好地控制了噪声的引入程度,适用于各种非线性和非平稳信号。

利用 ICEEMDAN 对探地雷达回波信号 $x(t)$ 进行分解,其中 $\omega^{(i)}(t)$ 代表高斯白噪声, $i = 1, 2, \dots, i$ 为噪声组数。 $E_j(\cdot)$ 代表信号经过 EMD 分解后的第 j 个 IMF, $M(\cdot)$ 代表原始信号减去其第 1 个 IMF 后的残差。信噪比系数 β_k , 如式(3)所示。

$$\beta_k = \begin{cases} \varepsilon_0 \cdot \frac{\sigma(x(t))}{\sigma(E_1(\omega^{(i)}))}, & k = 0 \\ \varepsilon_0 \cdot \sigma(r_k(t)), & k \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中 ε_0 为预设幅值, $\sigma(\cdot)$ 为标准差。

1) 对原始回波信号 $x(t)$ 叠加噪声的第 1 阶 IMF 分量,生成加噪序列:

$$x^{(i)}(t) = x(t) + \beta_0 \cdot E_1(\omega^{(i)}(t)) \quad (4)$$

2) 计算所有加噪信号的局部均值并取平均,得到首

阶残差:

$$r_1(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M(x^{(i)}(t)) \quad (5)$$

3) 从原始信号中分离出首阶 IMF, 其中 IMF_1 包含信号中最高频的振荡成分, 残差 $r_1(t)$ 保留低频信息:

$$IMF_1(t) = x(t) - r_1(t) \quad (6)$$

4) 递推计算高阶残差与 IMF, 对第 k 阶残差 $r_k(t)$ 叠加噪声的第 $k+1$ 阶 IMF 分量, 然后提取第 $k+1$ 阶 IMF:

$$r_{k+1}(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M(r_k(t) + \beta_k \cdot E_{k+1}(\omega^{(i)}(t))) \quad (7)$$

$$IMF_{k+1}(t) = r_k(t) - r_{k+1}(t) \quad (8)$$

5) 重复上一步骤, 直至残差 $r_k(t)$ 为单调信号或者无法进一步分解, 最终得到 IMF 集合:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K IMF_k(t) + r_K(t) \quad (9)$$

2.2 GWO 优化分解参数原理

1) GWO 优化原理

GWO 是一种群智能优化算法^[13-15], 将灰狼分为 α 、 β 、 δ 和 ω 4 种等级。然后对这 4 种等级进行数学建模, 认为 α 为最合适的解, β 和 δ 分别代表第 2 和第 3 最优解, 其他剩余的解用 ω 表示。在 GWO 中, 通过 α 、 β 、 δ 来引导捕食进行优化, ω 听从这 3 种狼。

其中, X 代表灰狼的位置, t 为当前的迭代次数, D 代表灰狼与猎物之间的距离。向量 A 用来模拟灰狼对猎物的攻击, 取值受收敛因子 a 的影响。协同系数向量 A 和 C 可以表示为公式, 其中 r_1, r_2 为 0~1 范围内的随机数, 具体数学模型如式 (10) 和 (11) 所示。

$$\begin{cases} D = C \times X_p(t) - X(t) \\ X(t+1) = X_p(t) - A \times D \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} A = 2a \times r_1 - a \\ C = 2 \times r_2 \end{cases} \quad (11)$$

在每次迭代过程中, 保留 α 、 β 、 δ 3 个较优解, 根据它们的位置更新其他搜索代理的位置。其中适应度函数采用最小包络熵, 该函数对噪声敏感, 熵值计算公式如式 (12) 所示。

$$\begin{cases} P_j = \frac{a(j)}{\sum_{j=1}^N a(j)} \\ E_p = - \sum_{j=1}^N P_j \log P_j \end{cases} \quad (12)$$

GWO 主要的算法步骤如下:

(1) 初始化种群的参数, 具体为种群数量 N 、最大迭代次数 M 和调控参数 a 、 A ;

(2) 依据变量的上下界, 随机初始化灰狼个体的位置 X ;

(3) 计算每一头狼的适应度值, 分别将种群中适应度值最佳、次佳和第三佳的狼位置信息保存为 X_α 、

X_β 、 X_δ ;

(4) 更新个体 X 的位置, 并更新参数 a 、 A 和 C ;

(5) 若满足最大迭代次数, 停止优化, 返回最优值; 若不满足, 则重复上述步骤。

2) GWO 优化 ICEEMDAN 分解参数原理

由于 ICEEMDAN 方法的分解效果取决于白噪声幅值权重 (Nstd) 和噪声添加次数 (NE), 因此, 采用智能算法 GWO 对这两个参数进行优化, 适应度函数采用包络熵^[16], 适应值越小, 代表分解的效果越好。通过不断优化更新, 确定最终分解参数的最佳组合 (Nstd, NE)。其中, 灰狼种群的规模和迭代次数主要影响算法的全局搜索能力和收敛稳定性, 而参数的允许优化范围设置应覆盖经验上合理的有效取值区间, 以避免遗漏最优解。对于噪声结构相对可控的仿真数据, 可采用较窄的参数范围和中等规模的搜索设置, 以加快收敛; 对于噪声复杂、非平稳性较强的实测数据, 则需要适当放宽参数范围并增强搜索强度, 以提高参数优化结果的稳健性。

具体优化步骤如下:

(1) 设置灰狼种群的规模、最大迭代次数、待优化参数的允许优化范围;

(2) 初始灰狼种群, 随机生成参数组合;

(3) 计算各参数组合下 ICEEMDAN 分解的熵值;

(4) 更新 α 、 β 、 δ 狼的位置, 逐步逼近最优解;

(5) 当达到最大迭代次数时终止优化, 输出最优参数组合, 否则重复上述步骤, 直至获得最优参数组合。

2.3 改进阈值函数小波去噪原理

小波阈值去噪方法的中心思想^[17]是通过对信号进行分解和有选择的重构, 实现对噪声的去除。小波变换具有去数据相关性, 小波分解后, 低频部分的小波系数主要由信号主导, 高频部分的小波系数包含噪声, 并且噪声的幅值通常较小, 可以采用阈值抑制。去噪处理后, 将不同尺度的子信号进行重构, 就能得到去噪后的地下有效目标回波信号。

在阈值函数小波去噪中, 去噪的效果和选取的小波基类型、小波分解层数、阈值函数和阈值有关^[18]。采用 Rigrsure 阈值选取规则, 这是一种软件阈值估计法, 对于给定的阈值 T , 得到它的似然估计, 然后再将似然 T 最小化, 就得到了所选的阈值, 具体步骤为:

1) 对用来估计阈值的小波系数向量取绝对值, 从小到大排列, 并将各元素进行平方处理, 得到新的待估计向量 S ;

2) 对向量 S 的每个元素, 按照式 (13) 计算其风险向量, 其中 R_j 代表第 j 个元素的风险向量:

$$R_j = \frac{n - 2j + \sum_{i=1}^j S_i + (n - j)S_j}{n} \quad (13)$$

3) 找到向量 $\mathbf{R}$ 的最小值所对应的下标值 k , 得到阈值 $\lambda = \sqrt{S_k}$ 。

结合合适的阈值对小波系数进行处理时, 阈值函数的选取至关重要。传统的软、硬阈值函数虽然能在一定程度上减少噪声干扰, 但是由于存在缺陷, 去噪效果并不理想, 因此在传统阈值函数的基础上, 本文引入了3个可调参数 α, β 和 γ , 分别控制信号的压缩幅度、非线性压缩速度以及衰减幅度, 形成了一种分段压缩和非线性缩放的联合方法。大于阈值 λ 的部分通过幂衰减及指数衰减相结合的方式, 对系数进行非线性处理, 以抑制高幅度噪声; 而小于等于阈值 λ 的部分则通过指数抑制处理, 实现对弱信号的平滑保留与抑制, 其公式如式(14)~(19)所示, 其中, 处理前后的小波系数分别为 $x_{j,k}$ 和 $\hat{x}_{j,k}$ 。

$$\hat{x}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(x_{j,k}) \times M(x_{j,k}), & |x_{j,k}| > \lambda \\ \text{sign}(x_{j,k}) \times A(x_{j,k}), & |x_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (14)$$

$$M(x_{j,k}) = \max(|x_{j,k}| - S(x_{j,k}) - C, 0) \quad (15)$$

$$A(x_{j,k}) = \frac{\alpha}{1 + \alpha} \times |x_{j,k}| \times (1 - e^{10(|x_{j,k}| - \lambda)}) \quad (16)$$

$$S(x_{j,k}) = \frac{\lambda}{1 + \alpha} \times \theta(x_{j,k}) \quad (17)$$

$$\theta(x_{j,k}) = \frac{\gamma^{\sqrt{x_{j,k}^2 - \lambda^2}}}{(|x_{j,k}|^\beta - \lambda^\beta + 1)^{\frac{1}{\beta}}} \times e^{-(|x_{j,k}| - \lambda)^{\frac{1}{\alpha}}} \quad (18)$$

$$C = \frac{\alpha t}{1 + \alpha} \quad (19)$$

其中, $\alpha > 0, \beta > 0, 0 < \gamma < 1$ 。

当 $x_{j,k} \rightarrow \lambda^+$ 时:

$$\lim_{x_{j,k} \rightarrow \lambda^+} (\text{sign}(x_{j,k}) \times M(x_{j,k})) = 0 \quad (20)$$

当 $x_{j,k} \rightarrow \lambda^-$ 时:

$$\lim_{x_{j,k} \rightarrow \lambda^-} (\text{sign}(x_{j,k}) \times A(x_{j,k})) = 0 \quad (21)$$

本文改进的阈值函数有以下特点:

1) 在阈值点处函数连续, 消除了硬阈值函数在阈值点处跳变的情况, 同时避免了软阈值函数留下的恒定残差问题, 保证信号在重构时没有突变伪影。

2) 函数具有奇函数对称性, 保证了对正负信号的处理完全一致, 不会引入偏置。

3) 具有双段自适应衰减与平滑过渡的性质。大于阈值区间的部分结合幂次衰减、幂指数抑制和常数修正, 实现了对高幅度系数的自适应和阶梯式衰减; 小于阈值区间的部分进行指数平滑缩放, 既在阈值点处输出零, 又在 $|x_{j,k}|$ 由 0 增大到 λ 时保持单调增、可控保留微弱信号。

不同参数取值的阈值函数曲线如图1所示, 该函数在连续性、对称性、平滑性以及自适应控制方面均优于传统方法, 可以根据不用信号和噪声场景灵活调整参数。

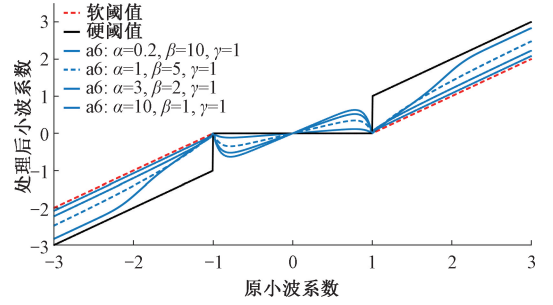


图1 不同参数取值阈值函数曲线

Fig. 1 Curves of the threshold function for various parameter settings

2.4 GWO-ICEEMDAN 联合改进小波阈值去噪方法

对于 GWO-ICEEMDAN 联合改进小波阈值去噪方法: 首先使用 GWO 算法优化 ICEEMDAN 中的 Nstd 和 NE, 然后将探地雷达接收到的原始回波信号进行 ICEEMDAN 分解, 按照自适应阈值的样本熵规则^[19]筛选出需要进行滤波处理的分量, 其计算公式如式(22)所示; 再对需要降噪的 IMF 分量实施改进的小波阈值降噪, 去除噪声部分; 最后, 将降噪后的所有 IMF 分量和之前保留的 IMF 分量重构, 得到去噪后的有效目标信号。方法的具体实现流程如图2所示。

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln\left(\frac{B^{m+1}}{B^m}\right) \quad (22)$$

式中: m 代表嵌入维度; r 代表相似容限阈值; N 代表时间序列的数据点总数; B^m 和 B^{m+1} 分别代表在 m 和 $m+1$ 维度下满足向量间距离 $\leq r$ 的概率。

3 仿真实验与结果分析

为贴近复杂地质结构的噪声条件, 本文的仿真噪声建模采用两种来源的叠加: 1) 由 gprMax 数值电磁仿真自然产生的物理散射与界面杂波, 该杂波主要来源于地表、介质界面以及地下空洞等不连续结构体对电磁波的反射与多次散射; 2) 使用 MATLAB 叠加的高斯白噪声, 用于模拟实际探测过程中接收系统的随机测量噪声。

为了验证 GWO-ICEEMDAN 联合改进小波阈值去噪方法, 本文首先通过 gprMax 平台构建地下目标体的仿真模型: 模型尺寸为 $2 \text{ m} \times 1 \text{ m}$, 地下介质以黏土(相对介电常数 $Er = 8.0$)为主, 发射源与接收器位置分别为 $(0.04, 0.975)$ 和 $(0.08, 0.975)$, 选取半径为 0.05 m 的空洞, 位于地表下 0.1 m 处。脉冲探地雷达发射波形选取 Ricker 波, 设置为 1500 MHz 的工作频率, 采样时窗为 15 ns , 采样间隔为 0.005 m , 具体的参数设置如表1所示。

进行探地雷达数值模拟^[20-21]时, 总共扫描 400 道 Ascan 数据, 并将其拼接为 Bscan 数据如图3所示。同

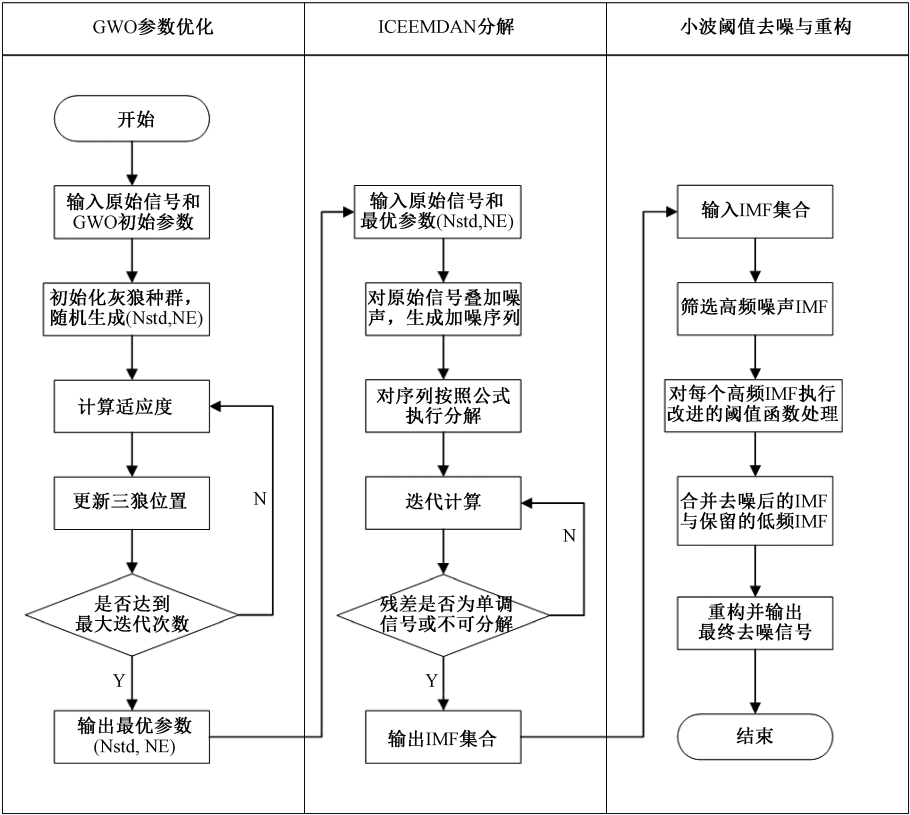


图 2 流程图
Fig.2 Flow chart

时,通过 paraview 软件对模型进行可视化处理如图 4 所示。

接着,使用 MATLAB 软件对仿真数据进行去噪。最后,通过对比处理前后的信噪比 (SNR)、均方根误差 (RMSE) 和波形相关系数 (NCC) 指标,评估本文方法在地下目标检测与图像重建中的降噪效果。

表 1 探地雷达仿真参数设置
Table 1 Parameter settings of ground penetrating radar simulation

参数	数值
模型大小/m	2×1
激励源类型	雷克子波
时窗/ns	15
天线中心频率/MHz	1 500
发射天线初始位置	(0.04,0.475)
接收天线初始位置	(0.08,0.475)
天线步距/m	0.005
介质介电常数	8.0
目标体深度/m	0.1 m
目标体介电常数	2
目标体半径/m	0.05

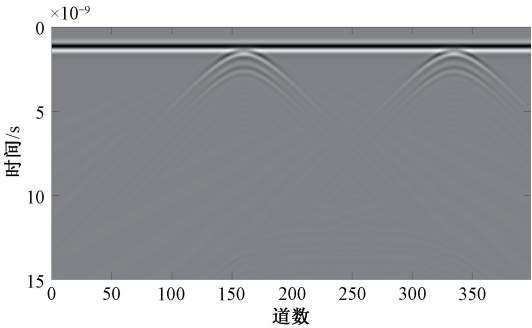


图 3 仿真 Bscan 回波灰度图
Fig.3 Simulated B-scan radargram

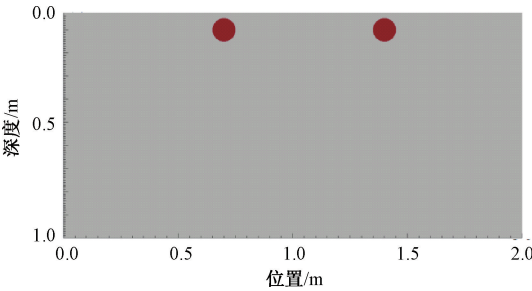


图 4 模型可视化图
Fig.4 Model visualization

首先,对 Ascan 数据进行仿真实验,选取第 132 道数据如图 5 作为实验数据,在其中加入 10 dB 的高斯白噪声构成含噪信号,如图 6 所示。

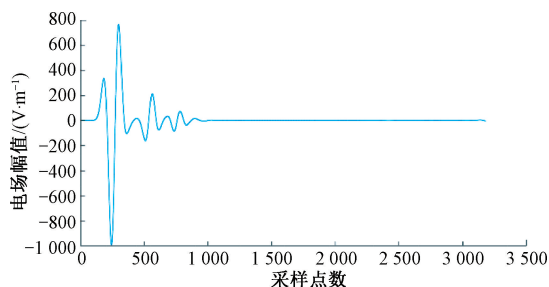


图 5 原始 Ascan 信号

Fig. 5 Unprocessed Ascan signal

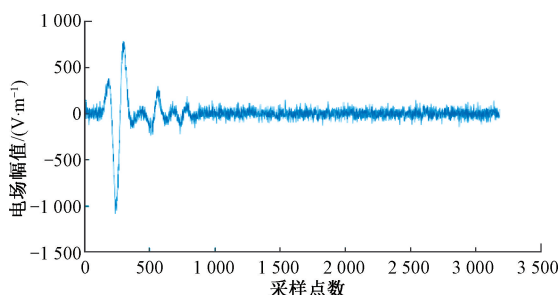


图 6 加噪 Ascan 信号

Fig. 6 A-scan signal with added noise

接着,使用 GWO 算法对 ICEEMDAN 分解参数进行寻优,将狼群规模初始化为 20,设置最大迭代次数为 200,Nstd 和 NE 的参数范围分别为[0.20,0.30]和[100,200],运行得到最优的 Nstd 和 NE 分别为 0.253 97 和 101。

然后使用得到的最优参数,通过 ICEEMDAN 分解对含噪信号进行处理,得到的 ICEEMDAN 分解结果如图 7 所示。

再计算每个 IMF 分量的样本熵值,用于评估各分量所包含信息的复杂度和随机性。如图 8 所示,按照样本熵的大小来判断分量的有效性以及噪声含量。为了使其适应性更高,采用自适应阈值方法,即将阈值设置为均值减去 0.2 倍的标准差,筛选出大于等于该阈值的分量进行去噪,即 IMF1、IMF2、IMF3。再使用本文改进的小波阈值函数对筛选出来的模态分量进行小波阈值滤波。

最后将滤波后的分量与其他分量重构,得到的去噪后的探地雷达信号如图 9 所示。与图 6 相比,可以直观地看到大部分的噪声被有效去除,电场幅值回归到正常水平,目标体信号不再被噪声掩盖。

使用本文提出的改进阈值函数联合不同分解方法对加噪信号进行处理时,在信噪比分析方面,与传统的阈值

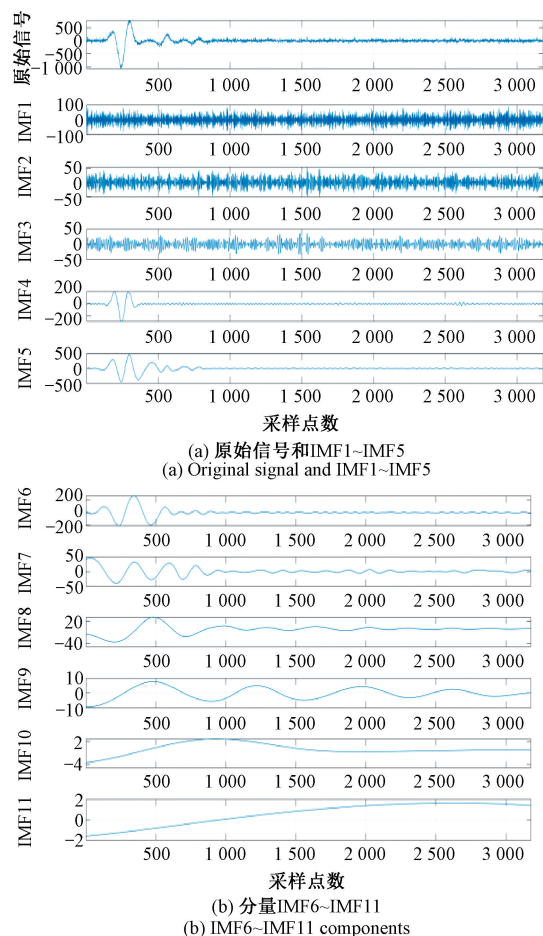


图 7 ICEEMDAN 分解加噪信号

Fig. 7 ICEEMDAN decomposition of noisy signal

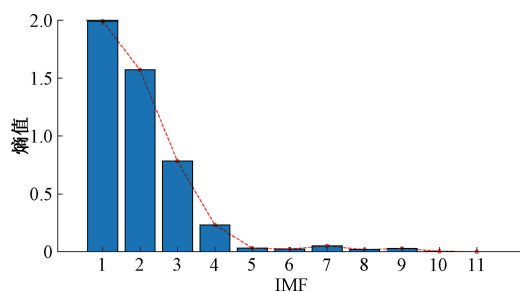


图 8 各分量的样本熵值

Fig. 8 Sample entropy values of each IMF component

函数相比,EMD+本文阈值函数平均提高了 19.27%,CEEMD+本文阈值函数平均提高了 75.68%,CEEMDAN+本文阈值函数平均提高了 67.45%,自定参数的 ICEEMDAN+本文阈值函数平均提高了 86.05%,比 ICEEMDAN+文献[22]阈值函数提高了 57.95%。

此外,GWO-ICEEMDAN 联合本文阈值函数分别比传统软、硬阈值函数、文献[22]阈值函数和自定参数的 ICEEMDAN 算法提高了 93.05%、93.46%、64.07% 和

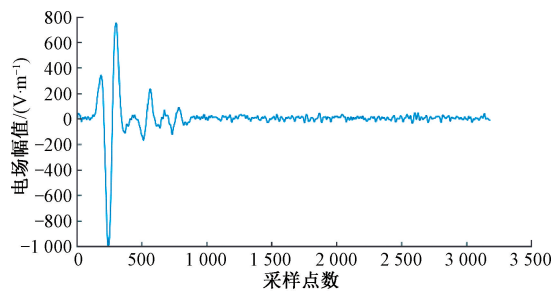


图 9 去噪后的 Ascan 信号
Fig. 9 Denoised Ascan signal

3.88%,比传统的自定参数的 ICEEMDAN 联合软硬阈值去噪算法平均提高了 93.26%。并且,本文方法与其他方法相比,具有更低的 RMSE 和较高的 NCC。不同方法的具体性能比较如表 2 所示。

对仿真模型的 Bscan 数据进行去噪算法实验,在 Bscan 数据中添加 -5 dB 的高斯白噪声,分别利用 ICEEMDAN+软硬阈值函数去噪算法和 GWO 联合 ICEEMDAN+本文阈值函数去噪算法对其进行处理,对比如图 10 所示。可以看出,向仿真 Bscan 数据中加入噪声

表 2 不同方法的性能比较

Table 2 Performance comparison of different methods			
方法	SNR/dB	RMSE	NCC
EMD+软阈值	9.999 7	0.316 1	0.953 55
EMD+硬阈值	9.980 1	0.316 8	0.953 36
EMD+本文阈值函数	11.914 6	0.253 6	0.969 34
CEEMD+软阈值	10.008 5	0.315 8	0.953 64
CEEMD+硬阈值	9.980 5	0.316 8	0.953 36
CEEMD+本文阈值函数	17.558 8	0.132 4	0.992 45
CEEMDAN+软阈值	10.024 8	0.315 1	0.953 8
CEEMDAN+硬阈值	9.979 5	0.316 8	0.953 35
CEEMDAN+本文阈值函数	16.748 2	0.145 4	0.989 49
ICEEMDAN+软阈值	10.001 3	0.316 1	0.953 57
ICEEMDAN+硬阈值	9.980 7	0.316 8	0.953 36
ICEEMDAN+文献[22]阈值函数	11.768	0.257 9	0.974 16
ICEEMDAN+本文阈值函数	18.587 8	0.117 6	0.993 18
GWO-ICEEMDAN+本文阈值函数	19.308 2	0.108 3	0.994 15

后,目标信号被淹没,图像模糊,无法确认目标体。经过本文算法去噪后的效果图与其他两种方法相比,双曲线特征更加明显,图像中更能反映目标体信息。

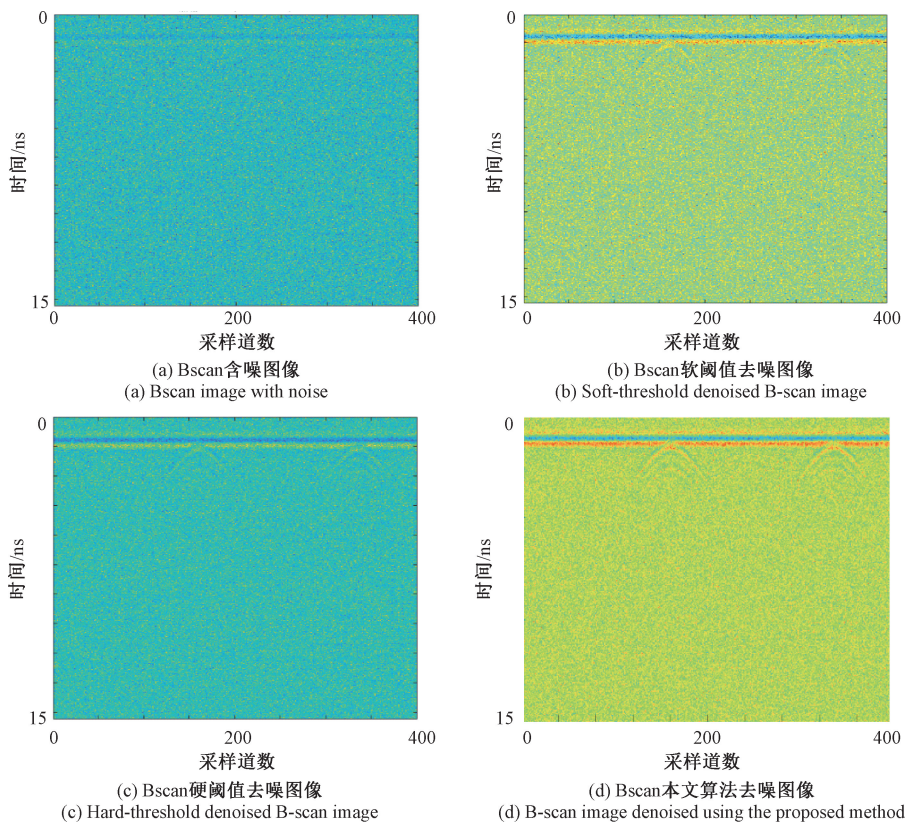


图 10 Bscan 去噪效果对比
Fig. 10 Comparison of Bscan denoising results

4 实测数据分析

为了验证本文所提方法的可行性和实用性,按照2.4节所述的实验步骤利用GWO-ICEEMDAN联合改进小波阈值降噪算法处理实测信号。实测数据为某地区地下双井盖GPR数据,信号能量主要集中于400 MHz附近频段,该频段兼顾分辨率与探测深度,适合地下井盖目标成像分析,介质以干土为主,采样深度为3 m,采样时窗为50 ns,道间距为0.02 m,共采集291道,原始数据图像如图11所示,图中浅层信息被较强的直达波掩盖,整体存在高频噪声,尤其较深层的信噪比很低,无法辨认目标体。经过预处理后的Bscan图像如图12所示,直达波能量被有效抑制,目标双曲线回波开始显现,但是仍然有较强的噪声干扰。再进一步使用本文算法去噪之后,高频噪声显著减少,处理后的图像如图13所示更加平滑,目标体的双曲线回波更加清晰,成像质量得到改善。

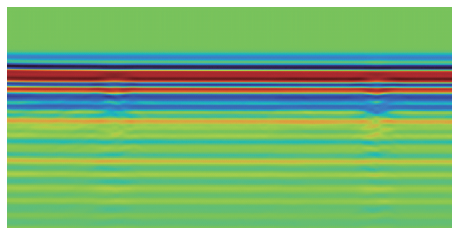


图11 实测原始图像

Fig. 11 Original image obtained from field measurements

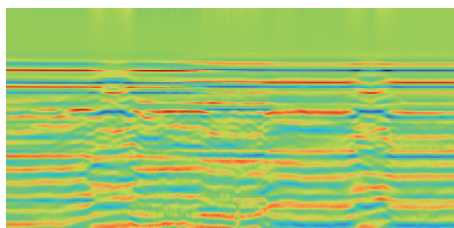


图12 预处理后图像

Fig. 12 Image after preprocessing

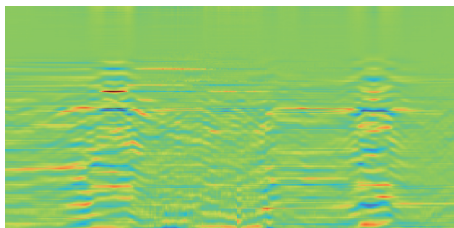


图13 去噪后图像

Fig. 13 Denoised image

5 结论

针对探地雷达回波信号存在噪声干扰和传统的ICEEMDAN分解参数确定主要依据经验的问题,本文提出了一种基于GWO-ICEEMDAN与改进小波阈值函数联合的去噪算法,利用GWO算法对其Nstd和NE进行寻优,以参数优化后的ICEEMDAN方法实现对探地雷达回波信号的自适应分解,并结合样本熵筛选出噪声主导的模态分量,对其进行改进的小波阈值滤波,最后将滤波后的分量与保留的分量重构,实现探地雷达回波信号的去噪。仿真结果表明,该算法相较于传统雷达信号去噪算法性能更好。通过实测数据验证表明,该算法在实际的探地雷达信号去噪领域也有较高的应用价值。

此外,本文仿真阶段采用均匀地下介质模型,主要用于在一致的仿真条件下分析算法的去噪性能及参数优化效果,对于更加复杂的地下环境处理仍存在一定的局限性。后续研究将面向实际工程中普遍存在的非均匀及分层地下介质条件,进一步评估本文方法在更复杂的介质背景下的适应性和鲁棒性,并探索其在多道及三维探地雷达数据处理中的应用,为地下目标探测提供更可靠的信号处理方法。

参考文献

- [1] 肖小汀,李怡,葛亮,等. 埋地非金属管道雷达探测成像定位方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(8): 223-233.
XIAO X T, LI Y, GE L, et al. Research on imaging and positioning method of buried non-metallic pipeline radar[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(8): 223-233.
- [2] ZHAO G, LIANG Q, DURRANI T S. An EMD based sense-through-foilage target detection UWB radar sensor networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 29254-29261.
- [3] 赵迎,乐友喜,黄健良,等. CEEMD与小波变换联合去噪方法研究[J]. 地球物理学进展, 2015, 30(6): 2870-2877.
ZHAO Y, LE Y X, HUANG J L, et al. Study on joint denoising method of CEEMD and wavelet transform[J]. Progress in Geophysics, 2015, 30(6): 2870-2877.
- [4] GACI S. A new ensemble empirical mode decomposition (EEMD) denoising method for seismic signals [J]. Energy Procedia, 2016, 97: 84-91.
- [5] COLOMINAS A M, SCHLOTTHAUER G, TORRES E M. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool

- for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14: 19-29.
- [6] 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.
- WU Y L, XING H Y, LI J, et al. Wavelet denoising algorithm with improved threshold function [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 9-16.
- [7] 尹德, 叶盛波, 张经纬, 等. 公路结构和介电特性对探地雷达反射回波的影响研究[J]. 电子测量技术, 2018, 41(5): 51-56.
- YIN D, YE SH B, ZHANG J W, et al. Study on the effect of highway structure and dielectric properties on GPR echo [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(5): 51-56.
- [8] 乔旭, 杨峰, 齐振洪, 等. 矿井探地雷达背景杂波抑制方法综述[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(24): 10145-10158.
- QIAO X, YANG F, QI ZH H, et al. Review of mine ground penetrating radar background clutter suppressing methods [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(24): 10145-10158.
- [9] 吴学礼, 王壮壮, 习炳权, 等. 基于小波自适应阈值方法的探地雷达去噪[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(11): 4686-4692.
- WU X L, WANG ZH ZH, XI B Q, et al. Ground-penetrating radar denoising based on wavelet adaptive thresholding method [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(11): 4686-4692.
- [10] 肖白, 张博, 王辛玮, 等. 基于组合模态分解和深度学习的短期风电功率区间预测[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(17): 110-117.
- XIAO B, ZHANG B, WANG X W, et al. Short-term wind power interval prediction based on combined mode decomposition and deep learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17): 110-117.
- [11] TANG R, ZHAO T, CAO J. Short-term load forecasting of ICEEMDAN-FE and CNN-BiLSTM based on multi-strategy improved sparrow algorithm optimization [J]. Electrical Engineering, 2025, 107: 12979-12998.
- [12] ZHONG J, CAI Y, WANG K, et al. Two-stage hybrid energy storage configuration method for distribution networks based on ICEEMDAN and multi-objective optimization [J]. Journal of Energy Storage, 2025, 127116782-116782.
- [13] 郭嘉辉, 侯月婷, 丁磊, 等. 基于支持向量机的电力系统状态估计多类型数据异常检测[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(4): 152-161.
- GUO J H, HOU Y T, DING L, et al. Multi-type data anomaly detection in power system state estimation using support vector machine [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(4): 152-161.
- [14] 唐圣学, 马晨阳, 勾泽. 基于时频特征融合与 GWO-ELM 的棒控电源早期故障状态辨识方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 121-130.
- TANG SH X, MA CH Y, GOU Z. Early fault state identification method of the rod control system power equipment based on time-frequency characteristics fusion and GWO-ELM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 121-130.
- [15] ZHU X, ZHAO J, NI H. Dynamic path planning of mobile robots based on improved GWO algorithm [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2025, 16: 831-840.
- [16] 陈爱午, 王红卫. 基于 HBA-ICEEMDAN 和 HWPE 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机电工程, 2023, 40(8): 1157-1166.
- CHEN AI W, WANG H W. Fault diagnosis of planetary gearbox based on HBA-ICEEMDAN and HWPE [J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2023, 40(8): 1157-1166.
- [17] 齐善鲁, 范宝德, 张迪. 改进小波阈值去噪算法在 GPR 数据处理中的应用[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 17-24.
- QI SH L, FAN B D, ZHANG D. Application of improved wavelet threshold de-noising algorithm in GPR data processing [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(1): 17-24.
- [18] 佟彤, 孙琼琼. 改进的小波阈值去噪在压力管道声发射中的应用[J]. 中国仪器仪表, 2024(9): 81-84.
- TONG T, SUN Q Q. Application of improved wavelet threshold denoising in pressure pipeline acoustic emission [J]. China Instrumentation, 2024(9): 81-84.
- [19] 师雪玮, 徐大林, 刘志成. 基于 ICEEMDAN 和小波阈值的 Φ -OTDR 信号去噪算法[J]. 指挥控制与仿真, 2024, 46(1): 78-84.
- SHI X W, XU D L, LIU ZH CH. Denoising algorithm for Φ -OTDR signals based on ICEEMDAN and wavelet thresholding [J]. Command Control and Simulation,

2024, 46(1): 78-84.

[20] 王珣, 朱磊, 冯德山, 等. 最优系数有限单元法色散介质 GPR 频率域正演模拟[J]. 地球物理学报, 2023, 66(12): 5173-5186.

WANG X, ZHU L, FENG D SH, et al. Frequency domain forward modeling of GPR in dispersive media with optimal coefficient finite element method [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2023, 66(12): 5173-5186.

[21] WENLIANG Z, GONGFENG X, GUANXU L, et al. Ground penetrating radar forward modeling of roads based on random media model [J]. Acta Geodaetica et Geophysica, 2023, 58(1): 109-122.

[22] 张培玲, 李小真, 崔帅华. 基于改进小波阈值-CEEMDAN 算法的 ECG 信号去噪研究[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(11): 2067-2072.

ZHANG P L, LI X ZH, CUI SH H. An improved wavelet threshold-CEEMDAN algorithm for ECG signal denoising [J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(11): 2067-2072.

作者简介



余慧敏(通信作者), 2003 年于湖南师范大学获得学士学位, 2006 年于湖南师范大学获得硕士学位, 2009 年于中科院电子所获得博士学位, 现为湖南师范大学教授, 主要研究方向为超宽带系统设计与无线通信网络。

E-mail: yhm@hunnu.edu.cn

Yu Huimin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan Normal University in 2003, M. Sc. Degree from Hunan Normal University in 2006, Ph. D. degree from Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences in 2009. Now he is a professor at Hunan Normal University. His main research interests include UWB system design and wireless communication network.



习恺欣, 2023 年于湖南师范大学获得学士学位, 现为湖南师范大学硕士研究生, 主要研究方向为探地雷达信号处理。

E-mail: 202370294124@hunnu.edu.cn

Xi Kaixin received her B. Sc. degree from Hunan Normal University in 2023. Now she is a M. Sc. Candidate in Hunan Normal University. Her main research interest includes ground-penetrating radar signal processing.



刘曜玮, 2023 年于长沙理工大学获得学士学位, 现为湖南师范大学硕士研究生, 主要研究方向为信息安全、信号处理。

E-mail: 202370294169@hunnu.edu.cn

Liu Yaowei received his B. Sc. degree from Changsha University of Science and Technology in 2023. Now he is a M. Sc. Candidate in Hunan Normal University. His main research interest includes information security and signal processing.



高月茹, 2022 年于湖南师范大学获得学士学位, 现为湖南师范大学硕士研究生, 主要研究方向为 ECG 心电信号处理。

E-mail: gaoyueru@hunnu.edu.cn

Gao Yueru received her B. Sc. degree from Hunan Normal University in 2022. Now she is a M. Sc. Candidate in Hunan Normal University. Her main research interest includes ECG signal processing.



杜保强, 2011 年获西安电子科技大学博士学位, 现任湖南师范大学教授, 主要研究方向为智能导航信息处理。

E-mail: dubaoqiang@hunnu.edu.cn

Du Baoqiang received his Ph. D. degree from Xidian University in 2011. Now he is a professor at Hunan Normal University. His main research interests include intelligent navigation information processing.