

基于 IVMD-WPD 的绝缘子脱粘信号提取方法设计

周志鹏, 陈友兴, 王召巴, 逯丰亮

(中北大学 信息与通信工程学院, 太原 030051)

摘要: 当前传统信号处理方法无法有效解决针式复合绝缘子脱粘超声信号模态混叠和噪声较大的问题, 为此提出了一种改进变分模态分解联合小波包分解的信号提取方法; 此方法通过将樽海鞘群寻优算法替代现有国内外主流的针对变分模态分解的优化算法, 之后将分解后的各分量利用小波包去噪算法进行处理和重构, 从而得到较干净的脱粘信号; 经模拟实验, 该方法能在不改变寻优效果的同时, 有效提升针对模态数和惩罚因子的寻优速度, 较大幅度提升模拟加噪信号的处理效果; 经实物实验结果表明, 该方法能有效解决脱粘信号第二回波的模态混叠问题和信号中存在较大电路固有噪声的问题, 同时处理后的 B 扫图像成像效果也有较大改善。

关键词: 复合绝缘子; 相控阵超声; 脱粘缺陷; 樽海鞘群优化算法; 变分模态分解; 小波包去噪

Design of Extraction Method for Insulator Unsticking Signals Based on IVMD-WPD

ZHOU Zhipeng, CHEN Youxing, WANG Zhaoba, LU Fengliang

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: At present, traditional signal processing methods can not effectively solve the problems of mode aliasing and high noise in ultrasonic signal for the debonding of needle composite insulators, so a signal extraction method based on improved variational mode decomposition and wavelet packet decomposition (IVMD-WPD) is proposed. In this method, salp swarm algorithm (SSA) replaces existing domestic and foreign mainstream optimization algorithms with variational mode decomposition, and then decomposed components are processed and reconstructed by wavelet packet denoising algorithm, so as to obtain de-sticking signal. Through simulation experiments, this method can effectively improve the optimization speed of mode number and penalty factor without changing the optimization effect, greatly improving the processing effect of simulating and adding noise signals. Experimental results show that this method can effectively solve the problems of the mode mixing in the second echo and significant inherent circuit noise in unsticking signal, greatly improving the imaging effect of the processed B-scan image.

Keywords: composite insulator; phased array ultrasound; debonding defect; SSA; VMD; WPD

0 引言

随着我国电力工业的高速发展, 对绝缘子的使用量大幅增加^[1]。其中硅橡胶复合绝缘子以其耐污闪性能高、比强度高(材料的抗拉强度与材料表观密度之比)、性价比高等特点, 较其它类型的绝缘子使用更为广泛。然而, 复合绝缘子由于其使用材料、结构以及制作工艺

的特殊性, 在生产过程中, 复合绝缘子容易产生端部密封不良、芯棒/护套粘接不良等原生缺陷; 在使用过程中, 经过酸雨等自然因素作用下, 内部缺陷会进一步扩大, 最终导致断串及芯棒击穿故障, 对于输电线路的安全稳定运行构成严重威胁^[2]。因此, 有必要在生产端对复合绝缘子的粘接质量进行检测评估, 防患于未然。

当前针对复合绝缘子内部缺陷的检测问题, 很多学

收稿日期:2024-10-24; 修回日期:2024-12-09。

基金项目:山西省自然科学基金(20210302124202);国家自然科学基金(U23A20636)。

作者简介:周志鹏(1999-),男,硕士研究生。

通讯作者:陈友兴(1978-),男,博士,教授。

引用格式:周志鹏,陈友兴,王召巴,等. 基于 IVMD-WPD 的绝缘子脱粘信号提取方法设计[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(3):226-234.

者提出诸多检测方法, 如太赫兹超声检测法^[3-4]、微波致热检测法^[5]、超声导波检测法^[6-7]、错位散斑干涉检测法^[8]等, 但这些检测方法普遍检测效率低且难以实际应用。而相控阵超声检测技术具有安全性高、灵敏度高、检测速度快、成本较低等突出优点, 较为适用于廉价且用量大的复合绝缘子检测^[9]。

在实际检测研究中发现, 由于复合绝缘子特殊的结构特点, 使用相控阵超声检测的成像效果较差。首先由于复合绝缘子的直径较小, 相控阵换能器难以精准对准绝缘子中心且声能会被曲面部分反射, 同时硅橡胶材料声能的高衰减性导致粘接界面回波信号幅度会大幅下降。因此为了提升分层界面的回波幅值, 需将采集增益调到最大才能使有用信号幅值占据信号采集窗口的 90%, 但这就导致较大的电路固有噪声和环境噪声, 严重影响到信号分析, 需要一种信号处理方法来消除这些影响。

目前针对于超声信号这类非线性非平稳信号的经典降噪方法有经验模态分解^[10] (EMD, empirical mode decomposition)、变分模态分解^[11] (VMD, variational mode decomposition)、离散小波变换^[12] (DWT, discrete wavelet transform)、小波包变换 (WPT, wavelet packet transform) 等, 但是这些方法都有其局限性。EMD 通过迭代方式将信号分解成多个不同频率的本征模态函数 (IMF, intrinsic mode function), 但分解后的 IMFs 存在模态混叠等问题, 其算法本身也存在端点效应和缺少筛分迭代停止标准等问题。VMD 则利用迭代搜索变分模型最优解来确定每个分解的分量中心频率及带宽, 克服了模态混叠等问题, 但其需要花费大量精力针对特定问题信号进行多次试验寻找到最优参数模态数 (K) 和惩罚因子 (α)。DWT 通过将离散傅里叶变换 (DFT, discrete Fourier transform) 的无限长三角函数基函数替换为有限长会衰减的小波基函数, 将信号分解成不同尺度和位置的小波分量后通过阈值函数实现对不同分量的保留和去除, 从而实现信号的去噪, 但其在高频段分辨率较差。WPT 则是在 DWT 基础上的改进, 其对高频和低频组分都进行迭代分解, 展示更加精细的时频域特征。但也和 DWT 一样存在如果分解层数、小波基函数、小波阈值函数等设置不合适出现过度分解、过拟合等问题。

综上所述, 为解决信号噪声较大和模态混叠问题、VMD 和 WPD 的参数设置问题, 本文提出采用樽海鞘群智能算法 (SSA, salp swarm algorithm) 优化的改进变分模态分解 (IVMD, improved variational mode decomposition) 方法进行信号分解, 之后通过 WPD 对主要 IMF 分量进行去噪融合处理, 实现对复合绝缘子粘

接层信号的特征提取方法。

1 原理

1.1 绝缘子脱粘缺陷检测基本原理

对于超声线性系统而言, 空间内任意一点的声压是由所有声源对该点产生的声压的叠加。相控阵超声聚焦声场的合成就根据此原理, 利用不同阵元的激励延时, 在特定位置使声场叠加, 从而实现声束的偏转和聚焦, 提高检测的灵活性和声场的强度, 如图 1 所示。

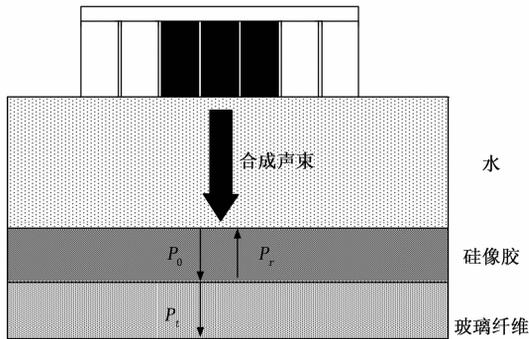


图 1 绝缘子缺陷检测简化模型

同时超声波在异质材料之间传播时, 由于异质材料的声学性质不同, 超声波 P_0 从一种物质透射进入另一种物质时, 除了产生透射声波 P_t 外, 还会在异质界面处返回一种界面回波 P_r , 通过识别 P_r 的信号特点即可实现对脱粘缺陷的判断。

由此可以预先计算判断信号的回波特点, 其中声压反射率 r 和声压透射率 t 与阻抗的关系^[13] 为式 (1), 其中 Z_1 为介质 1 的阻抗, Z_2 为介质 2 的阻抗:

$$\begin{cases} r = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \\ t = \frac{2Z_2}{Z_2 + Z_1} \end{cases} \quad (1)$$

查阅资料可知, 在常温下硅橡胶、玻璃纤维和空气的声阻抗如表 1 所示。

表 1 复合绝缘子材料声阻抗

材料名称	声阻抗/ $g \cdot (cm^2 \cdot s)^{-1}$
空气	0.000 41
硅橡胶	1.4
玻璃纤维	6.04

根据式 (1) 可计算出从橡胶到空气的声压反射率约为 -1, 从橡胶到玻璃纤维的声压反射率约为 0.62, 所以脱粘处界面回波的相位应与粘接良好处界面回波的相位相反并且幅值更大。

1.2 传统去噪算法原理

1.2.1 变分模态分解原理

变分模态分解是在 2014 年由 Konstantin Drag-

omiretskiy 等人^[14]提出的一种信号处理算法。首先构造约束变分模型，经典约束变分模型如下：

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[u_k(t) \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f \quad (3)$$

其中： f 为原始输入信号， K 为信号分解的模态个数， $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_k\}$ ， $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ 分别是各模态分量及其中心频率。

引入拉格朗日乘子 λ 和二次惩罚项 α ，原始模型转换为非约束问题，得到增广拉格朗日表达式为：

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left[\lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right] \quad (4)$$

通过交替方向乘子法 (ADMM, alternating direction method of multipliers) 求解式的鞍点，即可求得各模态及其中心频率，结果为：

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (6)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (7)$$

其中： n 为迭代收敛次数， $\hat{u}_k(\omega)$ 、 $\hat{f}(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 为 $\hat{u}_k(t)$ 、 $\hat{f}(t)$ 和 $\hat{\lambda}(t)$ 的傅里叶变换， γ 为噪声容忍度。将式 (6) 结果进行傅里叶反变换，即可求得各 IMF 分量。

1.2.2 小波包分解去噪原理

图 2 为 n 层小波包分解结构图，原始信号 $U(0, 0)$ 经过 n 层分解后，得到 $2n$ 个分量，其中 $U(i, j)$ 对应第 i 层的第 j 个分量。 $g(k)$ 和 $h(k)$ 分别为低通和高通滤波器系数，其关系为式 (8)：

$$g(k) = (-1)^k h(1-k) \quad (8)$$

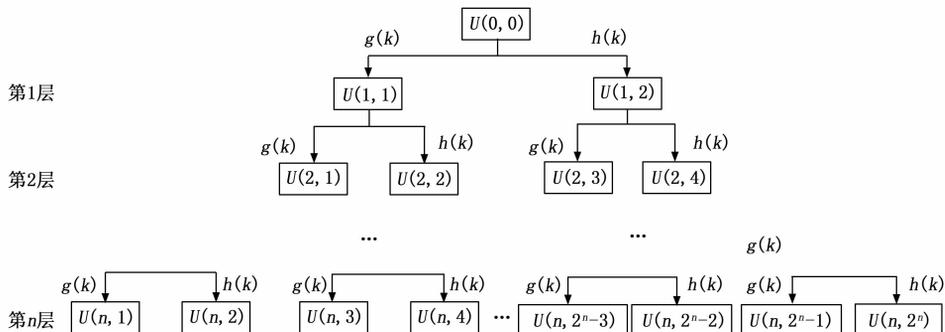


图 2 n 层小波包分解结构

有小波函数 $\varphi(x)$ 和正交缩放函数 $\psi(x)$ 为式 (9)：

$$\begin{cases} \varphi(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) \varphi(2x - k) \\ \psi(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) \varphi(2x - k) \end{cases} \quad (9)$$

则设 $w_0(x) = \varphi(x)$ 和 $w_1 = \psi(x)$ ，可得到式 (10)：

$$\begin{cases} w_{2n}(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) w_n(2x - k) \\ w_{2n+1}(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) w_n(2x - k) \end{cases} \quad (10)$$

小波包重建为式 (11)：

$$w_n(x) = 2 \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(x - 2k) w_{2n}(k) + 2 \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(x - 2k) w_{2n+1}(k) \quad (11)$$

综上小波包去噪 (WPD, wavelet packet denoising) 方法的步骤^[16]为：首先确定小波包分解的层数和小波基函数执行分解；根据确定的阈值和阈值函数对每层进行去噪；最后重建信号。

1.3 本文方法原理

1.3.1 樽海鞘群优化算法原理

樽海鞘群优化算法是在 2017 年由 Mirjalili 等人^[15]提出的一种模拟樽海鞘协同运动与觅食的启发式算法。其算法由引领者和跟随者两种个体组成，后者跟随前者靠近食物源，引领者进行全局搜索，而跟随者进行局部搜索，以保证整个算法能够朝最优解方向趋近。其算法模型大致如下：

首先初始化算法条件：设置 SSA 的种群数目为 N ，待优化问题的维度为 Ω ，最大迭代次数为 T_{max} ，樽海鞘个体的初始位置为 $x_i = [x_i^1, \dots, x_i^\Omega] (i = 1, \dots, N)$ 。

其次引领者根据式 (12) 进行位置更新

$$x_i^j = \begin{cases} F_j + c_1 [c_2 (ub_j - lb_j) + lb_j], c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1 [c_2 (ub_j - lb_j) + lb_j], c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

其中： F_j 为第 j 个樽海鞘群获取食物源的适应度值， ub_j 与 lb_j 为个体在 j 维空间中的搜索上下限， c_2 和 c_3 为 (0, 1) 之间的随机数， c_1 为权重系数，其定

义为:

$$c_1 = 2e^{-(4 \cdot T / T_{max})^2} \quad (13)$$

其中: T 为当前迭代次数, 随后跟随者根据式 (14) 进行位置更新:

$$x_i^j = 0.5(x_i^j + x_i^{j-1}) \quad (14)$$

记录当代适应度值和待优化问题解, 迭代过程中若得到更小适应度, 则将待优化参数替换, 直至达到预设的最大迭代次数。

1.3.2 IVMD-WPD 方法原理

VMD 算法的困难性在于 K 和 α 的确定, 不合适的参数选取, 会导致模态混叠问题。为此采用 SSA 算法进行 VMD 参数的自主寻优, 同时采用排列熵作为 SSA 的适应度函数, 其基本原理为:

设有一长度为 L 的时间序列 $X = \{x(1), x(2), \dots, x(L)\}$ 。首先设置嵌入维度 m 和时间延迟 t , 接着对原序列进行 m 维相空间重构, 得到若干子序列, 单个子序列可表示为 $U(i) = \{x(i), x(i+t), \dots, x(i+(m-1)t)\}$ 。之后将每个子序列的内部元素按照 $x(i+(j_1-1)t) \leq x(i+(j_2-1)t) \leq \dots \leq x(i+(j_m-1)t)$ 的规则进行递增排序, 并将其映射为一组符号向量 (j_1, j_2, \dots, j_m) 。计算符号向量出现的概率 P_1, P_2, \dots, P_n , 其中 $n \leq m!$ 且 $P_1 \sim P_n$ 之和为 1。所以时间序列 X 的排列熵计算公式为:

$$H(m) = - \sum_{j=1}^K P_j \ln P_j \quad (15)$$

其次为解决各 IMF 分量中存在的微弱噪声问题, 引入 WPD 算法进一步提高去噪效果。同时由于对将原信号进行了分解预处理, 也能极大缓解 WPD 参数设置压力。随后将各 IMF 分量计算皮尔逊相关系数 R 和方差贡献率 VCR, 设置合适阈值判断该 IMF 剔除或保留。最后将保留下来的 IMFs 进行融合得到去噪信号, 整体方法流程图如图 3 所示。

其中皮尔逊相关系数计算公式为:

$$R_i = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (16)$$

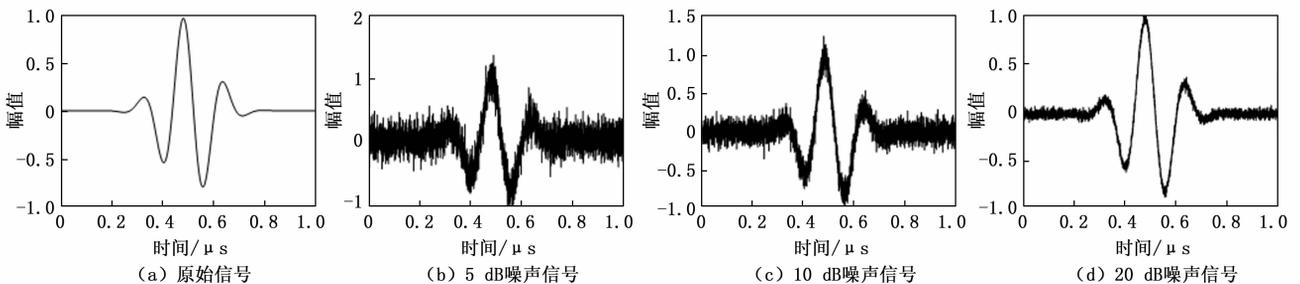


图 4 超声模拟信号

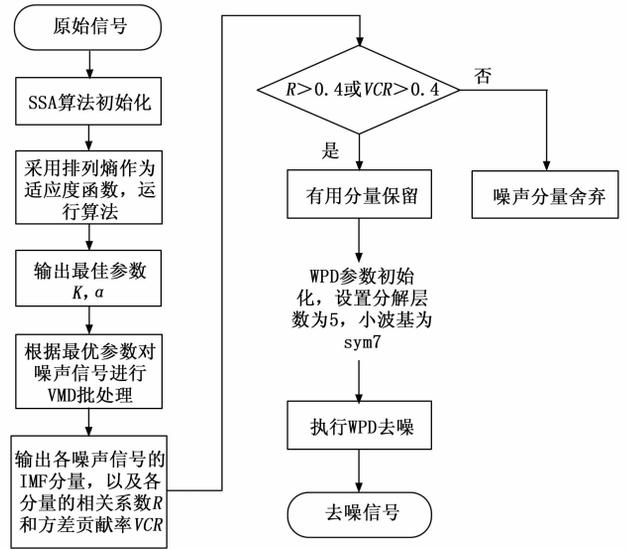


图 3 SSA-VMD-WPD 方法流程图

方差贡献率计算公式为:

$$VCR_i = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n u_i(t)^2 - \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n u_i(t) \right)^2}{\sum_{i=1}^K \left| \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n u_i(t)^2 - \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n u_i(t) \right)^2 \right|} \quad (17)$$

2 实验

2.1 仿真实验

2.1.1 超声回波信号模型的构建

为完整评价本文方法的有效性, 采用了带有高斯衰减的正弦信号模型来模拟超声信号, 其表达式为:

$$f(t) = Ae^{-\alpha(t-\tau)^2} \cos[2\pi f(t-\tau) + \varphi] \quad (18)$$

设置了具有 4 000 个点的模拟超声信号缺陷回波, 其中幅度系数 $A=1$, 带宽因子 $\alpha=60$ (MHz)², 回波到达时间 $\tau=0.5\mu s$, 中心频率 $f=6$ MHz, 相位 $\varphi=0.785$ 。信号总体波形如图 4 (a) 所示。同时为了模拟相控阵超声检测系统在采集过程中混入的环境噪声、电路噪声等, 在模拟信号中分别添加了信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 为 5 dB、10 dB、20 dB 的高斯白噪声, 信号波形如图 4 (b) (c) (d) 所示。

2.1.2 仿真信号处理效果对比分析

本文所提方法的信号处理流程可分为两部分, 第一

部分为 SSA-VMD，第二部分为各 IMF 分量的 WPD 去噪融合。其中最为耗时的部分为基于智能优化算法的 VMD 参数自动寻优部分，而 WPD 去噪部分处理效率较快，因此对第一部分流程的时间控制显然是更为重要的。

基于此，为体现本文方法的优越性，采用麻雀搜索算法 (SSA2, sparrow search algorithm) 结合 VMD 算法^[17]、鲸鱼优化算法 (WOA, whale optimization algorithm) 结合 VMD 算法^[18]、灰狼优化算法 (GWO, grey wolf optimizer) 结合 VMD 算法^[19]、粒子群算法 (PSO, particle swarm optimization) 结合 VMD 算法^[20]、蚁狮优化算法 (ALO, ant lion optimizer) 结合 VMD 算法^[21]、海洋捕食者算法 (MPA, marine predator algorithm) 结合 VMD 算法^[22]、小龙虾优化算法 (COA, crayfish optimization algorithm) 结合 VMD 算法^[23] 分别对 2.1.1 部分所述的不同信噪比信号进行处理，其运行时间、算法适应度值以及寻优参数结果如表 2 所示。

表 2 优化算法参数对比

待处理信号噪声	方法名称	运行时间 /s	适应度	模态数 K	惩罚因子 α
5 dB	SSA-VMD	114.286	0.431 21	2	8 577
	SSA2-VMD	160.967	0.456 47	2	6 993
	WOA-VMD	113.160	0.436 62	2	8 397
	GWO-VMD	127.396	0.433 65	2	8 587
	PSO-VMD	312.063	0.472 10	7	7 220
	ALO-VMD	127.504	0.440 66	2	8 210
	MPA-VMD	274.838	0.431 42	2	8 617
	COA-VMD	150.222	0.433 61	2	8 450
10 dB	SSA-VMD	114.179	0.417 70	2	8 488
	SSA2-VMD	152.104	0.438 57	2	7 111
	WOA-VMD	113.081	0.420 70	2	8 407
	GWO-VMD	121.258	0.417 09	2	8 575
	PSO-VMD	311.826	0.468 35	7	7 212
	ALO-VMD	125.666	0.420 39	2	8 408
	MPA-VMD	269.395	0.417 04	2	8 576
	COA-VMD	152.408	0.419 44	2	8 626
20 dB	SSA-VMD	110.949	0.402 06	2	7 979
	SSA2-VMD	165.543	0.402 58	2	7 954
	WOA-VMD	110.720	0.411 72	2	7 122
	GWO-VMD	135.074	0.402 88	2	7 944
	PSO-VMD	143.151	0.463 26	7	7 163
	ALO-VMD	115.321	0.401 92	2	7 999
	MPA-VMD	256.735	0.401 92	2	7 999
	COA-VMD	141.281	0.402 19	2	7 972

首先，对于优化算法来说，最为重要的即为寻找最优解的准确性，如最优解寻找不准确，提高寻找速度便毫无意义。同时，对于如何评判找到的最优解的准确性

可以通过对比表 2 中的适应度值来判断，即适应度值越小，其分解的效果越好，从而寻找到的最优解准确度越高。从表 2 可以得到，对于信噪比为 5 dB 的模拟信号，较优的方法为 SSA-VMD 和 MPA-VMD 算法，其适应度值在 0.431 附近；对于信噪比为 10 dB 的模拟信号，较优的方法为 SSA-VMD、GWO-VMD 和 MPA-VMD 算法，其适应度值在 0.417 附近；对于信噪比为 20 dB 的模拟信号，除了 WOA-VMD 和 PSO-VMD 算法，其余算法适应度值均在 0.402 附近。

其次，对于优化算法来说，寻优时间的控制也是极为重要的。对于信噪比为 5 dB、10 dB 和 20 dB 的模拟信号，运行时间较短的方法均为 SSA-VMD 和 WOA-VMD 算法，运行时间分别在 114 s、114 s 和 110 s 左右。

综合所述，结合寻优效果和寻优时间综合来看，对于高、中、低噪声的超声信号的分解效果最好的方法均为 SSA-VMD 方法，充分证明本文所提 VMD 优化方法的高效性及有效性。

最后，为整体验证本文方法的信号处理效果，分别与 EMD、SSA-VMD、WTD、WPD 算法进行了信噪比和均方根误差 (RMSE, root mean square error) 的参数计算，信号处理效果对比如表 3 所示。

表 3 信号处理效果对比

方法	5 dB		10 dB		20 dB	
	SNR	RMSE	SNR	RMSE	SNR	RMSE
—	5.238 5	0.155 6	10.161 6	0.088 3	20.014 3	0.028 4
EMD	17.587 4	0.037 5	18.325 3	0.034 5	20.974 7	0.025 4
SSA-VMD	19.759 4	0.029 2	24.894 1	0.016 2	36.295 7	0.004 4
WTD	19.190 3	0.031 2	24.460 7	0.017	34.025 6	0.005 7
WPD	20.467 3	0.027	25.349 5	0.015 4	35.502 8	0.004 8
IVMD-WTD	19.811 8	0.029 1	25.544 7	0.015	37.099 3	0.004
IVMD-WPD	20.672 6	0.026 3	26.069 4	0.014 1	37.611 8	0.003 7

其中 SNR 计算公式为：

$$SNR = 10 \lg \left[\frac{\sum_{t=1}^n f^2(t)}{\sum_{t=1}^n (f(t) - f'(t))^2} \right] \quad (19)$$

式中， $f(t)$ 代表原始信号， $f'(t)$ 代表去噪信号， n 为信号长度。去噪信号的 SNR 值越高，表示去噪效果越好。RMSE 计算公式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (f(t) - f'(t))^2} \quad (20)$$

式中， $f(t)$ 代表原始信号， $f'(t)$ 代表去噪信号， n 为信号长度。RMSE 反映信号之间的差异，降噪信号的 RMSE 值越小，表示降噪效果越好。

同时为完整评价信号处理效果，需对各种方法进行

预先设置:EMD分解后计算相关系数和方差贡献率来进行各模态的剔除和融合,SSA-VMD算法同理;WTD与WPD的小波基函数选择sym7,分解层数为5层^[24],阈值函数为软阈值。

从表3中可以看到,对于信噪比为5 dB、10 dB和20 dB的噪声模拟信号处理效果最佳方法均为本文方法,处理后的信号信噪比分别达到了20.67、26.07和37.61,均方根误差则分别达到了0.026 3、0.014 1和0.003 7,已经能够基本还原信号特征。综上所述,相比单一的SSA-VMD和WPD去噪方法以及传统的EMD和WTD去噪方法,本文方法能够更加有效的去除信号中的噪声。

如图5所示,为采用本文方法处理后的信噪比为5dB的信号,能够看到其基本波形已经复原,波形中的主要信息已经能够清楚识别,且其能量也没有较大损失。对于复合绝缘子脱粘缺陷来说,主要判断信息为信号回波大小和相位的识别,本文方法对信号的这两种信息均没有较大破坏,且能较够清晰的复原。

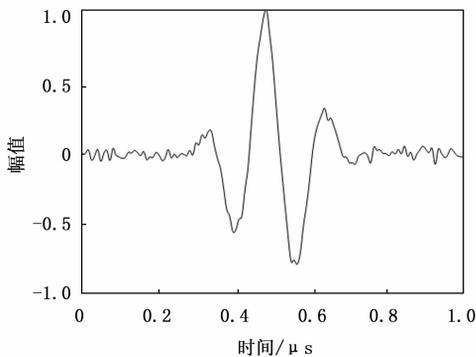


图5 本文方法去噪信号

2.2 实物实验

2.2.1 实验设备和实验对象

为测试本文方法在处理实际信号的实用性,设计实验采集了实测信号。本次实验的实验对象为直径34 mm不带伞裙的复合绝缘子试件,其硅橡胶护套厚度为5 mm左右,在其中埋入一个直径为10 mm左右的圆形缺陷。整体的实验装置主要由上位机控制系统、机械臂运动控制装置和信号采集装置组成。其中实验使用的信号采集设备为M2M公司的Multi2000便携式相控阵超声采集卡,使用的相控阵换能器型号为10L64-0.3 * 10,实验主机的CPU为i9-13900H, GPU为RTX4070,内存大小为32 G。

2.2.2 聚焦法则的确定及数据获取方法

为确定合适的聚焦法则,使用CIVA仿真软件,构建了水/硅橡胶双层介质模型,模拟使用10 MHz、5 MHz和2.5 MHz的阵元中心距为0.3 mm的相控阵换能器。在32阵元、16阵元、8阵元聚焦条件下,分

别距离硅橡胶表面10 mm、20 mm、30 mm、40 mm、50 mm处进行声场模拟,虚拟聚焦点均设置在硅橡胶5 mm深处,换能器参数、聚焦阵元个数与预设聚焦点处横向分辨率的关系如图6所示。

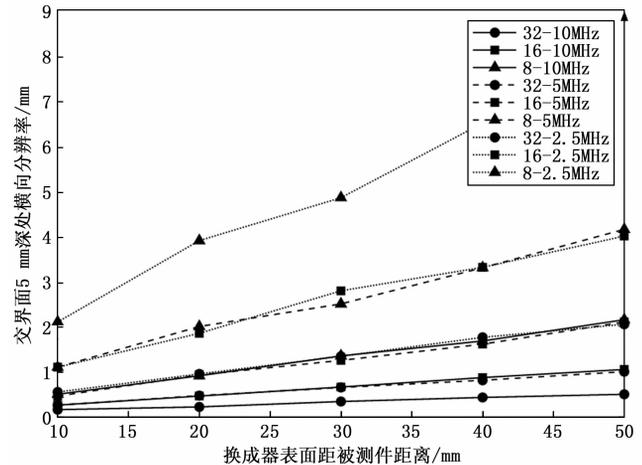


图6 换能器参数与预设点处横向分辨率的关系

从图6中可以看到,在阵元数和换能器与硅橡胶表面距离一定的情况下,硅橡胶5 mm深处横向分辨率随着换能器频率的升高而提高;在换能器频率和与硅橡胶表面距离一定的情况下,硅橡胶5 mm深处横向分辨率随着聚焦阵元个数的增加而提高;在聚焦阵元数和换能器频率一定的情况下,硅橡胶5 mm深处横向分辨率随着换能器与硅橡胶表面距离的升高而降低。最佳分辨率条件为距离被测件10 mm处32个10 MHz阵元进行聚焦检测,其横向分辨率达到了0.16 mm。但是在实际检测中,检测分辨率需要根据实际工程要求进行具体调整。本文考虑到硅橡胶内部的声衰减较大和尽可能的提升检测分辨率,决定使用10 MHz换能器采用16阵元聚焦距离复合绝缘子表面10 mm进行B扫检测。

信号采集的大体流程为:首先通过固定夹具将复合绝缘子固定在转台的圆心处,换能器的主动方向与绝缘子的轴向方向平行,换能器的中心对准绝缘子截面的中心。当转台每转动 1° ,保存一组B扫数据,转台转够 360° 后,探头下降或上升一定距离。重复上述操作,即可得到多组B扫数据,最后通过采集卡传输到计算机进行数据处理,本文所使用的数据为含有最大缺陷特征的B扫数据。

3 实验结果分析

如图7所示为实验获取的一组典型信号,其中图7(a)为典型的脱粘信号回波,图7(b)为典型的界面回波信号,能够看到这两种信号的主要构成相同,第一回波为超声的近场区信号,第二回波为复合绝缘子硅橡胶表面回波,此回波存在着严重的模式混叠,第三回波

为界面回波，通过识别此回波的差异可以实现脱粘缺陷的检测。通过分析比较，这两种信号具有明显区别：首先二者的第三回波幅值差距较大，脱粘信号的第三回波大约占据整个框图的 90%，而界面信号的第三回波大约占据整个框图的 60%；其次二者的第三回波的形状差距较大，脱粘信号的第三回波相位较界面信号的第三回波相位明显发生了偏移，以上分析也与本文 1.1 原理部分相互印证。

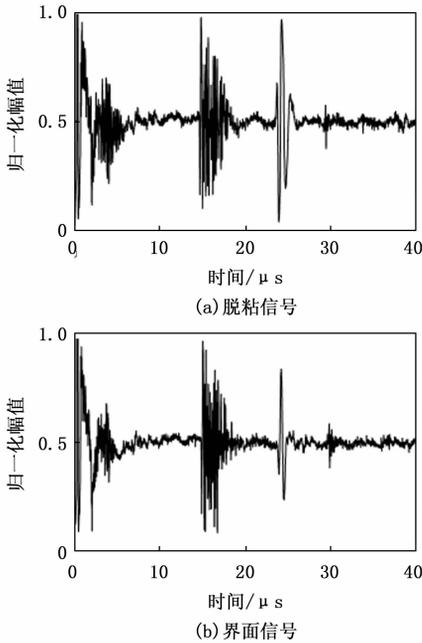


图 7 典型信号

同时也应注意到，由于信号中存在着大量噪声，主要细节特征被掩盖，尤其是信号的第二回波和第三回波受到较大影响，因此对信号进行特征提取是极为重要的。

由于采集到的信号较多，本文仅针对图 7 (a) 所示的典型脱粘信号采用本文所述方法进行信号处理并展示主要过程。首先对典型信号进行 SSA-VMD 分解处理，得到算法适应度曲线如图 8 所示，可以看到其在迭代 8 次之后迅速收敛，达到第 11 代时进入次平稳，直至第 15 代适应度曲线逐渐平稳，说明此时 SSA 算法已经寻找到最优参数。最后求得的最优模态数 K 为 2，最佳惩罚因子 α 为 9941，最佳适应度为 0.350 85，算法运行时间为 123.495 s。

如图 9 所示为原始信号及信号分解后得到的 IMF 的时域波形和单边频谱图，能够看到原始信号频率主要集中在 2 MHz 和 5 MHz 左右。通过 imf1 和 imf2 的时频图可以判断出频率为 2 MHz 左右的信号为信号的主要有用分量，而 5 MHz 左右的信号为信号的主要噪声分量。但这不代表其真的为“噪声分量”，只是对于本文的检测方法和检测对象来说，其为噪声分量，需

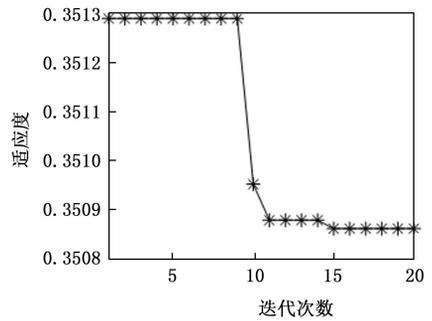


图 8 算法适应度收敛曲线

将其去除。

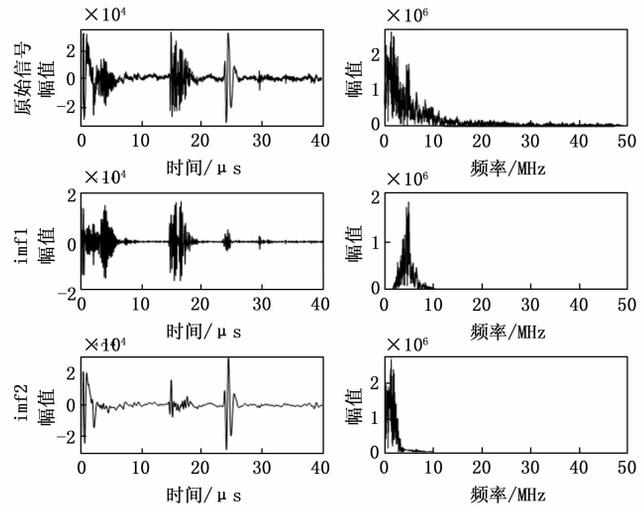


图 9 原始信号和 IMF 的时频图

同时也能够看到，通过初步的信号分解，主要特征分量已经被有效分离出来，但是其还存在着些许的微弱噪声。此时对于检测人员通过主观识别缺陷信号已经足够，但是对于计算机的客观判别来说，此种级别的处理可能还会有影响，因此有必要对信号进一步处理。

图 10 (a) 为经过 EMD 分解合成后的信号，能注意到其仍旧存在少量噪声且波形有较大改变。同时在其各 IMF 合成过程中，函数保留的阈值选取较为繁琐，需人为不断尝试，如图 10 (a) 所示此信号已为最佳合成信号。图 10 (b) 为经过 SSA-VMD 分解合成后的信号，能够看到第二回波的模态混叠问题有较大缓解，但信号总体仍旧保留有少量噪声。图 10 (c) 为经过 WPD 处理后的信号，能够看到其噪声已经基本被滤除，但是第二回波的模态混叠问题仍旧存在。图 10 (d) 为通过本文方法处理后的信号，能注意到其噪声分量已经被基本去除，第二回波的模态混叠问题也有较大程度的缓解。最后也能注意到第三回波后的微小回波（其本质为超声的二次回波分量）也被去除。

综上所述，经过本文方法处理后的信号主要特征

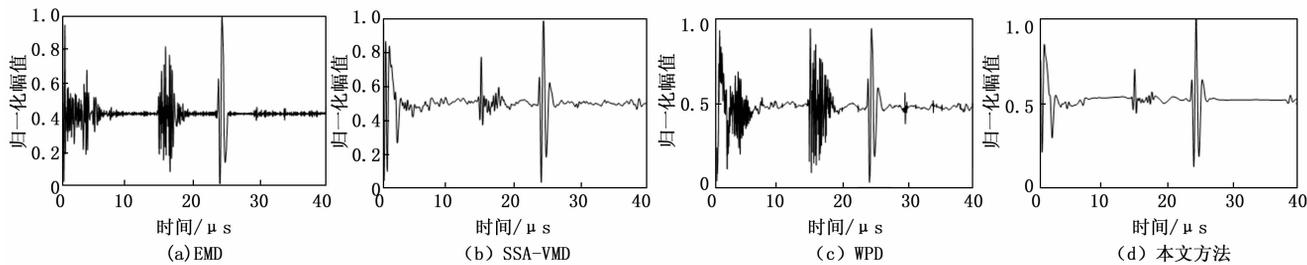


图 10 不同方法处理后的信号

(第三回波的幅值和第三回波的相位特征) 均未发生较大改变且主要干扰因素(第二回波的模态混叠和总体干扰噪声)有较大去除。

图 11 (a) 为原始 A 扫信号经过希尔伯特变换后生成的 B 扫图像, 图 11 (b) 为原始信号经过本文方法处理后经过希尔伯特变换后生成的 B 扫图像, 应注意到有 3 种改善: 一是原始 B 扫图第二条白线后跟随有多道白色高亮, 其本质为信号第二回波的模态混叠。但是经过本文方法处理后, 模态混叠问题已经有很大解决, 可以看到处理后 B 扫图第二条白线后的白色高亮已经被基本消除, 有利于对硅橡胶层的厚度进行判别。二是处理后 B 扫图第三条白线脱粘区域处较处理前 B 扫图相同位置处的对比度有较大提升, 其原因是经过信号消除后, 很多由于噪声变相拉高的幅值回归至正常水平, 从而凸显出更高的对比度, 显得更加“亮”, 有利于对脱粘区域大小的识别。三是图中白色圆圈处区域的图像粘连现象有较大解决, 此种粘连现象对于缺陷大小的判断影响非常大。可以看到经过本文方法信号处理后, 粘连处已经明显断开, 能明显分辨出缺陷大小及范围。

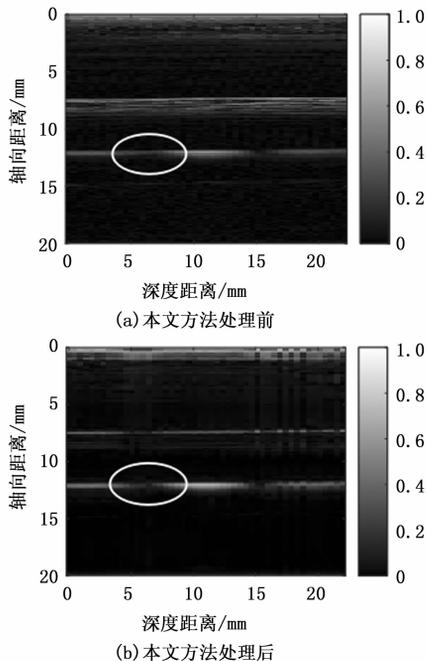


图 11 B 扫图对比

4 结束语

本文针对采用相控阵超声对复合绝缘子脱粘缺陷进行检测的回波信号中存在大量噪声、模态混叠和传统算法参数难以设置的问题, 提出了一种 IVMD 联合 WPD 的信号提取方法。

首先为验证本文所提方法的先进性, 首先建立了传统超声信号模型, 在其中加入了不同噪声大小的白噪声模拟实际信号。通过对比国内外常用的优化算法运行时间和算法适应度, 验证了本文优化算法在保持高寻优速度的同时, 也能保证较高的寻优结果。接着通过对比不同方法的信号处理结果, 证明了本文方法在低、中、高信噪比条件下均具有最好的信号处理效果。

其次为了验证本文方法在实际信号中的应用效果, 首先通过仿真实验, 获得了不同实验条件下声场特性, 并根据实际检测要求和设备条件, 选择了较佳的检测方式。之后进行实际检测获取了含有脱粘信号的多条 A 扫信号数据, 接着采用本文方法进行了信号处理实验, 结果表明能够有效去除信号中的噪声分量, 也能够较大程度缓解信号混叠问题。最后对处理后的 A 扫信号进行 B 扫成像, 发现处理后 B 扫图像的图像质量较原始 B 扫图像也有较大提升。

但是也能注意到本文方法也有其局限性, 一是方法总体运行效率还需优化, 批处理运行处理 49 条 A 扫信号时间共花费了 11.058 s 时间, 这与实时成像的时间要求差距较大; 二是处理后的 B 扫成像存在因各 A 扫信号能量不均匀导致的暗带现象, 但对于缺陷识别影响不大。总体来说, 本文方法对于提取此种信号的有用分量是有一定实用性的。

参考文献:

[1] 梁曦东, 高岩峰, 王家福, 等. 中国硅橡胶复合绝缘子快速发展历程 [J]. 高电压技术, 2016, 42 (9): 2888 - 2896.
 [2] 卢明, 高超, 李子岳, 等. 复合绝缘子酥朽断裂事故的分布规律研究 [J]. 高压电器, 2024, 60 (2): 133 - 142.
 [3] 江怀远, 梅红伟, 刘建军, 等. 基于 PCA 技术的复合绝缘子内部缺陷太赫兹融合参量成像方法研究 [J]. 中国电机工程学报, 2023, 43 (5): 2029 - 2040.

- [4] LI Y, XIE C, GOU B, et al. Terahertz detection of interface defects within composite insulators using a gated recurrent neural network [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2023, 31 (2): 704 - 712.
- [5] 刘辉, 张洋, 李子岳, 等. 复合绝缘子内部缺陷微波致热检测方法 [J]. 高压电器, 2023, 59 (3): 179 - 188.
- [6] 邓红雷, 何战峰, 陈力. 复合绝缘子脱粘缺陷的超声导波检测 [J]. 高电压技术, 2019, 45 (1): 196 - 202.
- [7] DENG H, HE Z, CHEN L. Ultrasonic guided wave-based detection of composite insulator debonding [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24 (6): 3586 - 3593.
- [8] 刘立帅, 王黎明, 梅红伟, 等. 基于错位散斑干涉的复合绝缘子缺陷检测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39 (15): 4599 - 4606.
- [9] 梁进祥, 徐恩达, 张虎. 高压输电线路复合绝缘子硅橡胶内部缺陷超声检测 [J]. 绝缘材料, 2024, 57 (1): 68 - 73.
- [10] ZHANG J, SANG H, ZHAO S. EMD-based time-frequency denoising algorithm for the self-sensing of vibration signals in ultrasonic-assisted grinding [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33 (10): 104004.
- [11] 俞燕萍, 罗鹏斌, 杨先明, 等. 基于 VMD 的相控阵超声信号降噪方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (7): 261 - 266.
- [12] 岳玉国. 基于小波分解的舰船钛合金超声检测信号去噪算法 [J]. 舰船科学技术, 2021, 43 (6): 19 - 21.
- [13] 郑晖, 林树青. 超声检测第 2 版 [M]. 北京: 中国劳动社会保障出版社, 2008.
- [14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Trans. Signal Processing, 2014, 62 (3): 531 - 544.
- [15] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for engineering design problems [J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114: 163 - 191.
- [16] HALIDOU A, MOHAMADOU Y, ARI A A A, et al. Review of wavelet denoising algorithms [J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82 (27): 41539 - 41569.
- [17] LUAN X, ZHONG C, ZHAO F, et al. Bearing fault damage degree identification method based on SSA-VMD and shannon entropy-exponential entropy decision [J]. Structural Health Monitoring, 2024: 14759217231219710.
- [18] LIU Z, PENG Y. Study on denoising method of vibration signal induced by tunnel portal blasting based on WOA-VMD algorithm [J]. Applied Sciences, 2023, 13 (5): 3322.
- [19] LI H, LI S, SUN J, et al. Ultrasound signal processing based on joint GWO-VMD wavelet threshold functions [J]. Measurement, 2024, 226: 114143.
- [20] ZHANG J, ZHANG G, CHEN Z, et al. A water environment-based simulated method for ultrasonic testing of slag inclusion weld defects based on improved VMD [J]. Sensors, 2024, 24 (13): 4199.
- [21] SHI L, WEN J, PAN B, et al. Dynamic characteristics of a gear system with double-teeth spalling fault and its fault feature analysis [J]. Applied Sciences, 2020, 10 (20): 7058.
- [22] WANG L, ZHOU X, XU H, et al. Short-term electrical load forecasting model based on multi-dimensional meteorological information spatio-temporal fusion and optimized variational mode decomposition [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2023, 17 (20): 4647 - 4663.
- [23] LEI W, WANG G, WAN B, et al. High voltage shunt reactor acoustic signal denoising based on the combination of VMD parameters optimized by coati optimization algorithm and wavelet threshold [J]. Measurement, 2024, 224: 113854.
- [24] 李凯丰, 王浩全, 侯清. 基于小波分析联合 VMD 的超声信号去噪方法研究 [J]. 中国测试, 2023, 49 (4): 52 - 59.
- 平均的干涉仪抗噪声测向方法 [J]. 数据采集与处理, 2016, 31 (2): 289 - 295.
- [17] 肖香彬, 李延飞, 赵丹. 利用基线长度和俯仰角修正改进的二维干涉仪测向算法 [J]. 电子信息对抗技术, 2019, 34 (1): 5 - 8.
- [18] 李燕平, 贾朝文, 鄢勃, 等. 一种干涉仪测向系统的数值仿真寻优设计方法 [J]. 电子信息对抗, 2021, 36 (1): 6 - 9.
- [19] 李冬, 焦义文, 高泽夫. 旋转基线相位干涉仪测向精度提高方法 [J]. 电讯技术, 2022, 62 (7): 936 - 940.
- [20] 杨世兴, 郭秀才, 杨洁. 测控系统原理与设计 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2008.

(上接第 225 页)

- [12] 朱子翰. 短基线高精度测向算法及实现 [J]. 电子设计工程, 2020, 28 (1): 154 - 157.
- [13] 郭辉, 吉宇, 赵中卫, 等. 基于多级模糊度搜索的干涉仪测向算法 [J]. 航天电子对抗, 2023, 5 (11): 4 - 7.
- [14] 苗峻, 窦修全, 郭海召. 基于 GPU 的宽带信号干涉仪测向算法实现 [J]. 信息计算, 2023, 8 (20): 112 - 118.
- [15] 段陆洋, 曹磊, 李娜, 等. 基于相位误差估计的干涉仪测向算法 [J]. 现代电子技术, 2023, 46 (17): 151 - 154.
- [16] 郭东亮, 黄超, 李中华, 等. 基于信噪比估计和矢量