

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210780

基于粒子群参数优化的 O-VMD 数据处理方法研究^{*}

邢燕好¹, 于昊¹, 张佳¹, 桂珺¹, 孙盈²

(1. 沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870; 2. 中国兵器工业集团航空弹药研究院有限公司 哈尔滨 150030)

摘要:针对电磁超声测厚换能器保护提高距过大导致回波信号微弱且信噪比低,难以在时域内直接准确提取渡越时间得到精确厚度值的问题,提出频域内粒子群(PSO)优化变分模态分解(VMD)参数的O-VMD渡越时间提取方法。分别对分解层数和惩罚因子选取固定参数,及基于峭度与功率谱熵联合适应度函数的PSO算法获取VMD遍历优化参数,进行双次VMD处理,滤除高频及低频噪声;选取能量最大模态进行信号重构,并应用希尔伯特变换获取回波信号时差。在不同提高条件下,对不同厚度铝板检测数据采用O-VMD、经验模态分解(EMD)等方法进行信号对比处理,结果表明,提高距在0~2.1 mm, O-VMD方法最大误差为0.67%,且误差与提高距成正比,为精确获取高提高距测厚数据提供依据。

关键词: 电磁超声; 粒子群; 参数优化; 变分模态分解; O-VMD

中图分类号: TH787 TB552 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Research on the O-VMD thickness measurement data processing method based on particle swarm optimization

Xing Yanhao¹, Yu Hao¹, Zhang Jia¹, Gui Jun¹, Sun Ying²

(1. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. China North Industries Group Aviation Ammunition Research Institute Co. Ltd., Harbin 150030, China)

Abstract: To solve the problem of weak echo signal and low signal-to-noise ratio caused by large lift-off distance of electromagnetic ultrasonic thickness measurement transducer protection, which makes it difficult to directly and accurately extract transit time to obtain accurate thickness value in time domain, this article proposes an O-VMD transit time extraction method based on particle swarm optimization of variational modal decomposition parameters in frequency domain. The fixed parameters are selected for decomposition layers and penalty factors respectively, and the particle swarm optimization algorithm based on the joint fitness function of kurtosis and power spectrum entropy is used to obtain the ergodic optimization parameters of the variational mode decomposition. The VMD processing is performed twice to filter high-frequency and low-frequency noise. The maximum energy mode is selected for signal reconstruction, and the transit time of echo signal is obtained by applying Hilbert transform. Under different lift off distances, O-VMD, EMD and other methods are used for signal contrast processing of aluminum plate detection data with different thicknesses. The results show that the maximum error of O-VMD method is 0.67% when the lift off distance is within 0~2.1 mm, and the error is proportional to the lift off distance, providing a basis for accurately obtaining thickness measurement data with high lift off distance.

Keywords: EMAT; particle swarm optimization; parameter optimization; variational modal decomposition; O-VMD

0 引言

大型金属设备在实际工作中,易因为严苛的工况产生腐蚀减薄,导致设备失效,造成经济损失。工业上常见

的检测厚度缺陷方法分别为太赫兹波检测^[1]、射线检测^[2]、超声波检测^[3]、电磁超声检测^[4]、脉冲涡流检测^[5]和漏磁检测^[6]。其中,电磁超声波检测法拥有可以在役检测、重复性好、非接触性强、不需要对检测表面进行预处理、能够对金属缺陷实现定量检测等众多优点,广泛应

收稿日期:2022-11-24 Received Date: 2022-11-24

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62241107)、辽宁省自然科学基金(2022-BS-180)、辽宁省教育厅面上项目(LJKMZ20220474)资助

用于金属腐蚀检测^[7]。使用电磁超声脉冲回波法对金属试件进行厚度测量,检测回波携带大量厚度信息,从回波中提取渡越时间是信号处理的重点研究问题。

针对被处理信号信噪比低,导致计算误差较大的问题,学者们围绕提高信噪比做出许多研究。黄大荣等^[8]先对轴承故障震动信号进行局部均值分解(local mean decomposition, LMD),对轴承振动信号乘积函数分量进行冲击计算,以此估计变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)层数 K ^[8]。Dan等^[9]通过VMD成功去除油气管道电磁超声信号中的高频噪声成分,对不同类型缺陷验证识别效果。杨大为等^[10]以最小包络熵为适应度函数,采用粒子群优化算法和人工观察算法对VMD算法参数进行优化,基于互信息对分量进行筛选重构信号。李宏坤等^[11]提出利用中心频率间距与频带带宽大小自动地确定模态分解个数和惩罚因子的方法,使用余弦相似度选择有用分量。郑义等^[12]提出利用以相关峭度为适应度函数的蝗虫优化算法对VMD分解参数进行自适应选定,可有效从强噪声中进行特征提取。Jiao等^[13]使用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)联合同步压缩小波变换(synchrosqueezing wavelet transform, SSWT)对信号进行预处理,经过EM算法拟合回波参数,提高计算精度。Zhao等^[14]使用VMD联合小波阈值法,对高温电磁超声检测信号进行处理,计算误差小于2%。经过上述方法可以有效处理检测信号,但是在处理低信噪比信号存在有用分量损失的情况,会导致检测信息的丢失。电磁超声换能器在高提离状态下检测,存在提离效应^[15-16],回波信号信噪比低,直接进行峰值点提取时间间隔计算厚度无法得到准确信息,故有必要进行信号预处理,为厚度测量做准备。

本文提出一种基于VMD分解的电磁超声数据处理方法。信号经过一次分解将高频噪声分离,选取包含检测回波的模态,使用粒子群算法(particles swarm optimization, PSO)优化过的分解参数再次进行VMD处理得到有用分量,通过希尔伯特变换提取包络峰值点获取回波时间间隔,实现被检试件厚度测量,为精确获取一维超声回波时间间隔提供新方法。将本文提出的方法应用于不同提离距且不同试件厚度的检测数据,验证其对于高提离电磁超声测厚信号处理的有效性。

1 理论分析

1.1 VMD基本原理

VMD是一种自适应的模态分解方法,需要预设惩罚因子以及分解层数。该算法借用了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)中的本征模态(intrinsic mode function, IMF)概念^[17-20],在此基础上进

行了进一步的约束,如各模态的估计带宽之和最小,通过循环迭代求取约束变分问题的最优解,实现信号的分离。为使每个模态的估计带宽之和最小,建立约束变分模型为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: k 为预设的分解模态数; $\{u_k\}$ 和 $\{w_k\}$ 分别为原始信号 $f(t)$ 经过 k 层分解后的IMF分量和中心频率。

引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘数 λ ,构筑拉格朗日方程,将式(1)中变分问题改变为非约束的变分问题,以此求取式(1)最优解,即:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] \right\|_2^2 + \\ & \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle + \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘数; $f(t)$ 为原始检测信号。式(2)采用交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)联合Parseval傅里叶等距变换交替式迭代更新模态分量、中心频率以及拉格朗日乘数,模态分量、中心频率以及拉格朗日乘数的更新公式如下:

$$u_k^{n+1}(w) = \frac{f(w) - \sum_i u_i(w) + \frac{\lambda(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2} \quad (3)$$

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |u(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |u(w)|^2 dw} \quad (4)$$

$$\lambda^{n+1}(w) = \lambda^n(w) + \tau \left[f(w) - \sum_k u_k(w) \right] \quad (5)$$

式中: $f(w)$ 为原始信号的傅里叶变换; $u(w)$ 为模态分量的傅里叶变换。

将所有模态分量重构,再次进行VMD分解,重复计算相关系数以及降噪处理,直到分解次数达到预设次数,完成分解。

对得到的检测信号VMD分解,不同的分解参数组合,会导致计算结果出现不同^[21-22]。并且,对于不同的检测信号,使用不同分解参数进行处理分析各自的厚度变化趋势,并未出现一组通用的分解参数,使得后续的厚度计算准确。因此,选取一组最佳分解参数是接下来的研究重点。

1.2 基于PSO优化VMD分解参数

目前参数选取极度依赖数据处理人员的经验,影响了VMD算法分解效果,考虑采用粒子群优化对VMD算法预设参数选取优化。如果保留VMD分解参数的其中一个,集中优化另一个参数,此时会忽略两个参数的联动

机理,这样的优化只是局部最优结果。本文使用 PSO 算法对 VMD 分解参数进行全局寻优,实现对于不同检测信号自适应的进行最佳分解。

PSO 算法是一种全局寻优算法,通过种群中各粒子之间的信息交流,使得种群达到适应度最佳位置,实现了最优参数寻找。粒子群算法预设 M 个粒子群组成种群 $S=(S_1, S_2, S_3, \dots, S_M)$,第 k 个粒子群在搜索范围内的位置为 $S_k=(S_{k1}, S_{k2}, S_{k3}, \dots, S_{kn})$,第 k 个粒子群速度为 $V_k=(V_{k1}, V_{k2}, V_{k3}, \dots, V_{kn})$,对所有的粒子计算适应度,记录各粒子最佳适应度为 $B_k=(B_{k1}, B_{k2}, B_{k3}, \dots, B_{kn})$,记录所有粒子最佳适应度值为 $G_k=(G_1, G_2, G_3, \dots, G_n)$,每个粒子速度与位置与粒子最佳适应度和种群最佳适应度有关,计算公式如下:

$$\begin{cases} V_{kn}^{d+1} = eV_{kn}^d + C_1\eta(B_{kn}^d - S_{kn}^d) + C_2\eta(G_{kn}^d - S_{kn}^d) \\ S_{kn}^{d+1} = S_{kn}^d + V_{kn}^{d+1} \end{cases} \quad (6)$$

式中: e 为惯性系数; d 为当前迭代次数; C_1 和 C_2 为加速度系数; η 为 $[0, 1]$ 的随机数; n 为粒子位置与速度矢量维数; k 为 $[1, M]$ 的整数。

1.3 适应度函数

适应度函数的选取决定最终优化分解效果。功率谱熵可以描述信号的频率分布。当信号频谱分布较为集中,功率谱熵值极小,功率谱计算公式为:

$$e(f) = \frac{1}{2\pi L} |x(w)|^2 \quad (7)$$

式中: L 为信号数据长度; $x(w)$ 为检测信号的离散傅里叶变换。

将功率谱进行归一化处理得到功率谱概率密度函数,计算公式为:

$$P_i = \frac{e(f_i)}{\sum_{k=1}^N e(f_k)} \quad i = 1, \dots, N \quad (8)$$

式中: $e(f_i)$ 为 f_i 分量功率谱值; p_i 为对应 f_i 分量功率密度; N 为离散傅里叶变换频率分量数。

功率谱熵计算公式为:

$$H = - \sum_{i=1}^N p_i \ln p_i \quad (9)$$

实际应用中单一以功率谱熵作为适应度函数,优化后极易出现分解后信号为简谐波的情况,这是因为极致地追求频谱分布集中,导致信号分解中出现过分解现象,能量丢失严重。引入峭度改善信号出现过分解情况。峭度是反应随机变量分布特性的统计量,即归一化四阶中心矩,描述波形尖峰度的无量纲参数,对冲击信号敏感,其表达式为:

$$ku = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (10)$$

式中: μ 为信号平均值; σ 为信号标准差。

检测信号近似呈正态分布时,计算峭度约为 3。信号出现较强冲击时,计算其峭度将远大于 3。峭度同时可以间接反应超声信号能量,超声信号因分解参数设置不合理将出现过分解现象,其峭度会降低,基于这一特性将其与功率谱熵结合作为适应度函数。适应度函数计算公式为:

$$fitness = 1/ku + 0.1 \times H \quad (11)$$

复合适应度函数值达到最小时,得到最佳分解效果的 VMD 分解参数,应用此参数可得到有用回波信号分量。

1.4 信号处理总体流程

高提离超声信号存在许多噪声分量,相对于易分离的高频背景噪声,还存在与激励信号频率相近的低频噪声。随着提离距离的增加,有用回波分量逐渐降低,最终淹没在低频噪声中,影响峰值点提取。分解层数设置过小不能有效分解出有用信号,惩罚因子决定分解模态的带宽。惩罚因子过小,其对应的分解模态带宽较大,不能分离出低频噪声,将惩罚因子设置较大,对应的分解模态带宽极小,可能出现检测回波能量丢失过多,遗漏厚度信息。使用 VMD 对原始信号进行处理时,需要设置极大的分解层数实现低频噪声与有用信号的分离。由于粒子群优化算法需要预设优化参数的范围,极大的分解层数可能超出了预设的选取范围。这种情况下,使用经过优化后的变分模态分解参数,依然无法实现信号与噪声的分离。考虑使用多次 VMD 分解解决这一问题。多次 VMD 分解流程如图 1 所示。

1.5 信号处理的总体流程

本文提出的算法整体流程如图 2 所示。

将原始检测信号 VMD 完成高频噪声分离,选取包含检测信号的模态,作为第 2 次 VMD 分解的原始信号,使用优化后的分解层数以及惩罚因子进行第 2 次 VMD 分解。选取能量占比最大分量为重构信号^[23],然后通过希尔伯特变换提取包络获得回波间隔,测量被检试件厚度。

2 实验验证

实验装置如图 3 所示。采用 RITEC RAM-5000-SNAP 高能超声测试系统,激励频率设置为 1 MHz;激励电压设置为 200 V,脉冲个数设置为 1 个;回型测厚线圈参数为长度 50 mm,宽度 50 mm,线间距 2.5 mm,匝数为 16 匝;采用钕铁硼永磁铁,其参数为长 50 mm,宽 50 mm,厚度 30 mm,剩磁 1.26 T。分别对标称厚度为 15、20、25 和 30 mm,加工精度为 ± 0.02 mm 的工件铝板进行测试。

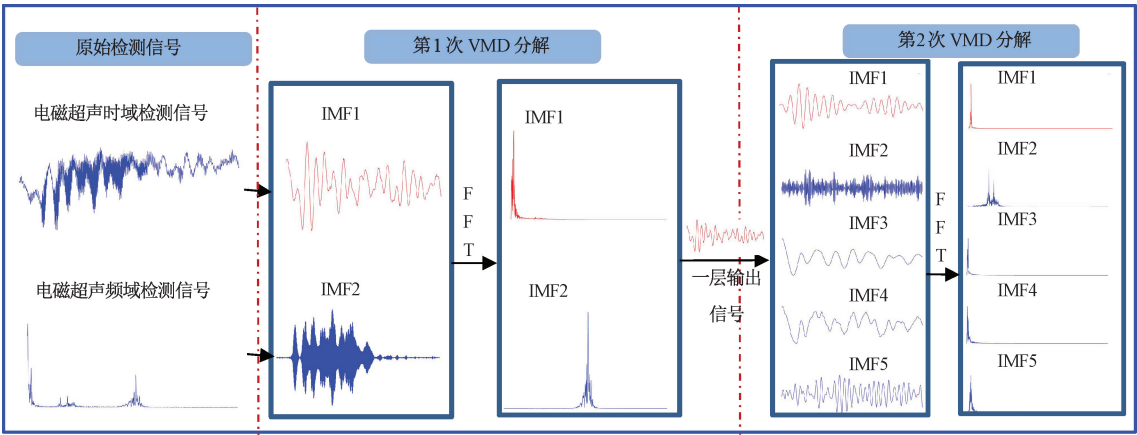


图 1 多次 VMD 降噪原理

Fig. 1 Schematic diagram of multiple VMD noise reduction

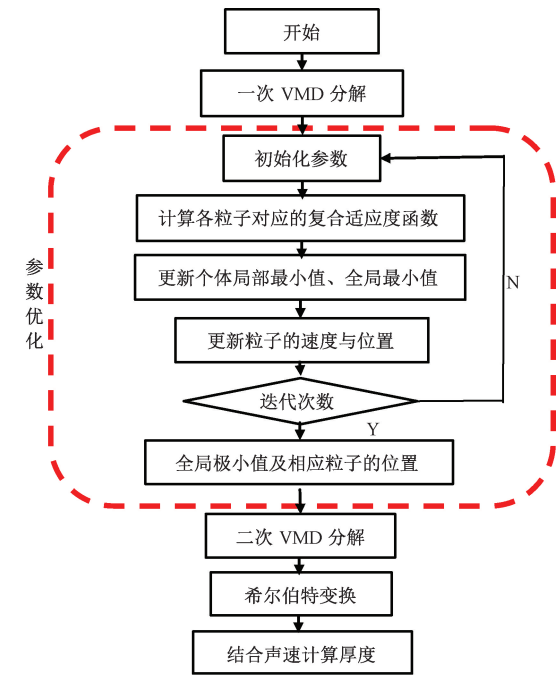


图 2 本文算法总流程

Fig. 2 Overall flow chart of proposed method

为了验证算法有效性,进行提离距离 0~2.1 mm,步
进为 0.7 mm 的实验,实验结果如图 4 所示。

由图 4 可知,探头到工件提离距离为 1.4 mm 时,检
测回波已难以识别,提离距离达到 2.1 mm 时,有效回波
已淹没在噪声中。提离距离增加,有效回波能量损失较
大。低信噪比信号难以准确提取回波的峰值点,无法实
现精确厚度计算。

2.1 VMD 参数优化

1) VMD 次数优化

以图 4 所示为例,选取试件厚度 15 mm、提离距离为

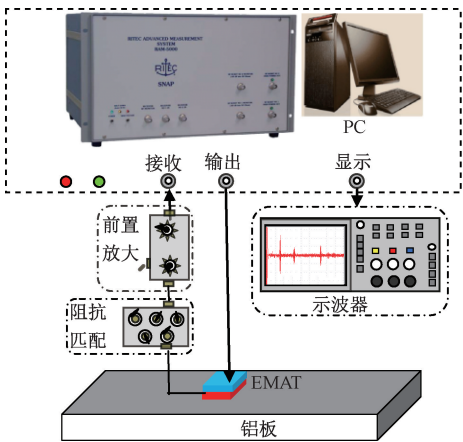


图 3 实验装置

Fig. 3 The experimental system

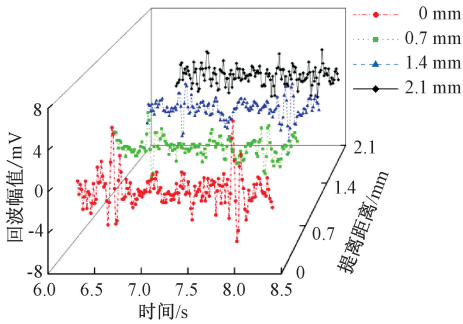


图 4 15 mm 厚铝板 0~2.1 mm 提离的检测信号

Fig. 4 Detection signal with lifting distance of 15 mm thick
aluminum plate of 0~2.1 mm

2.1 mm 的检测信号,使用变分模态分解方法对其进行处
理,分解层数选取两层,惩罚因子选取 2 000。原始信号
经过单次 VMD 分解,各模态与对应频率分布如图 5
所示。

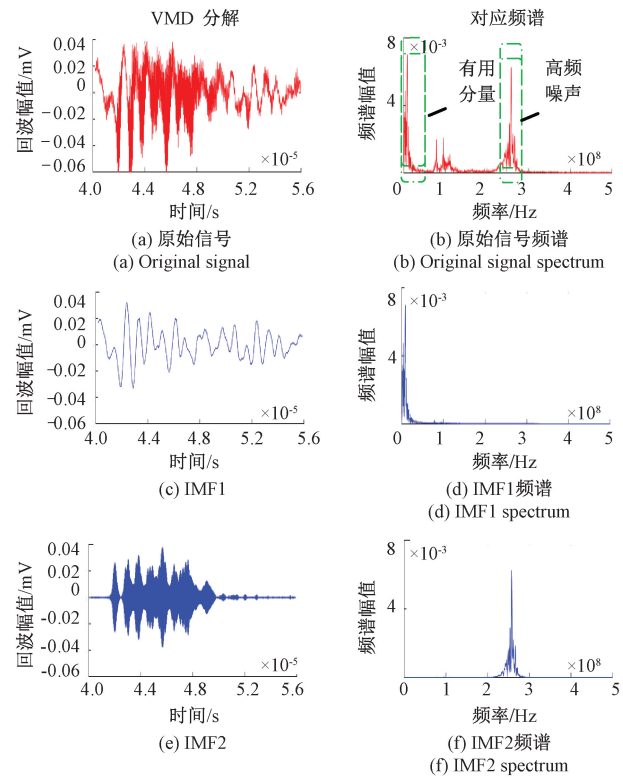


图5 单次VMD分解

Fig. 5 Single VMD decomposition diagram

图5中,2.1 mm 提离检测信号由高、低频噪声和检测信号构成,由图5(c)可知,一次VMD分解可将检测信号中高频噪声去掉,但与检测回波频率相近的低频噪声未被分离,低频噪声的存在极大影响了峰值点提取,影响计算精度。

增大分解层数可以进一步对原始检测信号进行分解,同时扩大惩罚因子的取值范围,遍历分解层数2~5以及惩罚因子1 200~5 000(步进为200)的所有组合,计算试件厚度如图6(a)所示。

图6中,一次VMD分解中遍历参数优化范围内所有组合,当分解层数是4或5时,出现与标称值最接近的厚度计算值,计算值为15.113 mm。信号经过一次VMD分解滤除高频噪声,进行遍历分解层数2~5以及惩罚因子1 200~5 000所有组合的第2次VMD分解后,分解层数是3或5时,出现与标称值最接近的厚度计算值为15.101 mm,如图6(d)所示。信号滤除高频噪声后,再次进行VMD分解出现更接近标称厚度的计算值,其原因在于增加的分解层数会使得高频噪声多次分解,与检测回波频率相近的噪声未被分离,导致计算出现误差。

2) 适应度函数优化

图6中,不同的分解参数组合下,厚度计算值发生非规律变化,无法找到参数选取规律。分别计算以峭度、功率谱熵为适应度函数以及以本文提出的复合适应度函数

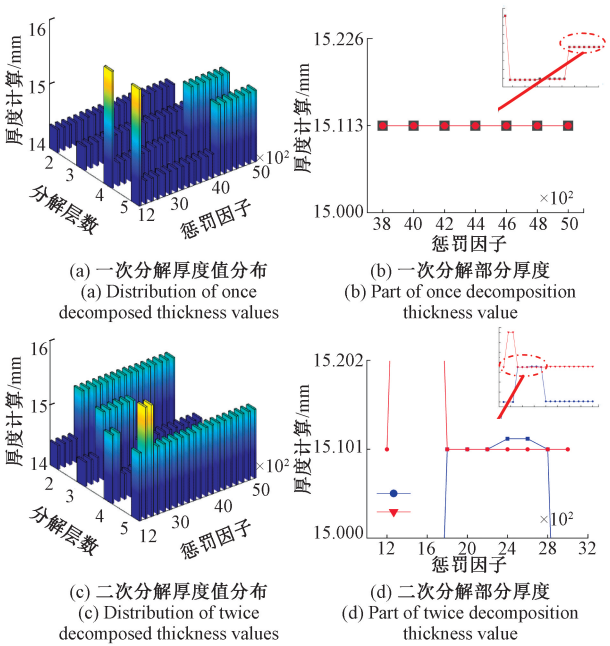


图6 遍历分解参数计算试件厚度

Fig. 6 Calculation of specimen thickness by traversing decomposition parameters

优化后的VMD分解参数,应用各优化后的分解参数再次进行VMD分解,如图7所示。

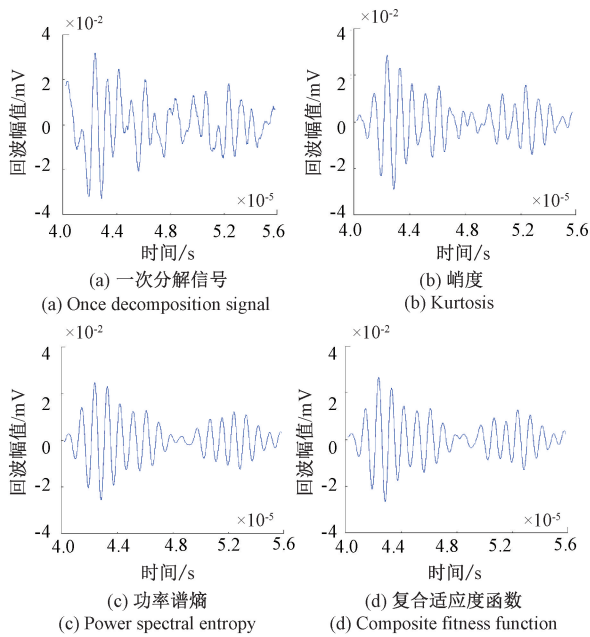


图7 各适应度函数优化后分解分量

Fig. 7 Decomposition components after optimization of fitness functions

由图7(a)可知,低频噪声的存在使得检测信号产生突变。由图7(b)结合表1计算结果可知,以峭度作为适

应度函数,可以去除部分噪声,但依旧存在部分低频噪声与检测回波叠加,计算结果偏差较大。各适应度函数优化后分解分量频谱对比如图 8 所示。由图 7(c)结合图 8 可知,以功率谱熵为适应度函数,得到的处理信号频谱谱线非常集中,分解信号近似为简谐波,计算结果偏差极大。由图 7(d)可知,引入峭度与功率谱熵的复合适应度函数进行优化,其分解信号突变性优于单一功率谱熵分解信号,保留下更多的检测信号分量,并去掉了一部分以峭度作为适应度函数不能去掉的噪声。

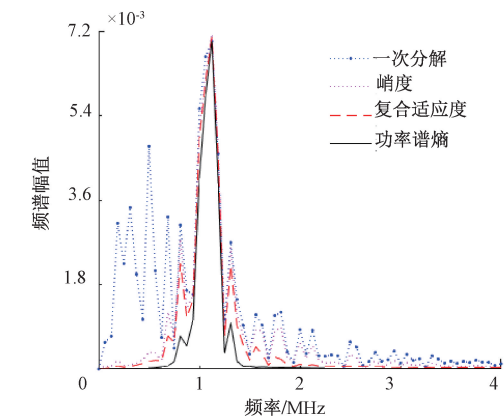


图 8 各适应度函数优化后分解分量频谱对比

Fig. 8 Spectrum comparison of decomposed components after optimization of fitness functions

由图 8 可知,对比以不同适应度函数优化后的分解分量频谱幅值,复合适应度函数对应的频谱幅值小于峭度大于功率谱熵,在完成降噪的同时,相比于应用单一适应度函数保留下更多的信号分量。

表 1 各最佳适应度函数值对应分解参数

Table 1 Decomposition parameters corresponding to the best fitness function values

适应度函数	分解层数	惩罚因子	厚度计算	误差/%
峭度	2	1 200	14.399 0	4.00
功率谱熵	5	5 000	15.112 9	0.75
复合特征	5	1 200	15.100 8	0.67

结合厚度计算结果,以分离低频噪声为目的对 VMD 参数进行优化,峭度联合功率谱熵作为适应度函数计算精度优于其他特征值。

2.2 参数优化的对比

为了验证高提离测厚方法的有效性,选择固定参数 VMD(S-VMD)、EMD、EEMD、小波阈值法以及本文提出的 O-VMD 方法对 2.1 mm 提离信号进行处理,处理结果如图 9 所示。

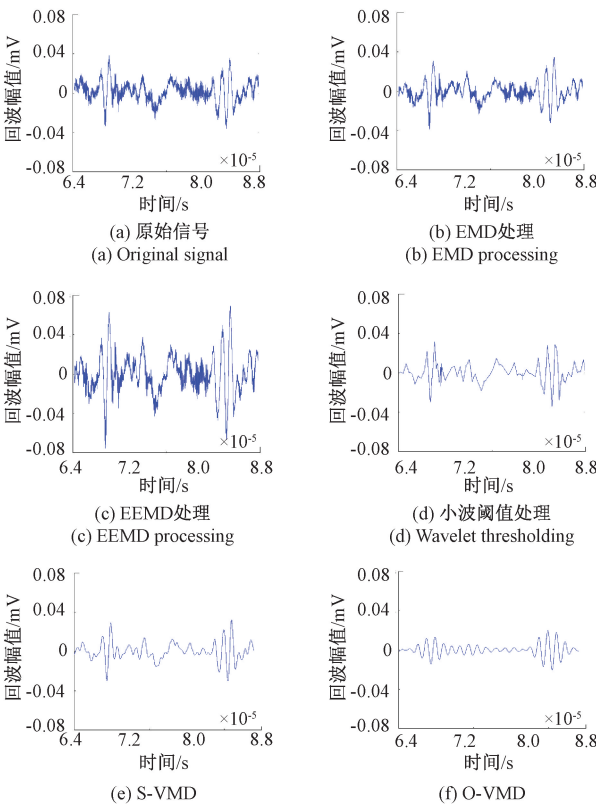


图 9 2.1 mm 提离信号降噪效果对比

Fig. 9 Comparison diagram of noise reduction effect with lift off 2.1 mm

图 9 中,提离距离为 2.1 mm 的信号经过 EMD、集合经验模态分解处理检测,依旧存在高频噪声与低频噪声,影响峰值点提取。固定参数的单次 VMD 与小波阈值法可以较为有效的分离信号,但并没有将影响峰值点选取的低频噪声有效去除。本文提出的方法去除了影响峰值点提取的噪声。

进一步验证算法的有效性,在测量厚度为 15、20、25 和 30 mm 铝板的基础性上,分别进行提离距离 0~2.1 mm,步进为 0.7 mm 的测量实验,各检测数据经过不同算法处理后的厚度计算结果如图 10 所示,随着提离距离的提升,检测信号经过几种方法处理后,各分解信号的厚度计算误差逐渐增大,计算误差与试件厚度无关。

各数据处理方法计算误差对比如图 11 所示。由图 11 可知,本文提出的方法在高提离检测环境下精度较高,降低了提离效应对检测精度的影响。在 2.1 mm 提离检测条件下,检测误差最高达到 0.67%。

图 11 中,针对 15、20、25、30 mm 不同标称厚度铝板工件,采用本文研究方法所得出的实际厚度值最大绝对误差分别为±0.101、±0.105、±0.075、±0.05 mm。

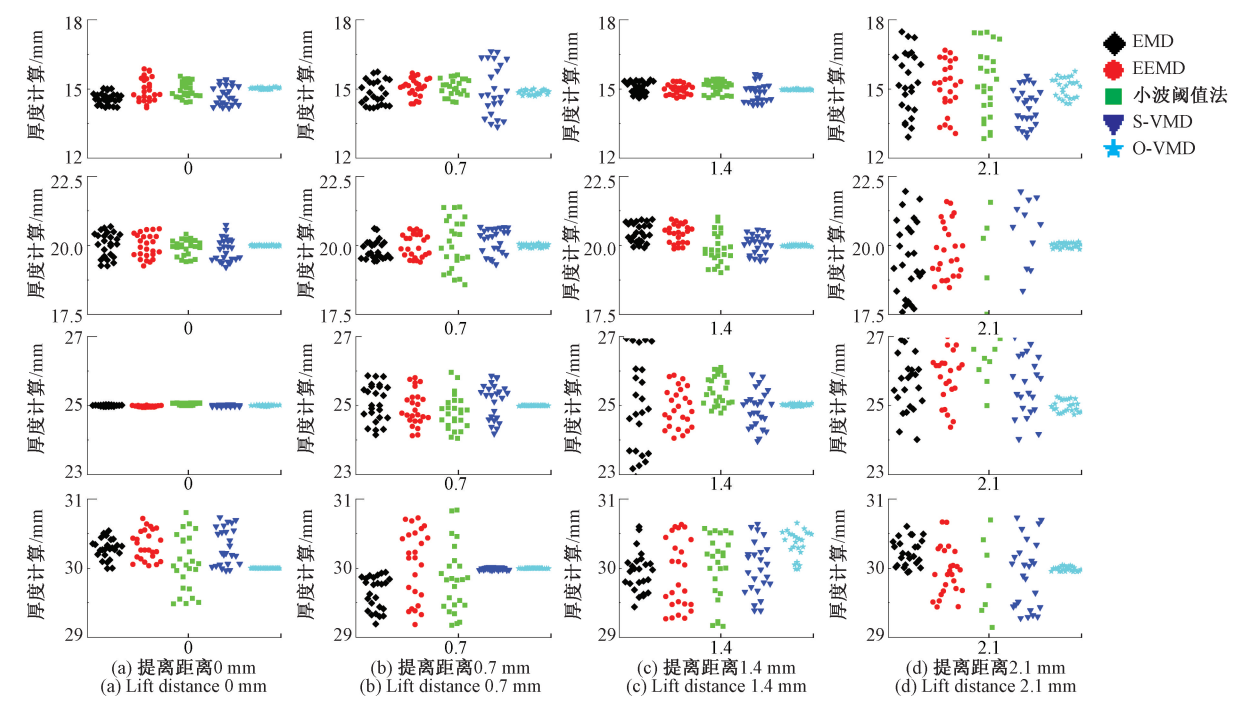


图 10 各提高距离厚度计算分布
Fig. 10 Thickness calculation distribution of each lift off distance

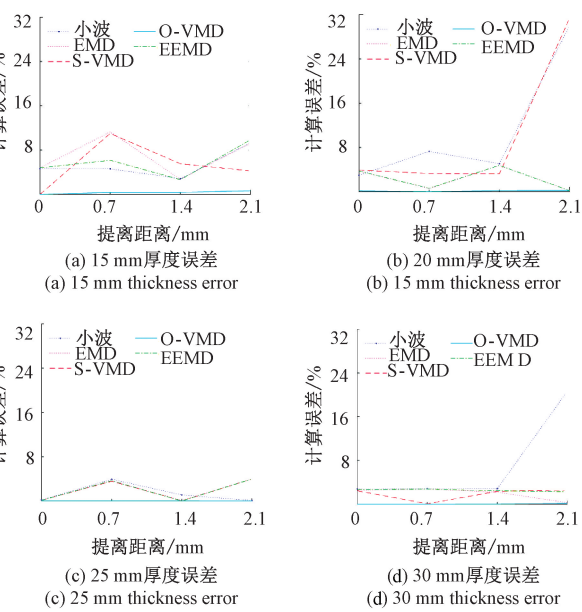


图 11 各数据处理方法计算误差对比
Fig. 11 Error comparison of various data processing methods

3 结 论

电磁超声检测受提离效应影响,回波信号复杂且信噪比低,难以实现精确测厚。本文提出并设计实现了一种自适应优化变分模态分解参数的数据处理方法。通过

分析分解层数与惩罚因子对低信噪比信号分解效果的影响,引入峭度与功率谱熵联合作为适应度函数进行优化,为变分模态分解参数选取提供依据。

本文通过采用峭度与功率谱熵联合适应度函数作为粒子群参数优化的评判方法,获取了最优 VMD 分解层数与惩罚因子,解决了单一适应度函数由于过度的追求信号突变性与频率谱线集中程度导致的欠分解及过分解问题。提出采用双次 VMD 处理的 O-VMD 算法,对信号进行第 1 次 VMD 处理,滤除了高频噪声;基于粒子群算法获取变分模态分解遍历优化参数进行第 2 次 VMD 处理,滤除了低频噪声;通过选取能量最大模态进行信号重构,应用希尔伯特变换获取了回波信号时差,为获取一维超声回波时间间隔提供新方法。提离距在 0~2.1 mm, O-VMD 方法最大误差为 0.67%,且误差与提离距成正比;提离距 ≤ 1.4 mm 时 O-VMD 方法最大误差为 0.37%,其他方法最大误差为 7.31%;提离距为 2.1 mm 时 O-VMD 方法最大误差为 0.67%,其他方法最大误差为 31.02%;该方法可精确获取高提离距测厚数据。

参考文献

[1] 江雪雷,许颖. 利用太赫兹时域光谱对覆盖层下钢板锈蚀厚度的无损检测[J]. 光学学报,2022,42(13): 76-83.

- JIANG X L, XU Y. Nondestructive testing of corrosion thickness of steel plates under coatings by terahertz timedomain spectroscopy[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(13): 76-83.
- [2] 迟大钊,马子奇,程怡,等. 不等厚板搭接焊缝缺陷数字X射线检测[J]. *焊接学报*, 2019, 40(11): 45-48, 163.
- CHI D ZH, MA Z Q, CHENG Y, et al. X-ray based defect testing method for a lap joint with unequal thickness steel plates[J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2019, 40(11): 45-48, 163.
- [3] 刘宗民,张健,宋海燕. 非均匀压电薄板面内自由振动的精确解[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(7): 134-138, 145.
- LIU Z M, ZHANG J, SONG H Y. Exact solution to inplane free vibration of an inhomogeneous rectangular piezoelectric plate[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(7): 134-138, 145.
- [4] 徐立军,刘福祿. 基于电磁超声横波的管道剩余厚度检测[J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(9): 1767-1773.
- XU L J, LIU F L. Residual thickness detection of pipeline based on electromagnetic ultrasonic shear wave[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 48(9): 1767-1773.
- [5] 王霜,毛雪飞. 一种采用仰角交叉点的金属管道涡流测厚方法[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(4): 1633-1641.
- WANG SH, MAO X F. An eddy current thickness measurement method of metal pipeline using tilt angle intersection[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(4): 1633-1641.
- [6] 耿浩,夏浩,王国庆. 高速漏磁检测过程中管道内外壁缺陷定位方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(4): 70-78.
- GENG H, XIA H, WANG G Q. Study on the defect location method of inner and outer wall of pipeline during high-speed magnetic flux leakage testing[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(4): 70-78.
- [7] 沈功田,武新军. 基于频域可变的大型钢结构钢板腐蚀电磁检测仪器的开发[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(6): 1-9.
- SHEN G T, WU X J. Development of electromagnetic testing instrument for plate corrosion of large steel structure based on variable frequency technique[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(6): 1-9.
- [8] 黄大荣,柯兰艳. 一种参数优化VMD多尺度熵的轴承故障诊断新方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(7): 1631-1638.
- HUANG D R, KE L Y. A new fault diagnosis approach for bearing based on multi-scale entropy of the optimized VMD[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(7): 1631-1638.
- [9] DAN S, GAO B. Variational mode decomposition linked wavelet method for EMAT denoise with large lift-off effect[J]. *NDT & E International*, 2019, 107: 102149.
- [10] 杨大为,赵永东. 基于参数优化变分模态分解和多尺度熵偏均值的行星变速箱故障特征提取[J]. *兵工学报*, 2018, 39(9): 1683-1691.
- YANG D Y, ZHAO Y D. Planetary gearbox fault feature extraction based on parameter optimized variational mode decomposition and partial mean of multiscale entropy[J]. *Acta Armamentarii*, 2018, 39(9): 1683-1691.
- [11] 李宏坤,侯梦凡. 基于POVMD和CAF的低转速齿轮箱故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(1): 35-42, 201.
- LI H K, HOU M F. Low speed gearbox fault diagnosis based on POVMD and CAF[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(1): 35-42, 201.
- [12] 郑义,岳建海. 基于参数优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(1): 86-94.
- ZHENG Y, YUE J H. Fault feature extraction method of rolling bearing based on parameter optimized VMD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(1): 86-94.
- [13] JIAO Y K, LI Z W. A novel scheme for ultrasonic echo estimation by combining CEEMD-SSWT method with EM algorithm[J]. *Sustainability*, 2022, 14(4): 1960.

- [14] ZHAO S J, ZHOU J J. Application of adaptive filtering based on variational mode decomposition for high temperature electromagnetic acoustic transducer denoising[J]. *Sensors*, 2022, 22(18): 7042.
- [15] XIANG L, DIXON S, THRING C B, et al. Lift-off performance of electromagnetic acoustic transducers (EMATs) for surface acoustic wave generation [J]. *NDT & E International*, 2021, 126(6): 102576.
- [16] SHI W Z, CHEN W W. Application of chirp pulse compression technique to a high-temperature EMAT with a large lift-off [J]. *International Journal of Applied Electromagnetics & Mechanics*, 2020, 65(1): 181-196.
- [17] SOUZA U B, ESCOLA J P L, BRITO, et al. A survey on Hilbert-Huang transform: Evolution, challenges and solutions[J]. *Digital Signal Processing*, 2021, 120(4): 103292.
- [18] ZOLTAN G S, HORATIU S G. Hilbert-Huang transform in fault detection [J]. *Procedia Manufacturing*, 2019, 32: 591-595.
- [19] KONG Y S, ABDULLAH S, SINGH S S K, et al. Classification of spring strain signals for road classes using Hilbert-Huang transform [J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2022, 44(3): 1-17.
- [20] ÖZKAN A, MUSTAFA K. Effect of Hilbert-Huang transform on classification of PCG signals using machine learning[J]. *Journal of King Saud University Computer and Information Sciences*, 2022, DOI: 10.1016/j.jksuci.2021.12.019.
- [21] 梁海波, 王怡. 基于深度学习的天然气钢制管道缺陷检测方法研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(9): 148-158.
- LIANG H B, WANG Y. Research on defect detection method of natural gas steel pipeline based on deep learning [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(9): 148-158.
- [22] 江星星, 宋秋昱, 杜贵府, 等. 变分模式分解方法研究与应用综述 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(1): 55-73.

JIANG X X, SONG Q Y, DU G F, et al. A review on research and application of variational mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(1): 55-73.

- [23] 郭洪芙. 换热管污垢超声时域检测信号处理研究 [D]. 吉林: 东北电力大学, 2020.

GUO H F. Research on fouling detection signal process of heat exchange tube with ultrasonic time-domain reflectometry [D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2020.

作者简介



邢燕好, 2002 年于沈阳工业大学获得学士学位, 2005 年于沈阳工业大学获得硕士学位, 2018 年于沈阳工业大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学副教授, 主要研究方向为电磁超声检测技术和压电

超声波检测技术相关理论及应用、无损检测仪器设计与开发。

E-mail: xingyanhao@126.com

Xing Yanhao received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2002, M. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2005, and Ph. D. degree from Shenyang University of Technology in 2018. He is currently an associate professor at Shenyang University of Technology. His main research interests include electromagnetic ultrasonic detection technology, piezoelectric ultrasonic detection technology theory and application, nondestructive testing equipment design and development.



于昊, 2019 年于佳木斯大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电磁超声检测技术理论及应用。

E-mail: 1797624630@qq.com

Yu Hao received his B. Sc. degree from Jiamusi University of Technology in 2019. He is currently a M. Sc. candidate at Shenyang University of Technology. His main research interests include electromagnetic ultrasonic detection technology theory and application.



张佳(通信作者),2012 年于黑龙江科技大学获得学士学位,2015 年于沈阳工业大学获得硕士学位,2021 年于沈阳工业大学获得博士学位,现为沈阳工业大学讲师,主要研究方向为电磁超声检测技术、压电超声检测技术理论及应用。

E-mail: zhangjia0929@126.com

Zhang Jia (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Heilongjiang University of Science and Technology in 2012, M. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2015, and Ph. D. degree from Shenyang University of Technology in 2021. She is currently a lecturer at Shenyang University of Technology. Her main research interests include electromagnetic ultrasonic detection technology, piezoelectric ultrasonic detection technology theory and application.



桂珺,2000 年于华北电力大学(保定)获得学士学位,2004 年于德国卡尔斯鲁尔应用技术大学获得硕士学位,2021 年于中国科学院大学获得博士学位,现为沈阳工业大学副教授,主要研究方向为智能物联网和数据挖掘相关理论及应用、智能系统设计与开发。

E-mail: guijun@sut.edu.cn

Gui Jun received his B. Sc. degree from North China Electric Power University (Baoding) in 2000, M. Sc. degree from Karlsruhe University of Applied Sciences in 2004, and Ph. D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2021. He is currently an associate professor at Shenyang University of Technology. His main research interests include artificial intelligent internet of things and data mining theory and application, intelligent system design and development.



孙盈,2014 年于哈尔滨理工大学远东学院获得学士学位,现为中国兵器工业集团航空弹药研究院有限公司中级工程师,主要研究方向为武器装备电性能检测。

E-mail: 284621825@qq.com

Sun Ying received his B. Sc. degree from Far East College of Harbin University of Technology in 2014. He is currently an intermediate engineer at China North Industries Group Aviation Ammunition Research Institute Co. Ltd. His main research interest is electrical performance testing of weapons and equipment.