

# GH3536 合金选择性激光熔化微小缺陷超声检测

周文博<sup>1</sup>, 赵娜<sup>1</sup>, 张思奇<sup>2</sup>, 熊学剑<sup>2</sup>

(1. 中国航发西安航空发动机有限公司, 西安, 710000; 2. 南昌航空大学测试与光电工程学院, 南昌, 330063)

**摘要:** 针对 GH3536 合金选择性激光熔化 (Selective laser melting, SLM) 工艺中, 孔隙和裂纹等微小缺陷与完好区域的声阻抗差异小, 超声检测缺陷回波不明显问题, 提出基于变分模态分解结合小波分析的信号处理方法。首先对回波信号进行变分模态分解, 分析不同分量与原始信号的相关性进行降噪重构, 然后选择 db7 小波函数对信号进行 3 层分解, 以极大极小规则进行硬阈值平滑处理, 提取信号突变点来判别缺陷回波。仿真和实际测试结果表明: 该方法比单一的经验模态分解及小波重构效果明显, 能够检出加工层厚为 0.15 mm 的人工缺陷, 为高温合金 SLM 成型工件超声检测回波信号微小缺陷识别提供了新方法。

**关键词:** GH3536 合金; 微小缺陷; 超声检测; 变分模态分解

**中图分类号:** TG115      **文献标志码:** A

## Ultrasonic Testing of Tiny Defects in GH3536 Alloy by Selective Laser Melting

ZHOU Wenbo<sup>1</sup>, ZHAO Na<sup>1</sup>, ZHANG Siqi<sup>2</sup>, XIONG Xuejian<sup>2</sup>

(1. Air China Xi'an Aero Engine Co., Ltd., Xi'an, 710000, China; 2. School of Measuring and Optical Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang, 330063, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of selective laser melting (SLM) processing of GH3536 alloy, the difference in acoustic impedance between the unfused small defect and the intact area is small, and the ultrasonic echo defect defect is not obvious, this paper presents a signal processing method based on variational modal decomposition. Ultrasonic testing is performed on different micro-sized defect specimens, and the db7 wavelet function is used to decompose the signal into three layers. Then, the minimum and minimum (Minimaxi) rules are used as thresholds to perform hard threshold noise reduction and reconstruct the signal to extract defect echoes in the signal mutation points to identify defects. Results show that the method has obvious noise reduction effect, can detect the smallest detectable defect size of 0.15 mm and significantly improves the sensitivity of defect detection.

**Key words:** GH3536 alloy; minor defects; ultrasonic testing; variational mode decomposition (VMD)

## 引 言

GH3536 合金是一种由铬和铂元素固溶强化的镍基高温合金, 该合金具有良好的耐蚀性和抗氧化性, 在 900 °C 以下可以长期使用, 短时工作温度高达 1 080 °C, 适用于制造航空发动机的燃烧室部件和其

他高温部件。传统工艺制造该合金部件存在生产研制周期长、工序多和技术难点多等缺点<sup>[1-3]</sup>,20世纪90年代出现的以粉末床为主要特征的选区激光熔化技术是一种快速成型技术,该技术依据计算机设计好的三维数据,利用高能量激光束直接照射预先铺覆好的金属粉末,使其熔化后再固化成型三维金属构件。与传统加工技术相比,该技术能够直接成型结构较为复杂的零件,缩短产品研制周期,降低小批量生产成本,在航空航天、汽车工业和医用器具等领域得到了广泛应用<sup>[4-6]</sup>。

用选择性激光溶化(Selective laser melting, SLM)加工件结构复杂,常用超声检测其中缺陷。研究表明,SLM加工过程中,在一定温度梯度下,晶粒会实现定向凝固和择优生长,超声背散射信号较大,容易淹没微小缺陷反射信号。文献[7]基于超声背散射信号递归分析方法,研究了碳纤维复合材料缺陷分析;文献[8]分析了超声在固体传播中的声衰减,基于离散小波分析方法研究了TA15钛合金激光沉积制造缺陷评判。文献[9]基于超声回波模型与小波去噪后的相关系数,从背散射信号中提取了多金属微小缺陷回波。这些研究成果表明,超声微小缺陷回波容易淹没在背散射信号中,通过适当的数字信号处理方法可以识别出来。

然而,对镍基高温合金来说,GH3536合金固熔状态显微组织通常为奥氏体基体,以及少量析出物。同时SLM成形过程中激光束能量集中,移动速度快,熔池附近温度梯度高,熔池冷却凝固较快,晶粒没有足够的时间长大。熔池中同时存在大量等轴晶、柱状晶和树枝晶,不同区域等轴晶晶粒大小、取向不同,因此SLM成形过程显微组织的形成过程非常复杂,并完全区别于传统工艺产品的显微组织<sup>[10]</sup>。这些晶粒会对超声波产生散射和衰减,对散射来说有瑞利、随机和漫反射等多种散射模型,声波在多晶材料中的散射和衰减随着晶粒直径尺寸、传播频率和材料的各向异性程度的增加而增大,这些散射信号在回波信号上产生较多的干扰,严重影响了缺陷波的提取<sup>[11]</sup>。

本文研究首先基于变分模态信号分解方法,分析模态分量信号与原始信号相关性,去除非声学噪声后重构信号,然后对重构信号采用db7小波分解和平滑,识别时域上的突变点来判别缺陷。为SLM加工件超声检测微小缺陷识别提供新方法。

## 1 变分模态分解

### 1.1 变分模态分解原理

Dragomiretskiy等<sup>[12]</sup>经过数学论证,提出了一种基于信号自身特征的自适应、准正交和完全非递归的变分模态分解模型,变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)。将信号分解转化成对变分问题的求解,利用变分问题的最优解确定本征模态函数的中心频率及带宽,将信号分解成数个中心频率不同的本征模态函数。相比较于目前常用的经验模态分解方法,变分模态分解能够有效避免经验模态分解方法中的过分解和模态混叠现象。

变分模态分解假设信号存在 $K$ 个不同频率的模态 $u_k(t)$ ,以希尔伯特变换得到其单边频谱,在此频率基础上建立了解调信号,其结果为

$$\left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (1)$$

构造的解调信号,利用梯度平方 $L^2$ 范数估计 $u_k(t)$ 带宽,构造的变分问题为

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

式中: $\{\omega_k\}$ 是各本征模态函数的中心频率的集合;“\*”表示卷积运算; $\partial_t$ 表示函数对 $t$ 的偏导数。

为了计算上述最优解,算法引入二次惩罚因子 $\alpha$ 和拉格朗日数乘算子 $\lambda$ 。二次惩罚算子的作用是为了保证信号在有噪声情况下精确地重构原始信号, $\lambda$ 是为了保证在求解过程中保持约束条件的严格性。引入了二次惩罚因子和拉格朗日数乘算子的增广拉格朗日函数为

$$\Gamma(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] * e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \|f(t) - \sum_k u_k\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k \rangle \quad (3)$$

通过交替方向乘子法,利用不断交替更新的 $u_k^{n+1}$ , $\omega_k^{n+1}$ 和 $\lambda^{n+1}$ 求取式(3)的最优解

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] * e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \quad (4)$$

其具体的计算流程为:

- (1) 初始化 $\{u_k\}, \{\omega_k^1\}, \lambda^1$ 和 $n$ 为0。
- (2)  $n = n + 1$ , 执行计算循环。
- (3) 执行第1个计算, 根据 $u_k^{n+1} = \arg_{u_k} \min \left( \begin{matrix} \{u_{i < k}^{n+1}\}, \{u_{i \geq k}^n\} \\ \{\omega_i^n\}, \lambda^n \end{matrix} \right)$ , 更新 $u_k$ 。
- (4)  $k = k + 1$ , 重复步骤(3), 直到 $k = K$ , 结束内层第1个循环。
- (5) 由 $\omega_k^{n+1} = \arg_{\omega_k} \min \left( \begin{matrix} \{u_{i < k}^{n+1}\}, \{u_{i \geq k}^n\} \\ \{\omega_i^n\}, \lambda^n \end{matrix} \right)$ , 计算循环, 更新 $\omega_k$ 。
- (6)  $k = k + 1$ , 重复步骤(5), 直到 $k = K$ , 结束内层第2个循环。
- (7) 根据 $\lambda^{n+1} = \lambda^n + \tau \left( f - \sum_k u_k^{n+1} \right)$ 更新 $\lambda$ 。
- (8) 重复步骤(2)~(7), 直至满足迭代停止条件:

$$\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (5)$$

由此得到变分模态分解的结果,将信号 $f(t)$ 分解成 $K$ 个频率不同的本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF)的叠加。

## 1.2 变分模态分解参数确定

经过变分模态分解的计算,可以得到 $K$ 个变分模态分量,但是在计算过程中有参数 $K$ 和参数 $\alpha$ ,这2个参数需要在算法计算开始时设置。 $K$ 值的大小关乎变分模态分解的优劣性,如果设置过小,变分模态分解无法精细分解信号,出现信号分解不足的情况,在分解结果中产生模态混叠的情况;设置过大会出现过分解现象,同一频率或尺度的信号会被分到不同的尺度中,计算量大而且会在噪声模式识别中造成困扰,无法有效去除信号中的高频噪声成分。

基于变分模态分解的数学模型,设置合理的 $K$ 值能够有效避免变分模态分量中模态混叠的情况,对信号可以进行更加精确的分解。文献[13]论述了在 $K$ 值不变情况下,二次惩罚因子 $\alpha$ 对变分模态分解结果的影响,研究表明当 $K$ 值设置不变时,当 $\alpha$ 越大,各模态分量的频谱带宽越窄;当 $\alpha$ 越小,各模态分量的频带带宽越宽。当频带带宽高于频率差值时,在分解结果中可能产生模态混叠的情况。变分模态分解算法默认设置二次惩罚因子 $\alpha$ 值为2000,在信号分解的计算过程中能够避免大部分信号的模态混叠情况。

归一化中心频率观察法是基于变分模态分解方法原理提出的计算 $K$ 值的方法,根据定义,本征模态函数是利用中心频率求得的,不同的本征模态函数的中心频率应该不同,如果出现两个中心频率相近的本征模态函数,就认为出现了过分解现象。文献[14]以滚动轴承振动数据为分析对象,以各本征模态函数的中心频率为特征,在出现相近频率时认为是出现过分解;文献[15]以去除超声信号的结构噪声为目标,使用变分模态分解的方法提取噪声分量,以归一化中心频率观察法作为设置 $K$ 值的依据。

### 1.3 小波阈值处理

文献[16]提出了多分辨率分析(Multi-resolution analysis, MRA)的小波基函数构造框架,并提出了信号的塔式多分辨率分析分解与重构的快速算法,即 Mallat 算法,算法流程如图 1 所示。

根据 Mallat 算法的定义,首先对原始信号进行单尺度小波分解,较低的分解尺度表示小波母函数的伸缩因子较小,小波的频率较高,初始频率应该是最高的频率,将信号利用基于该小波函数分解时,能够获得与最高频率无关的低频分量  $L_1$  和相关性较高的高频分量  $H_1$ ;继续进行下一层分解,降低小波函数的频率,由于最高频率的分量已经被提取出来,则对低频分量进行继续分解,直至计算出给定层次的小波分解的高频分量  $H_n$  和低频分量  $L_n$ 。最终得到的结果是第  $N$  层小波分解的低频分量  $L_n$ 、高频分量  $H_n$  以及之前各个分解层次小波分析得到的高频分量  $H_i$ 。利用极大极小阈值对小波分解结果进行处理,对小于阈值的小波系数置零处理后重构信号就可以提取信号突变点、降低信号噪声。

### 1.4 降噪处理评价参数

针对不同信号处理方法对某种信号的降噪效果,目前常采用信噪比 SNR 和均方根误差(Root mean square error, RMSE)作为参考依据<sup>[17]</sup>。降噪后信号的 SNR 越大,表示降噪效果越好。但是随着 SNR 增大,信号光滑度越高,高频分量的过滤性更强,甚至过滤掉信号中的缺陷回波,导致信号中的缺陷回波识别率降低。RMSE 用于表征信号处理前后信号能量的差值,表示信号的保真度, RMSE 值越大表明两信号差别越大,信号失真度越高。

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum x^2(t)}{\sum (\hat{x}(t) - x(t))^2} \tag{6}$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^T (\hat{x}(t) - x(t))^2 / T} \tag{7}$$

式中:  $\hat{x}(t)$  为降噪后的信号,  $x(t)$  为原始信号,  $t$  为时间,  $T$  为整个时域长度。

## 2 信号仿真

为验证上述算法性能,假设某一脉冲信号加上高斯噪声的时域和频域如图 2 所示。从图 2 中可以

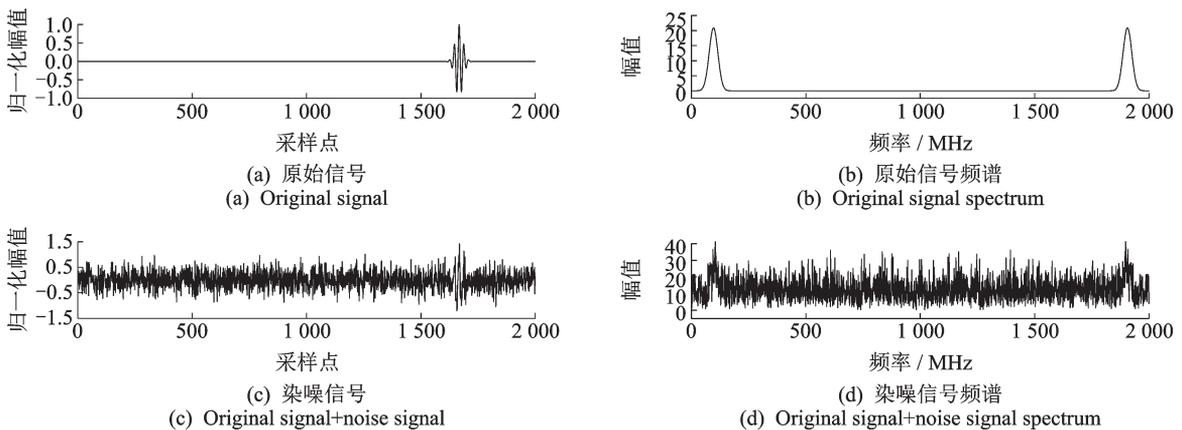


图 2 仿真信号时域与频域

Fig.2 Time domain and frequency domain of simulation signal

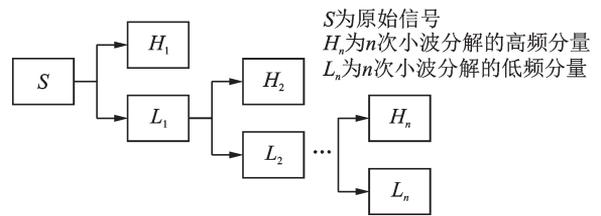


图 1 Mallat 算法流程图

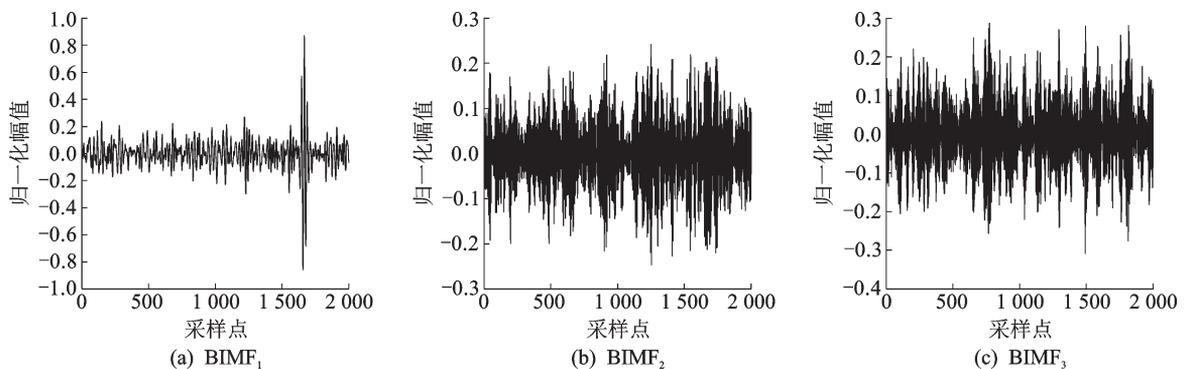
Fig.1 Mallat algorithm flowchart

看出,原始信号染噪后淹没于噪声中,从时域和频域上很难分出信号和噪声。首先以VMD模式分解出各本征函数,归一化中心频率如表1所示。在模态量设置为2时,第1个模态分量的归一化中心频率与原始信号的频域归一化中心频率相等。当分解层数到4层时,第1、2个分量归一化中心频率相近仅差别0.046,且初始频率已经低于初始信号的归一化中心频率,因此可以认为在4模态量时,原始信号已经出现了过分解现象,该信号的模态量 $K$ 值应该设置为3,其分解结果如图3所示。

表1 归一化中心频率结果

Table 1 Normalized center frequency results

模态数 $K$	BIMF <sub>1</sub>	BIMF <sub>2</sub>	BIMF <sub>3</sub>	BIMF <sub>4</sub>
2	0.102 0	0.540		
3	0.102 0	0.354 0	0.628 0	
4	0.086 0	0.132 0	0.540 0	0.806 0

图3  $K=3$ 时仿真信号模态分解Fig.3 Mode decomposition of simulation signal when  $K=3$ 

求出各模态下信号分量与原始信号的相关性如表2所示。可以看出BIMF<sub>1</sub>的信号成分与原始信号相关性较强。一般来说,超声检测设备产生的噪声和超声设备的回波信号是无关系的。考虑到SLM成型的GH3536合金信号中包含的高斯白噪声信号与仿真信号的高斯白噪声信号一致,在观察时间上都服从正态分布,用Matlab仿真产生2000个采样点数等同于SLM成型的GH3536合金采样点数,用以确定剔除噪声分量的阈值标准。以高斯白噪声信号和超声回波信号的相关系数为参考,设置剔除阈值为0.1,即相关系数低于0.1的分量被认为是高斯白噪声,应该剔除该信号后重构信号以实现降噪。

表2 信号分量与原始信号的相关性

Table 2 Correlation between signal component and original signal

分量	BIMF <sub>1</sub>	BIMF <sub>2</sub>	BIMF <sub>3</sub>
相关系数	0.941	0.027	0.006

剔除相关性系数低于0.1的分量后重构信号,即图3中的BIMF<sub>1</sub>。可以看出信号中还有部分噪声分量没有剔除,利用db7作为母小波、极大极小值规则进行阈值处理和经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)处理后的结果如图4所示。

对比其SNR和RMSE结果如表3所示,变分模态分解和小波阈值处理的方法性能较好。

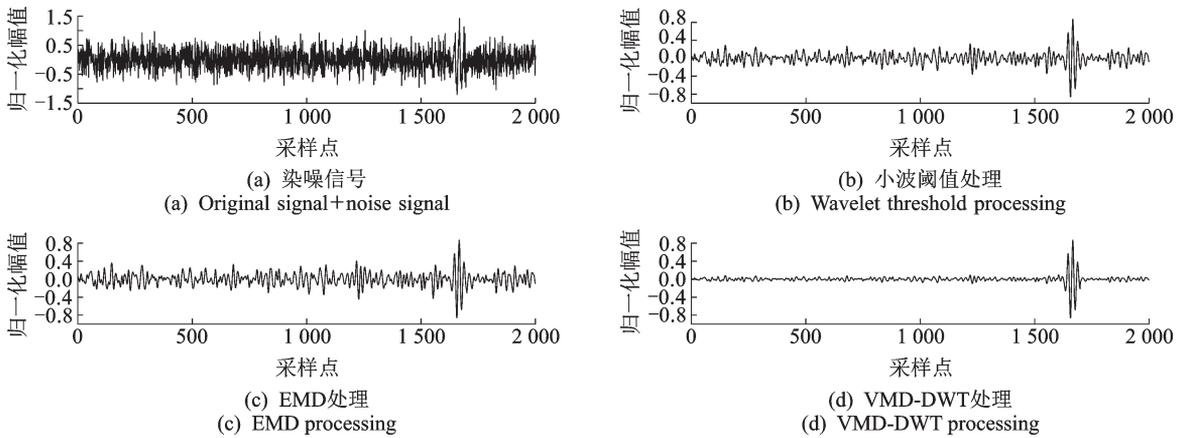


图4 不同信号处理方式对比

Fig.4 Comparison of different signal processing methods

表3 3种方法的降噪处理结果

Table 3 Noise reduction results of three methods

方法评价指标	EMD	离散小波变换 (Discrete wavelet transformation, DWT)	变分模态分解-离散小波变换 (Variational mode decomposition-discrete wavelet transformation, VMD-DWT)
SNR	0.771 8	3.918 1	4.010
RMSE	0.112 7	0.097 0	0.071

### 3 实验研究

#### 3.1 GH3536合金SLM成型工件及超声信号采集

制作GH3536合金SLM成型圆柱形工件如图5所示,在同一深度上做人工不同厚度层的未融合微小缺陷,作为实际加工中微小孔隙和裂纹识别当量。

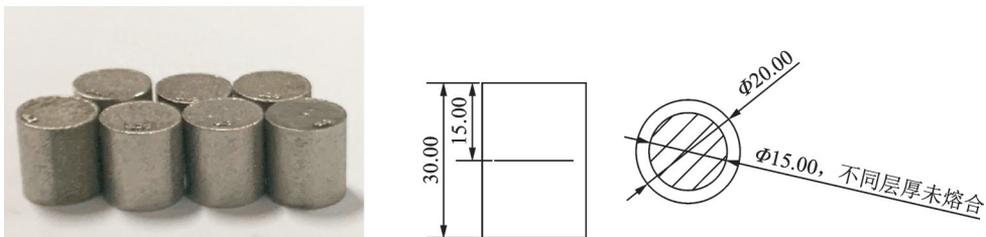


图5 GH3536合金SLM成型工件图

Fig.5 SLM forming workpiece drawing of GH3536 alloy

超声仪器采用Olympus 5077P, 10 MHz水浸聚焦探头,对待测试样进行检测并提取线性超声原始A扫信号。其中未熔合层厚为0.15 mm,试样回波如图6原始信号所示,缺陷回波被背散射信号和噪声淹没,需要进行合适的信号处理才能识别。

#### 3.2 典型缺陷超声检测及信号处理

对图6原始信号波形计算结果选择变分模态分解方法提取噪声分量,以归一化中心频率观察法确定变分模态分解层数为7,各层分解波形如图6所示。

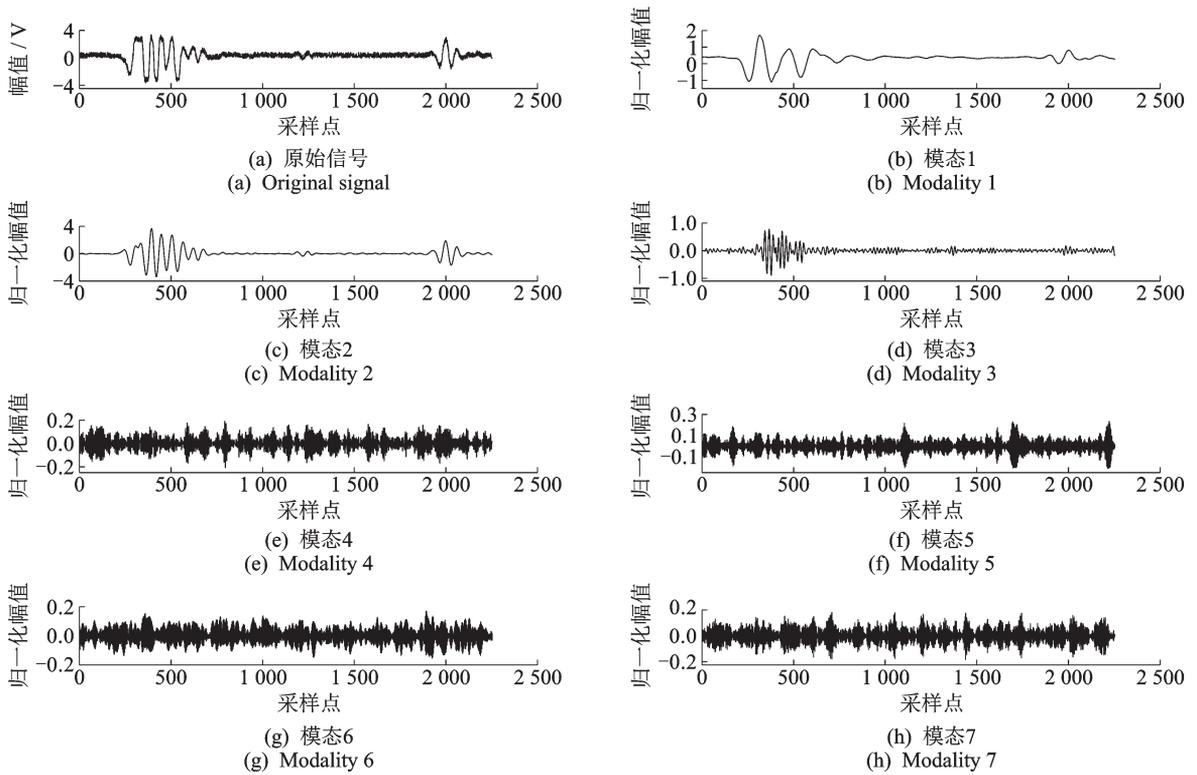


图6 0.15 mm层厚缺陷超声回波信号VDM模式分解

Fig.6 VDM mode decomposition of ultrasonic echo signal of 0.15 mm thickness defects

各模态与原始信号相关系数如表4所示,按阈值为0.1剔除噪声信号之后,用小波阈值和EMD方法重构波形如图7所示。

表4 0.15 mm缺陷波形模态分量与原始信号相关系数

Table 4 Correlation coefficients between modal component of 0.15 mm defect waveform and original signal

分量	BIMF <sub>1</sub>	BIMF <sub>2</sub>	BIMF <sub>3</sub>	BIMF <sub>4</sub>	BIMF <sub>5</sub>	BIMF <sub>6</sub>	BIMF <sub>7</sub>
相关系数	0.562 4	0.880 6	0.231 7	0.085 5	0.106 5	0.072 6	0.042 3

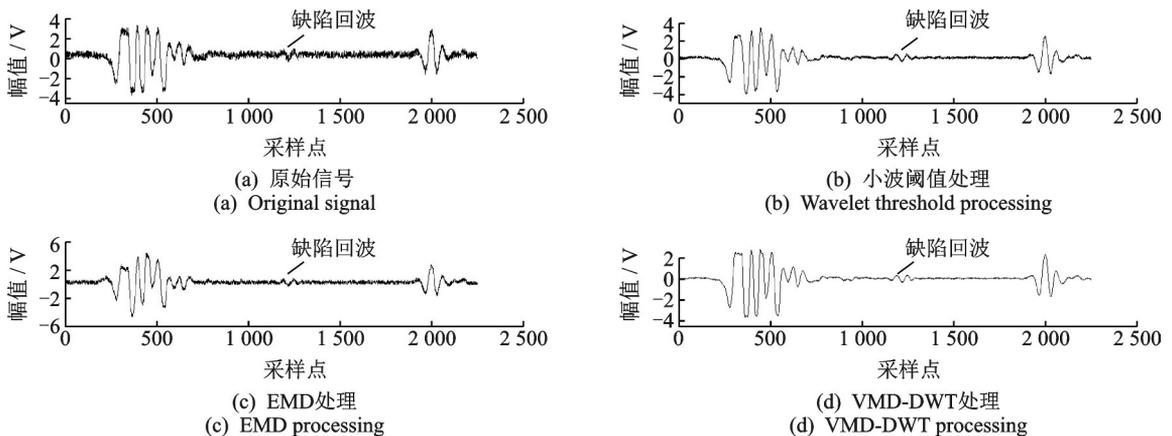


图7 不同信号处理0.15 mm层厚缺陷回波

Fig.7 0.15 mm layer thickness defect echo under different signals

从图7可以发现,VMD-DWT处理能有效提取信号突变点,表5给出了上述3种处理方法的SNR和RMSE结果对比,本文提出的方法信噪比较高,滤波效果好。

#### 4 结束语

本文提出基于变分模态分解和小波分析相结合的信号处理方法,能有效解决GH3536合金SLM成型微小缺陷超声检测回波幅值低,被噪声淹没的问题。经仿真信号和0.15 mm层厚未熔合人工试回波信号测试,信号处理后SNR、RMSE明显优于单一小波阈值处理和经验模态分解信号处理方法,精确识别缺陷回波突变点。VMD-DWT结合方法对消除诸如超声背散噪声、仪器设备噪声等符合高斯分布特征的信号也有很好的参考价值。

#### 参考文献:

- [1] 范立坤.增材制造用金属粉末材料的关键影响因素分析[J].理化检验(物理分册),2015,51(7):480-482,519.  
FAN Likun. Analysis on key factors of metal powders for additive manufacturing[J]. Physical Testing and Chemical Analysis (Part A: Physical Testing), 2015, 51(7): 480-482, 519.
- [2] 张学军,唐思熠,肇恒跃,等.3D打印技术研究现状和关键技术[J].材料工程,2016,44(2):122-128.  
ZHANG Xuejun, TANG Siyi, ZHAO Hengyue, et al. Research status and key technologies of 3D printing[J]. Journal of Materials Engineering, 2016, 44(2): 122-128.
- [3] WANG Di, SONG Changhui, YANG Yongqiang, et al. Investigation of crystal growth mechanism during selective laser melting and mechanical property characterization of 316L stainless steel parts[J]. Materials & Design, 2016, 100: 291-299.
- [4] 周临玉,王飞,薛春.3D打印18Ni300模具钢的显微组织及力学性能[J].理化检验(物理分册),2016,52(4):243-246.  
ZHOU Yinyu, WANG Fei, XUE Chun. Microstructure and mechanical properties of 3D printing 18Ni300 die steel[J]. Physical Testing and Chemical Analysis(Part A:Physical Testing), 2016, 52(4): 243-246.
- [5] 刘业胜,韩品连,胡寿丰,等.金属材料激光增材制造技术及在航空发动机上的应用[J].航空制造技术,2014(10):62-67.  
LIU Yesheng, HAN Pinlian, HU Shoufeng, et al. Development of laser additive manufacturing with metallic materials and its application in aviation engines[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2014(10): 62-67.
- [6] 巩水利,锁红波,李怀学.金属增材制造技术在航空领域的发展与应用[J].航空制造技术,2013(13):66-71.  
GONG Shuili, SUO Hongbo, LI Huaixue. Development and application of metal additive manufacturing technology[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2013(13): 66-71.
- [7] 滕国阳.碳纤维复合材料超声背散射信号递归分析及缺陷检测研究[D].杭州:浙江大学,2019.  
TENG Guoyang. Research on recurrence analysis of ultrasonic backscattered signal and its application in defect detection of carbon fiber reinforced polymer[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [8] 韩毅.激光沉积制造缺陷检测评判研究[D].沈阳:沈阳航空航天大学,2019.  
HAN Yi. The research on the defect detection and evaluation of laser deposition parts[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2019.
- [9] 杨辰龙,陈越超,叶钱,等.金属材料小缺陷超声反射信号建模及识别[J].光学精密工程,2015,23(9):2635-2644.  
YANG Chenlong, CHEN Yuechao, YE Qian, et al. Ultrasonic echo signal modeling and identification for minor defects in metallic materials[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(9): 2635-2644.
- [10] 李勇.GH3536合金选区激光熔化成形行为及高温性能研究[D].北京:机械科学研究总院,2019.  
LI Yong. Research on forming behavior and high temperature properties of GH3536 superalloy by selective laser melting technology[D]. Beijing: China Academy of Machinery and Technology, 2019.
- [11] 刘颖.多层各向异性再制造零件超声散射和衰减研究[D].北京:中国地质大学,2019.  
LIU Ying. Ultrasonic scattering and attenuation study on multilayers anisotropic welds in remanufacturing parts[D]. Beijing: Chi-

表5 不同降噪方法评价结果

Table 5 Evaluation results of different noise reduction methods

方法评价指标	db7 阈值处理	EMD降噪	VMD-DWT
SNR/dB	13.74	11.64	15.39
RMSE	0.25	0.34	0.19

na University of Geosciences, 2019.

- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] 罗焱. 基于变分模态分解和萤火虫优化概率神经网络的风电机组振动故障诊断研究[D]. 西安:西安理工大学, 2019.  
LUO Yi. Vibration fault diagnosis of wind turbines based on variational mode decomposition and firefly optimized probabilistic neural network[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019.
- [14] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.  
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358-3365.
- [15] 杜必强, 孙立江. 变分模态分解和熵理论在超声信号降噪中的应用[J]. 中国工程机械学报, 2017, 15(4): 32-39.  
DU Biqiang, SUN Lijiang. Application of variational mode decomposition and entropy theory in ultrasonic signal de-noising[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2017, 15(4): 32-39.
- [16] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [17] 刘霞, 李文. 基于变分模态分解的相关能量熵自适应阈值去噪[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2019, 37(5): 518-525.  
LIU Xia, LI Wen. Adaptive threshold denoising of relevant energy entropy based on variational modal decomposition[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2019, 37(5): 518-525.

#### 作者简介:



周文博(1986-), 男, 工程师, 研究方向: 无损检测技术等, E-mail: 231611947@qq.com。



赵娜(1986-), 女, 硕士, 工程师, 研究方向: 超声检测技术等, E-mail: 494672818@qq.com。



张思奇(1995-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 机器学习等, E-mail: 970088156@qq.com。



熊学剑(1996-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 数字信号处理等, E-mail: 2498787998@qq.com。

(编辑: 陈琚)