

# 超声导波信号形态分量分析方法研究

李 翔, 李迅波, 陈 亮

(电子科技大学机械电子工程学院, 四川成都 611731)

**摘 要:** 超声导波无损检测技术由于其传播距离远、检测范围大等优良性能,被广泛应用于航空航天、油气管道、压力容器等领域的检测.由于沿波导的长距离传播,超声导波除了有一般体波的特点外,还具有频散和多模态特性,该特性极大地限制了超声导波的检测效果,增大了特征识别的困难.开展针对超声导波频散和多模态特性的研究具有重要的理论和现实意义.本文通过分析超声导波频散和多模态特性的特点,提出从导波信号处理角度出发,采用形态分量分析的信号处理技术,深入研究导波信号的形态分解问题,并通过实验信号对方法的有效性进行了验证,为解决频散和多模态的影响以及为复杂导波信号的分析提供关键技术.

**关键词:** 超声导波; 无损检测; 频散; 多模态; 形态分量分析

**中图分类号:** TN911.72

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2013)03-0444-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.005

## Study of Ultrasonic Guided Waves Signal Based on Morphology Component Analysis Method

LI Xiang, LI Xun-bo, CHEN Liang

(School of Mechatronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China)

**Abstract:** Ultrasonic guided waves were widely used in aeronautics, pipeline, vessels and so on, because of its long distance propagation and large range detection property. Due to the long distance propagation along waveguides, the guided waves were not only possess the feature of ultrasonic bulk waves, but also dispersion and multi-modes characters, which limited detection effect of guided waves and increased the difficulty of feature recognition. It has great theoretical and realistic sense to research the dispersion and multi-modes for ultrasonic guided waves. In this paper, the characters of dispersion and multi-modes were analyzed carefully, and a signal processing point of view was considered. The modeling and morphology decomposition of guided waves signals were proposed by the use of morphology component analysis techniques. The validations of these methods were realized through experiments. All of research results can provide key technologies for decreasing the effect of dispersion and multi-modes and analyzing complex for guided waves signals.

**Key words:** ultrasonic guided waves; nondestructive testing & evaluation; dispersion; multi modes; morphology component analysis

## 1 引言

超声导波无损评价与结构健康监控从 20 世纪 90 年代被提出以后得到了广泛的研究,并且从学术研究逐渐走向实际应用<sup>[1]</sup>.比如管道、大平面检测等等.超声导波是快速大范围检测的有效方法,另一个优点就是对于截面的完全覆盖率以及对小缺陷较高的敏感性.导波是一种以超声频率在波导中(如管、板、棒、绳等)平行于边界传播的弹性波.与传统超声检测的恒定波速相比,导波检测中波速会随着波的频率和构件几何尺寸变化发

生显著变化,这一现象称之为频散(dispersion),且某一特定频率对应频散曲线上多个模态(multi-mode).由于能量被限制在波导内部,导波能够传播很长的距离,因而使用导波技术可以从总体上提高检测效率和降低检测成本<sup>[2]</sup>.但是由于频散和多模态问题的存在,增加了超声导波信号处理以及特征识别的困难,长距离传播也使得信号更为复杂.

在实际应用中,超声导波信号往往是包含一组频率的信号,这是由于在实际应用中很难产生带宽特别窄的信号,而且几乎不可能产生单一频率的信号.每一种频

率下有许多模态以依赖于频率的不同速度进行传播. 初始波包的形状也随着波的传播产生变化. 为了避免由此产生的误差, 同时也为了进一步开发导波检测的潜力, 众多信号处理技术被应用到导波信号处理方面, 比如短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transform, STFT)<sup>[3,4]</sup>, 二维傅立叶变换 (Two Dimensional Fourier Transform, 2DFT)<sup>[5,6]</sup> 和连续小波变换 (Continue Wavelet Transform, CWT)<sup>[7]</sup> 等. 随着导波信号中频散问题的研究, 时频分析 (Time-Frequency Analysis, TFA)<sup>[8~11]</sup> 的理论逐渐被引入到该类信号处理方法中来. 由于信号和图像处理技术的发展, 稀疏成分分析 (Sparse Component Analysis, SCA) 方法<sup>[12]</sup> 也被应用到超声信号检测领域, 通过利用信号或图像本身的稀疏性, 或者其在变换域内的稀疏性, 源信号可以由不同的基函数来表示, 能够有效的对源信号中不同成分进行分解.

然而, 稀疏分解方法应用在超声信号, 即传统体波检测中, 几乎不涉及频散和多模态等问题, 只是将超声信号缺陷回波、端面回波与噪声进行分离, 针对导波信号不同模态成分的稀疏分解方法几乎未见报道. 而在图像处理领域由稀疏成分分析方法的拓展获得的形态分量分析方法 (Morphological Component Analysis, MCA)<sup>[13,14]</sup> 针对图像中不同成分将图像划分为不同形态对图像进行分解, 形态分为“几何结构分量”、“纹理分量”和“噪声分量”, 利用上述分量对图像中的不同形态进行逼近, 是独立分量分析与混叠信号盲分离方法的结合<sup>[15,16]</sup>. 该方法在图像处理领域得到了重视<sup>[17]</sup>, 汪洋和肖亮等<sup>[18]</sup> 通过设计对应于图像不同形态成分的过完备子字典来取代经典 MCA 方法中的“固定基”, 提出了一种新的图像形态分量分析算法. 李映等<sup>[19]</sup> 对形态成分分析方法进行了综述. 并介绍了形态成分分析的最新研究进展及其存在的问题, 指出了进一步发展的方向. 张涛等<sup>[20]</sup> 提出能根据能量参数在图像分解过程中根据内容自适应地选择字典的方法.

该方法利用图像中不同形态成分的分解与导波信号中不同模态成分的分解之间的相似性, 基于上述分析, 借鉴形态分量分析方法, 对超声导波信号进行模态分离. 但导波信号不同模态成分间往往是频率较为接近, 只是传播速度存在差异. 所以与图像中不同成分相比, 导波信号的不同模态成分差异性更小, 因此需要利用导波信号自身的特点分析、构造用于模态分解的方法, 从而达到最佳的分解效果.

## 2 超声导波信号的频散和多模态特性

### 2.1 导波信号的频散及频散曲线

为研究形态分量分析在超声导波信号分解中的应用, 首先要对超声导波信号, 以及导波信号的频散和多

模态特性进行分析. 频散在导波中非常重要, 这是区别导波与体波的重要特征, 频散与波导的结构密切相关, 特定结构的频散曲线是指导该结构波传播规律的重要依据. 由于频散也增加了导波信号分析的复杂性, 随着传播距离的增加, 频散将更为严重, 对频散现象以及频散信号的深入研究对导波检测有一定指导意义. 频散可以表示成统一模型的两种形式<sup>[21]</sup>. 传播波速和频率的关系可以表示成与频率相关的相速度  $c_p(\omega)$  (单位 mm/ $\mu$ s), 或者与频率相关的波数  $k(\omega)$  (单位 rad/mm). 上述两个关系可以通过下式进行转换:

$$c_p(\omega) = \frac{\omega}{k(\omega)} \quad (1)$$

其中  $\omega$  是角频率, 单位可以写成 rad/ $\mu$ s. 相速度是传播过程中相位不变的传播速度, 对于频散波而言与波包的速度有一定差别. 波包的传播速度定义为群速度  $c_g(\omega)$ , 该定义是频散的第三种表示方式, 并且和能量传播速度的定义相类似. 群速度和波数的关系由如下方程给出:

$$c_g(\omega) = \frac{d\omega}{dk(\omega)} \quad (2)$$

如果波导是非频散的, 则  $c_p(\omega) = c_g(\omega)$  即相速度等于群速度, 这种情况出现的条件是波数  $k(\omega)$  是  $\omega$  的线性函数. 由于群速度  $c_g(\omega)$  与波数微分和频率微分之比有关, 所以从群速度不能单独的得到波数和相速度.

在线性时不变系统中导波模型, 即从超声换能器获得的测量数据可以在频域中表示为  $F(\omega)$ <sup>[22]</sup>:

$$F(\omega) = X(\omega) \left( \frac{1}{\sqrt{x}} \right) e^{-jk(\omega)x} \quad (3)$$

其中  $X(\omega)$  是传播的波包,  $\frac{1}{\sqrt{x}}$  用来表示几何传播损失, 复指数项用  $j = \sqrt{-1}$  来考虑频散,  $k(\omega)$  代表频率相关的波数. 如果波数是一个标量和频率的乘积, 即  $k(\omega) = a\omega$ , 则上述方程变为非频散的情况:

$$M(\omega) = X(\omega) \left( \frac{1}{\sqrt{x}} \right) e^{-j\omega t} \quad (4)$$

其中  $t = ax$ , 相当于频率相关的群速度为  $c_g = 1/a$ .

图 1 是板中导波信号的频散曲线, 本文中采用 3mm 铝板中前两阶模态即  $S_0$  和  $A_0$  模态的频散曲线为例说

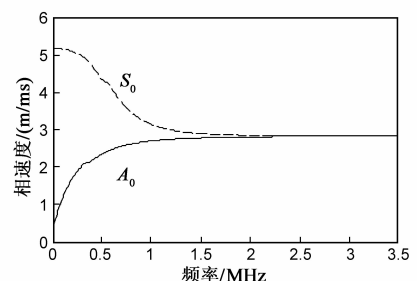


图1  $S_0$ 和 $A_0$ 两个模态的3mm铝板相速度频散曲线

明导波信号的频散特性,从图中可以看出在 1MHz 以下的导波信号中两种模式的相速度区别较大,因此同一激励频率下不同模式在频域内也不能很好的分离,区别不同模式的方法只能从相速度或与之相关联的波数入手.

## 2.2 导波信号的多模态特性

导波系统存在的另一个挑战是多重传播模态.由于不止一个模态的存在使得导波信号变得更为复杂,而每个模态又以不同的速度进行传播.图 2 是板中前两阶模态传播的示意图,图中颜色表示沿板方向和垂直于板两个方向上的位移分布,夸大的变形情况显示了两种模式的特性,即  $S_0$  的对称模态和  $A_0$  的反对称模态.



图2 板中不同模态波的传播示意

除了不同的传播速度之外,每个模态包分配着不同的沿波导厚度比如板厚度方向上的传播能量.这也使得每一种模态对于缺陷有不同的响应.所以,不能简单的说哪一种传播模态对于缺陷检测是最好的,较为合适的模态选择取决于不同的应用.

## 2.3 模态正交性与形态成分间的不相干性

模态分析能提供导波传播的信息,任何两个或多个导波模态解的线性组合仍能满足边界条件以及界面连续性条件.所以如果波模态能够形成正交的以及完备的基,那么实际的波导的波场可以表示为导波模态解的线性组合.因此模态的正交性也是模态能进行有效分离在数学意义上的保障.所以在简正模态展开理论中,导波模态的正交性证明是非常重要的. B. A. Auld 通过引入压电材料的互易定理证明了导波模态的正交性<sup>[23]</sup>.

对于速度  $v$ 、应力  $T$ 、电标量势  $\Phi$ 、及电位  $D$  等参数,根据互易关系建立的基本场方程两个任意解 1 和 2 之间的关系其微分形式可以表示为(\*号为复共轭):

$$\begin{aligned} & \nabla \cdot \left\{ -v_2^* \cdot T_1 - v_1 \cdot T_1^* + \Phi_2^* \frac{\partial D_1}{\partial t} + \Phi_1 \frac{\partial D_2^*}{\partial t} \right\} \\ & = (v_2^* \cdot F_1 + v_1 \cdot F_2^*) + \Phi_2^* \frac{\partial \rho_{e1}}{\partial t} + \Phi_1 \frac{\partial \rho_{e2}^*}{\partial t} \quad (5) \end{aligned}$$

其中  $F$  为体力,  $P_e$  为电荷密度.这里仅研究的是已知载荷条件下的导波激发问题,因此可以仅考虑纯声学状态下的互易关系,同时若假设不存在体力  $F$ ,则式变为:

$$\nabla \cdot (v_2^* \cdot T_1 + v_1 \cdot T_2^*) = 0 \quad (6)$$

上式证明了两个模态间的正交性,这与形态成分分析中不同形态字典之间的相干性有一定联系,可以从如下定理中看出两者之间的关联.

**等价性定理**<sup>[24,25]</sup> 给定信号  $u$ ,字典  $\Phi$ ,记  $\Phi$  的相干系数为  $\mu$ ,定义为  $\mu = \max_{\omega, \gamma \in \Gamma, \omega \neq \gamma} |[\Phi_\omega, \Phi_\gamma]|$ ,  $\Gamma$  为字典  $\Phi$  中所有原子参数的指标集.如果信号  $u$  在字典  $\Phi$  下可表示为  $u = \Phi \alpha$ ,且满足  $\|\alpha\|_0 < \frac{1 + 1/\mu}{2}$ ,那么 BP 与 MP 算法能够追踪到信号  $u$  在字典  $\Phi$  下的最稀疏解.

依据建立的信号模型,应分别建立适合于表示信号模型中每一结构类型的子成分字典  $\Phi_j$ ,不同成分字典应满足类内稀疏性(sparsity)与类间不相干性(incoherent),即不同子成分字典只最优匹配信号中某一特定的结构形态,只对与其匹配的结构类型形成很稀疏的表示,而对其它结构则不能形成稀疏表示,字典的非相干性降低了问题的求解难度.

构造不相干的子成分字典或者相干系数  $\mu$  小于某个常数的子成分字典,是形态分量分析的重要步骤.因为当相干系数较大时,原子间的相互关联也较强,如果  $\mu = 1$ ,则意味着原子库中至少包含了两个一模一样的原子.反之,当相干系数较小时,则原子库是非相干的,正交基的相干系数为零.相干系数为原子库的冗余性提供了一种可能的测度手段.当  $\mu$  充分小时,原子库  $\Phi$  接近一个正交基<sup>[26,27]</sup>.

综上所述,模态的正交性与子成分字典不相干性有着密切的联系,并且不相干性是子成分字典正交性的更一般形式,模态的正交性保证了信号是由不同模态的线性组合构成,子成分字典的不相干性保证了不同成分之间是可以分离的,从而可以明显推理得到形态分量分析能通过不相干的子成分字典有效的对不同模态信息进行分解,这正是本文的目的,即多模态导波信号不同模态信号的分解.

## 3 基于 MCA 的模态分解

### 3.1 MCA 基本原理

在信号处理领域,稀疏表示被应用到许多方面,比如信号压缩,去噪等等.典型的稀疏表示是由合适的正交基实现的,比如傅里叶、勒让德、正交小波等.冗余字典能获得更稀疏的表示.MCA 是基于冗余变换的一种计算方法,是把信号或图像分解成包含不同种类信息的不同成分方法.比如,一个信号可能包含正弦波和部分尖脉冲,或者图形中包含许多纹理等.MCA 的目的是将信号分解成两种或更多种类型,它们包含不同特征比如光滑或非光滑,尖脉冲或周期的,光滑的或纹理的等等.除了 MCA 以外还有两种主要的扩展形式,多通道 MCA(Multichannel MCA)和广义 MCA(Generalized MCA),并且在盲源分离、天文学图像处理 and 修补等方面获得应用<sup>[13]</sup>.

如果假设原始信号或图像的是由不同形态分量的

线性叠加组合而成. MCA 将信号  $s = \sum_{j=1}^J s^j$  分解为不同成分, 其中每一种成分  $s^j$  包含了  $s$  中不同的特征. 联合字典是由多种基, 框架以及矩阵列向量组串联而成, 分别对应  $s$  中不同的成分  $s^j$ , 称作子字典. 这种方法基于的假设是, 每一种成分能有效的被相应的子字典表示而不被其他子字典表示. 一个信号  $s$  能分解成不同形态的集合  $s^j$ , 需要满足如下条件:

对于每一个  $s^j$ , 存在完备或过完备的子字典  $\{\Phi_j\}$ ,  $s^j$  能被  $\Phi_j$  稀疏的表示. 等价于可以找到一个稀疏或近稀疏向量  $c^j$ , 令  $s^j = \Phi_j c^j$ .

用  $\Phi_i$  对  $s^j$  的表示必须是非稀疏的, 即, 如果  $s^j = \Phi_i c^j, j \neq i, c^j$  是不稀疏的.

上述条件即前节讨论的类内强稀疏性和类间不相关性.

不失一般性, 可以将问题简化为由两种子信号组成的. 且用  $l_0$  范数来定义稀疏性, 在没有噪声的情况下, 最稀疏表示问题如下<sup>[28]</sup>:

$$\min_{c^1, c^2} q_1 \|c^1\|_0 + q_2 \|c^2\|_0, \text{ s.t. } \Phi_1 c^1 + \Phi_2 c^2 = s \quad (7)$$

如果能成功解式, 通过  $\Phi_1 c^1$  和  $\Phi_2 c^2$  可求得  $s^1$  和  $s^2$ . 参数  $q_1$  和  $q_2$  是每个子字典的权重. 其中  $c = [c^1, c^2]^T, \Phi = [\Phi_1, \Phi_2]$ . 考虑噪声在内:

$$\min_{c^1, c^2} q_1 \|c^1\|_p + q_2 \|c^2\|_p + \frac{1}{2\mu} \|s - \Phi_1 c^1 - \Phi_2 c^2\|_2^2, 0 < p \leq 1 \quad (8)$$

方程(7)和(8)都是合成方法, 即通过搜索稀疏系数来构造不同的子信号. 从分解的角度看同样能建立模型, 通过分解方法解 MCA 问题, 对  $s^j$  进行直接分解, 利用变换获得的每一个分量的系数是稀疏的:

$$\min_{s^1, s^2} \|\Phi_1^T s^1\|_p + \|\Phi_2^T s^2\|_p + \frac{1}{2\mu} \|s - s^1 - s^2\|_2^2, 0 \leq p \leq 1 \quad (9)$$

字典可以看作是合成矩阵, 其转置矩阵  $\Phi^T$  叫做分解矩阵. 当子字典是正交的, 则对于合成和分解没有区别. 对于其他情形, 会根据不同的数据获得不同的解. 问题的形式有最大后验概率结构,  $\|s - s^1 - s^2\|_2^2$  对于不同的问题所需要运用的方法也不尽相同.

Starck 等人提出的 MCA 方法可以看做是 BP 和 MP 方法的一种结合<sup>[14]</sup>. 算法的目标是解决方程所描述的最优化问题, 其中  $p = 1$ . 在每一次迭代过程中使用硬阈值来保证稀疏性. 所采用的算法有块坐标技术 (Block Coordinate Technique, BCT), 以及块坐标松弛算法 (Block Coordinate Relaxation, BCR). 对于 MCA 中的问题, 字典由多个子字典组成, MCA-BCR 算法可以看做是一种改进的 BCR 算法, 有顺序的在各个子字典之间更新系数.

算法如下<sup>[28]</sup>:

目标: 逼近方程(9)的解, 令  $p = 1$ :

$$\min_{s^1, s^2} \|\Phi_1^T s^1\|_1 + \|\Phi_2^T s^2\|_1 + \|s - s^1 - s^2\|_2^2$$

输入:  $s$ , 字典  $\Phi = [\Phi_1, \Phi_2]$ , 最大迭代次数  $J$ , 起始和终止阈值  $\lambda_0$  和  $\lambda_{\min}$ , 以及阈值的更新规则;

输出:  $[s^1, s^2]$ .

初始化: 输入  $s^0 = 0$ , 残差  $r = s$ , 迭代索引  $j = 0, \lambda = \lambda_0$ .

迭代开始: 当  $j < J$  时, 循环:

对于字典  $i = 1, 2$ ;

更新系数:

$$r^i = r + s^{j, j \neq i}, c^{-i} = \Phi_i^T r^i, c^i = H_\lambda(c^{-i}, \lambda)$$

更新分解的部分:  $s^i \leftarrow \Phi_i c^i, j \leftarrow j + 1$ ;

更新残差  $r \leftarrow s - s^1 - s^2$ ;

计算新的阈值  $\lambda \in [\lambda_{\min}, \lambda)$ .

迭代结束: 当满足迭代终止条件时, 输出结果.

与 MCA 比较类似的概念是独立分量分析 (ICA), ICA 是将线性和非线性组合的信号进行分离. 然而 ICA 是基于非高斯信号的统计独立特性. 基于 ICA 和 MCA 的不同假设导致了不同的模型. ICA 是采用最小化源信号之间互信息的优化问题, 而 MCA 是利用冗余字典对源信号进行强制稀疏表示的优化问题, 是最稀疏表示问题.

### 3.2 快速算法和字典

对于复杂的信号, 一种单一的变换对于表示信号中包含的所有特征并不是最优的. 比如傅里叶变换对于全局的震荡特征的稀疏性有很好的效果, 而小波变换则在孤立奇异点的表示方面性能突出. 形态分量分析是从形态多样性的概念出发, 通过拓展字典的结构实现稀疏表示和快的收敛速度. 比如将傅里叶和小波字典进行结合, 就能有效的表示同时包含平稳特征和局部特征的信号. 该方法的核心思想就是在信号有显著特征的情况下, 能通过结合许多子字典形成一个更大的字典, 而每个子字典能够稀疏的表示特定的信号结构. 由于现代谐波分析的发展, 许多变换能稀疏的表示特定的信号, 比如小波变换、曲波变换、轮廓波变换等等, 每个子字典能通过选择合适的变换来构造. 该思想的另一个来源是借鉴信号处理中的匹配滤波器的概念. 通过选择和信号特征形态相类似的原子来有效的分析信号. 上述特定变换不仅能够稀疏的表示信号或图像中特定的成分, 而且都具有一定的快速算法, 利用正变换或逆变换实现信号的分解及合成.

对于给定的信号  $x$ , 需要计算正变换即分解过程, 将信号乘以  $\Phi^T$ , 同时需要重构即合成, 利用系数  $\alpha$  恢复信号. 事实上所对应变换的矩阵  $\Phi$  和它的转置矩阵

$\Phi^T$ 都不是能显式构造的,而是一种快速隐式方法实现分解和综合的,在分解过程中  $\Phi^T x = Tx$ ,合成过程  $\Phi\alpha$ .在简单正交基的情况下,分解变换的逆是求不出来的  $T^{-1} = \Phi$ ,假设  $\Phi$  是紧支的  $\Phi\Phi^T = cI$ ,则  $T^+ = c^{-1}\Phi$ 是 Moore-Penrose 逆变换.计算  $\Phi\alpha$  相当于计算  $T^+ \alpha$ .  $T^+ \alpha$  是多数隐式合成算法中的重构操作<sup>[28]</sup>.

对于超声导波信号的分解,本文选用两类字典进行研究,其中一类是非抽样离散小波变换(Undecimated Discrete Wavelet Transform, UDWT),该变换由于不需要抽样,其冗余因子为  $3J+1$  ( $J$  为分解尺度),这种完备性克服了双正交小波变换的非移不变性<sup>[19]</sup>.在 UDWT 中,抽样从获得当前系数的步骤中移除,所以比一般小波变换的计算速度快.UDWT 的分辨率随着分解尺度的增加而下降,与连续小波变换相比,UDWT 具有以下特点:(1)平移不变特性,(2)更好的去噪能力,(3)更好的峰值检测能力.

另一类是局部离散余弦变换(Local Discrete Cosine Transform, LDCT),LDCT 变换是一正变换,它适合于对信号平滑或周期部分的稀疏表示.从本质上讲,LDCT 变换的系数代表着类似于傅里叶分析所获得的频率内容,处理非平稳信号中,LDCT 变换主要用于分块,由于该变换采用重叠分块的方法,具有较高的冗余度,因此 LDCT 变换是一种超完备变换<sup>[19,28]</sup>.

#### 4 板中超声导波信号形态分量分析研究

利用形态分量分析方法对超声导波信号进行分解,导波信号通过实验获得.实验研究中利用板中的导波信号进行验证,由于板中信号模态相对管道更为简单,且获得较为容易,实验装置及连接如图 3 所示.其中相关数据统计如下.

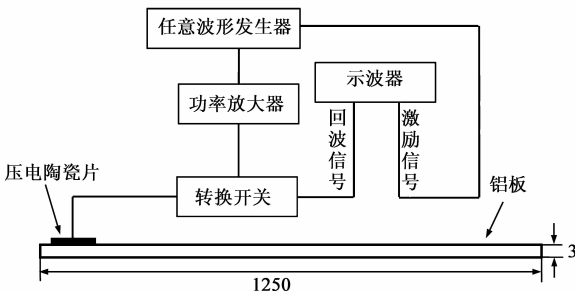


图3 板中实验示意图

实验对象是长、宽为  $0.5 \times 1.25\text{m}$ ,厚度为  $3\text{mm}$  的钢板,压电片贴在板的一端,压电片尺寸为长  $55\text{mm}$ ,宽  $4\text{mm}$ ,厚  $1\text{mm}$ ,采用自激自收的方式.本文分析的数据所取的频率点为  $400\text{kHz}$ .激励信号:汉宁窗调制正弦波,任意周期数;功率:  $50\text{W}$ ;采样速率:最高至  $1.0\text{GHz}$ ;采样点数:最高至  $1$  兆.高通滤波:截止频率低至  $30\text{kHz}$ ;所涉及的仪器还包括四通道示波器 Tektronix 4054、函数

/任意波形发生器 Agilent 33220、功率放大器 2020、万用表、转换器等.

为验证形态分量分析方法的模态分离方法,通过测得的实验数据进行分析.实验信号如图 4 所示,相应的频谱给出了信号的频率范围,由于入射信号的宽度有限,以及时频分辨率的关系,频率是高频包络形式.从实验信号中可以看出,由于低频范围内,两种模态的存在,且  $S_0$  模态的波速几乎是  $A_0$  模态波速的两倍,信号中分别是两种模态从边界多次反射后接收到的信号.

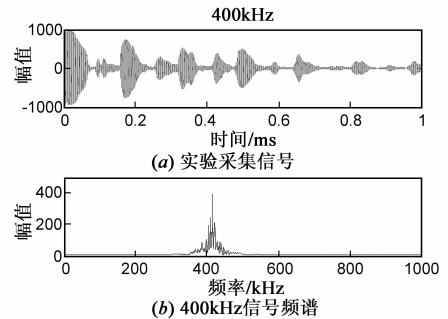


图4 中心频率400kHz的实验信号

利用匹配追踪方法对截取的信号进行分解,图 5 是对  $400\text{kHz}$  信号的分解结果,图中左边是每一次迭代产生的分解结果,右侧是进行相应分解后的残差信号.取前 10 个原子可以看出,对于不同模态的成分,在匹配追踪过程中并不能有效将同一模态进行分离,而是单独的利用不同原子对信号中匹配的成分进行分离,每次分离的结果并不包含模态信息.

由于只利用了 Gabor 字典进行匹配追踪,同时由于频散以及多模态的影响,对于原始信号的重构需要经过多次迭代.经过实验,300 次迭代后仍然有较大的残差能量,这与实验信号中包含噪声以及仪器干扰有一定关系,但主要还是由于频散程度增大以及多模态造成的.

利用残差能量作为迭代终止条件,匹配追踪算法能在 1789 步迭代后收敛,收敛后的重构结果能教精确的重构出原始信号,但多数原子所体现的信息与信号模态本身之间关系并不大,特别是在能量较小的原子中很难发现关于导波信号模态的信息,经常是由局部的微小波包或大范围的类似噪声信号构成.

从图 5 看出,第 9、第 10 个原子几乎不包含任何模态信息,但残差中仍有模态成分,不包含频散和模态信息的原子,只能简单的将信号不断分解,机械的实现原始信号的堆积重构,缺乏对导波信号处理的物理意义.可见对于模态分解特别是含有复杂情况的模态分解,匹配追踪方法效果并不理想.

图 6(a)是利用非抽样小波变换进行的信号分解,

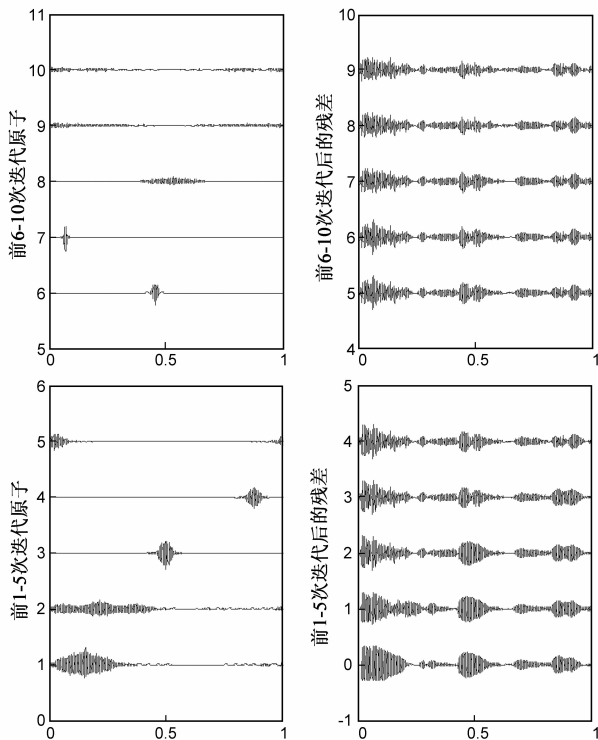


图5 中心频率400kHz激励的导波信号匹配追踪前10次迭代结果

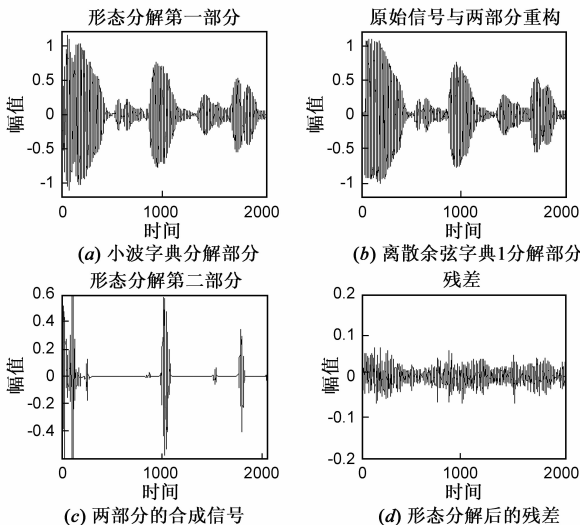


图6 中心频率400kHz导波信号形态分量分解结果

小波函数采用 6 阶 Symlet 小波,粗分解尺度为 2,在信号分解的第二部分,即图 6(b)所示,是利用局部离散余弦获得的分解结果,通过调整离散余弦字典的窗宽,对不同尺度信号进行分解,第一组分解结果如图 6(b)所示,获得一种模态成分,利用正弦窗函数,窗宽参数为 256,重叠部分为窗口宽度的 50%,另一组分解结果如图 7(b)所示获得第二组模态,同样利用正弦窗函数,窗口宽度参数为 128,重叠部分为窗口宽度的 50%。同样经过 100 次迭代,达到迭代终止条件。

从分解结果可以看出,通过形态分量方法分解,能定性的对两种不同模态进行分离,与传统的稀疏分解

方法相比,同一类模态的分解结果具有更明确的物理意义,可以作为导波信号分解的有效手段。

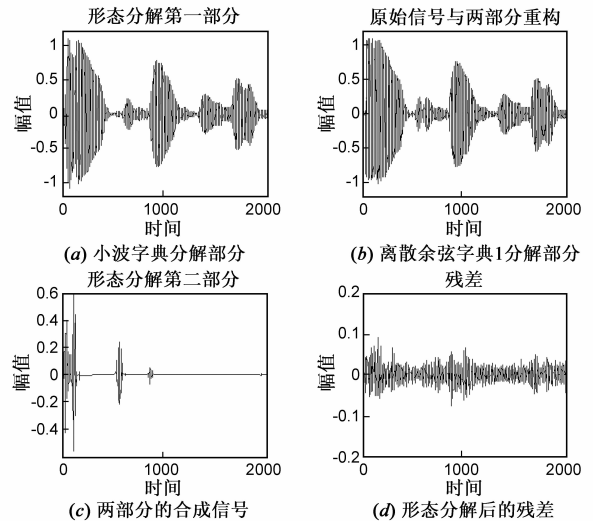


图7 中心频率400kHz导波信号形态分量分解结果

## 5 结论

本文根据超声导波信号中频散和多模态的固有特征,采用形态分量分析方法对导波信号进行了研究.根据导波信号模态正交性与形态分量分析方法中子成分字典间的不相干性之间的对应关系,提出了利用形态分量分析方法进行导波信号模态分解的思路.利用形态分量分析中 BCR 算法以及非抽样小波子字典和局部离散余弦字典,对导波信号进行了分解.通过实验信号验证,该方法在导波模态分解中具备一定潜力,与传统稀疏分解方法相比,物理意义更为明显,这也正是形态分量分析方法的初衷。

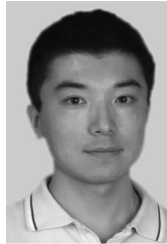
本文中仍存在一些地方需要进一步研究,比如关于导波信号模态正交性和子字典间不相干性等价性的证明,以及对于更为复杂导波信号模态成分的进一步验证。

## 参考文献

- [1] M Petro. Ultrasonic guided waves in bone[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2008, 55(6): 1277 - 1286.
- [2] S J Jin. Subset study on ultrasonic guided waves in fluid-filled pipes surrounded by water[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2003, 51(3): 760 - 770.
- [3] L Cohen. Time-frequency distributions-a review [J]. Proc IEEE, 1989, 77(7): 941 - 981.
- [4] L Cohen. Time-Frequency Analysis: Theory and Applications [M]. New York: Prentice Hall, 1995. 55 - 71.
- [5] L Atlas, P Duhamel. Recent developments in the core of digital signal processing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1999,

- 16(1):16–31.
- [6] S Qian, D Chen. Joint time-frequency analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1999, 16(2):52–67.
- [7] S Qian. Introduction to Time-Frequency and Wavelet Transforms[M]. New York: Prentice Hall, 2002. 77–89.
- [8] 周正干, 冯占英. 时频分析在超声导波信号分析中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(7):833–837.
- [9] H Kwun, K A Bartels, C Dynes. Dispersion of longitudinal waves propagating in liquid-filled cylindrical shells[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1999, 105(5):2601–2611.
- [10] 何存富, 李颖, 王秀彦, 等. 基于小波变换及 Wigner-Ville 变换方法的超声导波信号分析[J]. 实验力学, 2005, 20(4):584–588.
- [11] M A R Hernandez. Ultrasonic non-destructive evaluation with spatial combination of Wigner-Ville transforms[J]. NDT and E International, 2003, 36(6):441–453.
- [12] Liang Wei, Huang Zuoying, Que Peiwen. Sparse deconvolution method for improving the time-resolution of ultrasonic NDE signals[J]. NDT and E International, 2009, 42(5):430–434.
- [13] 李杰. 图像的方向多尺度分析及其应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2007. 45–50.
- [14] J L Starck, M Elad, D L Donoho. Redundant multiscale transforms and their application for morphological component analysis[J]. Advances in Imaging and Electron Physics, 2004, 132(82):287–348.
- [15] P G Georgiev, F Theis, A Cichocki. Sparse component analysis and blind source separation of underdetermined mixtures[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 2005, 16(4):992–996.
- [16] M Zibulevsky, B A Pearlmutter. Blind source separation by sparse decomposition in a signal dictionary[J]. Neural Computation, 2001, 13(4):863–882.
- [17] J L Starck, M Elad, D L Donoho. Image decomposition via the combination of sparse representation and a variational approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10):1570–1582.
- [18] 汪洋, 肖亮. 基于过完备稀疏表示分类字典的图像形态分量分析新算法[J]. 电子学报, 2010, 13(4):78–83.
- W Yang, X Liang, Z Fanbiao. A new algorithm for image morphological component analysis based on over-completes dictionary and sparse representation[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 13(4):78–83.
- [19] 李映, 张艳宁, 许星. 基于信号稀疏表示的形态成分分析: 进展和展望[J]. 电子学报, 2009, 37(1):146–152.
- L Ying, Z Yanning, X Xing. Advances and perspective on morphological component analysis based on sparse representation[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1):146–152.
- [20] 张涛, 洪文学. 基于自适应字典选择的 MCA 图像修复方法[J]. 光学技术, 2010, 36(5):672–676.
- [21] P D Wilcox. A rapid signal processing technique to remove the effect of dispersion from guided wave signals[J]. IEEE Trans Ultrason, Ferroelectr, Freq Control, 2003, 50(4):419–427.
- [22] H Taweel, S B Dong, M Kazic. Wave reflection from the free end of a cylinder with an arbitrary cross-section[J]. International Journal of Solids and Structures, 2000, 37(12):1701–1726.
- [23] 张志钢. 金属管中超声导波的模态分析理论及检测方法的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2005. 58–64.
- [24] J A Trop. Greed is good: Algorithmic results for sparse approximation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10):2231–2242.
- [25] J J Fuchs. On sparse representation in arbitrary redundant bases[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(6):1341–1344.
- [26] M Elad, A M Bruckstein. A generalized uncertainty principle and sparse representation in pairs of bases[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002, 48:2558–2567.
- [27] D L Donoho, M Elad. Maximal sparsity representations via minimization[J]. Proc Natl Acad Sci, 2003, 100:197–2202.
- [28] J L Starck, F Murtagh, J M Fadilli. Sparse Image and Signal Processing[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010. 210–279.

#### 作者简介



李翔 男, 1982 年 4 月出生于山西省大同市, 电子科技大学博士研究生, 主要研究方向为无损检测及其信号处理方法。

E-mail: xiangli\_uestc@163.com



李迅波 男, 1963 年 4 月出生于四川省成都市, 博士, 博士生导师, 现为电子科技大学教授, 主要研究方向为机电测控技术、无损检测与信号处理。

E-mail: zwest\_213@163.com