

基于自适应K-SVD的超声混叠信号分离研究*

刘易奕¹, 李秋锋¹, 王志刚², 周瑞琪¹, 王海涛³, 熊瑛⁴

(1.南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室 南昌,330063)

(2.南昌市建筑科学研究所有限公司 南昌,330096)

(3.中建一局集团第二建筑有限公司 北京,100161)

(4.中国航发沈阳黎明航空发动机有限责任公司 沈阳,110043)

摘要 应用超声检测装配式钢结构防护涂层厚度时,由于涂覆涂层非常薄,会造成回波信号发生混叠,影响厚度检测的准确度。针对此问题,探索了一种基于自适应特征字典和经典字典学习(K singular value decomposition,简称K-SVD)算法的信号时域特征提取方法。首先,利用小波变换对信号奇异值敏感的特性,识别信号的极值并将其作为新的待处理信号;其次,将经过小波变换提取出的特征信号变换为Hankel矩阵形式,并通过周期分割与随机提取的方式构造初始化特征字典;然后,通过改进K-SVD算法获得优化后的特征字典;最后,通过优化后的特征字典重构时域信号。仿真和实验结果表明,与传统的小波变换和基于Gabor字典的匹配追踪(matching pursuit,简称MP)算法相比,该方法分离混叠信号、提取信号时域特征信息的能力更准确,更有利于检测防护涂层的厚度。

关键词 小波变换;Hankel矩阵;混叠信号;稀疏分解;字典学习

中图分类号 TB55;TG391;TH878

1 问题的引出

装配式钢结构具有质量轻、强度高、建设速度快等优点,在工程上被广泛应用。为提高钢结构的防火防腐性能,先在其表面涂覆附着较强的防腐涂料,以避免外界环境对钢结构的腐蚀^[1-2],再在防腐涂层上涂覆防火性能较好、施工方便、造价适中的防火涂料,对其形成二次保护。表面防护涂层及其厚度是决定装配式钢结构使用寿命的关键因素,因此对装配式钢结构表面涂层的厚度测量具有重要的意义。

压电超声检测具有分辨率高、操作简单及抗外界环境干扰能力强等特点^[3-4],将其应用于水浸超声脉冲回波技术,在涂层检测中具有广泛的运用前景^[5-6]。对于传统超声特征扫描技术^[7],超声波垂直入射减少了波形转换对回波信号的影响,可直接对接收到的反射回波进行分析以获得需要的时域信息。但是,在装配式钢结构涂层检测中,由于涂层厚度非常薄,导致防火涂层和防腐涂层的界面反射回波混叠在一起,所以各涂层特征信息识别困难,无法准确测定涂层厚度。图1为涂层信号混叠的超声回

波示意图。

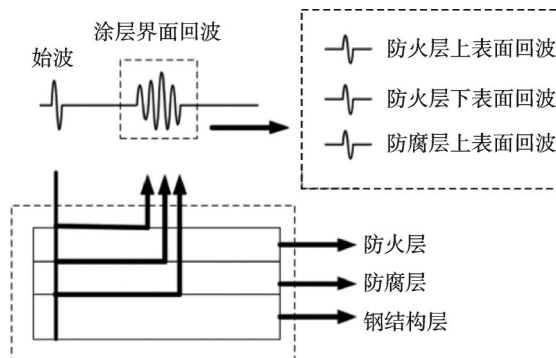


图1 涂层信号混叠的超声回波示意图

Fig.1 Schematic diagram of ultrasonic echo of coating signal mixing

国内外针对超声检测涂层厚度与质量开展了重点研究。孙珞茗等^[8]通过研究声压反射系数与涂层脱粘界面反射系数之间的内在联系,将其变化规律应用于涂层脱粘的C扫描成像,提高了检测定量精度。王志刚等^[9]分析了脉冲反射法对涂层厚度的测量误差,发现其优于共振法。张昱等^[10]使用波包分解对铁基非晶涂层高频超声扫查信号进行处理,提

* 国家自然科学基金资助项目(92360304,12364056);国家重点研发资助项目(2024YFB3214300);江西省科技厅资助项目(20253BAC280090)

收稿日期:2023-07-31;修回日期:2024-01-10

高了检测信噪比,其检测结果相对误差约为3.2%。对于多层且厚度更薄的涂层厚度检测,上述方法的检测灵敏度有待验证。

近年来,稀疏分解方法^[11-12]在解决信号混叠问题上具有突出的优势。首先,筛选出与原始信号匹配度较高的原型原子;其次,通过参数扩展^[13]或字典学习^[14]两种方式对原型原子进行扩充,形成一个过完备字典库;最后,通过稀疏分解算法将待处理信号近似地线性表示为过完备字典库中原子的组合。成谷等^[15]研究了Morlet小波作为时频原子的多类原子参数对匹配追踪算法灵敏度的影响,改善后的算法降噪效果优于广义S变换等时频分析方法。Mor等^[16]在改进参数扩展字典与正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit,简称OMP)算法相结合的基础上,提出了支持匹配追踪(support matching pursuit,简称SMP)算法,将SMP算法应用于超声检测信号的处理,并利用超声波回波与时域信息的对应关系将混叠信号进行分离。上述方法对于部分混叠信号的分离具有良好的效果,但是基于参数扩展形成的过完备字典需要巨大的内存,这是稀疏分解实际应用亟待解决的问题。

目前,针对稀疏分解算法运算量大的局限性,研究重点在于使用智能算法优化原子搜索进程以进行提速。刘霞等^[17]利用粒子群算法优化MP算法,快速分解重构地震信号并使精度得到提高。与此同时,研究构造了一个数据驱动的字典(即字典学习),其中K-SVD的应用非常广泛^[14]。Gong等^[18]将二维声音信号转换为Hankel矩阵,再运用K-SVD算法进行降噪和特征提取。除此之外,K-SVD算法通常使用傅里叶字典等固定字典,而固定字典的特征与待分析信号并不能保证完美匹配,这就可能会使算法在迭代过程中找到的最稀疏表示而不是最优解。因此,有必要研究新的初始信号矩阵和初始字典的构造方法。Qin等^[19]提出了使用周期分割和循环移位的方法构造初始矩阵,对信号矩阵某些列进行时域平均处理后获得初始字典,在故障特征提取实验中获得了理想的效果。

综上所述,装配式钢结构防护涂层的超声检测信号混叠严重,很难通过K-SVD直接提取信号特征来获得涂层的厚度信息。本研究利用小波变换对检测信号的时域特征进行识别和提取,探索了一种对信号特征值敏感的改进K-SVD算法。首先,将小波变换后的一维数组信号转换为Hankel矩阵,以仿真实验中激励信号单周期内采样点数为条件对Han-

kel矩阵进行分割,以实验过程中接收信号的采样频率为条件对Hankel矩阵进行分割;其次,分割后的Hankel矩阵即为初始化新的信号特征矩阵;然后,根据信号矩阵的分割数和随机思想构造初始特征字典,改进后的K-SVD算法对信号的极值特征更加敏感,计算效率得到有效提升;最后,将提出的基于自适应特征字典的改进K-SVD算法应用于模拟信号和实际装配式钢结构涂层超声检测信号的处理,并与未进行小波变换的K-SVD算法和基于Gabor字典的MP算法进行比较,验证了改进方法在计算效率和检测精度上的有效性。

2 小波变换

小波分析在不同的频率部分能自适应地调整分辨率,并且具有多尺度和平移性的特点,在处理非平稳信号时具有很大的优势。不同的小波基函数处理分析同一信号时,由于其具有不同的性质,处理结果可能会不同,因此选择小波基时,小波基的特征应尽量与待处理信号的特征相似。

超声检测接收回波信号受到材料、耦合效果等因素影响,表现为非平稳信号。Mexh小波是Gauss函数的二阶导数,在其支撑长度区域内,能对信号分析提供良好的时频分辨率,且具有对称性和非正交性。Mexh小波函数的表达式为

$$\phi(x) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-1/4} (1-x^2) e^{-x^2/2} \quad (1)$$

小波序列由母小波函数伸缩和平移变换生成,其时域表达式为

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

其中: a 为尺度变化; b 为位移变化。

当Mexh小波满足约束条件时,可以对任意函数进行连续小波变换,即

$$W_f(a,b) = |a|^{-1/2} \int_R z(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

若 $\phi(t)$ 表示某一光滑函数 $\theta(t)$ 的导数,且函数 $\theta(t)$ 满足式(4)条件,则 $\phi(t)$ 满足约束条件,即

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \theta(t) dt = 1 \quad (4)$$

Mexh小波图形如图2所示。

定义 $\phi(t)$ 和 $\phi^2(t)$ 小波变换表达式为

$$\phi(t) = d\theta(t)/dt \quad (5)$$

$$\phi^2(t) = d^2\theta(t)/dt^2 \quad (6)$$

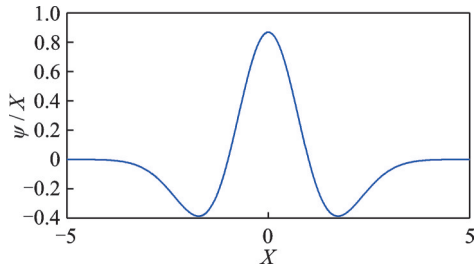


图2 Mexh小波图形

Fig.2 Mexh wavelet graph

记 $\theta_m = \theta(t/s)/s$, 则对于一个实函数 $z(t) \in L^2(R)$, 其小波变换表达式为

$$W_m^1 z(t) = W^1 z(s, t) = z \phi_m(t) = z \left(s \frac{d\theta_m(t)}{dt} \right) = \text{sd}(z\theta_m(t))/dt \quad (7)$$

$$W_m^2 z(t) = W^2 z(s, t) = z \phi_m^2(t) = z \left(s^2 \frac{d^2\theta_m(t)}{dt^2} \right) = s^2 d^2(z\theta_m(t))/dt^2 \quad (8)$$

可见, $W_m^1 f(t)$ 和 $W_m^2 f(t)$ 与被 $\theta_m(t)$ 光滑后的函数有关, 其值与被光滑函数的一阶导和二阶导成正比。所以, $W_m^1 z(t)$ 的幅值极大点映射在 $z(t)$ 的突变点组成的集合中, 而 $W_m^2 z(t)$ 的零点则映射在与 $z\theta(t)$ 的拐点组成的集合中^[20]。基于上述分析, 本研究选择 Mexh 小波作为小波基函数进行研究, 对接收信号 $z(t)$ 进行小波变换, 取小波变换模极大值 $|W_m z(t)|$ 为混叠的涂层界面反射回波时域特征值。

3 基于自适应特征字典的改进 K-SVD 算法

通过小波变换后取幅值模极大值, 原始信号关于涂层信号的时域特征被放大, 混叠信号的分离取得初步效果, 但是信号混叠引起的信号畸变失真特征影响了特征信号的识别。本研究提出一种基于信号的 Hankel 矩阵构造和初始特征字典的改进 K-SVD 算法, 能更加准确地提取原始信号的时域信息。

3.1 K-SVD 算法

K-SVD 算法是应用 K 均值聚类算法思想, 脱离参数化扩展字典更新而提出的一种过完备字典学习算法^[14]。该算法可以与其他分解算法嵌套使用, 在字典优化过程中不断降低训练字典的稀疏性。因此, 经过 K-SVD 算法训练出来的原子和原始信号耦合程度更高^[21]。K-SVD 需要解决的优化问题为

$$\min_{D, X} \left\{ \|Y - DX\|_F^2 \right\} \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq V_0$$

其中: D 为原始过完备字典; Y 为训练样本集合; X 为稀疏表示系数矩阵; V_0 为稀疏表示系数矩阵中非零分量个数的阈值。

K-SVD 算法包括 2 个阶段: ① 求解最佳稀疏解的编码阶段; ② 求解最匹配字典的学习阶段。在稀疏编码阶段, 假设

$$\begin{cases} D \in R^{n \times K} \\ y \in R^n \\ x \in R^K \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} Y = \{y_i\}_{i=1}^N \\ X = \{x_i\}_{i=1}^N \end{cases} \quad (11)$$

其中: y 为训练信号; x 为训练信号的稀疏表示系数向量; Y 为 N 个训练信号的集合, N 必须保证远大于 K ; X 为 Y 的解向量的集合。

在稀疏编码阶段, K-SVD 算法需要解决的优化问题为

$$\min_{x_i} \left\{ \|Y - DX\|_F^2 \right\} \quad (12)$$

$$\text{s.t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq V_0 \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

通过稀疏编码阶段获得原始字典对应的稀疏表示系数向量, 然后进入词典学习阶段, 对过完备字典库 D 进行迭代训练。设 d_k 为待更新的过完备字典库 D 的第 k 列向量, 则样本向量的分解形式为

$$\|Y - DX\|_F^2 = \left\| \left(Y - \sum_{j \neq k} d_j x_j^k \right) - d_k x_k^k \right\|_F^2 = \|E_k - d_k x_k^k\|_F^2 \quad (13)$$

其中: x_k^k 为系数矩阵 X 中的第 k 个行向量; E_k 为除去 d_k 后的分解误差矩阵。

为了执行奇异值分解 (singular value decomposition, 简称 SVD), 引入以下定义

$$\begin{cases} \omega_k = \{i | 1 \leq i \leq K, x_k^k(i) \neq 0\} \\ x_k^k = x_k^k \Omega_k \\ Y_k^R = Y \Omega_k \\ E_k^R = E_k \Omega_k \end{cases} \quad (14)$$

其中: ω_k 为用于稀疏表示的原子的索引集; Ω_k 为一个大小为 $N \times 1(\omega_k)$ 的矩阵 ($1(\omega_k)$ 为 ω_k 的长度), 其在 $(\omega_k(i), i)$ 处元素均为 1, 其他则为 0; x_k^k, Y_k^R, E_k^R 分别为 x_k^k, Y, E_k 通过去除零输入得到的收缩结果。

式(13)可以写为

$$\|E_k \Omega_k - d_k x_k^k \Omega_k\|_F^2 = \|E_k^R d_k x_k^k\|_F^2 \quad (15)$$

对 E_k^R 进行 SVD 处理,使得 $E_k^R = U\Delta V^T$,此时 U 的第 1 列表示 d_k 被优化训练出来的结果。按照此方法对 D 的每一列逐次优化训练,直至最后一列得到新的字典。通过重复稀疏编码和字典学习,可以得到样本集 Y 的最优字典及其对应的系数矩阵。

3.2 信号矩阵和初始特征字典的构造

K-SVD 执行的基本条件是满足 $N \gg K$,而 K-SVD 中训练优化的字典也是一个过完备字典,即满足 $K > n$,所以 $N > n$,即保证输入信号矩阵满足列数应尽量远大于行数的条件。涂层超声检测信号是关于时间与幅值的二维信号,其信号行数远大于列数,无法直接运用 K-SVD 进行分离,需要先将超声检测信号转换为 Hankel 矩阵形式,在此基础上再进行分解。执行小波变换后,得到特征突出的信号 $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$,使用 Matlab 函数中的 Hankel 函数,生成对应的 Hankel 矩阵,即

$$x = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ x_2 & x_3 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

要执行 K-SVD 算法处理信号,必须保证输入信号矩阵的列数应尽量远大于行数。若数据采样点过多会导致信号长度太长,生成的初始化输入矩阵过大,会降低计算效率,对于大型矩阵则无法实现奇异值分解。由于信号矩阵为 n 阶方阵,不符合 K-SVD 运算的条件,因此提出一种新的信号矩阵构造方式。选择激励信号的频率后,则一个周期内的采样点数为已知,再加上接收信号的采样点数,对信号进行分段,即

$$h = n / \min(M, M_{\text{best}}) \quad (17)$$

其中: M 为激励信号一个周期内的点数; M_{best} 为采用最佳分辨率时的激励信号的采样点数; n 为接收信号的总采样点数。

通过对信号特征 Hankel 矩阵的分割,可以将式(16)转换为

$$x_0 = \begin{bmatrix} x_1 & x_{L+1} & \dots & x_{hL+1} \\ x_2 & x_{L+2} & \dots & x_{hL+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_L & x_{2L} & \dots & x_{(h+1)L} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{L \times h} \quad (18)$$

使用超声水浸法对涂层进行检测,因涂层非常薄,所以采用较高的检测频率,并保证激励信号脉宽尽可能小,这样可提高检测的分辨率。信号 Hankel 矩阵经过分割后,已经满足了 K-SVD 要求矩阵列数

大于行数的要求。同时,在小波变换的基础上根据激励信号的脉宽对信号矩阵进行分割形成的 x_0 矩阵,更加突出信号的时域特征,使 K-SVD 算法输出训练的字典与输入信号的匹配程度更高。

K-SVD 算法执行过程中,初始字典的特征与性质会影响算法运算训练的效率和稀疏表示的准确性。算法迭代的每一步都期望收敛到全局最优值,而字典的性质决定了算法的寻优精度,必须选择最合适的初始字典。为了提高瞬态特征提取的准确性、速度和自适应性,根据建立的 x_0 信号矩阵,提出一种自适应初始特征字典的构造方法。从信号矩阵 x_0 中随机选择 $d_i^{x_0}$ ($i = 1, 2, \dots, q$) 个列向量,生成具有 q 个原子的初始特征字典,其矩阵形式为

$$D_1 = [d_1^{x_0} \ d_2^{x_0} \ \dots \ d_q^{x_0}] \in \mathbf{R}^{L \times h} \quad (19)$$

根据经验,只要满足 K-SVD 算法的前置条件,字典的列数对算法精确度影响很小。本研究将特征字典的列数设为 $q = 10 \times h$,这样在 D_1 和 x_0 的匹配程度最高的同时,也能更加凸显信号的时域特征。

3.3 信号重构

经过本研究改进后的算法处理,可以得到学习后的字典 D_L 及其对应的系数矩阵 A_L 。但是,在小波变换和特征字典的构造中依然存在混叠畸变后波形的影响,可以对字典 D_L 进一步进行优化,即

$$\operatorname{argmin}_{D_1} \|D_0 - D_L\|_2^2 + \mu \|D_0\|_0 \quad (20)$$

由于涂层检测信号的时域特征是通过波峰读取的,需要凸显波峰的信息而尽可能抑制非相关幅值,以标准偏差揭示数据的分散与集中程度。通过标准偏差对字典 D_L 设置的自适应阈值条件为

$$D_0 = \operatorname{amax}(\operatorname{std}(D_L)) \quad (21)$$

其中: std 表示对字典 D_L 求标准偏差; a 为 $[1, 3]$ 内的常数。

运用优化后的字典对信号进行重构,即

$$X' = D_0 A_L = [X'_0 \ X'_1 \ \dots \ X'_m] \quad (22)$$

X' 中的子矩阵 X'_0 是由构造的初始矩阵 x_0 重构得来,即

$$x_0 = \begin{bmatrix} x'_1 & x'_{L+1} & \dots & x'_{hL+1} \\ x'_2 & x'_{L+2} & \dots & x'_{hL+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x'_L & x'_{2L} & \dots & x'_{(h+1)L} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{L \times h} \quad (23)$$

将 X'_0 的所有列组合在一起,得到最终的涂层检测时域特征信号 x' 为

$$x' = [x'_1 \ x'_2 \ \dots \ x'_n]^T \quad (24)$$

通过小波变换后取幅值模极大值的方法对信号进行预处理,对预处理后的信号采用提出的自适应特征字典和改进K-SVD算法,分离了混叠信号的超声涂层检测信号。算法流程如图3所示。

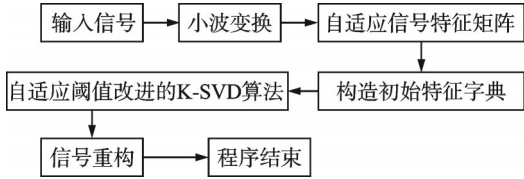


图3 算法流程

Fig.3 Algorithm flow chart

4 仿真分析

4.1 防护涂层建模

本研究仿真环境采用COMSOL多物理场仿真软件。防护涂层几何仿真模型如图4所示。图中从上到下依次为:1 mm厚度的水层、0.2 mm厚度的室内膨胀型防火涂料涂层、0.2 mm厚度的环氧富锌底漆防腐涂层以及3 mm厚度的Q235型号钢体层。仿真模型中各层材料声学物理参数见表1。

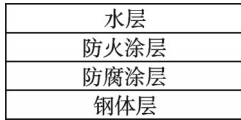


图4 防护涂层几何仿真模型

Fig.4 Geometric simulation model of protective coating

表1 各层材料声学物理参数

Tab.1 Acoustic physical parameters of each layer material

结构层	泊松比	弹性模量/GPa	密度/(kg·m ⁻³)
水层	—	—	1 000
防火涂层	0.45	0.99	800
防腐涂层	0.28	30.00	2 400
钢体层	0.30	200.00	7 850

本研究使用高频超声水浸法检查防护涂层厚度,在仿真环境下,选择压力声学物理场时域显示模块,采用瞬态求解器求解时域波形。模型边界条件的设置会影响超声波在涂层中的传播,将接触层和激励源边界条件设为硬声场边界,同时设定接触层的连续性,涂层和基体层左右边界设为阻抗边界。

单元格的划分需满足

$$l_{\max} = \lambda_L / 6 = c_L / 6f_0 \quad (25)$$

其中: l_{\max} 为最大单元格尺寸; λ_L 为纵波波长; c_L 为纵波在介质中的波速; f_0 为激励信号频率。

纵波在介质中的传播速度计算式为

$$C = \sqrt{\frac{E(1-\sigma)}{\rho(1+\sigma)(1-2\sigma)}} \quad (26)$$

其中: E 为弹性模量; ρ 为介质密度; σ 为泊松比。

通过式(26)可以计算得到防火涂层和防腐涂层超声声速理论值分别为2 167和3 997 m/s。当超声波激励频率为10 MHz时,根据表1中各层材料声学物理参数设置网格最大单元格尺寸,水层、钢体层、防火涂层和防腐涂层分别为0.012、0.049、0.018和0.033 mm。

激励信号选择正弦调制信号,其数学表达式为

$$h(t) = \sin(2\pi ft) \exp\left\{-\left[\frac{(t-2T)}{(T/2)}\right]^2\right\} \quad (27)$$

其中: f 为激励信号频率; T 为激励信号周期。

10 MHz模拟激励信号的波形图如图5所示。

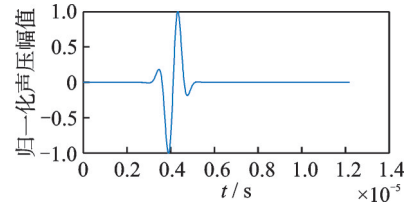


图5 10 MHz模拟激励信号的波形图

Fig.5 Waveform of 10 MHz analog excitation signal

4.2 仿真结果与分析

选择探头激励频率为10 MHz,仿真实验回波信号如图6所示。

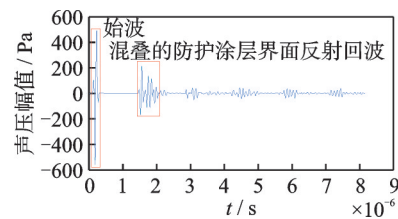


图6 仿真实验回波信号

Fig.6 Simulation of the experimental echo signal

由波形图分析发现,在防护涂层界面反射回波处,由于涂层厚度较薄且2层涂层的声学特性差异较大,超声波会在涂层间发生多次反射和透射,相互叠加干涉导致波形畸变,故不利于准确提取各涂层的时域信息。采用本研究的算法对信号分解后重构,再根据重构信号中的幅值获得各个涂层的时域信息,依此计算各个涂层的厚度。

采用未经过小波变换预处理、直接根据原始信号生成的特征字典和K-SVD算法进行混叠分离,其重构时域图如图7所示。比较图6、7可知,虽然混叠

信号成功分离,但2层涂层的回波信息并不正确。通过数据读取测得防火层厚度为0.119 mm,相对误差为40.5%;测得防腐层厚度为0.219 mm,相对误差为9.5%。可见,通过算法处理后测得防火层和防腐层厚度误差较大,说明算法在运算时未能准确识别信号的特征。

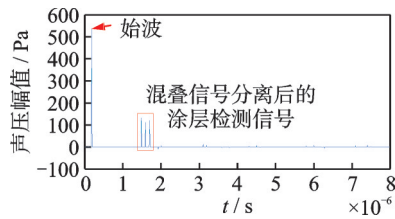


图7 未经小波变换K-SVD重构时域图

Fig.7 Time domain diagram of un-wavelet transform K-SVD reconstruction

基于Gabor字典参数化扩充后的MP算法迭代20次,对仿真实验信号进行混叠分离。图8为MP算法重构时域图。比较图6、8可知,经典MP算法对于较薄的2层涂层的超声检测混叠信号分离效果较差,相较于原始信号只是抑制了回波边缘的信号旁瓣,对于信号特征的分离提取没有明显的效果,并且参数离散化扩充后的MP算法不仅占用大量内存,而且运算时间很长。

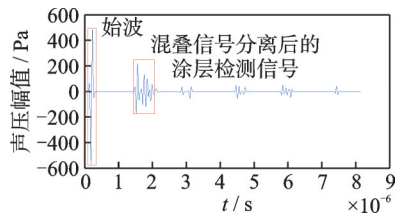


图8 MP算法重构时域图

Fig.8 MP algorithm reconfiguration time domain diagram

利用本研究提出的改进算法分离涂层超声检测混叠信号,并在时间轴上显示分离信号的时域特征。对于算法中的初始值进行预设置,设 $M=15$, $\tau=0.3$, $h=60$,超声检测采样800余点,所以预置的信号矩阵分割数 h 值小于式(17)计算值,满足算法条件。图9为本研究算法重构时域图。

对比图7、8、9可知,图9中分析出涂层各个界面的反射回波,没有受到信号混叠的影响,根据信号幅值特征即可获取时域信息计算涂层厚度,其良好的分离性能抑制了畸变波形对特征提取的影响。本次算法运行时间为9.902 691 s,而基于Gabor字典的MP算法的运行时间为193.708 0 s,可见改进后的优化算法在运算效率和混叠分离精度方面都较传统稀

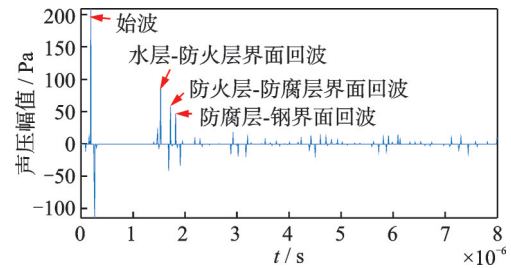


图9 本研究算法重构时域图

Fig.9 Time domain diagram of the reconstruction of the algorithm in this paper

疏分解匹配追踪算法有明显提升。

对所提算法重构信号的时域特征进行读取,计算各个涂层的检测厚度。本研究算法仿真检测结果见表2。由表可知,防护涂层厚度检测的相对误差均在可接受的范围内,验证了所提出的基于自适应特征字典和K-SVD算法对于混叠超声涂层检测信号的分离效果较好。

表2 本研究算法仿真检测结果

Tab.2 The simulation detection results of the algorithm

涂层	实际厚度/mm	检测厚度/mm	相对误差/%
防火层	0.2	0.206	3.0
防腐层	0.2	0.209	4.5

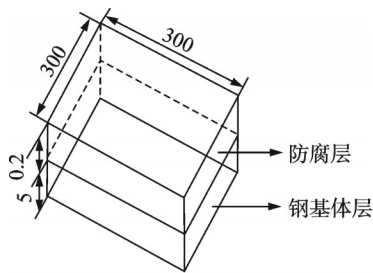
5 实验与讨论

5.1 试样与实验

为了模拟装配式钢结构防护涂层超声检测中的信号混叠现象,设计制作一块与仿真实验相同材质的钢板(300 mm×300 mm×5 mm),在钢板上涂覆厚度为0.2 mm的防腐层。图10为涂层试块示意图及实物图。试样涂层厚度检测中,选定中心频率为10 MHz的超声探头,使用水浸超声检测法对试块多个位置进行检测。使用采样频率为200 MHz的采集卡接收检测信号,其单个位置采集1 642个点重构回波信号。

切取试样中的一小块进行金相测试,通过金相显微镜直观检测涂层厚度。涂层试块金相检测结果如图11所示。其中,颜色最深的为防腐涂层,最右侧最前部分为基体。在所得金相图像中随机选取5处位置测量防腐层厚度,计算防腐层平均厚度作为涂层厚度。涂层厚度金相测试结果见表3。

在防腐涂层厚度超声检测中,涂层中的超声波传播速度是影响测量结果的重要因素,必须先对涂层中的声速进行准确的测量。在试样上随机选择多个位置进行超声水浸扫查,对得到的回波信号通过



(a) 试块示意图(单位: mm)

(a) Schematic of the specimen (unit:mm)



(b) 试块实物图

(b) Physical drawing of the specimen

图 10 涂层试块示意图及实物图

Fig.10 Schematic diagram and physical drawing of the coated test block

本研究算法进行混叠分离,根据重构信号分离涂层与基体界面回波位置,读取得到两波峰位置相差大约 40 个采样点,采样频率为 200 MHz,采样时间间隔为 0.005 μ s,检测得到的涂层和基体间的单程平均声时差为 0.1 μ s。根据表 3 提供的金相检测涂层平均厚度 209.49 μ m,可计算出防腐层中的平均声速为 2 095 m/s。

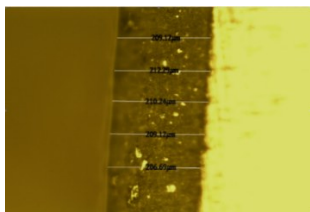


图 11 涂层试块金相检测结果

Fig.11 Metallographic test results of coated specimens

表 3 涂层厚度金相测试结果

Tab.3 Metallographic test results of coating thickness

测试点	涂层厚度测量结果/ μ m
1	209.12
2	212.29
3	210.24
4	209.12
5	206.69
均值	209.49

5.2 信号分解重构

利用超声水浸检测设备对涂层试样 10 mm \times

10 mm 的随机区域进行扫查。受限于实验条件,对涂层试样从背部进行超声检测,以避免水浸聚焦检测试样界面回波对检测结果产生影响。试样检测回波信号如图 12 所示。可以看出,水浸探头聚焦到试样表面得到的界面回波脉宽太宽,将涂层检测信号完全淹没。因此,选择在钢界面一次反射回波和二次反射回波之间对涂层检测信号进行提取。通过游标卡尺对试样厚度进行测量,结合超声波在钢中的声速,计算出钢界面的一次和二次反射回波位于图中 1 号和 2 号位置。由此可见,防腐层的多次界面回波信号和钢的一次回波相互混叠,在 1 号和 2 号位置中间出现了异常的波峰,这些波峰为涂层的多次界面回波信号。

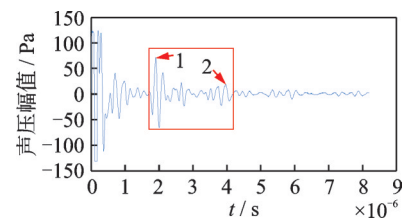
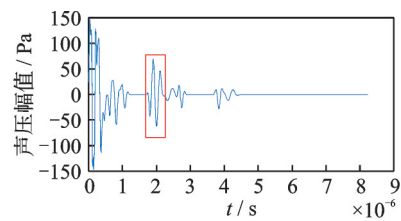


图 12 试样检测回波信号

Fig.12 Specimen test echo signal

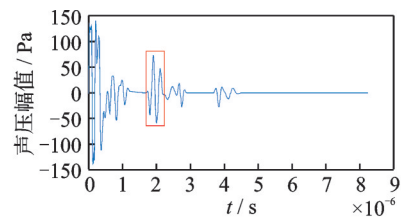
将混叠信号通过本研究提出的算法进行分离,防腐层中超声波平均声速为 2 095 m/s,激励频率为 10 MHz,根据 $c = \lambda f$ 计算得到在防腐层中传播的超声波波长 $\lambda = 209.5 \mu$ m,检测分辨率约为半波长,即 104.75 μ m。在采样率为 200 MHz 时,104.75 μ m 大约需要采样 10 次,所以信号分段指标 $M=10$ 。

将分离结果与 MP 算法、OMP 算法和未经小波变换的 K-SVD 算法混叠分离效果进行对比,稀疏分解重构结果对比如图 13 所示。由图可知:基于 Ga-



(a) MP算法重构时域图

(a) MP algorithm to reconstruct the time-domain graph



(b) OMP算法重构时域图

(b) OMP algorithm to reconstruct the time-domain graph

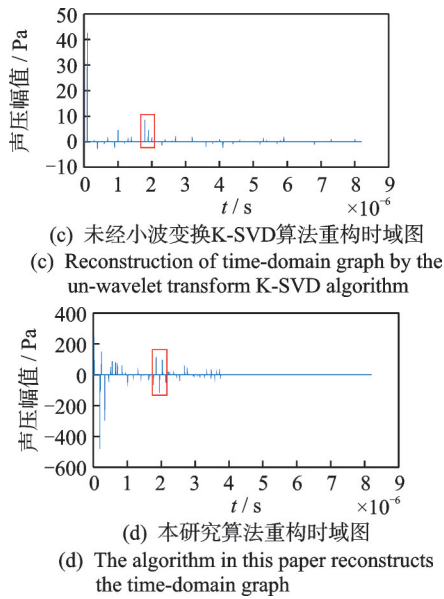


图13 稀疏分解重构结果对比

Fig.13 Comparison of reconstruction results of sparse decomposition

bor字典的MP算法和OMP算法对于混叠防腐层超声水浸检测信号分离效果不佳,只从形态上将混叠的钢界面反射回波和涂层界面反射回波凸显出来,抑制了不相干的结构噪声,不能达到理想中界面回波完全分离的效果;未经小波变换的K-SVD算法虽然在重构时域图中已出现了明显分离的波峰,但其不是准确的钢界面和涂层界面的反射回波时域位置,说明该算法在字典训练最优化稀疏系数时,受到了非相关信号的影响;本研究提出的算法重构信号时域图中,混叠的界面回波信号分离效果良好,并且波峰时域信息与原始信号中的相应位置信号是对应的,说明本研究算法可以用于防腐层超声混叠检测信号的有效分离。

在扫查区域获得的检测信号中随机选取10组信号进行处理,对分离后的重构信号提取时域信息计算防腐层厚度。本研究算法实验检测结果见表4。将计算值与金相检测平均值 $209.49\ \mu\text{m}$ 进行

表4 本研究算法实验检测结果

Tab.4 The experimental detection results of the algorithm

序号	检测厚度/ μm	相对误差/%	序号	检测厚度/ μm	相对误差/%
1	193.8	7.49	6	225.2	7.51
2	214.7	2.50	7	214.7	2.50
3	199.0	4.99	8	225.2	7.51
4	204.2	2.54	9	214.7	2.50
5	214.7	2.50	10	199.2	4.91

对比,最大相对误差为7.51%,在可接收范围内。因此,本研究算法应用于防腐层厚度的水浸超声检测混叠信号的分离,结果能够满足实际要求。

6 结论

1) 提出了一种基于自适应特征字典和改进K-SVD算法的超声混叠信号分离的方法,使用小波变换提取信号的极值特征后,构造特征Hankel信号矩阵,并应用信号特征进行周期分割和提取,构造了初始化特征字典。

2) 所构造的字典与待分解信号的特征更相似,能够有效提高字典训练的效率和信号特征的匹配,保证K-SVD算法训练的字典稀疏表示系数为最优解。

3) 对学习字典进行自适应阈值处理,能更加有效地抑制信号混叠和畸变造成的影响。通过装配式钢结构涂层超声检测实验,并与未经小波变换K-SVD算法、MP算法和OMP算法相比较,验证了该算法能更好地分离混叠信号,对涂层厚度的检测误差在可接受范围内。

参 考 文 献

- [1] 路林,赵正任,付丽,等. 钢结构水性膨胀型防火涂料性能优化方法[J]. 涂料工业, 2022, 52(9): 70-76.
LU Lin, ZHAO Zhengren, FU Li, et al. Discussion on performance optimization method of water-based intumescent fireproof coatings for steel structure[J]. Paint & Coatings Industry, 2022, 52(9): 70-76.(in Chinese)
- [2] LI Q F, ZHANG X P, ZHU J W, et al. Sensing signal analysis and imaging processing with high frequency ultrasonic testing for Fe-Based amorphous coatings[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(18): 17455-17463.
- [3] HONARVAR F, VARVANI-FARAHANI A. A review of ultrasonic testing applications in additive manufacturing: defect evaluation, material characterization, and process control[J]. Ultrasonics, 2020, 108: 106227.
- [4] 王志刚,胥凯晖,王萍,等. 基于巴克马编码脉冲压缩的混凝土超声检测仿真分析[J]. 失效分析与预防, 2023, 18(5): 294-299.
WANG Zhigang, XU Kaihui, WANG Ping, et al. Simulation analysis of ultrasonic testing based on pulse compression of barker coding for concrete[J]. Failure Analysis and Prevention, 2023, 18(5): 294-299.(in Chinese)
- [5] AZAMATJON M, KIM YOUNG H, JIN-HAK Y. Neural-network-based ultrasonic inspection of offshore coated concrete specimens[J]. Coatings, 2022, 12(6): 773.
- [6] 杨宸旭,陈尧,李秋锋,等. 基于相位迁移的超声相控阵聚焦扫查成像方法[J]. 北京邮电大学学报, 2023,

- 46(2): 98-103.
 YANG Chenxu, CHEN Yao, LI Qiufeng, et al. Ultrasonic phased array focusing scanning imaging method based on phase shift migration [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2023, 46(2): 98-103.(in Chinese)
- [7] KUMAR S, RAVISANKAR B. Evaluation of quality diffusion bonding in similar material(Cu/Cu) using ultrasonic C-scan testing method [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014(592/593/594): 289-293.
- [8] 孙路茗, 林莉, 马志远. 基于声压反射系数幅度谱特征的涂层脱粘超声C扫描成像检测研究[J]. 机械工程学报, 2019, 55(12): 44-49.
 SUN Luoming, LIN Li, MA Zhiyuan. Measurement of the coatings debonding using ultrasonic C-scan imaging based on reflection coefficient amplitude spectrum characterizations[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(12): 44-49.(in Chinese)
- [9] 王志刚, 李秋锋, 王萍, 等. 装配式钢结构防护涂层质量超声评价方法[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2023, 37(4): 88-96.
 WANG Zhigang, LI Qiufeng, WANG Ping, et al. Ultrasonic evaluation method for protective coating quality of assembled steel structure[J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Science), 2023, 37(4): 88-96. (in Chinese)
- [10] 张昱, 陈尧, 李秋锋, 等. 基于波包分解技术的铁基非晶涂层厚度超声检测与评价[J]. 振动与冲击, 2021, 40(12): 38-45.
 ZHANG Yu, CHEN Yao, LI Qiufeng, et al. Ultrasonic test and evaluation for iron-based amorphous coatings based on wave packet decomposition[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(12): 38-45.(in Chinese)
- [11] ZHANG G M, ZHANG C Z, HARVEY D M. Sparse signal representation and its applications in ultrasonic NDE[J]. Ultrasonics, 2012, 52(3): 351-363.
- [12] ABDESSALEM B, CHIBANE F. Resolution improvement of ultrasonic signals using sparse deconvolution and variational mode decomposition algorithms[J]. Russian Journal of Nondestructive Testing, 2022, 56: 479-489.
- [13] SCHNASS K, VANDERGHEYNST P. Dictionary preconditioning for greedy algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(5): 1994-2002.
- [14] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [15] 成谷, 张宝金. Morlet小波匹配追踪方法的时频原子参数分析[J]. 地球物理学进展, 2019, 34(6): 2247-2255.
 CHENG Gu, ZHANG Baojin. Analysis on parameters of time-frequency atoms in matching pursuit based on Morlet wavelet[J]. Progress in Geophysics, 2019, 34(6): 2247-2255.(in Chinese)
- [16] MOR E, AZOULAY A, ALADJEM M. A matching pursuit method for approximating overlapping ultrasonic echoes[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2010, 57(9): 1996-2004.
- [17] 刘霞, 陈晨, 赵玉婷, 等. 基于粒子群快速优化MP算法的多子波分解与重构[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2015, 45(6): 1855-1861.
 LIU Xia, CHEN Chen, ZHAO Yuting, et al. Multi-wavelet decomposition and reconstruction based on matching pursuit algorithm fast optimized by particle swarm [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2015, 45(6): 1855-1861.(in Chinese)
- [18] GONG W R, LI H Y, ZHAO D. An improved denoising model based on the analysis K-SVD algorithm[J]. Circuits Systems and Signal Processing, 2017, 36(10): 4006-4021.
- [19] QIN Y, ZOU J Q, TANG B P, et al. Transient feature extraction by the improved orthogonal matching pursuit and K-SVD algorithm with adaptive transient dictionary [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(1): 215-227.
- [20] 郁纪, 肖文波, 吴华明, 等. 太阳能无人机中光伏发电最大功率点跟踪算法的研究[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2023, 37(1): 19-28.
 YU Ji, XIAO Wenbo, WU Huaming, et al. Research on GMPPT tracking of solar-powered UAV [J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences), 2023, 37(1): 19-28.(in Chinese)
- [21] 颜津玮, 曹善成, 徐超. 基于低秩与稀疏分解的层合板损伤定位[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(6): 1220-1225.
 YAN Jinwei, CAO Shancheng, XU Chao. Damage localization of composite laminated plates based on lowrank and sparse decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(6): 1220-1225.(in Chinese)



第一作者简介:刘易奕,男,1996年4月生,博士生。主要研究方向为超声检测理论和工程实践、建筑结构质量表征和评价。曾发表《Sparse decomposition of aliased signals for coating ultrasonic detection based on improved DMS-PSO》(《Applied Acoustics》2025, No.239)等论文。
 E-mail: 18380553213@163.com

通信作者简介:周瑞琪,男,1970年2月生,硕士、讲师、硕士生导师。主要研究方向为复杂结构和材料的声学图像检测与信号处理。
 E-mail: zhouriqi_nchu@126.com