

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508195

基于压缩感知和稀疏矩阵的管道缺陷超声 全聚焦快速成像方法*

王志¹ 李忠虎¹ 张鑫宇² 王金明¹ 杨立清¹

(1. 内蒙古科技大学自动化与电气工程学院 包头 014010; 2. 内蒙古科技大学机械工程学院 包头 014010)

摘要: 针对管道缺陷超声导波全聚焦成像信号存储和传输数据量大及检测效率低等问题, 研究基于压缩感知和稀疏矩阵的全聚焦成像方法。首先使用6种贪婪算法对管道回波数据进行压缩重构, 分析重构算法对仿真信号重构精度的影响, 选出最优重构算法并证明了压缩感知算法可以突破奈奎斯特定理的约束。然后计算稀疏度选择最优稀疏基, 并通过分析与最优稀疏基的非相干性和管道的曲率效应来构造观测矩阵, 与随机高斯矩阵相比, 曲率加权的测量矩阵能够降低管道曲率效应的影响, 提高信号重构精度及全聚焦成像质量。最后使用最优方案对经压缩重构得到的全矩阵数据和稀疏矩阵数据分别进行单缺陷全聚焦成像和双缺陷全聚焦成像。结果表明, 基于压缩感知的稀疏矩阵全聚焦成像算法可以在保证精度的同时减少60%全聚焦成像和压缩感知信号处理时间, 可以有效提高成像速度和检测效率, 同时降低对检测系统硬件性能的需求。

关键词: 相控阵; 超声检测; 压缩感知; 稀疏矩阵; 全聚焦成像

中图分类号: TH878; TN98

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.1040

Compressed sensing and sparse matrix-based rapid total focusing ultrasound imaging method for pipeline defects

Wang Zhi¹ Li Zhonghu¹ Zhang Xinyu² Wang Jinming¹ Yang Liqing¹

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Inner Mongolia University of Science & Technology, Baotou 014010, China;

2. School of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science & Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: To address the issues of large data volume for storage and transmission of ultrasonic guided wave full focus imaging signals for pipeline defects and low detection efficiency, a full focus imaging method based on compressive sensing and sparse matrix is studied. Firstly, six types of greedy algorithms are employed to perform compression and reconstruction on pipeline echo data. The study analyzes the influence of reconstruction algorithms on the reconstruction accuracy of simulated signals, selects the optimal reconstruction algorithm, and verifies that compressed sensing algorithms can break the constraints of the Nyquist theorem. Then, the sparsity is calculated to determine the optimal sparse basis. The measurement matrix is constructed by analyzing both the incoherence with the optimal sparse basis and the curvature effect of the pipeline. Compared with the random Gaussian matrix, the curvature-weighted measurement matrix can reduce the impact of the pipeline's curvature effect, thereby improving the signal reconstruction accuracy and the quality of total focusing imaging. Finally, the optimal scheme is applied to conduct single-defect total focusing imaging and double-defect total focusing imaging respectively on the full-matrix data and sparse-matrix data obtained through compression and reconstruction. The results show that the sparse matrix total focusing imaging algorithm based on compressed sensing can reduce the total time for total focusing imaging and compressed sensing signal processing by 60% while ensuring accuracy. This method effectively improves imaging speed and detection efficiency, and simultaneously reduces the requirements for the hardware performance of the detection system.

Keywords: phased array; ultrasonic guided wave; compressive sensing; sparse matrix total; focusing imaging

收稿日期: 2025-02-27 Received Date: 2025-02-27

* 基金项目: 国家自然科学基金(62161042)、内蒙古自然科学基金(2023MS06006, 2024LHMS06004)、内蒙古自治区直属高校基本科研业务费项目(2024QJNS031)资助

0 引言

超声相控阵检测技术通过多阵元发出声束的有序叠加,可以灵活地进行声束偏转和聚焦,能够应对复杂工况的检测,具有较高的检测灵活度和适应性。随着检测技术的不断发展,超声相控阵检测技术在无损检测中得到了广泛应用^[1-2]。全聚焦成像是在相控阵检测的基础上,通过采集全矩阵数据,可以在检测区域进行高精度成像,极大地提高了超声相控阵成像的分辨率和可靠性^[3-4]。但全矩阵采集的信号数据量过大,增加了信号传输和处理的难度,同时也降低了成像速度,进而导致检测效率降低,难以满足工业检测需求^[5-6]。因此降低数据量,提高检测效率成为全聚焦成像研究中亟需解决的问题。

近年来,国内外研究者针对全聚焦成像的不足提出了多种解决方法。在算法优化方面,曾邱毓晨等^[7]提出了渐进式频率波数域全聚焦超声成像方法(GTFM-FW),将全矩阵数据变换到频率波数域再求逆,使得运算量大大降低。Piedade 等^[8]将稀疏矩阵采集用于全聚焦成像中,成功减少了数据量并提高了成像速度。在硬件方面,吴婵娟等^[9]使用 ZYNQ 加速激光超声全聚焦成像,通过双核设计和并行优化,最终提高了成像速度。上述方法虽然提高了成像速度,但处理的数据量仍比较庞大。在数据压缩方面,人们将压缩感知(compressed sensing, CS)引入了超声信号检测领域^[10]。传统的数据压缩算法是先进行信号采样,然后再进行信号数据的压缩,而压缩感知算法则是同时进行信号的采样和压缩,以低于奈奎斯特采样定理要求的测量值实现信号的精确恢复,突破了奈奎斯特采样定理的限制。目前,压缩感知技术在降低数据量方面取得了良好的效果,已广泛应用于医用超声成像和无损检测等领域。Liu 等^[11]对基于稀疏字典的超声信号重构方法进行研究,并分析了稀疏变换基的类型对重构误差的影响。程涛等^[12]利用兰姆波下采样信号构造测量矩阵,并使用行正交规范化处理测量矩阵,提高了重建精度和损伤定位能力。颜上取等^[13]对传统的随机高斯矩阵进行改进,提出稀疏循环结构化矩阵,降低了信号重构时间。白志亮等^[14-15]使用贪婪算法对相控阵超声信号压缩感知方法进行研究,比较了不同重构方法下的信号重构精度,实验结果表明,正交匹配追踪法优于其他重构算法,可以利用压缩率为 60% 的超声信号完成重构并取得良好的成像效果。Xu 等^[16]将压缩感知算法应用到喷嘴焊缝检测上,对全矩阵采集数据进行压缩和重建,表明了压缩感知算法可以有效提高相控阵的缺陷检测效率,但是对于大量的全矩阵数据,压缩感知算法的处理时间较长。

目前,压缩感知算法在相控阵方面的相关研究已比较多,但在管道缺陷超声全聚焦成像方面的应用较少。为了提高管道缺陷全聚焦成像算法(total focusing method, TFM)的信号处理速度,本文对基于压缩感知的稀疏矩阵全聚焦成像方法进行研究,使用匹配追踪(matching pursuit, MP)、正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)、正则化正交匹配追踪(regularized orthogonal matching pursuit, ROMP)、同步正交匹配追踪(simultaneous orthogonal matching pursuit, SOMP)、分段正交匹配追踪(staged orthogonal matching pursuit, StOMP)和分段弱正交匹配追踪(staged weak orthogonal matching pursuit, SWOMP)等 6 种贪婪算法对仿真信号进行压缩重构,通过比较百分比均方根差(percent root mean square difference, PRD)来选择最优算法,然后考虑到管道的曲率效应,通过优化选择稀疏基和构建曲率加权观测矩阵提高了信号重构精度,最后对比成像质量和时间,结果证明了该方法可以有效降低数据量,并提高成像速度和检测效率^[17]。

1 全聚焦成像与压缩感知理论

1.1 全聚焦成像算法

全聚焦成像算法将被测区域划分为像素点网格,依次遍历每个像素点,基于全矩阵的所有数据进行延时和叠加,叠加各阵元接收到的回波信号幅值进行虚拟聚焦,得到所有像素点完整的幅值信息,最终实现高质量的成像效果^[18]。全聚焦成像算法原理如图 1 所示,将阵元中心作为原点建立直角坐标系,以点 $O(x, y)$ 为例,成像过程中该聚焦点的信号幅值 $I(x, y)$ 可表示为:

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N S_{ij} [t_{ij}(x, y)] \quad (1)$$

式中: S_{ij} 是阵元 i 激励,阵元 j 接收的回波信号数据在点 (x, y) 的信号幅值; $t_{ij}(x, y)$ 是超声波从发射阵元经过 O 点之后到达接收阵元的时间,定义如式(2)。

$$t_{ij}(x, y) = \frac{\sqrt{(x - x_i)^2 + y^2} \pm \sqrt{(x - x_j)^2 + y^2}}{c} \quad (2)$$

式中: c 是超声波在被测物体中的传播速度; x_i 是发射阵元的横坐标; x_j 是接收阵元的横坐标。

1.2 压缩感知理论

压缩感知主要包括信号的稀疏分解、压缩采样和重构算法 3 个部分^[19]。首先通过稀疏矩阵和测量矩阵实现信号的稀疏分解与压缩采样,然后通过重构算法实现信号重构,最后得到压缩感知信号。信号的稀疏性是压缩感知的核心前提,自然界中绝大多数信号在适配的稀疏基下,均可实现稀疏表示。一个 N 维离散信号 f 在某

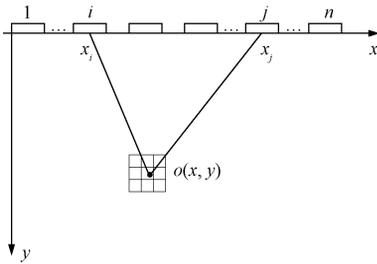


图 1 全聚焦成像算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the full focus imaging algorithm
 一组基 Ψ 上是稀疏的, f 就可以表示为几个向量的线性组合, 即:

$$f = \Psi x = \sum_{i=1}^N x_i \psi_i \quad (3)$$

式中: Ψ 是一个 $N \times N$ 正交基矩阵; x 是信号的系数向量。

$$x_i = \langle f, \psi_i \rangle = \psi_i^T f \quad (4)$$

如果其中只有 K ($K \ll N$) 个系数是非零的, 则称 f 是 K 稀疏的。信号的稀疏表示依赖于所选择的稀疏基, 常用的稀疏分解包括利用标准正交基的稀疏处理和冗余字典中的稀疏表示。

将信号进行稀疏表示后, 就可以使 M 个行向量 $\{\Phi\}_{i=1}^M$ 作为观测矩阵, 得到一个小于 f 的低维向量 y :

$$y = \Phi f + z \quad (5)$$

式中: Φ 是 $M \times N$ 测量矩阵; z 是系统误差。

为了保证压缩信号重构的鲁棒性和准确性, 稀疏基和观测矩阵必须满足约束等距 (RIP) 条件^[20], 该条件可等价于二者的不相干性, 即:

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{N} \max_{i \neq k, j \neq l} |\langle \varphi_k, \psi_l \rangle| \quad (6)$$

如果信号 f 满足稀疏性和上述条件, 则信号的重构可等效为求解最优化问题的过程, 即:

$$\hat{x} = \operatorname{argmin} \|x\|_0 \text{ s. t. } \|\Phi \Psi x - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (7)$$

式中: ε 是噪声的限定值。

2 仿真建模与数据采集

2.1 仿真模型创建

利用有限元软件 COMSOL 建立直管道模型进行有限元分析。管道长为 2 m、壁厚为 5 mm、外径 203 mm, 管道材料选用钢 Q235, 密度 $\rho = 7\,850 \text{ kg/m}^3$, 弹性模量 $E = 210 \text{ GPa}$, 泊松比 $\mu = 0.27$ 。在管道外侧 1 m 处设置轴向宽度 6 mm, 周向长度 8 mm, 径向深度 5 mm 的缺陷。在管端均匀加载 16 个集中力激励载荷, 载荷之间的夹角为 22.5° , 16 个激励依次加载信号, 仿真模型如图 2 所示。

激励选用中心频率为 80 kHz 的 5 个周期的汉宁窗调制信号:

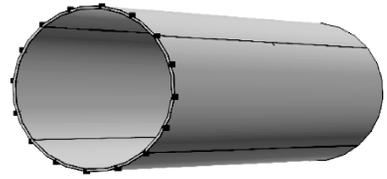


图 2 三维管道模型

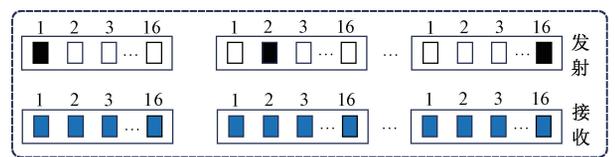
Fig. 2 3D piping model

$$f(t) = \begin{cases} \left(1 - \cos \frac{2\pi f_c t}{n}\right) \sin 2\pi f_c t, & 0 < t < \frac{n}{f_c} \\ 0, & t > \frac{n}{f_c} \end{cases} \quad (8)$$

式中: n 是脉冲周期; f_c 是中心频率。仿真采样频率为 500 kHz。

2.2 全矩阵数据采集

全聚焦成像基于全矩阵采集 (full matrix capture, FMC) 理论, 是一种超声后处理的成像方式^[21-22]。全聚焦成像方法最关键的是如何采集全矩阵数据, 然后将采集的全矩阵数据经过算法处理获得全聚焦的管道缺陷成像。全矩阵数据采集需要设置超声换能器的单元位置作为相控阵的阵元, 这里设置有 16 个阵元, 逐一激发超声波信号, 然后所有阵元都作为信号接收阵元, 将每个阵元接收到的数据储存, 这样便得到 16 列回波信号 S_{ij} , 其中的 $j = 1, 2, 3, \dots, 16$; 然后使其余的阵列依次激发, 所有阵元逐一接收, 便得到阵列超声的全矩阵数据。采集到的 16×16 个超声回波信号全矩阵数据分布如图 3 所示。



		发射阵元					
		1	2	3	...	16	
接收阵元	1	S_{11}	S_{12}	S_{13}	...	S_{116}	
	2	S_{21}	S_{22}	S_{23}	...	S_{216}	
	3	S_{31}	S_{32}	S_{33}	...	S_{316}	
	
	16	S_{161}	S_{162}	S_{163}	...	S_{1616}	

图 3 采集到全矩阵数据

Fig. 3 Collected the full matrix data

2.3 稀疏矩阵数据采集

针对全矩阵数据量大的问题, 可通过稀疏矩阵方法优化全聚焦成像效率。该方法的具体过程如下: 将发射阵元数量减少 1/2, 选取奇数级阵元 (即 1, 3, ..., 15) 作为

有效阵元, 剩余偶数级阵元作为无效阵元; 此时以奇数级阵元为发射阵元, 全部阵元为接收阵元, 采集到的数据即为稀疏矩阵数据, 其数据采集过程如图 4 所示。

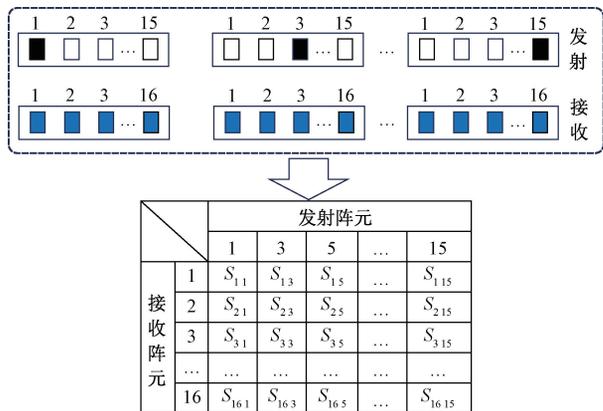


图 4 稀疏矩阵数据采集过程

Fig. 4 The process of collecting sparse matrix data

通过稀疏矩阵原理减少有效发射阵元, 全聚焦算法成像时处理的数据量降低, 从而有效缩短数据处理时间。

3 数据压缩重构及结果分析

3.1 缺陷回波信号重构及结果分析

目前常用的压缩感知重构算法有凸优化算法和贪婪算法, 其中凸优化算法时间复杂度高, 计算速度慢; 而贪婪算法构造简单, 重构速度快, 易于实现, 更适用于工业快速检测。提取全矩阵采集中的一组缺陷信号, 对其使用 MP、OMP、ROMP、SOMP、StOMP 和 SWOMP 等 6 种贪婪算法进行压缩重构。离散傅里叶矩阵构造简便, 便于运行, 而高斯随机矩阵与几乎所有稀疏基都不相干, 故使用离散傅里叶基作为稀疏基, 随机高斯矩阵作为观测矩阵。

采样频率为 500 kHz, 信号长度为 $N = 500$, 选择用高斯矩阵对上述信号进行随机采样, 用压缩比 (compression ratio, CR) 表示压缩程度, CR 为:

$$CR = (1 - \frac{M}{N}) \times 100\% \quad (9)$$

式中: M 是采样点的数量; N 是信号长度。

为了量化压缩感知重构信号的性能, 使用 PRD 来作为衡量指标:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=0}^N (x_i)^2}} \times 100\% \quad (10)$$

式中: x 和 \hat{x} 分别是原始信号和重构信号。

6 种重构算法在不同压缩率下对仿真信号重构的结果误差对比如图 5 所示, 为了减少高斯随机矩阵带来的

随机误差, 数据点是算法运行 100 次后取平均值得出的结果。由图 5 可知, SOMP 算法和 MP 算法的 PRD 值整体偏高, 其他 4 种算法 PRD 值整体较低; 当 CR 低于 70% 时, 其他 4 种重构算法的 PRD 值比较平稳, CR 高于 70% 时, 随着 CR 的改变 PRD 值变化较大。整体来看, OMP 算法的重构性能优于其他几种算法, 当 CR = 70% 时, OMP 的 PRD 值仅为 0.256 8%, 几乎可以忽略不计。图 6 所示为 OMP 算法 70% 压缩率时原始信号与重建信号波形对比, 可以看出使用 OMP 算法 70% 压缩率时信号重建效果良好。

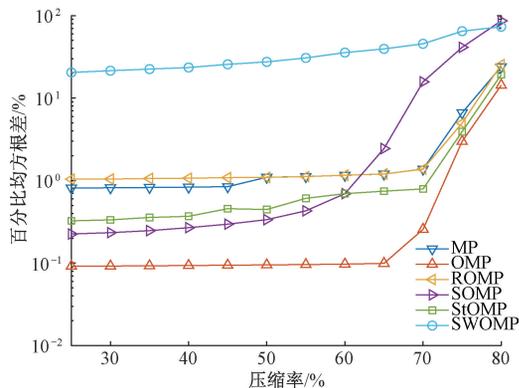


图 5 6 种算法在不同压缩率下对仿真信号重构结果误差对比

Fig. 5 Comparison of reconstruction error results of simulation signals using six algorithms at different compression rates

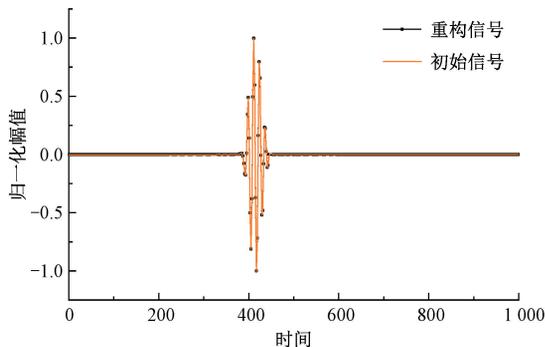


图 6 原始信号与 70% 压缩率重构信号的波形

Fig. 6 The waveform diagram of the original signal and the reconstructed signal with a compression rate of 70%

上述仿真信号的采样频率为 500 kHz, 有 500 个采样点。根据奈奎斯特定理, 采样频率应高于信号中存在的最大频率分量的两倍, 即 $2 \times (\text{中心频率} + \text{带宽}/2)$ 。上述信号的采样频率最小为 176 kHz, 对应采样点为 176 个。

对不同压缩率重构信号 PRD 值的进行对比, 在 70%

压缩率时重构误差仅为 0.256 8%, 几乎可以忽略不计。此时仅用了 150 个采样点就足以准确重构信号, 证明了压缩感知算法可以突破奈奎斯特采样定理, 在 FMC 的数据压缩中发挥重要作用。

3.2 信号稀疏分解及结果分析

信号的稀疏分解在压缩感知过程中至关重要, 直接决定了信号处理的质量与效率。不同稀疏矩阵的信号稀疏度不同, 信号进行稀疏分解后得到的非零值个数也不同, 会对重建结果有一定的影响。为了定量评价各稀疏变换的稀疏度, 采用介于 l_0 范数与 l_1 范数之间的稀疏性计算方法, 即:

$$Sparseness(\theta) = \frac{\sqrt{N} - \left(\sum_{i=1}^N |\theta_i| \right) / \sqrt{\sum_{i=1}^N \theta_i^2}}{\sqrt{N} - 1} \quad (11)$$

式中: θ_i 是变换后的各系数 ($0 < \theta_i < 1$), 越接近 1, 说明信号的稀疏度越好。

为筛选出最优稀疏基, 选用离散傅里叶基 (discrete Fourier transform, DFT)、离散余弦基 (discrete cosine transform, DCT) 和小波基 (discrete wavelet transform, DWT) 等正交基对回波信号进行稀疏变换, 分析并对比稀疏度计算结果。其中 DFT、DCT 和 4 层 db4 小波基对应的稀疏度分别为 0.595 19、0.640 39 和 0.874 55, 显然 DWT 对超声相控阵信号的稀疏分解效果更好。由于基函数类型与分解层数都会直接影响稀疏效果, 接下来, 采用 db、Sym 和 bior 小波基再次进行上面的操作, 并将分解层数设定为 2~6 层。对比计算结果可知, 所有小波基的稀疏度普遍高于 DFT 和 DCT 的稀疏度, 其中在 2 层分解的 db1 小波基上取得最低的稀疏度, 为 0.833 0, 在 3 层分解的 db10 小波基上取得最高的稀疏度, 达到了 0.898 83。图 7 所示为 DFT、DCT、2 层分解 db1、3 层 db10 四种稀疏基在不同压缩率下重构结果误差对比, 可以看出稀疏度越大, 重构精度越高, 3 层分解的 db10 小波基有着最高的稀疏度和重构精度。

测量矩阵能够将高维信号有效地压缩到低维空间, 保留足够的信息以便后续重建, 在稀疏分解中发挥重要的作用。同时测量矩阵的选择对压缩感知算法的重构精度有着很大的影响。因此, 为了提高信号重构精度, 需要选出适合先前选择的最优稀疏基的测量矩阵。

使用非相干性作为衡量观测矩阵好坏的指标, 使用随机高斯矩阵作为观测矩阵时非相干性 μ 为 4.1, 而伯努利和部分哈达玛矩阵分别为 5.7 和 10.3。当 $\mu = 1$ 时测量到最大的非相干性, 因此随机高斯矩阵更适合作为 3 层分解的 db10 小波基的观测矩阵。然而, 在管道超声导波成像场景中, 超声信号在管壁中呈螺旋状传播, 其传播路径与直线模型存在显著差异。如果仍然仅使用传统随机测量矩阵, 可能会忽略曲率效应带来的导波波速、相

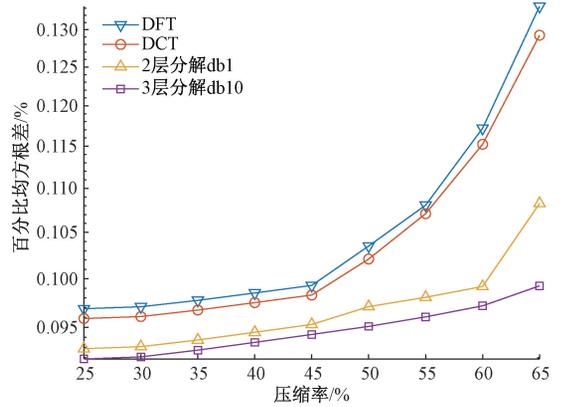


图7 4种稀疏基在不同压缩率下重构结果误差对比
Fig. 7 Comparison of reconstruction result errors of four sparse bases under different compression rates

位及能量分布差异, 导致观测矩阵与实际传播模型存在偏差。为此, 本文进一步提出了一种曲率加权测量矩阵: 在传统随机高斯矩阵的基础上引入管道几何参数, 通过加权方式编码导波的螺旋传播特性, 从而在保持低非相干性的同时, 提高测量算子与实际物理传播模型的一致性。

为了降低曲率效应对压缩感知信号重构的影响, 本文构建了曲率加权矩阵。曲率加权矩阵由曲率加权因子 W 和随机高斯矩阵 Φ_0 组成:

$$\Phi = W \cdot \Phi_0 \quad (12)$$

本文采用 16 个周向均匀分布传感器, 曲率效应导致模态耦合强度随周向角度 θ 呈周期性变化。曲率加权因子 W 设计为对角矩阵, 对角元素表达式为:

$$W_{ii} = 1 + \gamma \cdot K \cdot \cos\theta_n \quad (13)$$

式中: γ 是曲率权重关联系数; K 是管道的曲率; θ_n 是第 n 个观测通道对应的周向角度。

接着使用改造后的曲率加权测量矩阵、随机高斯矩阵、伯努利和哈达玛矩阵回波信号进行压缩重构, 如图 8 所示。与盲目使用高斯随机矩阵相比, 该测量设计能显著提高在低采样下的稀疏恢复性能。

4 成像结果及对比分析

通过对仿真信号压缩重构的结果分析, 选择 3 层分解的 db10 小波作为稀疏基, 采用改进后曲率加权矩阵作为观测矩阵, OMP 算法作为重构算法分别对一维回波信号、全矩阵和稀疏矩阵数据进行压缩重构, 得出一维信号在 75% 压缩率重构信号的 PRD 值为 2.815%, 一维信号在 80% 压缩率重构信号的 PRD 值为 14.135%。

为了分析图像的重构效果, 使用峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 作为评价标准:

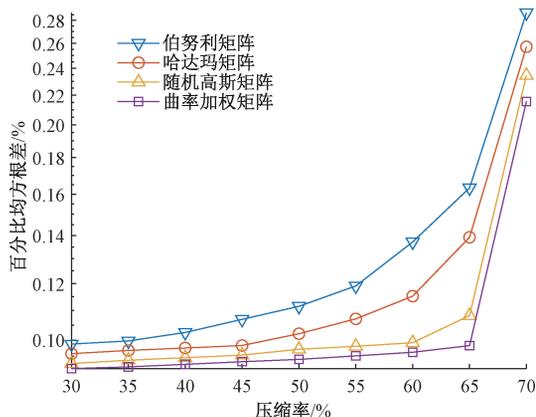


图 8 4 种观测矩阵在不同压缩率下重构结果误差对比
Fig. 8 Comparison of reconstruction result errors for four observation matrices at different compression rates

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (14)$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [f(i,j) - h(i,j)]^2 \quad (15)$$

式中: f 是原始图像; h 是重构图像。PSNR 越大表示重构精度越高。

将管道壁展开为平面图形,用全聚焦算法对管道缺陷进行成像。管道单缺陷的全聚焦成像结果如图 9 所示。全聚焦成像的缺陷位置位于 1 030~1 080 mm,周向位置位于 80°~100°,通过缺陷全聚焦成像结果即可确定缺陷的具体位置。

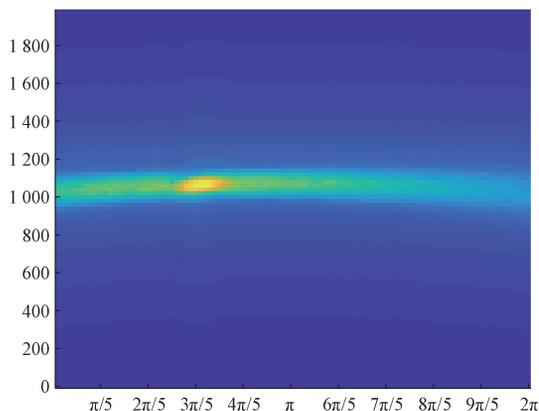


图 9 全矩阵 TFM 成像结果
Fig. 9 Full matrix TFM imaging results

使用高斯随机矩阵和曲率加权矩阵分别对全矩阵数据进行 75% 压缩比的压缩重构,得到的成像结果如图 10、11 所示。图 10 中 PSNR = 68.450 5 dB,图 11 中 PSNR = 66.450 5 dB,结果进一步表明在高压压缩率下曲率加权矩阵对管道超声导波信号的稀疏恢复性能强于随机高斯矩阵。

由图 10、11 可以看出,在 75% 压缩重构图像与原图

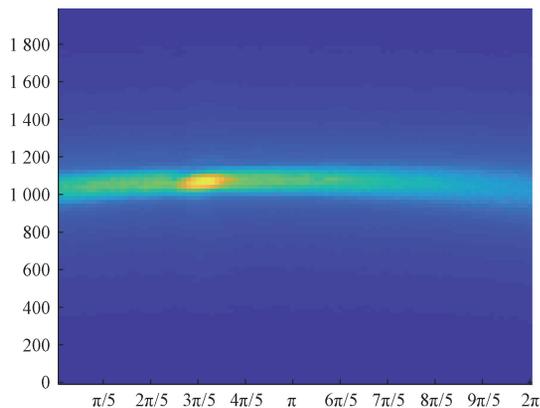


图 10 75% 压缩比曲率加权矩阵 CS-TFM 成像结果
Fig. 10 75% compression ratio curvature weighted matrix CS-TFM imaging results

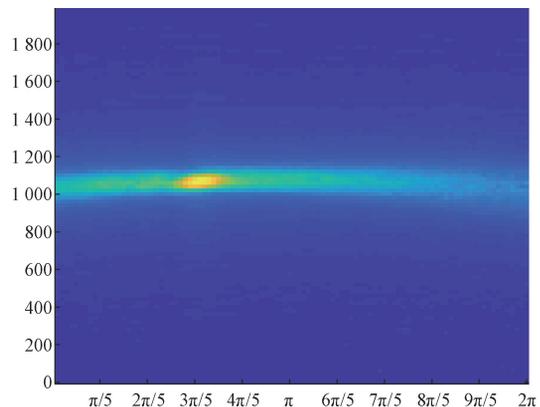


图 11 75% 压缩比高斯矩阵 CS-TFM 成像结果
Fig. 11 75% compression ratio Gaussian matrix CS-TFM imaging results

像没有太大的差异。

接着对全矩阵数据进行 80% 压缩比的压缩重构,得到的成像结果如图 12 所示,图像的 PSNR = 14.380 2 dB,随着压缩率的提高,图像已经不能很好的恢复了,全聚焦图像效果明显变差,不能满足检测需求。

然后使用 8 个发射阵元,16 个接收阵元的稀疏矩阵数据进行全聚焦成像,结果如图 13 所示,图像的 PSNR = 48.525 9 dB。

接着对稀疏矩阵数据进行 75% 压缩比的压缩重构,得到的图像如图 14 所示,图像的 PSNR = 47.382 6 dB。由成像的结果可以得出,与全矩阵图像相比,稀疏矩阵全聚焦成像和经过压缩重构处理后的全聚焦成像依然可以明确的识别出缺陷位置,保留了缺陷的主要特征。

使用该成像框架继续对管道多缺陷超声导波信号进行成像,结果如图 15、16 所示。对多个缺陷的压缩重构

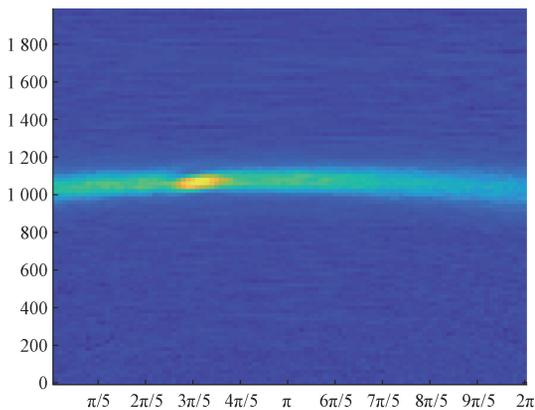


图 12 80%压缩比全矩阵 CS-TFM 成像结果

Fig. 12 80% compression ratio full matrix CS-TFM imaging results

率来优化成像分辨率。

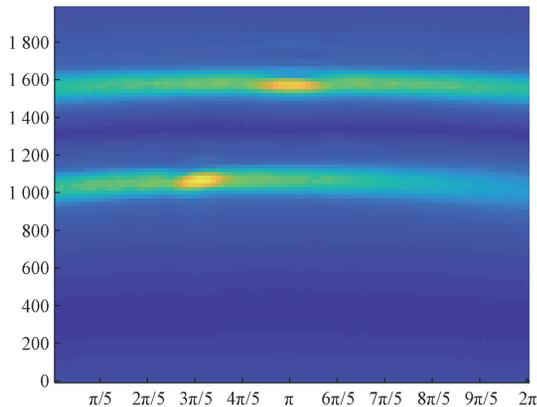


图 15 多缺陷全矩阵 TFM 成像结果

Fig. 15 Multi-defect full matrix TFM imaging results

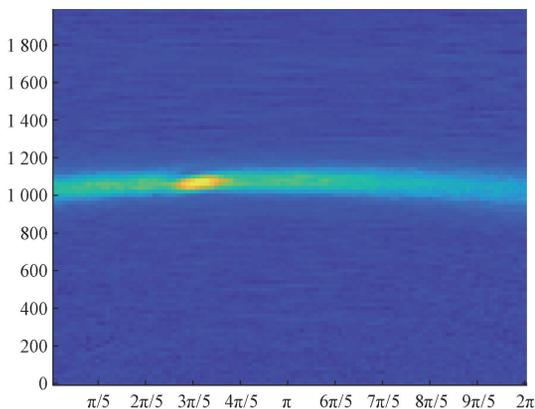


图 13 稀疏矩阵 TFM 图成像结果

Fig. 13 Sparse matrix TFM imaging results

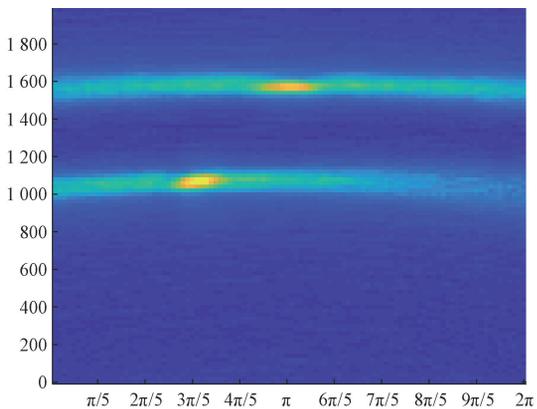


图 16 多缺陷稀疏矩阵 CS-TFM 成像结果

Fig. 16 Multiple defect sparse matrix CS-TFM imaging results

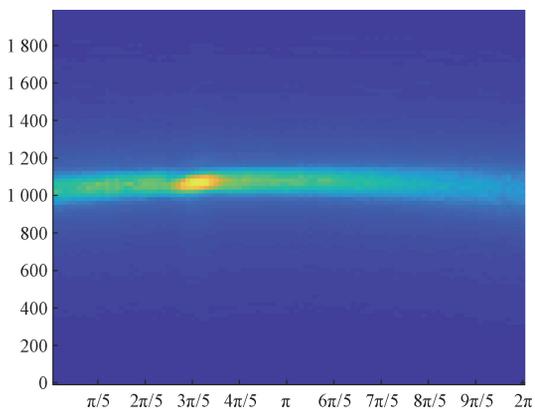


图 14 75%压缩比稀疏矩阵 CS-TFM 成像结果

Fig. 14 75% compression ratio Sparse matrix CS-TFM imaging results

成像运行时间对比如表 1 所示,由表 1 可知,随着有效发射阵元数量的减少,稀疏矩阵全聚焦成像和压缩重构的运行时间都减少了将近 60%,成像速度大幅度提高,成像的质量稍有降低。而全矩阵数据压缩重构所需要的时间较长,通过稀疏矩阵的方式可以减少数据量,同时还能提高压缩重构的处理速度。

表 1 运行时间对比

Table 1 Comparison of runtime

运行方法	运行时间/s
全矩阵全聚焦成像	30.48
稀疏矩阵全聚焦成像	12.19
全矩阵数据压缩感知	269.91
稀疏矩阵数据压缩感知	106.57

5 结 论

本文针对全聚焦成像信号存储、传输过程中数据量

后的成像效果明显降低,因为有效信号长度的增加使得高压缩率下对信号的压缩重构效果降低,需要降低压缩

大和成像速度慢等问题,通过仿真实验,研究了基于压缩感知和稀疏矩阵的管道缺陷全聚焦快速成像方法。

仿真实验中,使用 6 种贪婪算法对回波信号进行重构缺陷,结果表明 OMP 算法的表现明显优于其他方法,并能通过低于奈奎斯特极限的测量点数实现信号和图像的准确重构。然后,通过稀疏度计算和相干性比较选定最优的稀疏基和观测矩阵,构造了曲率加权观测矩阵来减少曲率对管道超声导波信号压缩重构的影响。最优条件下,对该管道单缺陷和双缺陷进行全聚焦成像,在 75% 压缩率时的全聚焦成像即可以满足检测要求。最后,通过对比全矩阵和稀疏矩阵的全聚焦成像时间以及压缩感知算法处理时间,得出稀疏矩阵可以提高 60% 的运行速度,有效提高了成像速度,同时为降低检测系统的复杂性和硬件要求提供了新的思路。

参考文献

- [1] ZHOU ZH G. Research on phased array ultrasonic total focusing method and its calibration [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(10) : 1-7.
- [2] NANEKAR P, JOTHILAKSHMI N, JAYAKUMAR T. Ultrasonic phased array examination of circumferential weld joint in reactor pressure vessel of BWR[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2013, 265: 366-374.
- [3] 李靖, 李忠虎, 张鑫宇, 等. 管道缺陷检测全聚焦数据处理及成像方法研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(17) : 153-158.
LI J, LI ZH H, ZHANG X Y, et al. Research on full focusing data processing and imaging method for pipeline defect detection [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(17) : 153-158.
- [4] ZHU W, XIANG Y, ZHANG H, et al. Super-resolution ultrasonic Lamb wave imaging based on sign coherence factor and total focusing method[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 190: 110121.
- [5] 张鑫宇, 范惜梅, 李忠虎, 等. 管道超声相控阵全聚焦成像仿真及算法优化[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(6) : 151-156.
ZHANG X Y, FAN X M, LI ZH H, et al. Simulation and algorithm optimization of full focusing imaging for pipeline ultrasonic phased array [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(6) : 151-156.
- [6] 赵新玉, 唱晓宇, 张佳莹. 双探头梯形矩阵聚焦成像方法[J]. *振动. 测试与诊断*, 2024, 44(2) : 280-283, 408-409.
ZHAO X Y, CHANG X Y, ZHANG J Y. Double-probe trapezoidal matrix focused imaging method[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2024, 44(2) : 280-283, 408-409.
- [7] 曾邱毓晨, 吴文焘, 李平. 渐进式频率-波数域全聚焦超声成像[J]. *声学学报*, 2022, 47(5) : 663-674.
ZENG Q Y CH, WU W T, LI P. Progressive full-focusing ultrasonic imaging in frequency-wavenumber domain[J]. *Acta Acustica*, 2022, 47(5) : 663-674.
- [8] PIEDADE L P, PAINCHAUD-APRIL G, LE DUFF A, et al. Compressive sensing strategy on sparse array to accelerate ultrasonic TFM imaging [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2023, 70(6) : 538-550.
- [9] 吴婵娟, 应恺宁, 戴鹭楠, 等. 基于 ZYNQ 加速的激光超声全聚焦成像技术研究[J]. *中国激光*, 2023, 50(18) : 260-270.
WU CH J, YING K N, DAI L N, et al. Research on ZYNQ-accelerated laser ultrasonic full-focusing imaging technology [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(18) : 260-270.
- [10] 王彤彤, 孙灵芳. 基于改进 CoSaMP 的管道污垢超声检测信号的压缩重构研究[J]. *机械强度*, 2020, 42(6) : 1316-1322.
WANG T T, SUN L F. Research on compressive reconstruction of ultrasonic detection signals for pipeline fouling based on improved CoSaMP [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2020, 42(6) : 1316-1322.
- [11] LIU Y Y, ZHOU R Q, WANG Z G, et al. Ultrasonic detection of aliased signal separation based on adaptive feature dictionary and K-SVD algorithm for protective coatings of assembled steel structure [J]. *Coatings*, 2023, 13(7) : 1239.
- [12] 程涛, 杨明, 吴小龙. 基于压缩感知的兰姆波下采样和损伤定位[J]. *机械设计与制造*, 2024(4) : 77-80.
CHENG T, YANG M, WU X L. Down sampling and damage localization of Lamb waves based on compressed sensing [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2024(4) : 77-80.
- [13] 颜上取, 汤昊, 刘备, 等. 基于压缩感知的 HIFU 回波信号降噪研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(11) : 19-25.
YAN SH Q, TANG H, LIU B, et al. Research on denoising of HIFU echo signals based on compressed sensing [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(11) : 19-25.
- [14] 白志亮, 陈世利, 贾乐成, 等. 基于贪婪算法的汽轮机叶轮相控阵信号压缩感知[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(18) : 33-41.
BAI ZH L, CHEN SH L, JIA L CH, et al. Compressed sensing of phased array signals for steam turbine impellers based on greedy algorithm [J]. *Journal of Mechanical*

- Engineering, 2018, 54(18): 33-41.
- [15] BAI Z, CHEN S, XIAO Q, et al. Compressive sensing of phased array ultrasonic signal in defect detection: Simulation study and experimental verification [J]. Structural Health Monitoring, 2018, 17(3): 434-449.
- [16] XU Q, WANG H, TIAN G, et al. Compressive sensing of ultrasonic array data with full matrix capture in nozzle welds inspection[J]. Ultrasonics, 2023, 134: 107085.
- [17] TAN X, ZHANG G. Research on surface defect detection technology of wind turbine blade based on UAV image[J]. Instrumentation, 2022, 9(1): 41-48.
- [18] 刘轩, 吕炎, 边策, 等. 管道电磁超声传感器阵列检测技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(11): 24-32.
LIU X, LYU Y, BIAN C, et al. Research on pipeline detection technology based on electromagnetic ultrasonic sensor array[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11): 24-32.
- [19] 王雪琼, 郭静波. 动态压缩感知理论研究综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10): 1-16.
WANG X Q, GUO J B. Review of theoretical research on dynamic compressed sensing [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(10): 1-16.
- [20] 程亚楠, 万生鹏, 吕纬龙, 等. 基于改进压缩感知技术的 Φ -OTDR 系统研究[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(3): 82-87.
CHENG Y N, WAN SH P, LYU W L, et al. Research on Φ -OTDR system based on improved compressed sensing technology[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(3): 82-87.
- [21] 康亚轩, 陈俊超, 龚真珍, 等. 面向非规则界面双层介质的超声全聚焦成像[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 307-315.
KANG Y X, CHEN J CH, GONG ZH ZH, et al. Ultrasonic full-focusing imaging for two-layer medium with irregular interface[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 307-315.
- [22] WANG C, ZHU T, YANG B, et al. A study of fatigue surface crack propagation paths of aluminum alloy butt welds using a phased-array total-focus imaging technique [J]. Theoretical and Applied Fracture Mechanics, 2024, 133: 104572.

作者简介



王志, 2022 年于山东理工大学获得学士学位, 现为内蒙古科技大学硕士研究生, 主要研究方向为无损检测。

E-mail: 1339002884@qq.com

Wang Zhi received his B. Sc. degree from Shandong University of Technology in 2022. Now he is a M. Sc. candidate at Inner Mongolia University of Science and Technology. His main research interest includes non-destructive testing.



李志虎(通信作者), 1993 年于武汉大学获得学士学位, 2008 年于北京科技大学获得硕士学位, 现为内蒙古科技大学教授, 主要研究方向为无损检测、机电设备故障诊断。

E-mail: lizhonghu@imust.edu.cn

Li Zhonghu (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wuhan University in 1993, and M. Sc. degree from the University of Science and Technology Beijing in 2008. Now he is a professor at Inner Mongolia University of Science and Technology. His main research interests include non-destructive testing and fault diagnosis of electromechanical equipment.