

基于希尔伯特半张量压缩感知的亚采样率采集技术

徐博¹ 唐浩¹ 严家霖¹ 王咸鹏^{*1} 韩太林²

(1. 海南大学信息与通信工程学院, 海南海口 570228; 2. 长春理工大学电子信息工程学院, 吉林长春 130400)

摘要: 为了解决在无线分布式瞬态压力测试中高采样率带来的数据冗余和无线资源受限间的矛盾, 压缩感知方法被提出在编码端实现冗余数据的压缩采样。但每个节点均需存储高维压缩感知观测矩阵, 给无线节点的有限资源带来了新的挑战。基于半张量积的压缩感知技术在编码端利用半张量理论突破矩阵乘法维度的限制, 显著降低观测矩阵的维度, 但会在一定程度上损失信号的有效信息, 且降低倍数优先。本文提出基于希尔伯特半张量压缩感知, 利用希尔伯特与傅里叶变换的正交空间对冲击波信号进行能量逼近, 增强稀疏表达与观测矩阵的不相干性, 以此减少半张量积运算带来的观测损失, 同时在重构算法中提出一种无先验信息的最优原子选择策略, 利用能量正则化对变换后的数据的“能量”进行惩罚, 提高原子支撑集选择的准确性。最后, 提出变步长更新策略, 使得重构算法在更新支撑集的过程中动态调整步长, 降低原子选择时间, 提高运行效率。通过对多量程实测炮口冲击波信号的仿真结果分析, 本文提出的方法相较于奈奎斯特采样可以实现降低采样率, 减少数据总量, 保障通信的实时性, 且相较于传统压缩感知技术, 在观测矩阵维度减少到原来的二分之一时仍可以保证解码端的高精度重构, 重构误差低于 $1e-6$, 且重构时间缩短约87%。此外, 本文提出的方法可应用于分布式无线传输系统的高维信号采集, 可以解决冗余数据和有限网络资源之间的矛盾。

关键词: 半张量压缩感知; 希尔伯特变换; 冲击波信号; 高精度重构

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.12466/xhcl.2024.10.009

引用格式: 徐博, 唐浩, 严家霖, 等. 基于希尔伯特半张量压缩感知的亚采样率采集技术[J]. 信号处理, 2024, 40(10): 1846-1854. DOI: 10.12466/xhcl.2024.10.009.

Reference format: XU Bo, TANG Hao, YAN Jialin, et al. Sub-sampling rate acquisition based on Hilbert semi-tensor compressed sensing[J]. Journal of Signal Processing, 2024, 40(10): 1846-1854. DOI: 10.12466/xhcl.2024.10.009.

Sub-Sampling Rate Acquisition Based on Hilbert Semi-Tensor Compressed Sensing

XU Bo¹ TANG Hao¹ YAN Jialin¹ WANG Xianpeng^{*1} HAN Tailin²

(1. School of Information and Communication Engineering, Hainan University, Haikou, Hainan 570228, China;

2. School of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130400, China)

Abstract: To address the contradiction between data redundancy and limited wireless resources caused by high sampling rates in wireless distributed transient pressure testing, a compressive sensing method is proposed to realize compressed

收稿日期: 2024-05-07; 修回日期: 2024-06-15

*通信作者: 王咸鹏 wxpeng2016@hainanu.edu.cn *Corresponding Author: WANG Xianpeng, wxpeng2016@hainanu.edu.cn

基金项目: 海南省自然科学基金(123QN182); 海南大学科研启动基金项目(KYQD(ZR)23143)

Foundation Items: Supported by Hainan Provincial Natural Science Foundation of China (123QN182); Hainan University research start-up fund project (KYQD(ZR)23143)

sampling of redundant data at the encoding end. However, storing high-dimensional compressed sensing observation matrices at each node poses new challenges for the limited resources of wireless nodes. Compressive sensing technology based on the semi-tensor product utilizes semi-tensor theory at the encoding end to overcome the limitation of matrix multiplication dimensions, drastically reducing the dimension of observation matrices. However, some essential signal information may be lost, and the multiple priority may be reduced. This study proposes a compressive sensing method based on the Hilbert semi-tensor, utilizing the orthogonal space of Hilbert and Fourier transform to approximate the energy of shock wave signals, enhancing the incoherence between sparse representation and observation matrices, thus reducing observation loss due to semi-tensor product operations. Furthermore, an optimal atom selection strategy without prior information is proposed in the reconstruction algorithm, penalizing the “energy” of transformed data using energy regularization to improve the accuracy of atom support set selection. Finally, a variable step update strategy is proposed to dynamically adjust the step size when updating the support set in the reconstruction algorithm, reducing the time for atom selection and improving operational efficiency. The analysis of the simulation results of multi-range measured muzzle shock wave signals revealed that the proposed method can achieve a lower sampling rate compared to Nyquist sampling, reducing the total amount of data and ensuring real-time communication. Furthermore, compared to traditional compressive sensing technology, high-precision reconstruction at the decoding end can still be guaranteed, even when the dimension of the observation matrix is reduced by half, with reconstruction errors below $1e-6$ and a reduced reconstruction time of approximately 87%. Additionally, the proposed method can be applied to high-dimensional signal acquisition in distributed wireless transmission systems, effectively addressing the contradiction between redundant data and limited network resources.

Key words: semi-tensor compressed sensing; Hilbert transform; shock wave signal; high-precision reconstruction

1 引言

为了有效测量火炮发射过程中炮口产生的冲击波信号,中国国家军事标准 GJB2971-97 要求每个节点的采样率大于 1 MSa/s 。以某炮口冲击波实际试验为例,采集时间为 2 s ,其中冲击波信号的上升时间仅为约 $10 \mu\text{s}$ 。可以看出,其最高频率达到 100 kHz ,在整个采集时间段中所占比例较小^[1]。当以持续高采样率采样时,测试信号中的有效信息成分只占很小的比例,而大部分数据是过采样产生的冗余数据^[2]。随着分布式布测节点的增多,大量冗余数据的存储和传输给无线节点资源和无线通信带宽带来了巨大压力^[3]。

针对大量冗余数据与无线传感器节点资源有限之间的矛盾,国内外研究人员提出了许多解决方案,例如数据压缩^[4]、数据聚合技术^[5-6]和亚奈奎斯特采样技术^[7]等。其中,以压缩感知理论为代表的亚奈奎斯特采样技术在图像处理^[8]、视频压缩^[9]、心电信号采集^[10-12]、无线通信传输^[13]、物联网信号处理^[14]、分布式无线传感网络^[15]、卫星遥感成像^[16-17]等领域已经证实,在低于奈奎斯特采样率的情况下能够对多余的数据进行压缩采样,而且在解码端能够以高概率重构出高精度近似信号。由于冲击波信号信息密度低,可以构造某一稀疏基对时域信号进行稀疏表示,并使用压缩传感技术来实现对冲击波信号进行压缩采样。例如,文献[1]提出了冲击波压缩传感采集技术。文献[1]针对瞬态冲击波的采集重构方法进行

改进,虽在解码端信号的重建精度和效率都有所提高,但在实际冲击波测试领域,改进部分侧重于算法的性能,而没有考虑编码端资源有限的问题。此外,现有算法中稀疏基的构造对信号稀疏性的挖掘不够充分,导致少量观测点不足以获取信号的完整特征,因而,信号重构时,重构精度不理想。

综上所述,压缩感知技术可以解决无线分布式瞬态压力测试系统中高采样率与无线资源受限间的矛盾,但直接应用传统压缩感知技术存在明显不足。每个节点均需保存高维观测矩阵,占据大量内存资源。传统的压缩传感技术通常采用固定的稀疏基,如傅里叶变换^[18]、小波变换^[19]挖掘信号的稀疏性,而冲击波在一定频带范围内有较强的能量分布,此时采用傅里叶基或小波基会导致信号稀疏度差,在解码端通常采用结构简单的经典贪婪算法,虽然计算复杂度低但重构精度差。为解决以上问题,本文提出基于希尔伯特半张量压缩感知的冲击波亚采样率采集技术。首先,利用半张量乘法突破矩阵乘法维度的限制,在编码端显著降低观测矩阵的维度。其次,提出在希尔伯特与傅里叶变换的正交空间对信号能量进行逼近,增加观测矩阵和稀疏矩阵之间的不相关度,在编码端信号获得更加稀疏的表达,进而减少观测矩阵的观测数。最后,利用能量正则化思想和变步长选择策略提出一种改进型压缩采样匹配追踪算法,降低原子误选率和算法计算资源,且不受限于稀疏先验信息。

本文的其余部分安排如下。第2节,原理说明。第3节,介绍压缩采样匹配追踪算法及其改进。第4节,描述半张量压缩感知和改进算法的实验及实际测试中的应用。第5节,结论部分。

2 基础理论

2.1 半张量压缩感知模型

压缩感知(Compressed Sensing, CS)是一种有效获取信息的方法,它充分考虑了信号的稀疏性与非相干性。其目的是从低维观测信号中恢复高维原始稀疏信号^[20]。压缩感知问题是指在给定了观测数据 y 以及观测矩阵 $\Phi(M \times N)$ 以后,对欠定方程组进行求解,其求解过程如下式。

$$y = \Phi x \quad (1)$$

通常情况下,对于信号 x 并不具有自身的稀疏性,因此必须在某种稀疏基上对其进行稀疏表示。

$$x = \Psi \theta \quad (2)$$

然而,由观测到的信号 y 来重构原始信号 x 是重构算法需要解决的一个重要问题,一般可以用以下方法来解决:

$$\hat{x} = \operatorname{argmin} \|x\|_0 \text{ s.t. } y = \Phi x \quad (3)$$

半张量积运算是一种新的矩阵乘法运算,它是介于矩阵乘法和张量积之间的一种运算,该运算将矩阵的普通乘法推广到任意两个矩阵,这种推广不仅保持了原矩阵乘法的所有基本性质,而且使矩阵方法便于应用于高维数组及非线性问题^[21]。矩阵的半张量积定义如下:

定义1 将 T 设为 np 维的行向量,而 X 设为 p 维的列向量。把 T 划分为长度分别相等的块 T^1, T^2, \dots, T^p ,并且每个块都是 n 维的行向量。半张量积可以定义为:

$$T \times X = \sum_{i=1}^p T^i x_i \quad (4)$$

定义2 设 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}, B \in \mathbf{R}^{p \times q}$,如果 n 是 p 的因子,或者 p 是 n 的因子,则:

$$T = A \times B \quad (5)$$

T 表示 A 和 B 的STP, $T^j = \operatorname{Row}_i(A) \times \operatorname{Col}_j(B)$, $i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, q$ 。对于定义2,设 n 是 p 的因子 $p=nt, a_{ij} \in A, b_{ij} \in B$ 。然后展开:

$$T = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{p1} & \cdots & b_{pq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} B^{11} & \cdots & B^{1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ B^{n1} & \cdots & B^{nq} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $B^{ij}(i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, q)$ 表示将矩阵 B

的第 j 列分成 n 个块的结果, B_{ij} 是一个长度为 t 的列向量。因此,根据定义1,有如下形式:

$$T = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n a_{1i} B^{i1} & \cdots & \sum_{i=1}^n a_{1i} B^{iq} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n a_{mi} B^{i1} & \cdots & \sum_{i=1}^n a_{mi} B^{iq} \end{bmatrix} \quad (7)$$

以冲击波信号为例说明半张量压缩感知模型。设长度为 N 的冲击波信号 $x \in \mathbf{R}^{(N \times 1)}$,通过半张量积运算,测得压缩采样之后冲击波信号的数学表达为:

$$y = \Phi \times x \quad (8)$$

式中, \times 代表半张量积, $x \in \mathbf{R}^N, y \in \mathbf{R}^M, \Phi \in \mathbf{R}^{M/t \times N/t}$ 是半张量测量矩阵, t 为半张量测量矩阵的列数与原始信号长度的倍数关系。在测量值 y 长度相同的情况下,STP-CS测量矩阵的存储空间仅为传统CS的 $1/t^2$,如图1所示。当 $t=1$ 时,公式(8)变为公式(1),即 $y = \Phi x$,为传统CS。

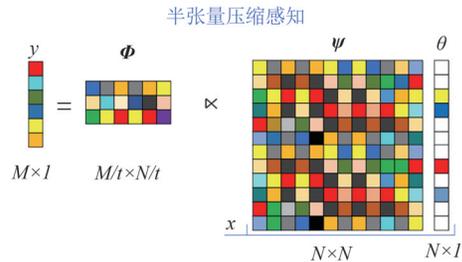


图1 半张量压缩感知模型

Fig. 1 Semi-tensor compressive sensing model

2.2 希尔伯特变换

在数学与信号处理的领域中,一个实值函数 $x(t)$,其Hilbert变换记作 $\hat{x}(t)$,将其定义为:

$$\hat{x}(t) = H[x(t)] = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (9)$$

式中, H 为希尔伯特变换。由上述的转换公式可知,希尔伯特变换后的结果 $\hat{x}(t)$ 是在一个线性时不变系统中,输入为 $x(t)$ 时,经过此系统时的输出。所以,该系统的冲激响应如下:

$$h(t) = \frac{1}{\pi t} \quad (10)$$

希尔伯特变换可以被看作是把原信号经过滤波器或者转向器,且该系统的冲激响应为 $h(t)$ 。然后对 $h(t)$ 作傅里叶变换,可以得到

$$H(\omega) = \begin{cases} -j, & \omega > 0 \\ 0, & \omega = 0 \\ j, & \omega < 0 \end{cases} \quad (11)$$

实值函数 $x(t)$ 的希尔伯特变换表示为:

$$\hat{X}(\omega) = \begin{cases} -jX(\omega), & \omega > 0 \\ 0, & \omega = 0 \\ jX(\omega), & \omega < 0 \end{cases} \quad (12)$$

公式(12)表明,在希尔伯特变换之后,信号自身的频谱幅度值与其原来本身的频谱幅度值一样,只是负频率相位偏移了+90°,以及正频率相位偏移了-90°。在希尔伯特映射空间中,信号可以被表征正交基线性表示,使变化后的冲击波信号表现的更加稀疏。另外,利用希尔伯特映射的互补空间,从而可以多个角度捕获信号的能量,增强信号特性。

3 提出的方法

3.1 整体流程

如前所述,利用压缩感知框架,对于任何一个能够在某些基上进行稀疏表达的信号,通过少量的随机线性观测值就可以精确重构出该信号。本节提出基于希尔伯特半张量压缩感知的冲击波信号亚采样率采集框架。如图 2 所示,具体方案如下:

- 1) 基于半张量压缩感知框架对原始高维冲击波信号 x 进行降采样观测,获得低维观测信号 y ;
- 2) 利用上述希尔伯特变换和小波变换构建双稀疏基,提高与观测矩阵间的不相关性;
- 3) 提出改进重构算法,减少半张量积运算带来的精度损失及提高算法运行效率;
- 4) 利用 2) 和 3) 对低维观测信号 y 进行重构,获得接近原始信号 x 的高维重构近似信号 x' 。

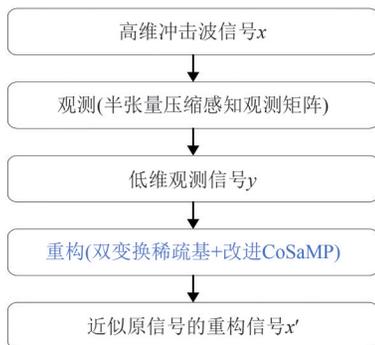


图 2 基于希尔伯特半张量压缩感知的冲击波信号亚采样率采集框架

Fig. 2 A sub-sampling rate acquisition framework for shock wave signals based on Hilbert semi-tensor compressive sensing

3.2 改进的重构算法

压缩采样匹配追踪 (Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP) 算法采用了回溯的思想来提高候选集原子的准确度,但仍有以下缺陷:(1)每

一次迭代都需要先选取 $2K$ 个原子,再将其与现有的支撑集的 K 个原子进行组合,得到最终的候选集,这样会浪费原子预选时间。同时,在每一次迭代过程中,对信号做最小二乘估计时的运算量会增加;(2)此算法是在充分利用原始信号的先验稀疏性信息的前提下,对初始原子集的大小和算法迭代的最大次数进行控制,从而降低了重构的准确性,提高了计算的复杂性,同时也制约了其在工程上的实用性。

为了解决以上问题,本文提出一种无先验信息的最优原子选择策略,拟采用能量正则化的方法,实现对候选原子集中原子数目的调控,伪代码如算法 1 所示。首先,利用能量正则化方法对列向量筛选出最大的 $2S$ 个原子 (S 为步长参数) 作为候选集 J 。已知向量 $u (u \in \mathbf{R}^N)$, 如果对任意的 $i, j \in J$, 则有:

$$|u(i)| \leq 2|u(j)| \quad (13)$$

算法 1 改进的 CoSaMP 算法

输入: 传感矩阵 A , 观测信号 y , 步长 S

输出: 原始信号 x 的 K -稀疏近似 \hat{x}_k

初始化: $\theta \leftarrow []$, $r \leftarrow y$, $k \leftarrow 0$,

$J \leftarrow []$, $\hat{K} \leftarrow S$, $\text{stg_idx} \leftarrow 1$

迭代:

$k \leftarrow k + 1$

迭代次数

$u \leftarrow A^T \times r$

内积计算和记录指标值

$J \leftarrow \text{supp}(|u|, 2\hat{K})$

确定最大的 $2K$ 索引值

for $i = 1 : 2\hat{K}$

$\text{index_value} = \text{find}(\text{abs}(u(\Omega)) <$

$\text{abs}(u(\Omega(i))) / 2, 1)$

二分法求满足条件的指标值

if index_value

$\text{new_idx} = \text{index_value} - 1$

更新索引值

else

$\text{new_idx} = 2\hat{K}$

计算能量,找到能量最大的指标值

通过能量的选择得到原子指数集

Γ_{k-1}

$T \leftarrow J \cup \Gamma_{k-1}$

合并支持集

$b|_T \leftarrow A^T_T \times y$

使用最小二乘法计算

$\Gamma \leftarrow \text{supp}(|b|, \hat{K})$

信号估计

$\hat{x}_k \leftarrow b_{\Gamma}$

修剪以获得当前支持集

$r \leftarrow y - A \times \hat{x}_k$

更新最终近似

if $\text{norm}(r_k) \geq \text{norm}(r_{k-1})$

$\text{stg_idx} = \text{stg_idx} + 1$

步骤更新次数

$\hat{K} = \text{stg_idx} + S$

阶跃变化

else

$r_{k-1} = r_k$

$\Gamma_k = \Gamma$

直到满足迭代停止条件

输出估计信号 $\theta \leftarrow \hat{x}_k$

将集合 $J \in \{1, 2, \dots, N\}$ 称为 \mathbf{u} 的正则集。在能量正则化算法的实现过程中, 根据 $|\mathbf{u}(i)|$ 的从大到小的排序方式, 将 J 中的元素存进一个数组中, 再对其中的元素进行遍历, 其中的元素是二元数对 $(i, \mathbf{u}(i))$ 。采用二分查找的方法, 实现元素的检索。如果目前有 $|j| < 2S$, 那么在集合 J 中存储二元数对 $(i, \mathbf{u}(i))$; 如果不满足此条件, 就把二元数对 $(i, \mathbf{u}(i))$ 插入集合 J 当中, 再将集合 J 中的最小数组删除。很明显当遍历全部流程之后, 集合 J 中的元素所对应的就是相关系数 \mathbf{u} 的最大 $2S$ 个分量。在传感矩阵中选取最显著的能量相关系数对应的一组原子指标值, 然后保存到新的支撑集中, 并进行二次选择, 这是能量正则化过程的关键。该方法极大地降低了筛选出的原子出错几率, 从而提高了计算精度, 减少了迭代次数。

对算法收敛条件的控制可以采用多阶段变步长法, 在当次的迭代残差能量 $\|r_i\|_2$ 大于上次的迭代残差能量 $\|r_{i-1}\|_2$ 时, 说明目前的重构过程的估计稀疏度较小, 与原始信号的稀疏度有很大差异。在此基础上, 采用步长更新阶段累加的方法来增大支撑集规模, 从而使得其能迅速逼近真实的稀疏度 K , 提高运算效率, 进而摆脱原始信号的稀疏性信息的依赖性。反之, 保留现有的残差及支撑集指标。对于改进的算法不依赖于信号的稀疏度先验信息, 可通过自适应调整原子支撑集的大小实现对未知稀疏度信号的重构。

4 仿真实验与分析

本实验在 CPU2.5GHz, 四核 64 位处理器和 4GB 内存的计算机上, 利用 MATLAB2017a 仿真模拟平台运行, 得到本文的实验结果。

4.1 实验参数配置和分析指标

本文拟选取的 5 psi 传感器和 50 psi 传感器实测炮口冲击波数据作为原始信号, 采用 2 MSa/s 的采样速率, 截取信号长度 $N=4096$, 观测数 $M=1500$, 对所建立的理论模型进行验证, 目的是验证本文的方法在实际应用中的作用效果。通过公式(14)计算出信号的压缩比为 37%, 将半张量压缩感知的降维比设定为 2, 通过降维后的高斯随机观测矩阵 $\Phi \in \mathbb{R}^{750 \times 2048}$ 。

$$\text{CR} = \frac{M}{N} \quad (14)$$

冲击波信号的上升时间短、衰减速度快。因此, 它所蕴含的信息量比较集中, 从图 3 和图 4 可以看出, 在采集的全过程中, 信息密度较低。

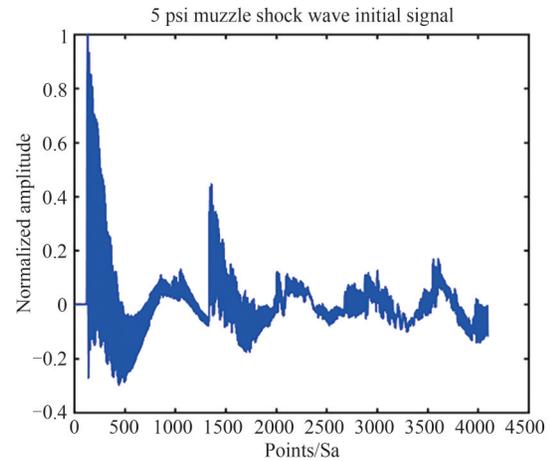


图3 5 psi炮口冲击波原始信号

Fig. 3 Original signals of the 5 psi muzzle shock wave

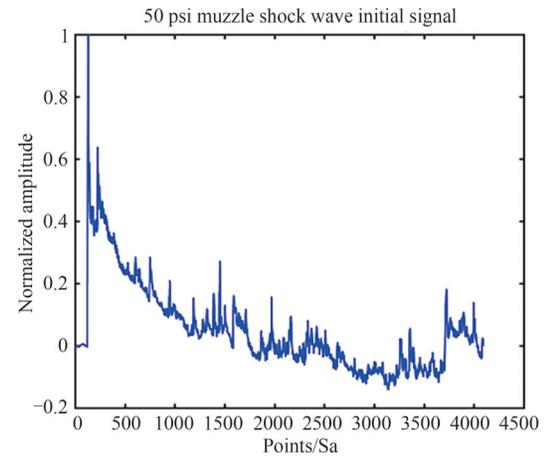


图4 50 psi炮口冲击波原始信号

Fig. 4 Original signals of the 50 psi muzzle shock wave

将重构信号与原信号的重构误差作为判定稀疏信号恢复效果的标准, 其计算方法如式(15), 这里 \hat{x} 为重构后得到的信号, x 为原始信号, $\|\cdot\|_2$ 为 l_2 范数运算。将重构的稀疏信号通过反变换后能够获得重构后的冲击波信号, 同时为了判别重构后的冲击波信号和原信号的相近度, 以相对误差为判别标准, 计算方法如式(16)。将改进前后重构时间的缩短率作为重构效率提高的判定准则, 其计算方法用式(17)表示。

实验中的重构性能指标:

(1) 重构误差:

$$E = \|x - \hat{x}\|_2 \quad (15)$$

(2) 相对误差:

$$\text{RE} = \frac{\|x - \hat{x}\|_2}{\|x\|_2} \quad (16)$$

(3)重构时间缩短率:

$$RT = \frac{t_1 - t_2}{t_1} \quad (17)$$

其中, t_1 为算法优化前重构时间, t_2 为算法优化后重构时间。

4.2 稀疏性分析

为了验证本文提出的希尔伯特与傅里叶变换的正交空间对信号能量进行逼近可以在编码端获得冲击波信号良好的稀疏性。本文通过对不同量程的时域冲击波信号分别采用傅里叶稀疏基、小波稀疏基和本文稀疏方法, 这里定义变换后归一化幅值不低于 0.02 的分量为最终的非零值点, 即近似稀疏度值 K , 得到的稀疏结果如表 1 所示。实验结果表明, 冲击波信号在本文所提的双变换稀疏基下相较于其他稀疏基具有更好的稀疏特性。

表 1 不同稀疏方法的稀疏结果比较

Tab. 1 Comparison of the sparse results of different sparse methods

	傅里叶 稀疏	db10	小波稀疏 sym5	bior1.5	本文 方法
5 psi	734	543	517	507	368
50 psi	220	149	155	160	128

具有瞬态信号特征的冲击波信号能量集中, 在一定频带范围内有较强的能量分布。傅里叶变换是通过全部数据进行频域分析得到的频域结果, 其不具备时间分辨力。为了解决其缺点, 小波变换应运而生。而信号中含有部分噪声和多次冲击波反射振荡结果, 增加了小波变换后非稀疏参数数量。图 5 显示了本文的稀疏方法的结果, 稀疏结果分别为 368 和 128。两种量程的冲击波测试信号经过傅里叶稀疏后, 50 psi 测试信号的稀疏度明显优于 5 psi 测试信号。5 psi 实测信号由于其存在相对集中的谐振频率干扰, 导致其频域内附加了额外的频率成分, 稀疏度明显低于 50 psi 实测信号。

4.3 实测信号改进算法性能分析

为验证本文提出的采集框架性能, 利用半张量压缩感知方案对不同量程的实测冲击波信号分别进行采集, 在解码端利用三种重构算法进行恢复, 重构实验结果如表 2 所示。两种量程的冲击波信号利用本文所提算法的重构误差和相对误差值均优于其他 2 种算法, 即改进后的算法具有更高的重构精度。

此外, 为验证本文所提算法的算法效率, 利用

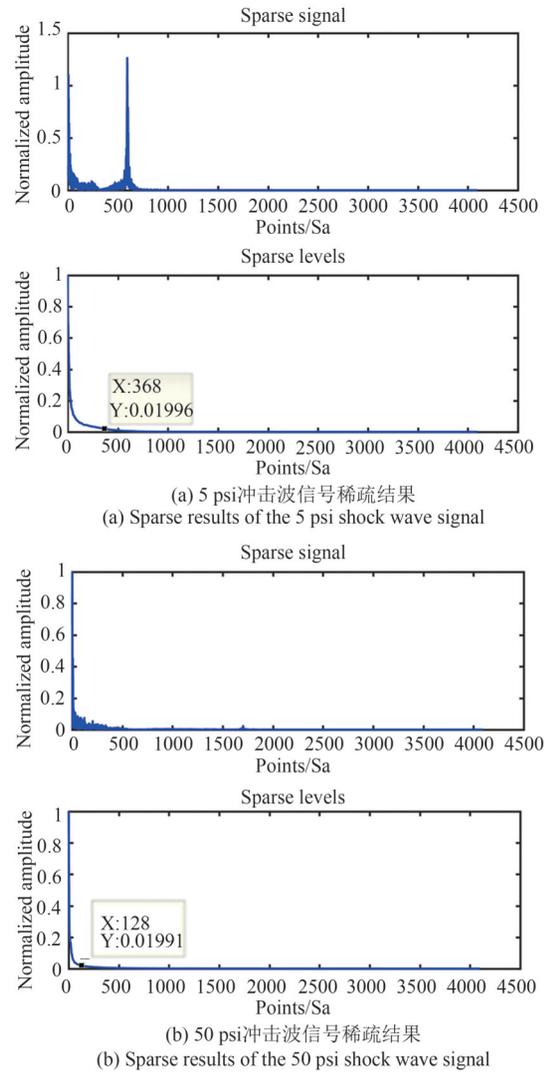


图 5 本文测试信号的稀疏结果

Fig. 5 The sparse results of the test signal after this paper

表 2 50 psi 信号与 5 psi 信号的重构误差及相对误差

Tab. 2 Reconstruction and relative errors of the 50 psi and 5 psi signals

信号	CoSaMP	5 psi SP	改进 算法	CoSaMP	50 psi SP	改进 算法
重构误差	0.1905	0.1994	0.1652	0.0184	0.0177	0.0153
相对误差	0.2055	0.2151	0.1782	0.0605	0.0585	0.0503

50 psi 实测冲击波信号在不同观测数下分别重复 100 次实验得到重构时间, 并与改进前的 CoSaMP 算法对比。利用公式 (17) 计算得到重构时间缩短率, 具体实验结果如表 3 所示。本文提出的算法相较于改进前, 在不同观测数下时间效率均提高了 87%。

表3 两种算法重构50 psi传感器测量信号重构时间对比表

Tab. 3 Comparison of the reconstruction time of the measured signal of the 50 psi sensor reconstructed by two algorithms

测量次数 M	1500	2000	2500	3000	3500
CoSaMP算法运行时间/s	163.8362	211.8117	251.2906	297.8346	364.6221
改进算法运行时间/s	21.2470	25.7655	31.6642	39.3593	45.3401
重构时间缩短率	87.60%	87.32%	87.50%	87.52%	87.57%

4.4 与经典压缩感知比较

为了验证本文所提方案对传统压缩感知算法的改进性能,利用5 psi和50 psi实测冲击波信号作为原始信号。其中,一组引用半张量理论,生成2倍降维观测矩阵,对原始信号进行观测,重构时采用本文

提出的双变换稀疏基及改进后的压缩采样匹配追踪算法,实验结果如图6所示。另一组利用高斯随机矩阵进行观测,利用传统傅里叶基对信号进行稀疏表示,重构方法采用未改进前的压缩采样匹配追踪算法作为对比实验,两种信号重构结果如图7所示。从

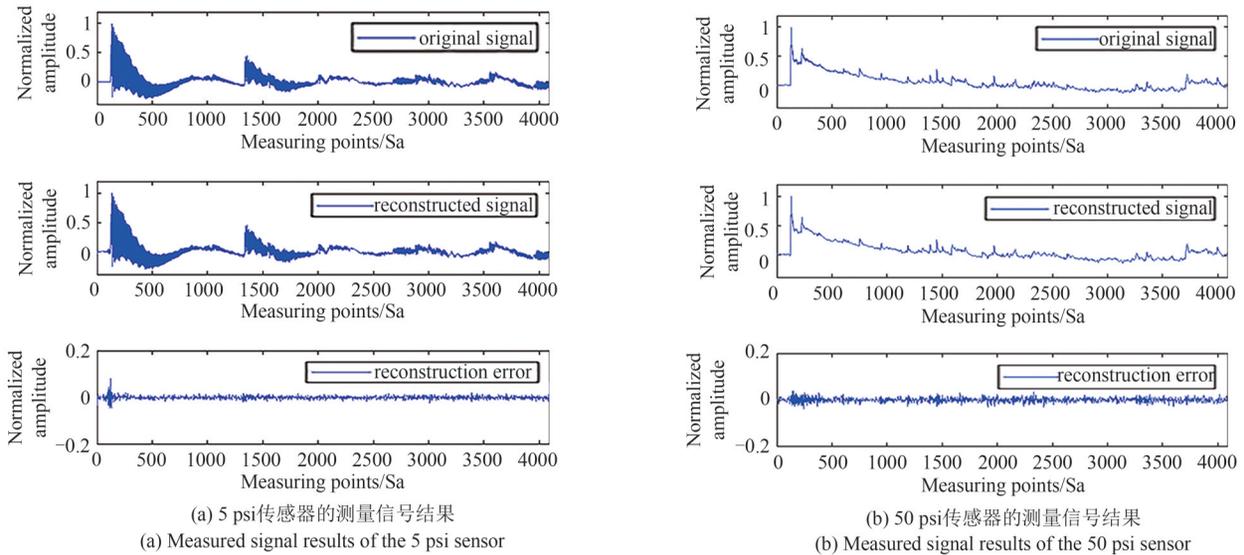


图6 本文改进的冲击波信号采集方法

Fig. 6 Shock wave signal results of the proposed method

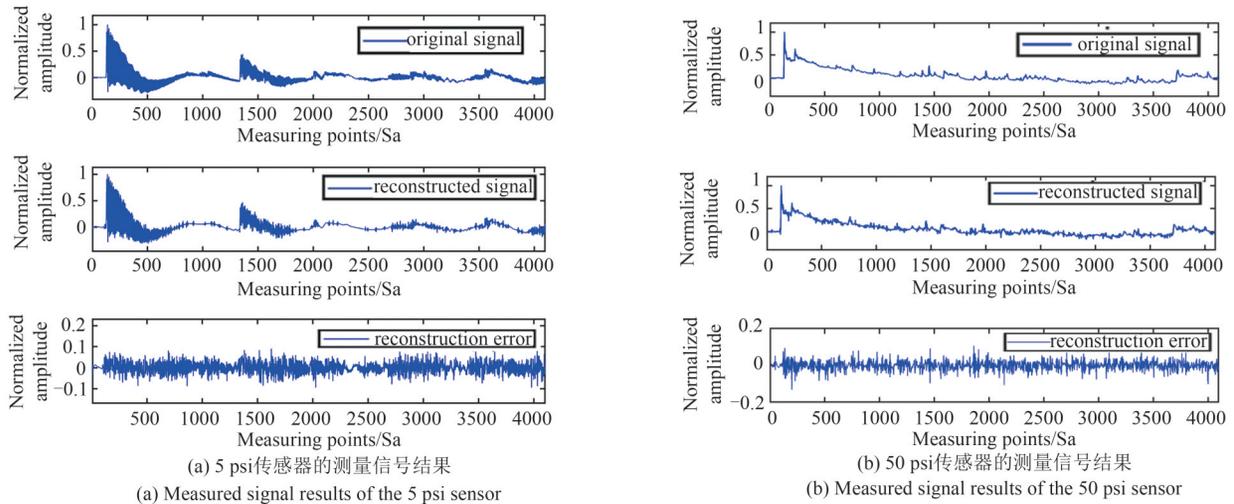


图7 冲击波信号的压缩传感采集

Fig. 7 Compressed sensing acquisition of shock wave signals

图上可以直观的看出,本文所提方案在低维观测下获得的重构信号与原信号几乎一致,测量引入误差低于 $\pm 10\%$,并完整重构出原信号的最大值、最小值和突变等重要细节特征。

此外,由于实际采用的压阻式压力传感器的有效工作带宽难以覆盖冲击波信号,导致真实的信号受激震荡,最终采集结果呈现高谐噪声。在获得采集信号后需要对信号进行动态补偿,滤除高谐频率的影响。而压缩感知模型是对信号的有效稀疏成分进行采集,噪声成分在经过稀疏变换后,有效成分也会相应的得到保留,重构过程中丢失的噪声成分也是后续信号处理中需要滤除的。

综合以上实验分析,本文提出的基于希尔伯特空间的半张量压缩感知重构算法的冲击波信号采集技术,可以对冲击波信号进行有效稀疏,在冲击波瞬态信号测试领域可显著降低观测矩阵维度的同时,取得良好的重构精度及速度。

5 结论

针对传统压缩感知在冲击波瞬态信号采集过程中需要大量内存空间存储高维随机观测矩阵,传统稀疏基不能很好的挖掘信号的稀疏性,经典贪婪算法重构精度差等问题。本文提出引入半张量积理论降低观测矩阵维度,利用基于希尔伯特和小波变换的双变换稀疏基增大和测量矩阵的不相干性,弥补半张量积运算带来的精度损失,并且提出基于无先验信息的原子选择策略,(1)利用能量正则化思想对变换后的数据能量进行惩罚,提高原子支撑集选择的准确性;(2)变步长更新策略动态调整原子支撑集更新速度。实验结果显示,本文所提框架可以在存储空间、重构精度、重构速度三方面取得平衡,可有效解决海量高采样率数据采集和有限网络资源之间的矛盾。

参考文献

- [1] 张晓光. 冲击波超压场重建技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2018.
ZHANG Xiaoguang. Research on the technology of shock wave field reconstruction [D]. Taiyuan: North University of China, 2018. (in Chinese)
- [2] 王啸. 分布式瞬态信号无线传输系统关键技术研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2017.
WANG Xiao. Research of main techniques in distributed transient parameters wireless transmission system [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [3] 王可心, 韩太林, 高杨, 等. 基于改进子空间追踪算法的冲击波信号采集[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2019, 42(1): 89-94.
WANG Kexin, HAN Tailin, GAO Yang, et al. Shock wave signal acquisition based on improved subspace tracking algorithm [J]. Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 42(1): 89-94. (in Chinese)
- [4] TAGNE E F, KAMDJOU H M, EL AMRAOUI A, et al. A lossless distributed data compression and aggregation methods for low resources wireless sensors platforms [J]. Wireless Personal Communications, 2023, 128(1): 621-643.
- [5] DIWAKARAN S, PERUMAL B, VIMALA DEVI K. A cluster prediction model-based data collection for energy efficient wireless sensor network [J]. The Journal of Supercomputing, 2019, 75(6): 3302-3316.
- [6] OSAMY W, KHEDR A M, AZIZ A, et al. Cluster-tree routing based entropy scheme for data gathering in wireless sensor networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 77372-77387.
- [7] GHADERI M R, TABATABA VAKILI V, SHEIKHAN M. Compressive sensing-based energy consumption model for data gathering techniques in wireless sensor networks [J]. Telecommunication Systems, 2021, 77(1): 83-108.
- [8] MURAD M, JALIL A, BILAL M, et al. Radial undersampling-based interpolation scheme for multislice CSMRI reconstruction techniques [J]. BioMed Research International, 2021, 2021: 6638588.
- [9] ZHOU Jinjia, YANG Jian. Compressive sensing in image/video compression: Sampling, coding, reconstruction, and codec optimization [J]. Information, 2024, 15(2): 75.
- [10] JAHANSHAHI J A, DANYALI H, HELFROUSH M S. Compressive sensing based the multi-channel ECG reconstruction in wireless body sensor networks [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 61: 102047.
- [11] RATEB A M. A fast compressed sensing decoding technique for remote ECG monitoring systems [J]. IEEE Access, 2020, 8: 197124-197133.
- [12] CHEN Junxin, XING Jiazhu, ZHANG L Y, et al. Compressed sensing for electrocardiogram acquisition in wireless body sensor network: A comparative analysis [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2019, 15(7): 1550147719864884.
- [13] LIN Zihan, ZHANG Zhaoyang, TONG Xin, et al. A compressive sensing approach for MIMO-OFDM-based integrated sensing and communication [C]//GLOBECOM 2023—2023 IEEE Global Communications Conference. Kuala Lumpur, Malaysia. IEEE, 2023: 522-527.
- [14] WU Wei, PENG Haipeng, TONG Fenghua, et al.

- Novel secure data transmission methods for IoT based on STP-CS with multilevel critical information concealment function [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(5): 4557-4578.
- [15] XU Songcen, DE LAMARE R C, POOR H V. Distributed compressed estimation based on compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1311-1315.
- [16] GHAREMANI M, GHASSEMIAN H. Remote sensing image fusion using ripplelet transform and compressed sensing [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(3): 502-506.
- [17] YAN Haixia, LIU Yanjun. Rapid gradient projection algorithm for remote sensing image reconstruction [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 693(1): 012096.
- [18] 王泉, 张金成, 张纳温, 等. 基于改进傅里叶基的压缩感知频谱测量[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(10): 2627-2632, 2683.
WANG Quan, ZHANG Jincheng, ZHANG Nawen, et al. Spectrum measure with compressed sensing based on improved Fourier basis [J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(10): 2627-2632, 2683. (in Chinese)
- [19] 齐林, 邢家柱, 陈俊鑫, 等. 基于压缩感知的心电信号稀疏采样与重构算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(8): 1087-1093.
QI Lin, XING Jiazhu, CHEN Junxin, et al. Sparse sampling and reconstruction algorithm of electrocardiogram signal in compressed sensing [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2019, 40(8): 1087-1093. (in Chinese)
- [20] LIU Xiaoxiao, TIAN Jiazheng, XIE Kun, et al. Low-overhead power data acquisition method based on compressed sensing [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S1): 266-268, 272.
- [21] WANG Jinming, XU Zhenyu, WANG Zhangquan, et al. Rapid compressed sensing reconstruction: A semi-tensor product approach [J]. Information Sciences, 2020, 512(C): 693-707.

作者简介



徐博 女, 1994年生, 吉林长春人。海南大学信息与通信工程学院讲师, 主要研究方向为自动调制识别、动态信号检测与处理、瞬态信号压缩感知。
E-mail: 996458@hainanu.edu.cn



唐浩 男, 1992年生, 海南东方人。海南大学信息与通信工程学院副教授, 主要研究方向为智能制造、工业大数据、调度、嵌入式系统等。
E-mail: melineth@hainanu.edu.cn



严家霖 男, 2000年生, 广东汕尾人。海南大学信息与通信工程学院硕士研究生, 主要研究方向为水质预测。
E-mail: Yanjialin2000@163.com



王威鹏 男, 1986年生, 海南澄迈人。海南大学信息与通信工程学院教授, 主要研究方向为海洋信息感知与处理技术、阵列信号处理、先进体制雷达信号处理、通信信号处理技术。
E-mail: wxpeng2016@hainanu.edu.cn



韩太林 男, 1969年生, 吉林长春人。长春理工大学电子信息工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为特殊信号采集与处理、数字图像处理等。
E-mail: hantl@cust.edu.cn

(责任编辑: 边熙淳)