DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415491

基于压缩感知的井下振动高频测量方法研究*

方 昕[1,2] 沈 澜[1,2] 李 飞[2,3] 吕方兴[2,3]
(1.西安石油大学计算机学院 西安 710065;2.西安市油气及新能源开发装备智能化重点实验室 西安 710065;
3.西安石油大学电子工程学院 西安 710065)

摘 要:井下振动信号的高频测量信息能记录有关钻具动态响应的更具体细节,有益于分析诊断井下的异常振动,但是高频测量会产生大量的测量数据,导致井下振动测量设备的数据存储压力非常大。本文提出了一种基于压缩感知技术的井下振动信号的高频测量方法。通过选择性稀疏采集和存储井下振动数据,并利用信号重构算法,恢复高频测量结果。在该方法实现的过程中,提出一种分层抗频谱泄露的傅里叶字典构建和改进的分层追踪 OMP 信号重构算法,显著降低了信号重构时间。仿真和实验测试结果表明:该方法对振动信号的压缩感知采集效果较好,系统压缩比为 18.9,重构分贝误差为 52.1 dB。该方法有效减轻了井下振动测量设备的数据存储压力,为获取井下振动的高频测量数据提供了一种新途径。

关键词:压缩感知;井下振动;稀疏字典
中图分类号:TN98 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:510.4010

Research on a signal acquisition method for high-frequency measurement of underground vibration based on compressed sensing technology

Fang Xin[1,2] Shen Lan[1,2] Li Fei[2,3] Lyu Fangxing[2,3]
(1. School of Computing, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China;
2. Xi'an Key Laboratory of Intelligent Equipment Development for Oil, Gas and Renewable Energy, Xi'an 710065, China;
3. School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China)

Abstract: The high-frequency measurement data of underground vibration signals can record more specific details about the dynamic response of drilling tools, which is helpful for analyzing and diagnosing abnormal vibrations underground. However, the high-frequency measurement generates a large amount of measurement data, resulting in significant storage pressure for underground vibration measurement equipment. The proposed method uses compressed sensing technology to selectively collect and store sparse underground vibration data and then recover high-frequency measurement results through a signal reconstruction algorithm. In the process of realizing this method, an innovative method of constructing a layered Fourier dictionary against spectrum leakage is proposed, and an improved OMP signal reconstruction algorithm based on layered tracking is researched and realized, which greatly reduces the time required for signal recovery. Simulation and experimental test results demonstrate the method's effectiveness, achieving a system compression ratio of 18.9 and a reconstruction error of 52.1 dB. The proposed method may greatly reduce the data storage pressure of the measuring equipment in the underground, and provides a new way to obtain high-frequency measurement data of underground vibration.

Keywords: compressed sensing; underground vibration; spare dictionary

0 引 言

钻井过程中,钻头和井下钻具组合(bottom hole assembly,BHA)受井下振动的影响较大,剧烈的振动会影响机械转速、定向控制和破岩效果等,从而极大地降低钻采效率,严重时甚至导致钻具失效和井下事故[1]。井下振动

收稿日期:2024-02-06
*基金项目:国家自然科学基金企业创新发展联合基金重点项目(U20B2029)、国家重点研发计划项目(2023YFC2810902)、陕西自然科学基金青年项目(2023-JC-QN-0405)、陕西省秦创原"科学家+工程师"团队(2022KXJ-125)、陕西省高校青年创新团队(2022-ZNDXZJ)、西安石油大学科研创新团队(2022KYCXTD01)资助、西安石油大学研究生创新训练项目(YCS23215358)资助

包括正常振动和异常振动,异常振动的主要表现形式包括粘滑振动、涡动振动和跳钻振动等[2]。据统计,每年因井下异常振动造成的停机维修、钻具失效等非工作时间占总的非工作时间的25%以上,这些异常振动是影响钻采效率的主要因素之一[3]。因此,对井下振动信号进行测量和分析具有必要性和重要的工程应用价值[4-5]。国内外学者对井下振动信号测量技术的研究起始于六七十年代。振动测量设备主要包括实时上传型振动测量工具和离线式微型振动记录仪等。实时上传型振动测量工具的优点是对振动测量传感器性能要求相对较低、实时性相较离线式微型振动记录仪要好,缺点是由于井下数据传输速度慢,对井下振动信号的采样频率很低[6-9],且其成本非常高[10]。离线式微型振动记录仪大多利用高温电池供电离线工作,能够完全独立地进行振动信号采集与记录,如国民油井公司的黑匣子、贝克休斯的CoPilot等[11-15]。随着对井下振动信号研究的深入,结果表明:井下振动的高频测量信号,能够记录井下钻具工况的细节信息,从而更好地掌握井下振动的综合规律和诊断井下的异常振动[16-18]。但是,由于微型振动记录仪需要长时间在井下工作,井下振动信号的高频检测会产生大量的测量数据,导致这类设备的数据存储压力非常大。

压缩感知(compressed sensing,CS)技术的出现为解决井下振动信号的高频测量与设备存储空间之间的矛盾提供了一种新的途径。CS理论是美国斯坦福大学的Donoho和加州理工学院的Candes和Tao等于2006年提出的一种全新的信息获取理论[19-20]。它突破了传统的Nyquist采样定理的限制,使得以低于Nyquist采样频率采集信号成为可能,被广泛应用于模拟信息转换器、压缩成像及地球物理勘探等诸多领域[21-24]。对于振动信号,东南大学的朱一凯等[25]提出了一种基于BP神经网络的土木结构振动信号压缩感知方法,用于解决实测振动信号因受到噪声干扰而导致稀疏性有限的难题,并通过仿真数据和实测数据验证了方法的有效性;福州大学的张笑华等[26]提出了一种面向桥梁结构健康监测的压缩感知动力响应信号重构方法,通过优化常规观测矩阵,用少量的动力响应信号采样数据即可恢复较为准确的原始信号,并用吉安大桥的现场环境振动试验数据验证了所述方法的可行性和有效性;兰州理工大学的郭俊峰等[27]提出一种快速训练的过完备学习字典学习快速算法,用于解决机械振动信号在压缩感知过程中稀疏过完备学习字典训练时间过长的问题。压缩感知理论在振动信号测量领域的应用已涉及振动信号的稀疏字典表示、观测矩阵优化及信号重构等各个方面,但是直接应用于井下振动信号高频测量上的研究还比较少。

为此,本文提出了一种基于压缩感知技术的井下振动高频测量方法。该方法无需改变原有井下振动测量设备的布置和检测方式,只需微处理器根据观测矩阵选择性地稀疏采集和存储井下振动数据;在测量设备返回地面后,利用存储的稀疏采样数据即可恢复得到井下振动信号的高频测量结果。这种稀疏的数据采样和存储方式,大大减少了设备在井下的数据存储压力。该方法为获取井下振动的高频测量数据提供了一种新途径,为更好地掌握井下振动的综合规律、诊断井下的异常振动提供良好的数据支撑。

1　系统结构及关键技术

1.1　系统结构

CS理论涉及的关键技术包括3个过程:稀疏表示、投影观测和信号重构。其具体过程示意图如图1所示。首先,对被测信号构建合适的稀疏字典 $\boldsymbol{\Psi}$,对待测信号进行稀疏表示,再根据稀疏字典构建符合要求的观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$;然后利用观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$,对被测信号进行稀疏采样,得到少量的观测信号;观测信号经过存储、传输到远端处理器,根据稀疏字典并通过信号重构算法,可由观测信号恢复得到被测信号[20]。

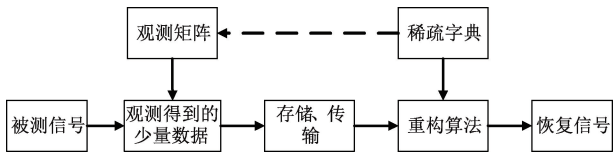


图1　压缩感知系统结构示意图

值得指出的是:压缩感知理论和传统的Nyquist采样定理之间并不矛盾。具体来说,Nyquist采样定理是把被测信号的特征信息映射到频域上,当采样率满足信号最高频率的2倍以上时,可以保留信号的有用信息。而在CS理论中,是通过稀疏字典将信号的特征信息映射到更加宽泛的变换域上。不同的信号对应的最佳变换域也不同,可以是傅立叶变换域,也可以是小波变换域等等。在这个变换域中,信号特征可以被稀疏字典中少量的"原子"完整表征。这样,在稀疏字典已包含大量信号"先验信息"的情况下,利用满足要求的观测矩阵,就可以在保留信号有用信息的条件下,对信号进行稀疏化采集(采样率低于Nyquist采样率)。因此,CS理论是从一个崭新的理论和技术角度,在完备保留信号有用信息的前提下,大大降低了对信号采样频率和采样点数的要求。

基于压缩感知技术的井下振动高频测量系统结构如图2所示。微处理器在井下振动幅值超过一定阈值后,根据观测矩阵开始控制采样电路稀疏地采集 M 个井下振动的测量数据,然后将这些稀疏采样数据存储到存储器中;信号恢复时,利用信号重构算法恢复得到 N 个振动的高频测量数据,$M \ll N$。

该方法共稀疏采集 M 个采样点,恢复信号的采样点数为 N。假设恢复信号所期望的高采样速率为 f_e,采样时长为 T。

1.2　分层式抗频谱泄露傅里叶字典的构建

对于多频振动信号,可以使用傅里叶字典来进行稀疏表示。传统的傅里叶字典为 $N \times N$ 型方阵,其表达式为:

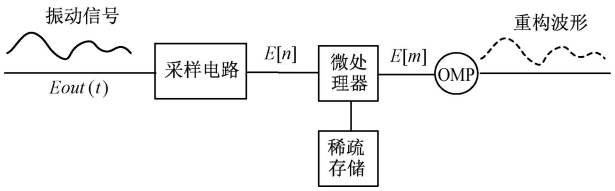


图 2　基于压缩感知的井下振动高频测量系统结构图

$$\boldsymbol{\Psi}_{传统}=\frac{1}{N}\begin{bmatrix}1 & 1 & \cdots & 1\\ 1 & e^{j2\pi/N} & \cdots & e^{j2\pi\times(N-1)/N}\\ 1 & e^{j2\pi\times2/N} & \cdots & e^{j2\pi\times2\times(N-1)/N}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & e^{j2\pi\times(N-1)/N} & \cdots & e^{j2\pi\times(N-1)\times(N-1)/N}\end{bmatrix} \tag{1}$$

从式中可以看出，传统傅里叶字典是由 N 个不同频率特征的原子构成，每个原子代表一个频率特征，频率分别为 $0, f_e/N, \cdots, (N-1)\ f_e/N$，字典的频谱分辨力为 f_e/N。采样点数越多，频谱分辨力越高。但是在实际采样过程中，N 是有限的，当信号的采样点数不等于信号周期的整数倍时，会出现频谱泄漏现象，即：频率为 f_m 的信号在频域中以 f_m 为中心的一定频带内均有能量分布。频谱泄漏时，恢复被测信号会存在较大误差，主要原因为：信号投影到字典上得到的非零投影系数个数急剧增多，此时被测原始信号需要用字典中更多的“原子”来表征。而当频谱分辨力提高时，频谱泄漏现象会得到很好的抑制。为此，需增大傅里叶字典频谱的分辨力，构建高频谱分辨力傅立叶字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$（这里称作精细字典）：

$$\boldsymbol{\Psi}_{精细}=\frac{1}{N}\begin{bmatrix}1 & 1 & \cdots & 1\\ 1 & e^{j2\pi/(pN)} & \cdots & e^{j2\pi\times(pN-1)/(pN)}\\ 1 & e^{j2\pi\times2/(pN)} & \cdots & e^{j2\pi\times2\times(pN-1)/(pN)}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & e^{j2\pi\times(N-1)/(pN)} & \cdots & e^{j2\pi\times(N-1)\times(pN-1)/(pN)}\end{bmatrix} \tag{2}$$

式中：p 为频谱分辨力系数。由式(1)可以看出，字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 由 pN 个不同频率特征的原子构成，它包含了 $0\sim f_e$ 的频率特征。每个原子代表一个频率特征，频率分别为 $0, f_e/(pN), \cdots, (pN-1)\ f_e/(pN)$，频谱分辨力为 $f_e/(pN)$。显然，p 越大，字典的频谱分辨力越高。

但是，随着字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 的频谱分辨力的增加，字典本身的原子数量会大大增加。在信号重构过程中，需要反复将信号投影到字典的所有原子上。而字典的原子数量越大，信号重构算法的运行所需时间就会越长。为此，本文对传统的傅立叶字典进行改进，提出了一种分层式超高频谱分辨力傅里叶字典的构建方法，其主要思路为：设计两个不同频谱分辨力的傅里叶字典作为分层字典。一个是原子个数多的超高频谱分辨力的抗频谱泄漏字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$（精细字典），它包含信号较完备的频谱特征；一个是原子个数少的低频谱分辨力的字典 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$（索引字典，$\boldsymbol{\Psi}_{索引}=\boldsymbol{\Psi}_{传统}$），它仅仅包含几个概括性的频率特征。$\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 包含的总原子个数是 pN，频谱分辨力为 $f_e/(pN)$；$\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 包含的总原子个数是 N，频谱分辨力为 f_e/N。$\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 是 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 的子集。

1.3　观测矩阵的构建方法

观测矩阵的构建方法为：设高频测量数据期望采样率为 f_e 的恢复信号点数为 N，记编号为 $1\sim N$；初始化一个 $M\times N$ 初始值均为零元素矩阵，将这 N 个点按顺序分成 M 等份，每份 N/M 个点，在每份中随机选取一个点置为 1，均匀分布在矩阵的 M 行，随机观测矩阵可以表示为：

$$\boldsymbol{\Phi}=\begin{bmatrix}P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1n}\\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2n}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ P_{m1} & P_{m2} & \cdots & P_{mn}\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中：每行矩阵有且仅有一个元素为 1，其他元素为 0。

1.4　基于分层追踪 OMP 信号重构算法的提出

基于不同频谱分辨力的分层式傅里叶字典，观测信号 $\boldsymbol{E}$ 可以表示为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{E}=\boldsymbol{\Phi}\cdot\boldsymbol{E}_{out}=\boldsymbol{\Phi}\cdot\boldsymbol{\Psi}_{索引}\cdot\boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{A}_1\cdot\boldsymbol{X}_1\\ \boldsymbol{E}'=\boldsymbol{\Phi}\cdot\boldsymbol{E}'_{out}=\boldsymbol{\Phi}\cdot\boldsymbol{\Psi}_{精细}\cdot\boldsymbol{X}_2=\boldsymbol{A}_2\cdot\boldsymbol{X}_2\end{cases} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{\Phi}$ 为观测矩阵，$M\times N$ 矩阵；$\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 为精细字典，$N\times pN$ 矩阵；$\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 为索引字典，$N\times N$ 矩阵；$\boldsymbol{A}_1$ 为低频谱分辨力感知矩阵，$M\times N$ 矩阵；$\boldsymbol{A}_2$ 为高频谱分辨力感知矩阵，$M\times pN$ 矩阵；$\boldsymbol{X}_1$ 为 $\boldsymbol{E}_{out}$ 在 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 上的稀疏系数，$N\times1$ 矩阵；$\boldsymbol{X}_2$ 为 $\boldsymbol{E}_{out}$ 在 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 上的稀疏系数，$pN\times1$ 矩阵。信号投影到不同频谱分辨力的分层字典 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 及 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 上时，所需投影的原子数不同，投影结果的频谱分辨力也不同。为此，本文提出了一种分层追踪的改进型 OMP 信号重构算法。主要优点为：在信号重构时，首先通过 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 确定信号的大致频谱范围，再进一步利用 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 在该频谱区间上做进一步的稀疏表达。这样既实现了对信号的高频谱分辨力的稀疏表达，又大大降低了需要投影的总原子数。该算法的流程图如图 3 所示。

信号重构时，首先将残差信号 $\boldsymbol{r}$（初始值为稀疏观察值）投影到索引字典 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 的所有原子上，寻找得到投影系数最大的 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 的原子序号 pos。再根据 pos 确定信号所在的频谱范围，即确定 $\boldsymbol{r}$ 所需投影的字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 原子组。然后将 $\boldsymbol{r}$ 投影到字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 的对应原子组，寻找一个与 $\boldsymbol{r}$ 最匹配的 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 原子来表示 $\boldsymbol{r}$。最后，将该 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 原子序号加入支撑集，使用最小二乘法对 $\boldsymbol{r}$ 进行更新。重复上述迭代过程，直到 $\boldsymbol{r}$ 模值的相对误差小于 ε。此时得到 X_1，再利用公式计算得到 $\boldsymbol{E}_{out}$。这样，既达到了对字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 的投影效果，同时也大大降低了需要投影的总原子数。由此可知：经过 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 和 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 两个字典的投影，总的投影原子总数 N_{total} 为：

$$N_{total}=N+2p \tag{5}$$

这样总的投影原子数相比传统的 OMP 算法并没有增大太多，同时达到了对精细字典的投影效果。

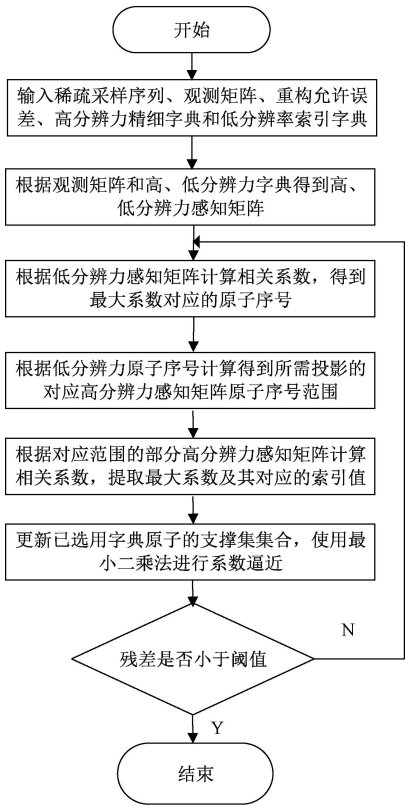


图 3　基于分层追踪的改进型 OMP 算法的流程图

2　系统仿真结果和分析

2.1　仿真参数设置

现有理论表明:准确恢复被测信号所需要的稀疏采样点数 M 由恢复信号的采样点数 N 和信号的稀疏度 K 共同决定,需满足[21]:

$$M \geqslant 2K \cdot \ln(N/K) \tag{6}$$

将不同的 N 和 K 代入,可以计算得到 M 需满足的要求,结果如表 1 所示。K 值越大,即信号的稀疏性越差,所需的稀疏采样点数越多。设定所期望的采样率为 f_e = 50 kS/s,恢复信号的采样点数 N = 2 000。当信号的稀疏度 $K \leqslant 10$,由表 1 可知信号的稀疏采样点数 $M \geqslant 110$,此时系统的压缩比最大为 18.9。

表 1　所需最少稀疏采样点数计算结果

N	$K=1$	$K=2$	$K=5$	$K=10$	$K=20$
	M				
300	12	21	41	69	109
500	13	23	47	79	129
1 000	14	25	53	93	157
2 000	16	28	60	106	185

2.2　信号压缩采样及恢复过程

1)被测信号

设定被测信号为多频叠加的振动信号,它是由多个频率的正弦波信号叠加而成的,但其各个频率分量之间的频率比不是整数,其表达式为:

$$E(t) = \sum_{i=1}^{5} E_i \cos(2\pi f_i t - p_i) \tag{7}$$

式中:E_i、f_i 和 p_i 分别为各分量对应的幅值、频率和初相位。不失一般性,假设被测振动信号频率分量个数为 5,随机选取各个频率分量的幅值分别为 0.9,0.2,0.8,0.7 和 0.4;频率分别为 3.09 kHz,6.8 kHz,0.59 kHz,0.14 kHz 和 10.001 kHz;初相位分别为 π/12,π/4,−π/6,π/3 和 −π/5。被测信号的波形及其局部放大图如图 4(a)、(b)所示。

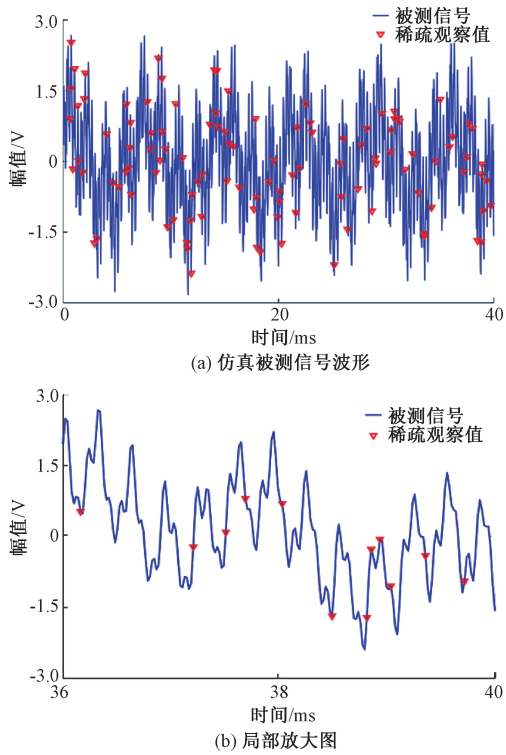


图 4　被测信号及其局部放大图

2)分层式抗频谱泄漏的傅里叶字典、观测矩阵 Φ 的构建及其稀疏观察值的获取

根据 1.2 节所描述的分层抗频谱泄漏傅里叶字典建立方法,构建一个高频谱分辨力的精细字典 $\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 和一个低频谱分辨力的索引字典 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$。$\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 的频谱分辨力系数 p = 20,它有 40 000 个原子,每个原子的长度是 2 000,包含了 0～50 kHz 的频率范围,频谱分辨力为 50 kHz/40 000 = 1.25 Hz;$\boldsymbol{\Psi}_{索引}$ 有 2 000 个原子,每个原子的长度是 2 000,将 0～50 kHz 的频率范围分成 2 000 个频率段,频谱分辨力为 50 kHz/2 000 = 25 Hz。根据 1.3 节所描述的观测矩阵建立方法,建立观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$。其中稀疏采样点数 M = 110,恢复信号的采样点数 N = 2 000,观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 为 110×2 000 矩阵。根据观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$,选取 M 个稀疏采样点,组成系统的稀疏采样值 E,如图 5 所示。

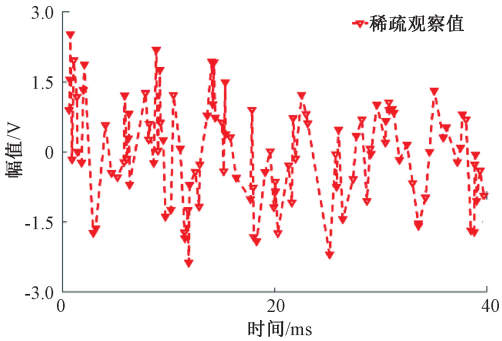


图 5　稀疏采样值

3)利用分层追踪 OMP 重构算法获取等效高采样速率下的信号波形

利用文中 1.4 节所描述的分层追踪 OMP 重构算法，由稀疏采样的输出值构成的观测信号，恢复得到等效高采样速率下的信号波形。具体阐述如下。

在分层追踪 OMP 重构算法中，将观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$，分别与字典 $\boldsymbol{\Psi}_{索引}$、$\boldsymbol{\Psi}_{精细}$ 相乘，计算得到高、低频谱分辨力的感知矩阵 $\boldsymbol{A}_1$、$\boldsymbol{A}_2$。第一次迭代时，残差信号 $\boldsymbol{r}$ 在 $\boldsymbol{A}_1$ 的投影结果如图 6(a)所示。从图 6(a)中可以看出，投影系数最大时对应的 $\boldsymbol{A}_1$ 列序号为第 7 列，可以计算出所需投影的 $\boldsymbol{A}_2$ 的列序号范围为第 101～140 列。$\boldsymbol{r}$ 在 $\boldsymbol{A}_2$ 的第 101～140 列上的投影结果如图 6(b)所示。其中投影系数最大的列对应的原子，证明其与信号的相关性最强，即为在当前迭代过程中与信号最匹配的原子。从图 6(b)中可以看出，投影系数最大时对应的 $\boldsymbol{A}_2$ 的列序号为第 113 列。因此，第一次迭代时找到的与信号最匹配的字典原子为第 113 个原子，说明该原子对应的频率是原信号的主要特征。然后将第 113 个原子加入支撑集，进行 $\boldsymbol{r}$ 的更新，结果如图 6(c)所示。重复上述过程，在每次迭代时都寻找一个最能表示信号特征的原子进行 $\boldsymbol{r}$ 的更新，直到 $\boldsymbol{r}$ 模值的相对误差低于设定的阈值(如图 6(d)所示)。

最终得到信号的稀疏系数 $\boldsymbol{X}_2$，并由此通过式(5)计算得到所期待的等效高采样速率下的信号波形，信号的时间长度为 40 ms(如图 7(a)所示)。为便于观察，从中截取 0～1 ms 时间范围内的信号波形，如图 7(b)所示。

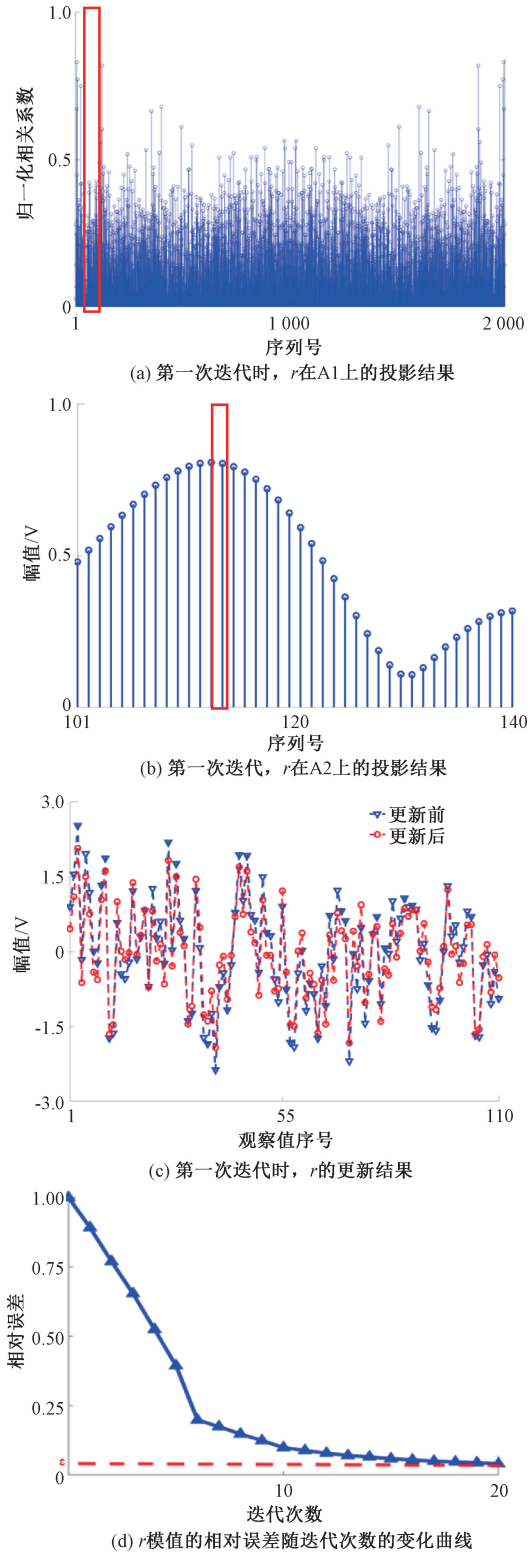
2.3　仿真结果及分析

从图 7(b)中可以看出，获取的等效高采样速率下信号两个相邻节点的时间间隔是 0.02 ms，这表明了通过系统得到的信号的等效采样率达到了 50 kS/s。系统获取的等效高采样速率下的信号波形和仿真信号波形基本一致。为了评价获取信号波形与仿真信号波形的吻合程度，可以通过相对误差的分贝值 R 来计算，即：

$$R = 20 \cdot \log_{10} \frac{\| \boldsymbol{E}_{out} \|}{\| \boldsymbol{E}_{out} - \boldsymbol{E}'_{out} \|} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{E}_{out}$ 为被测信号；$\boldsymbol{E}'_{out}$ 为恢复信号；$\| \cdot \|$ 为向量的模。

由此计算可知，系统获取的等效高采样速率下的信号的分贝误差 R=61.3 dB。随机改变信号的频率、幅值和初相位，重复进行上述仿真过程，仿真结果均表明：系统获取信号的分贝误差 R 的平均值为 60.2 dB，实现了对被测信号较好的压缩采样效果。稀疏采样点数为 110，系统的压缩比为 18.9。



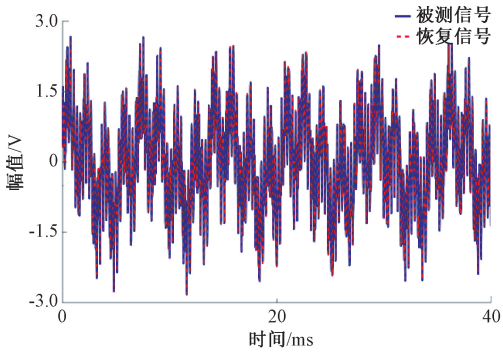
(a) 第一次迭代时，r在A1上的投影结果

(b) 第一次迭代，r在A2上的投影结果

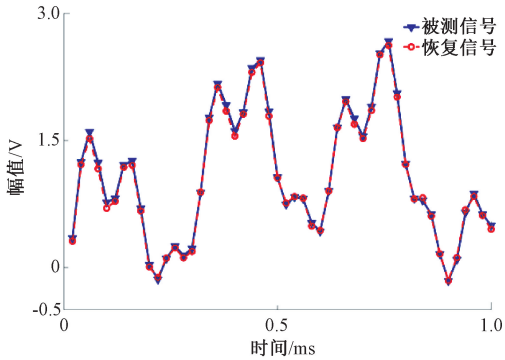
(c) 第一次迭代时，r的更新结果

(d) r模值的相对误差随迭代次数的变化曲线

图 6　被测信号的恢复过程



(a) 获取信号波形



(b) 局部波形图

图 7　恢复信号波形及其 0～1 ms 时间范围内的局部波形

3　实验测试结果及分析

3.1　实验装置

基于压缩感知技术的井下振动测量装置硬件结构图如图 8 所示,包括振动传感器、微处理器模块、存储模块及数据接口等。微处理器根据所计算得到的随机观测矩阵生成观测矩阵,稀疏地选择振动传感器的振动数据存储到存储器。待设备测量任务完成上井后,微处理器通过数据接口将稀疏存储数据发送给上位机进行信号恢复。

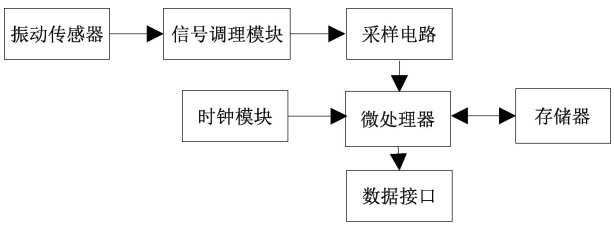


图 8　振动测量系统结构示意图

项目组利用苏试试验的 Dc 系列通用型电动振动台(风冷)进行振动测试,对本文研究内容进行实验验证。该振动台可以进行三轴振动模拟,振动频率范围为 5～3 000 Hz,幅值最大为 816 g。将振动测量装置和参考振动信号采集装置固定在振动台上进行 Z 方向的单频振动,振动测量模块固定方式如图 9 所示。振动测量装置为项目自主研发的振动测量模块,参考振动信号采集装置为苏试试验公司测试台自带的振动监测传感器。

图 9　振动台上测量装置布置的实物照片

3.2　实验结果及分析

1 s 内 Z 轴振动参考波形和振动测量装置的稀疏采样点如图 10 所示,振动测量模块采集频率 2 000 Hz。为此,设定所期望的采样率为 f_c=2 kS/s,恢复信号的采样点数 N=2 000,信号的稀疏采样点数 M=110。

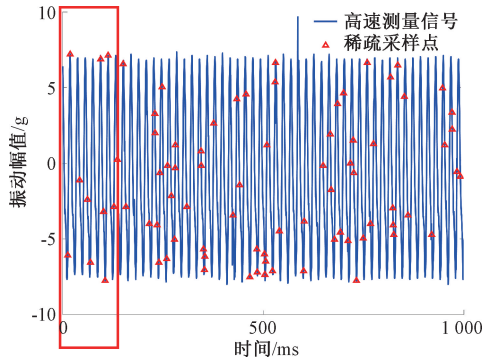


图 10　参考信号及稀疏采样值序列

恢复信号及振动电路采集装置的参考信号如图 11 所示。

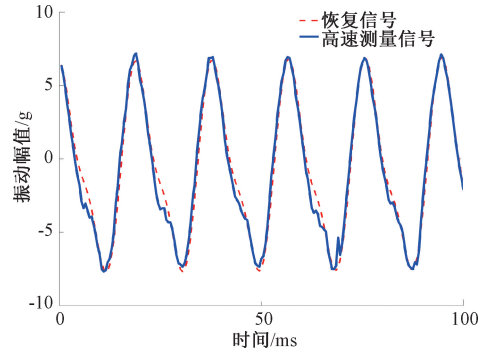


图 11　参考振动信号及恢复信号

从图中可以看出,系统获取的等效高频采样速率下的信号波形和仿真信号波形基本一致。多次进行不同频率和幅值的振动测试,恢复信号的分贝误差 R 的平均值为 52.1 dB。

实验结果表明:该方法对振动信号的压缩感知采集效

果较好，信号点数 $N=2\ 000$，稀疏采样点数 $M=110$，系统的压缩比为 18.9。从图 11 中可以看出，恢复信号波形与参考信号波形基本一致，分层追踪的改进型 OMP 信号重构算法对试验信号的重构分贝误差为 52.1 dB。相比于仿真时的信号重构分贝误差，实验测试相比仿真测试信号重构效果较差，这主要是因为实验测试时存在较大的随机噪声干扰，从而影响信号的重构误差。同时，工程现场的复杂条件会影响压缩感知应用过程中一些性能，这也是项目组未来需要改进和研究的方向。

4　结　　论

本文提出了一种基于压缩感知技术的井下振动信号高频测量方法，并详细阐述了在其应用中的关键问题和解决方法，包括：分层式抗频谱混叠字典、观测矩阵的构建方法，以及分层追踪的改进型 OMP 信号重构算法。本文通过仿真和实验验证了系统对多频振动信号的压缩采集效果，结果表明：该系统利用稀疏采样数据，可以很好地实现对多频振动信号的等效高频采集。这种稀疏的数据采样方式，大大节省信号的数据存储空间，减少了设备的数据存储压力，从而提高设备的井下工作持续时长。该方法为获取井下振动的高频测量数据提供了一种新途径，具有重要的工程应用价值。下一步将进行井下实测，进一步论证井下振动高频测量信号的压缩感知方法的可行性。

参考文献

[1] 郑德帅. 可旋转钻柱定向钻井工具设计及测试[J]. 石油钻探技术，2021，49(6)：81-85.

[2] 李飞. PDC 钻头切削深度对抑制黏滑振动和提高钻进速度的影响[J]. 石油钻采工艺，2021，43(5)：566-573.

[3] 黄哲. 面向油气钻井振动测量的空间三轴加速度传感器阵列研究[J]. 电子测量技术，2021，44(8)：155-160.

[4] 姚文彬，李辉，尚捷. 井下振动实时测量存储系统设计[J]. 电子测量技术，2013，36(3)：106-109.

[5] 刘金锁，刘盛东，吕荣其，等. 钻柱振动录井技术的不同分量信号研究[C]. 中国煤炭学会矿井地质专业委员会 2018 年学术论坛文集，2018：94-99.

[6] LINWS L A，STROUD D R，COVENEY V A. Torsional Resonance-An understanding based on field and laboratory tests with latest generation point-the-bit rotary steerable system [C]. SPE/IADC Drilling Conference，Amsterdam，The Netherlands，2013：SPE-163428-MS.

[7] BOWLER A I，LOGESPARAN L，SUGIURA J，et al. Continuous high-frequency measurements of the drilling process provide new insights into drilling-system response and transitions between vibration modes[J]. Society of Petroleum Engineers，2016，31(2)：106-118.

[8] LEDGERWOOD L W，HOFFMANN J M，JAIN J R，et al. Downhole vibration measurement，monitoring，and modeling reveal stick/slip as a primary cause of PDC-bit damage in today[C]. SPE Annual Technical Conference and Exhibition，Florence，Italy，2010：SPE-134488-MS.

[9] AKINNIRANYE G，WEBER A，ELSWEISY H，et al. Implementation of a shock and vibration mitigation process：Achieving real-time solutions and savings[J]. SPE Drillong & Comlletion，2009，24(2)：301-310.

[10] 胡越发，陈晓晖，杨春国. EM-MWD 井下信号发射系统[J]. 电子设计工程，2020，28(10)：175-179.

[11] 吴蔚娓，沈雪峰. 存储式井下振动测量仪的应用研究[J]. 石化技术，2019，26(2)：79-80.

[12] 张霞，张涛，李玉梅，等. 基于 EMD 的井下近钻头振动数据分析[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版)，2019，34(6)：59-63.

[13] 张鹤，狄勤丰，覃光煦，等. 预弯底部钻具组合横向振动响应的快速求解[J]. 石油学报，2017，38(12)：1441-1447.

[14] 丁旭东，贾建坡，宋浩兰，等. 钻井马达的振动测量及其自动数据分析[J]. 仪表技术，2021(3)：62-66.

[15] 侯亮，杨虹，尹成芳，等. 2021 外国测井技术现状与发展趋势[J]. 世界石油工业，2021，28(6)：53-57.

[16] MATHEUS J，MAJA I，AMAYA D. A medical-inspired framework to classify downhole shocks waveforms while drilling[C]. SPE/IADC International Drilling Conference and Exhibition，Virtual，2021：SPE-204098-MS.

[17] MAJA I，MATHEUS J，DARWIN A，EDWARD R. Recognizing abnormal shock signatures during drilling with help of machine learning[C]. SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference，Manama，Bahrain，2019：SPE-194952-MS.

[18] LI L，WANG J，YU Y，et al. A review of the research and development of high-frequency measurement technologies used for nonlinear dynamics of drillstring[J]. Shock and Vibration，2021，2021：1-27.

[19] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[20] CANDES E J, TAO T. Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12): 5406-5425.

[21] 吕方兴, 熊泽康, 李飞. 基于压缩感知技术的电磁脉冲信号测量方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(11): 20-29.

[22] LYU F X, LI F, FANG X, et al. An enhanced photonic-assisted sampling approach for spectrum-sparse signal by compressed sensing[J]. IEEE Access, 2022, 10: 55350-55359.

[23] 高畅, 李海峰, 马琳. 面向内容的语音信号压缩感知研究[J]. 信号处理, 2012, 28(6): 851-858.

[24] JIANG X H, LI N, GUO Y, et al. Sensing matrix optimization for multi-target location using compressed sening in wireless in wireless sensor network [J]. China Communications, 2022, 19(3): 230-244.

[25] 朱一凯, 陈安妮, 余哲帆, 等. 采用 BP 神经网络优化的振动信号压缩感知方法[J]. 振动工程学报, 2023, 36(5): 1-10.

[26] 张笑华, 肖兴勇, 方圣恩. 面向桥梁结构健康监测的压缩感知动力响应信号重构[J]. 振动工程学报, 2022, 35(3): 699-706.

[27] 郭俊锋, 何健. 基于字典学习快速算法稀疏表示机械振动信号的压缩测量重构[J]. 机械设计与制造工程, 2021, 50(6): 6-10.

作者简介

方昕,副教授,硕士生导师,主要研究方向为算法研究、教育教学评价分析等。

E-mail:fangxin_200610_@126.com

沈澜,硕士研究生,主要研究方向为数据分析及压缩感知技术。

E-mail:sxtxsl@126.com

李飞,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能定向钻井技术及高可靠性电路设计等。

E-mail:lif@xsyu.edu.cn

吕方兴(通信作者),博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为油气装备智能感知及测控技术等。

E-mail:210201@xsyu.edu.cn