Vol. 40, No. 4 July, 2021

◊ 研究报告 ◊

# 压缩感知在宽带声学多普勒测速技术中的应用\*

刘舒宁 $^{1,2}$  邓 锴 $^{2,3\dagger}$  干长红 $^{2,3}$ 

(1 中国科学院大学 北京 100049)

(2 中国科学院声学研究所 北京 100190)

(3 北京市海洋声学装备工程技术研究中心 北京 100190)

摘要:为降低宽带声学多普勒测速技术中宽带回波信号处理系统的采样和数据存储压力,研究了压缩感知的回波信号重构算法,并将其应用于宽带声学多普勒测速的回波信号分析中。在点回波模型下进行宽带回波信号的仿真实验,利用复协方差法计算频移。仿真实验结果表明,在无噪声的理想条件下,利用压缩感知理论处理宽带多普勒测速的回波信号,能够达到理想的测频效果;在相同的噪声条件下,应用压缩感知方法处理后的回波信号能够获得与带通采样方法相当的测频效果。

关键词:多普勒测速;复协方差算法;压缩感知

中图法分类号: TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2021)04-0532-08

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2021.04.006

# Application of compressed sensing in broadband acoustic Doppler velocimetry technology

LIU Shuning<sup>1,2</sup> DENG Kai <sup>2,3</sup> WANG Changhong <sup>2,3</sup>

- (1 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)
- (2 Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beiing 100190, China)
- (3 Beijing Engineering Technology Research Center of Ocean Acoustic Equipment, Beijing 100190, China)

Abstract: In order to reduce the sampling and data storage pressure of wideband echo signal processing system in wideband acoustic Doppler velocimetry, the reconstruction algorithm of compressed sensing is studied and applied to the echo signal analysis of wideband acoustic Doppler velocimetry. The simulation experiment of broadband echo signal is carried out under the point echo model, and the frequency shift is calculated by using the complex covariance method. Simulation results show that under the ideal condition of no noise, the ideal frequency measurement performance can be achieved by using compressed sensing theory to process the echo signal of wideband Doppler velocimetry. Under the same noise condition, the echo signal processed by compressed sensing method can achieve the same frequency measurement performance as the bandpass sampling method.

Keywords: Doppler velocimetry; Complex covariance algorithm; Compressed sensing

2020-10-15 收稿; 2021-04-19 定稿

作者简介: 刘舒宁 (1996-), 女, 山东潍坊人, 硕士研究生, 研究方向: 电子与通信工程。

<sup>\*</sup>国家重点研发计划项目 (2017YFC0405702-2, 2018YFF01013401)

<sup>†</sup>通信作者 E-mail: dengk@mail.ioa.ac.cn

# 0 引言

宽带多普勒测速采用模拟方式处理宽带回波 信号,在模拟域进行混频处理很难保证混频信号的 绝对正交,因此会产生相频失真。若直接对回波信 号以奈奎斯特速率采样将信号从模拟域转化到数 字域处理,则对A/D要求高,在硬件上难以实现。一 种解决方法是对宽带回波信号进行带通采样[1],由 信号的中心频率与带宽决定采样频率。文献[2]指 出,对于高频信号来说,要想获得较高的信号采样 量化信噪比,带通采样频率宜尽可能选高一些。文 献[3-4]也指出,对于高频宽带信号,带通采样的采 样率以及采样后的数据量依然非常高,并提出了利 用压缩感知理论对信号以低采样率进行采样、低数 据量进行存储的方法。目前宽带信号处理存在的所 需采样率高和数据存储空间大的问题,其根本原因 在于传统采样的采样率是由信号的频率和带宽决 定的。压缩感知(Compressed sensing, CS)[5-7]作 为一种新的信号采样方式,可突破均匀采样的限制 实现信息采样,即由信号中所含有用信息来决定其 采样的数据量,从而减少需采样数据量,提高采样效 率。压缩感知在水声领域常被应用于水声信号的压 缩重构、水声信道估计等研究中[8-9]。

本文将压缩感知应用于声学多普勒测流测速, 对利用压缩感知理论处理宽带回波信号的性能进 行研究。利用点回波宽带测频模型[10]设计回波信 号,对高采样率离散化后的回波信号数据进行压缩 感知观测采样和重构,并比较回波信号在不同的稀 疏基和观测矩阵下的信号重构精度,在此基础上选 择合适的重构参数。利用复协方差法估计多普勒频 移[11-15],分析压缩感知方式处理回波信号的频移 偏差结果。另外,对带通采样与压缩感知两种回波 信号处理方法进行对比,在相同噪声条件下分别利 用两种方法对信号进行处理,对频移误差结果进行 对比分析。仿真实验结果表明,在无噪声的理想条 件下,利用压缩感知理论处理宽带多普勒测速的回 波信号,相对频移偏差小于0.1%;在相同的噪声条 件下,应用压缩感知方法处理后的回波信号能够获 得与带通采样方法相当的测频性能,符合宽带声学 多普勒测速的精度要求。

#### 1 压缩感知基本原理

假设一维回波信号 $x \in \mathbf{C}^{N \times 1}$ 可以用一组基 $\Psi^{\mathrm{T}} = [\psi_1, \psi_2, \cdots, \psi_n, \cdots, \psi_N]$ 线性表示为

$$\boldsymbol{x} = \sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\Psi}_{n} \alpha_{n} = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\alpha}, \tag{1}$$

其中:  $\alpha \in \mathbb{R} \times 1$ 的系数向量,  $\Psi \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}$  矩阵,  $\alpha_n = \langle x, \psi_n \rangle$ 。

若向量 $\alpha$ 中的非零元素个数 $K \ll N$ ,则信号 $\alpha$ 在基 $\Psi$ 上是稀疏的。将稀疏信号x中的信息用一组观测向量 $\Phi^{T} = [\varphi_{1}, \varphi_{2}, \cdots, \varphi_{m}, \cdots, \varphi_{M}]$ 进行观测得到观测值 $y_{m} = \langle x, \varphi_{m}^{T} \rangle$ ,即

$$y = \Phi x, \tag{2}$$

其中: 原始信号x为 $N \times 1$ 矩阵, 观测值y为 $M \times 1$ 矩阵,  $\Phi$ 为 $M \times N$ 的观测矩阵  $\mathbb{E}$  M < N。

结合式(1),得

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha = \Theta \alpha, \tag{3}$$

其中: $\boldsymbol{\Theta} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Psi}, \boldsymbol{\Theta} \in M \times N$ 矩阵。

由于M < N,为此先通过求解 $y = \Theta \alpha$ 的逆问题得到稀疏系数向量 $\alpha$ ,再通过稀疏表示公式 $x = \Psi \alpha$ 进一步求解得到原始信号x。要使得原始信号x可以被重构,矩阵 $\Theta$ 还需要满足式(4)的有限等距性质,即 $\Theta$ 不会将任意2个不同的K稀疏信号 $\alpha$ 映射到同一个观测集合y中[6]才可以保证原始信号被高概率重构出来,此性质的等价条件为测量矩阵 $\Phi$ 与变换基 $\Psi$ 互不相关[16]:

$$1 - \varepsilon \leqslant \frac{\|\boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{\alpha}\|_2}{\|\boldsymbol{\alpha}\|_2} \leqslant 1 + \varepsilon \ (\varepsilon > 0).$$
 (4)

利用观测值对信号进行重构本质是求解式 (5) 的  $l_0$  范数最优化问题得到  $\alpha$ ,通过  $\alpha$  恢复原始信号:

$$\begin{cases} \min \|\boldsymbol{\alpha}\|_{0}, \\ \text{s.t.: } \boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi} \times \boldsymbol{x} = \boldsymbol{\Phi} \times \boldsymbol{\Psi} \times \boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\Theta} \times \boldsymbol{\alpha}. \end{cases}$$
 (5)

由于式(5)的求解是NP-hard问题(在多项式时间内难以求解且无法验证该解是否可靠),研究表明,可将求解 $l_0$ 最小范数转化为求解 $l_1$ 最小范数,修改约束条件后重构问题转变为式(6)可求解的凸优化问题<sup>[17]</sup>:

$$\begin{cases} \min \|\boldsymbol{\alpha}\|_{1}, \\ \text{s.t.}: \ \boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi} \cdot \boldsymbol{x} = \boldsymbol{\Phi} \cdot \boldsymbol{\Psi} \cdot \boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\Theta} \cdot \boldsymbol{\alpha}. \end{cases}$$
 (6)

由压缩感知基本原理可知,在宽带多普勒测速 技术中应用压缩感知处理回波信号重点为回波信 号的稀疏分解、测量矩阵的选择以及信号重构。

# 应用声学

# 2 应用压缩感知处理宽带多普勒测速技术 中的回波信号

## 2.1 回波信号的稀疏表达

由式 (1) 可知,理想条件下,若系数向量 $\alpha$ 中的非零值的个数较少,则认为信号在基向量 $\Psi$ 上是稀疏的。在实际应用中,若系数向量 $\alpha$ 中包含了少量大系数以及大量小系数,则通过适当的准则舍弃小系数 (用 0 替代),保留大系数来实现信号的稀疏表示,即在可接受的失真范围内找到信号的最简洁表示。

将宽带回波信号模型简化为[18]

$$Y(t) = X(t) \otimes \sigma(t)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} X(t - \tau) \sigma(\tau) d\tau, \qquad (7)$$

其中,Y(t)是回波信号,X(t)是发射信号, $\sigma(t)$ 为信号从发射点至散射体和散射体至接收点的双程系统响应函数,暂不考虑散射体对回波信号的散射特性。

对回波信号进行离散化处理,令 $t=k_1n$ , $\tau=k_2m$ (假设m、n是和t、 $\tau$  相关的离散时间变量),则,式(7)可以表示为

$$Y(k_1n) = \sum_{m} X(k_1n - k_2m) \boldsymbol{\sigma}(k_2m).$$
 (8)

假设发射信号以及回波信号长度均为N,则离散化的卷积形式可以看作矩阵X和向量 $\sigma$ 的乘积:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}(1) \\ \mathbf{Y}(2) \\ \vdots \\ \mathbf{Y}(N) \\ \mathbf{Y}(N+1) \\ \vdots \\ \mathbf{Y}(2N-2) \\ \mathbf{Y}(2N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}(1) & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{X}(2) & \mathbf{X}(1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{X}(N) & \mathbf{X}(N-1) & \cdots & \mathbf{X}(1) \\ 0 & \mathbf{X}(N) & \cdots & \mathbf{X}(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{X}(N-1) \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{X}(N) \end{bmatrix}$$

$$\times \begin{bmatrix} \boldsymbol{\sigma}(1) \\ \boldsymbol{\sigma}(2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{\sigma}(N-1) \end{bmatrix} . \tag{9}$$

由式(9)可以看出,若将矩阵 X 看作某种稀疏基,则 $\sigma(n)$ 是 Y(n) 在此稀疏基下的稀疏表示向量。本文选择常见的离散余弦变换基和离散傅里叶变换基作为稀疏基对回波信号进行稀疏分解,稀疏基矩阵元素构造如表1所示,并在仿真实验中对两种稀疏基下的稀疏分解性能进行对比。

表1 稀疏基表示

Table 1 The structure of sparse bases

稀疏基	稀疏基矩阵元素构造
离散傅里叶变换基	$\boldsymbol{\varPsi} = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & W_N^1 & W_N^2 & \cdots & W_N^{N-1} \\ 1 & W_N^2 & W_N^4 & \cdots & W_N^{2(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & W_N^{N-1} & W_N^{2(N-1)} & \cdots & W_N^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix}, W_N = e^{-j2\pi/N}$
离散余弦变换基	$\Psi = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1\\ \sqrt{2}\cos\frac{\pi}{2N} & \sqrt{2}\cos\frac{3\pi}{2N} & \cdots & \sqrt{2}\cos\frac{(2N-1)\pi}{2N}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \sqrt{2}\cos\frac{(N-1)\pi}{2N} & \sqrt{2}\cos\frac{3(N-1)\pi}{2N} & \cdots & \sqrt{2}\cos\frac{(2N-1)(2N-1)\pi}{2N} \end{bmatrix}$

#### 2.2 测量矩阵的选择

对信号进行稀疏表示后,在满足有限等距性质 特性的前提下选择最优观测矩阵对回波信号进行 观测得到重构回波信号所需的测量值。高斯随机矩阵和伯努利随机矩阵作为常用的测量矩阵,除易于构造外,最大优势在于与多数稀疏基(包含2.1中介

绍的离散傅里叶变换基和离散余弦变换基)都不相关<sup>[6]</sup>,可以很好满足有限等距性质,所以本文选择高斯随机矩阵和伯努利随机矩阵作为观测矩阵,测量矩阵元素构造如表2所示,并比较不同测量矩阵下信号的重构效果。

#### 表 2 测量矩阵构造

Table 2 The structure of measurement matrices

测量矩阵	测量矩阵元素构造
高斯随机矩阵	$oldsymbol{\Phi}_{i,j} \sim Nig(0,1/\sqrt{M}ig)$
伯努利随机矩阵	$m{\Phi}_{i,j} \sim egin{cases} -rac{1}{\sqrt{M}}, & p=rac{1}{2} \\ +rac{1}{\sqrt{M}}, & p=rac{1}{2} \end{cases}$ 其中 $p$ 表示概率

#### 2.3 信号重构

本文选择正交匹配追踪 (Orthogonal matching pursuit, OMP)  $^{[19-20]}$  算法作为重构算法对信号进行重构。OMP 算法的本质是以贪婪迭代思想在一定误差范围内寻找原始信号的最佳近似值来逼近和精确重构原始信号,方法是在每次循环迭代流程中从感知矩阵  $\Theta$  中选择与观测值 y 最大程度相关的列向量并记录此列向量在感知矩阵  $\Theta$  中的指向索引值,再从观测值 y 中减去相关部分后继续进行迭代流程,直至达到预先设定的迭代次数 K 或收敛后停止。算法流程如表 3 所示。

输出的估计值 $\hat{\alpha}$ 即为原始信号在稀疏基上的稀疏表示向量,利用稀疏基 $\Psi$ 和稀疏表示公式

 $x = \Psi \alpha$  即可求得重构信号 $\hat{x}$ 。回波信号的压缩感知与重构流程如图1所示。

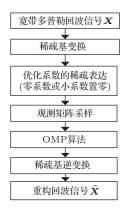


图 1 回波信号的压缩感知与重构框图

Fig. 1 Block diagram of compressed sensing and reconstruction of echo signal

#### 2.4 适用性验证方法

声学多普勒测速的基本原理[11-12]为: 频率为 $f_0$ 的声波信号在水体中传播并经水中散射体反射后传播至换能器接收得到回波信号,处理计算得到回波信号频率为 $f_r$ 。根据多普勒频移原理,如果声源、散射体或水体间有相对速度,则 $f_0$ 与 $f_r$ 不相等,其差值 $f_a$ 为

$$f_d = f_r - f_0 = \frac{2v\cos\varphi}{c} f_0,\tag{10}$$

其中: v为载体速度, c为声波在水中的传播速度,  $\varphi$ 为载体运动方向与换能器发射波束声轴方向的夹角。

表3 OMP 算法流程

Table 3 The algorithm flow of orthogonal matching pursuit

OMP 算法实现步骤:
输入:  $\Theta$ , y, K;
输出:  $\hat{\alpha}$ ,  $r_t$ ;
步骤 (1)  $r_0 = y$ ,  $\Lambda_0 = \emptyset$ , t = 1;
步骤 (2) 寻找  $\Theta$  中与 r 最匹配原子的列索引:  $\lambda_t = \arg\max_{j=1,2,...,N} |\langle r_{t-1}, \Theta_j \rangle|$ ; 将  $\lambda_t$  存到  $\Lambda_0$ :  $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \{\lambda_t\}$ ; 更新索引值指向的子矩阵  $\Theta_{\Lambda_t} = \Theta_{\Lambda_{t-1}} \cup \{\varphi_{\lambda_t}\}$ ;
步骤 (3) 计算似值  $\alpha_{\Lambda_t} = \Theta_{\Lambda_t}^{\perp} y$ ,  $\Theta^{\perp} = (\Theta^{\mathrm{T}}\Theta) \Theta^{\mathrm{T}}$ , 即求最小二乘解  $\alpha_{\Lambda_t} = \arg\min_x \|y - \Theta_{\Lambda_t}\alpha\|_2$ ; 步骤 (4) 更新残差余量  $r_t = y - \Theta_{\Lambda_t}\alpha_{\Lambda_t}$ ; 步骤 (5) t > K或残差余量达到收敛阈值后停止迭代,有  $\hat{\alpha} \leftarrow \alpha_{\Lambda_t}$ ; 否则 t = t+1, 跳至步骤 (2)。

注:  $\boldsymbol{\Theta} = \boldsymbol{\Phi} \times \boldsymbol{\Psi}$ ,  $\boldsymbol{y}$  表示观测值 K 表示预先设置的最大迭代次数,  $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$  表示估计值,  $r_t$  表示残差, t 表示迭代次数,  $\emptyset$  表示空集,  $\boldsymbol{\Lambda}_t$  表示 t 次迭代的索引集合,  $\lambda_t$  表示第 t 次迭代找到的有关字典矩阵  $\boldsymbol{\Theta}$  的列索引,  $\boldsymbol{\varphi}$  表示  $\boldsymbol{\Theta}$  中的列向量,符号  $\cup$  表示集合并运算,  $\langle \cdot \rangle$  表示求向量内积。

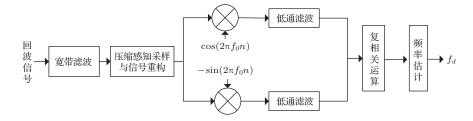


图 2 压缩感知理论处理回波信号并计算频移流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of processing echo signal and calculating frequency shift by using compressed sensing theory

由式(10)可知,通过测量回波信号的多普勒频移可间接求出水流速度,目前在宽带声学多普勒测速中应用最广泛的频移测量处理算法是复协方差算法<sup>[11-15]</sup>,其具有简单高效且实时性好的优点。多普勒频移测量精度决定速度测量的精度,因此对测速结果的误差分析可以简化为测频误差分析,回波信号的处理方法影响着频移测量的准确性。利用压缩感知理论处理回波信号并计算频移流程示意图如图2所示。

### 3 仿真实验及结果分析

#### 3.1 回波信号设计

宽带声学多普勒测速设备发射信号一般采用 伪随机编码序列调制后的余弦信号,本文首先在 无噪声干扰情况下进行原理性验证实验,不考虑 波束开角,基于复协方差法的点回波宽带测频模型 设计宽带回波信号,假设得到无噪声干扰的理想原始回波信号为 $s(t)=\cos(2\pi(f_0+f_d)t+\phi(t))$ ,其中参数设置为: 采样频率  $f_s=20$  MHz,中心频率  $f_0=624$  kHz,编码序列 [0,1,0,0,1,1,1],编码信号码元数 L=7,一次编码的发射脉冲宽度为896  $\mu$ s,填充系数 Q=4。假设回波信号中心频率  $f_0$  对应的多普勒频移  $f_d=1000$  Hz。

## 3.2 压缩感知重构回波信号仿真实验

为比较原始回波信号在不同稀疏基和观测矩阵下使用 OMP 算法的信号重构效果,分别选择高斯随机矩阵和伯努利随机矩阵为观测矩阵,离散傅里叶变换基和离散余弦变换基作为变换基。信号重构质量的衡量标准为相关系数,表示为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{N} \left( \boldsymbol{X}_{i} - \bar{\boldsymbol{X}} \right) \left( \hat{\boldsymbol{X}}_{i} - \bar{\hat{\boldsymbol{X}}} \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} \left( \boldsymbol{X}_{i} - \bar{\boldsymbol{X}} \right)^{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^{N} \left( \hat{\boldsymbol{X}}_{i} - \bar{\hat{\boldsymbol{X}}} \right)^{2}}},$$

其中,X为原始信号, $\hat{X}$ 为重构信号。

参数设置压缩比例为 M/N (N 为原始信号长度, M 为观测后信号长度, M/N 在 [0,1] 内取值), 迭代次数设置 K=100。考虑到实验的随机性, 对每次仿真过程重复 100 次取平均值, 仿真实验结果如图 3 所示。

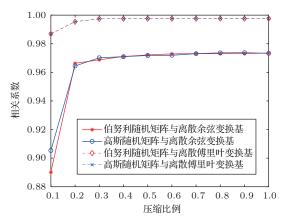


图 3 两种测量矩阵下原始回波信号与重构回波信号相关系数随压缩比例变化关系图

Fig. 3 Relationship diagram of correlation coefficient between original signal and reconstructed signal with compression ratio under two measurement matrices

从上述实验结果可以看出,使用离散傅里叶变换基的重构信号与原始信号相关性明显优于离散余弦变换基。为比较观测矩阵分别为高斯随机矩阵和伯努利随机矩阵时的重构效果,在不同变换基下分别使用两种观测矩阵对信号进行观测,由图3可知,在离散傅里叶变换基下,使用两种观测矩阵重构信号与原始信号的相关系数整体变化趋势为随着压缩比例的增加而增加,即信号的相关性随着压缩比例增加而提高。当压缩比例大于0.2时,相关系数变化趋于稳定并且两种观测矩阵下的相关系数差异不明显。压缩比例比较小时,使用高斯随机矩阵的信号相关系数略大于伯努利随机矩阵,随着压缩

比例提高,使用两种观测矩阵下的信号相关系数相 当且趋于稳定。因此,在下一步仿真实验中,选择离 散傅里叶基作为变换基和高斯随机矩阵作为观测 矩阵。

当压缩比例为0.4时,选择高斯随机矩阵和

离散傅里叶变换基,使用OMP算法得到重构信号与原始信号时域和频域对比如图4所示。此时,重构回波信号与原始回波信号的相关系数大于0.98, 重构回波信号与原始信号具有很好的相关性。

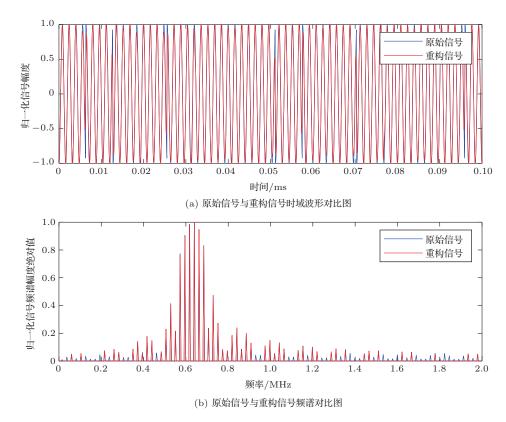


图 4 原始回波信号与重构回波信号时域和频域对比图

Fig. 4 Comparison of original signal and reconstructed signal in time domain and frequency domain

#### 3.3 重构回波信号的频移计算

为验证不同压缩比例下重构效果对频移计算的影响,利用复协方差法计算重构回波信号频移。按照 2.4 节图 2 所示信号解调、低通滤波、实复变换、复自相关、频移求解过程对重构回波信号进行处理,考虑实验随机性,每个压缩比例下实验重复 100 次,对计算结果取均值。多普勒频移偏差定义为  $\Delta f = \overline{f_d} - f_a$  (其中, $\overline{f_a}$  为估计多普勒频移均值, $f_a$  为真实多普勒频移值);相对频移偏差定义为  $\Delta f/f_a \times 100\%$ ;测量标准差定义为

$$std = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left( f_{di} - \overline{f_d} \right)^2}.$$

对回波信号进行处理所得相对测频偏差和标准差与压缩比例关系如图 5(a) 所示,压缩比例大于

0.2时,频移偏差绝对值小于0.2 Hz,之后随压缩比例提高变化不大,此时对应图5(b)相对频移偏差小于0.02%。图5(c)显示实验标准差总体随压缩比例的上升而下降,且当压缩比例大于0.2后变化不大。信号处理中残差产生的原因是利用OMP算法对信号进行重构并不是对信号的精确重构,而是以贪婪迭代思想在一定误差范围内寻找原始信号的最佳近似值来逼近原始信号。结合图3相关系数与压缩比例关系可看出,重构误差对频移计算结果造成的影响处于较小范围内。

当回波信号含有噪声时,同样应用压缩感知理 论对回波信号进行处理,并用OMP算法对信号进 行重构。并且为了对压缩感知与带通采样两种方法 的回波信号处理效果进行比较,在同一段回波信号

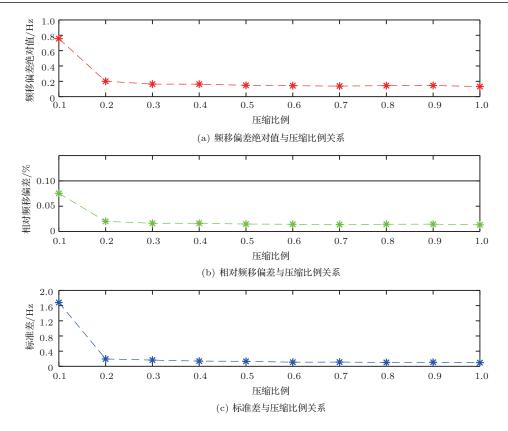


图 5 频移偏差绝对值、相对频移偏差和标准差与压缩比例关系

Fig. 5 Relationship between absolute value of frequency shift deviation, relative frequency shift deviation and standard deviation and compression ratio

内加入与信号频带相同带宽的噪声后,分别用两种 回波信号处理方法对回波信号进行处理。基于信号 采样方式不同,在信号采样数据率相同的条件下,即 使压缩感知压缩采样后的数据量与带通采样对回 波信号采样后数据量一致,分别利用压缩感知方法 和带通采样方法对不同信噪比条件下的回波信号 进行处理。频移计算结果相对频移偏差与标准差如 图6所示。

由图6看出,在0~30 dB不同信噪比条件下,基于压缩感知方法与带通采样方法处理宽带回波信号在频移计算结果上有相似的规律,随着信噪比提高,相对频移偏差与标准差逐渐降低,在达到一定信噪比后趋于稳定。整体来看,在低信噪比条件下,分别应用两种方法处理的回波信号相对频移偏差低于1%,应用压缩感知方法的相对频移偏差略小但差距不明显。在高信噪比条件下,分别应用两种方法处理的回波信号相对频移偏差低于0.1%,能够达到较好测频效果。综合图6误差分析,在相同的仿真条件下,分别应用压缩感知与带通采样两种方法对回波信号进行处理的频移计算结果无明显差异,两种方法下测频效果相当。

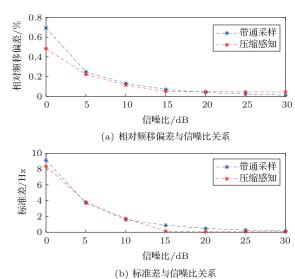


图 6 不同信噪比条件下相对频移偏差与标准差 Fig. 6 Relative frequency shift deviation and standard deviation under different SNR conditions

综合以上实验分析,在不考虑波束开角、基于 复协方差法的点回波宽带测频模型下,应用压缩感 知方法处理无噪声理想回波信号的相对频移偏差 小于0.1%,可达到较理想测频效果。对具有噪声干 扰的 0~30 dB 宽带多普勒回波信号,对比带通采样方法和压缩感知方法处理宽带回波信号的频移计算结果可知,应用两种方法处理回波信号的测频效果相当,满足宽带声学多普勒测速的精度要求。

#### 4 结论

本文将压缩感知重构信号理论应用于宽带多普勒测速的回波信号处理,对比分析了在不同变换基和测量矩阵下利用 OMP 算法对回波信号的重构效果。在点回波测频模型下,基于复协方差法估计重构回波信号的频移。对比 0~30 dB 不同信噪比条件下,应用压缩感知方法和带通采样方法处理宽带多普勒回波信号的性能。仿真实验结果表明,应用压缩感知方法处理宽带多普勒测速的回波信号的性能。仿真实验结果表明,应用压缩感为方法处理宽带多普勒测速的回波信号的够获得与带通采样方法相当的测频效果,频移计算结果符合宽带声学多普勒测速的精度要求。压缩感知理论的应用有助于解决现有回波信号处理所需采样率高、采样数据量大和占用存储空间多的问题,可为宽带多普勒测速回波信号的数字化处理提供一种新的思路。

#### 参考文献

- [1] 彭东立, 马海涛, 许伟杰. 宽带声学多普勒流速剖面仪的中频 正交采样算法 [J]. 声学技术, 2013, 32(1): 15-18.
  - Peng Dongli, Ma Haitao, Xu Weijie. The quadrature sampling method for broadband acoustic Doppler current profile[J]. Technical Acoustics, 2013, 32(1): 15–18.
- [2] 李木飞. 中频采样数字信号处理实现技术 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.
- [3] 马玉卿. 基于压缩感知的宽带数字接收机研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- [4] 高磊, 陈曾平, 黄小红. 基于压缩感知的宽带成像雷达 Chirp信号回波的压缩和重构[J]. 信号处理, 2010, 26(11): 1670-1676
  - Gao Lei, Chen Zengping, Huang Xiaohong. Compression and reconstruction of chirp echo of broadband imaging radar based on compressed sensing[J]. Journal of Signal Processing, 2010, 26(11): 1670–1676.
- [5] Donobo D. Compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [6] Candes E. Compressive sampling[J]. Proceedings of the International Congress of Mathematicians Madrid Spain, 2006(3): 1433–1452.
- [7] Baraniuk R G. A lecture on compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118–121.
- [8] 李佩, 杨益新. 基于压缩感知的水声数据压缩与重构技术 [J]. 声学技术, 2014, 33(1): 14-20.

- Li Pei, Yang Yixin. Compressed sensing based acoustic data compression and reconstruction technology[J]. Technical Acoustics, 2014, 33(1): 14–20.
- [9] 伍飞云, 童峰. 块稀疏水声信道的改进压缩感知估计 [J]. 声学学报, 2017, 42(1): 27-36.
  - Wu Feiyun, Tong Feng. Improved compressed sensing estimation of block sparse underwater acoustic channel[J]. Acta Acustica, 2017, 42(1): 27–36.
- [10] Li M, Wang C, Deng K. The influence of correlation delay and spectral asymmetry on acoustic Doppler velocimetry bias[J]. Chinese Journal of Acoustics, 2020, 39(3): 351–371.
- [11] 刘德铸. 声学多普勒流速测量关键技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010.
- [12] 王秀波. 宽带多普勒测流技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程 大学, 2005.
- [13] 张道平. 宽带多卜勒测流仪 (BBADCP) 信号特性分析 [J]. 海洋技术学报, 2001, 20(1): 78-82.

  Zhang Daoping. Signal feature analysis of broad-band acoustics Doppler current profiler(BBADCP) [J]. Ocean Technology, 2001, 20(1): 78-82.
- [14] 黄雄飞, 苑秉成. 宽带多普勒声纳信号波形设计 [J]. 兵工学报, 2010, 31(9): 1193-1199.
  Huang Xiongfei, Yuan Bingcheng. Waveform design of broadband Doppler sonar[J]. Acta Armamentarii, 2010, 31(9): 1193-1199.
- [15] 黄雄飞, 苑秉成, 陈喜. 一种解决 BBADCP 测速模糊的方法 [J]. 声学技术, 2008, 27(3): 323-327.
  Huang Xiongfei, Yuan Bingcheng, Chen Xi. A solution to velocity ambiguity of broad band acoustic Doppler current profile[J]. Technical Acoustics, 2008, 27(3): 323-327.
- [16] 王强, 李佳, 沈毅. 压缩感知中确定性测量矩阵构造算法综述 [J]. 电子学报, 2013, 41(10): 2041–2050.

  Wang Qiang, Li Jia, Shen Yi. A survey on deterministic measurement matrix construction algorithms in compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(10): 2041–2050.
- [17] Cande E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 2006, 52(2): 489–509.
- [18] 张磊, 柏业超, 张兴敢. 压缩感知在宽带雷达信号处理中的应用 [J]. 南京大学学报 (自然科学), 2014, 50(1): 35–40. Zhang Lei, Bai Yechao, Zhang Xinggan. Compressed sensing application in wideband radar signal processing [J]. Journal of Nanjing University Natural Science, 2014, 50(1): 35–40.
- [19] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397–3415.
- [20] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655–4666.