

# 基于稀疏分解的水下目标回波信号处理方法

孙同晶<sup>1</sup> 贺锦鹏<sup>2</sup> 谷雨<sup>1</sup>

(1. 杭州电子科技大学通信信息传输与融合技术国防重点学科实验室, 杭州, 310018; 2. 浙江吉利汽车研究院有限公司浙江省汽车安全技术研究重点实验室, 杭州, 311228)

**摘要:** 针对超低信噪比的水下弱信号处理问题, 基于稀疏分解理论, 重点关注入射信号和回波模型等先验信息如何融入稀疏字典(过完备原子库)的构造, 并结合匹配追踪方法, 提出基于稀疏分解的水下回波信号处理方法。首先建立水下回波信号亮点模型, 得到回波模型和入射信号的关系, 对已知的发射信号进行离散化、能量归一化以及移位处理, 构造适合回波信号自身特性的过完备原子库; 然后基于匹配追踪算法实现水下回波信号的稀疏分解, 并将处理结果与常用的匹配滤波方法进行对比分析。仿真结果表明, 本文方法不仅能精确重构出原始回波信号, 而且在处理超低信噪比水下回波信号时较匹配滤波方法具有明显的优势。

**关键词:** 主动声纳; 目标回波; 稀疏分解; 匹配滤波; 过完备原子库

**中图分类号:** TP391.9      **文献标志码:** A

## Underwater Echo Signal Processing Method Based on Sparse Decomposition

Sun Tongjing<sup>1</sup>, He Jinpeng<sup>2</sup>, Gu Yu<sup>1</sup>

(1. Fundamental Science on Communication Information Transmission and Fusion Technology Laboratory, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, 310018, China; 2. Zhejiang Key Laboratory of Automobile Safely Technology, Geely Automobile Research Institute, Hangzhou, 311228, China)

**Abstract:** For ultra-low-SNR underwater weak signal processing problem, an underwater echo signal processing method is presented based on the theory of sparse decomposition and the combined matched pursuit method. The focus is how to integrate the prior information, such as the incident signal and the echo model, into the sparse dictionary (atoms). First, the highlight model of underwater echo signal is established, the relation between the echo model and incident signal is obtained, and the over complete dictionary fitting for echo signal characteristics is structured by discretizing, energy normalizing and shifting the known transmitting signal. And then, the sparse decomposition of underwater echo signal is conducted based on the matched pursuit method, and the processing results are compared and analyzed with the commonly used matched filter methods. The simulation results show that the proposed method can accurately reconstruct the original echo signal, and has obvious advantage in processing underwater echo signal with ultra-low SNR.

**Key words:** active sonar; target echo; sparse composition; matched filter; over-complete atom dictionary

## 引言

水下目标回波信号是主动声呐探测和识别的基础。水下环境复杂多变,存在各种噪声和干扰,尤其随着隐身技术的发展和各种小目标的出现,使得目标回波信号越来越弱,因此弱回波信号检测和处理问题是水声信号处理领域研究的热点和难点问题。目前,大部分处理方法均基于原始信号直接进行处理,如基于匹配滤波的方法、分数阶傅里叶变换方法和小波变换方法等<sup>[1,2]</sup>,这些方法不仅耗时长、数据量大,而且对于信噪比很低的信号仍然无能为力。

在小波分析的基础上,文献[3]于1993年提出了基于过完备原子库对信号进行稀疏分解的思想,开创了利用稀疏分解对信号进行分析这一新方向。由于信号的稀疏表示能在一定程度上自然地贴近信号的本质特征,因此受到了研究者的广泛关注,并且在很多领域都得到了重要的应用,如谱估计、波达方向估计、语音信号处理、雷达成像、雷达信号处理和盲源分离等<sup>[4-6]</sup>。在水声信号处理方面的研究主要包括信号压缩和重构、阵列信号处理、目标分类和识别等。文献[7]采用高斯随机矩阵作为测量矩阵,正交匹配追踪算法作为重构方法实现了水声数据的压缩和重构;文献[8~9]均在离散余弦变换(Discrete cosine transform, DCT)字典下进行信号的稀疏分解,进而实现水下噪声信号的稀疏重构以及目标的分类识别;文献[10]采用回波训练样本集作为字典实现水下底质回波的分类;文献[11]采用声矢量阵方向向量的形式建立原子库,构造出相应的稀疏向量,进而实现声矢量阵的波达方向(Direction of arrival, DOA)估计。

综上所述,实现信号稀疏表示的关键是如何构造过完备原子库以及如何从原子库中选取合适的原子来表示信号。考虑待分解信号的形成原理,将先验信息融入稀疏字典(过完备原子库)的构造能够大大提高信号处理方法的效能。基于此,本文针对水下回波信号,重点关注入射信号和回波模型等先验信息如何融入稀疏字典(过完备原子库)的构造,并结合匹配追踪方法,提出基于稀疏分解的水下回波信号处理方法,解决信噪比很低的弱信号处理问题,并将处理结果与常用的匹配滤波方法进行对比分析,充分表明了本文方法处理超低信噪比信号的效能。

## 1 稀疏分解理论

稀疏分解根据信号自身特点选择展开函数,从过完备原子库中找出具有最佳线性组合的  $K$  项原子来表示一个信号,用较少的展开函数就可以表示出信号的基本特征,进而达到信号的稀疏逼近(或称非线性逼近)的目的。

给定过完备原子库  $\Psi = \{\Psi_i | i=1, 2, \dots, n\}$ , 其元素满足条件  $\Psi_i \in \mathbf{R}^d$ , 对每个原子进行单位化, 即  $\|\Psi_i\|_2 = 1$ , 并且  $n > d$ 。对于任意信号  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^d$ , 可以在  $\Psi$  中自适应地选取一组原子对信号进行分解

$$\mathbf{x} = \sum_{i \in I} a_i \Psi_i \quad (1)$$

式中:  $I \subseteq \{1, \dots, n\}$  为  $\Psi_i$  的下标集, 相应的系数集表示为  $A = \{a_i\}_{i \in I}$ , 通常  $|I| (|\cdot|$  为集合的势, 表示集合中元素的个数) 远小于原子库维数  $n$ , 即只需要原子库中很少几个原子即可表示信号  $\mathbf{x}$ 。

利用矩阵形式对上述问题进行表示,  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^d, \Psi \in \mathbf{R}^{d \times n}$ ,  $\Psi$  的第  $i$  列为  $\Psi_i$ , 则式(1)可以表示为

$$\mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\alpha} \quad (2)$$

式中:  $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbf{R}^n$  为一个稀疏向量。信号的稀疏表示就是稀疏向量  $\boldsymbol{\alpha}$  的求解问题, 即稀疏分解算法。对于长度为  $d$  的任意信号  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^d$ , 在  $\Psi$  中选取  $m$  个原子对其进行逼近

$$\hat{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^m \alpha_{\gamma_i} \Psi_{\gamma_i} + \boldsymbol{\eta} \quad (3)$$

式中:  $\gamma_i \in \{1, 2, \dots, n\}$ ;  $\boldsymbol{\eta}$  为逼近误差; 记  $\boldsymbol{\epsilon} = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2$  为逼近误差的能量形式。稀疏分解问题就是当

逼近误差  $m$  一定时,如何从各种可能的组合中得到表示最为稀疏的一个,即  $m$  取得最小值。

## 2 水下目标回波信号的稀疏分解

根据稀疏分解理论,对一个信号  $\mathbf{x}$  进行稀疏表示,需解决的主要问题有两个,即过完备原子库和稀疏分解算法,如图 1 所示。为了解决这两个问题,本文基于水下回波信号的亮点模型,获得回波信号,将入射信号和回波模型等先验信息融入过完备原子库的构造,进而采用匹配追踪算法实现水下回波信号的稀疏分解。

### 2.1 水下目标回波信号的亮点模型

在高频情况下,任何一个复杂目标的回波都由若干个子回波叠加而成,每个子回波可以看作是从某个散射点出发的波,这个散射点就是亮点,它可以是真实的亮点,也可以是某个等效的亮点。这样,任何一个复杂目标都可以等效成若干个散射亮点的组合,每个散射亮点产生一个亮点回波,总的回波是这些亮点回波相干叠加的结果。亮点对回波的贡献主要可以用幅度因子、时延和相位跳变 3 个参量进行描述<sup>[12]</sup>。即单个亮点的传递函数可写成

$$H_i(\mathbf{r}, \omega) = A_i(\mathbf{r}, \omega) e^{j\omega\tau_i} e^{j\varphi_i} \quad (4)$$

式中:  $A_i$  为单个亮点回波的幅度反射因子,通常为频率的函数,对窄带信号可以取中心频率值;  $\tau_i$  为该亮点的时延;  $\omega$  为信号频率;  $\varphi_i$  为由该单个亮点反射声波时所引入的随机相位。

根据线性叠加原理,目标可以模型化为多个亮点的叠加,总的传递函数可以表示为

$$H(\mathbf{r}, \omega) = \sum_{i=1}^N A_i(\mathbf{r}, \omega) e^{j\omega\tau_i} e^{j\varphi_i} \quad (5)$$

### 2.2 基于先验信息的过完备原子库

假设回波亮点为固定亮点,回波信号中包括  $K$  个目标回波。根据回波信号的亮点模型,回波信号可以表示为  $K$  个回波的线性叠加,即

$$f(t) = \sum_{i=1}^K \alpha_i s(t - \tau_i) \quad (6)$$

式中:  $s(t)$  为入射信号;  $f(t)$  为回波信号。基于回波信号中的亮点回波特点,本文提出基于先验信息的过完备原子库构造方法,构造适合信号自身特性的原子库,使得信号在过完备原子库中的表示系数中只有少数非零元素,达到稀疏表示回波信号的目的。对该信号用满足 Nyquist 采样定理的速率采样,采样间隔为  $T_s$ ,产生的样本点数为  $N$ 。

首先对发射信号以采样周期  $\tau(\tau = T_s)$  对其进行离散化,并进行能量归一化得到向量  $\|\mathbf{s}_p\|$ ,  $\|\mathbf{s}_p\|_2 = 1$ ,  $\mathbf{s}_p = [s_p(\tau), s_p(2\tau), \dots, s_p((S-1)\tau)]$ ,  $n = 1, 2, \dots, S-1$ ,称该向量为原型原子,其样本点的数量由设定的采样间隔确定。在原型原子的基础上,构造过完备原子库

$$\mathbf{A} = \{\mathbf{g}_l\} \quad \mathbf{g}_l \in \mathbf{R}^N, l = 1, \dots, L \quad (7)$$

式中第  $l$  个原子为

$$\begin{cases} g_l(n) = s_p & n \in \{l, l+1, \dots, l+S-1\} \\ g_l(n) = 0 & n \in \{1, \dots, l-1\} \setminus \{l+S, \dots, l+N\} \end{cases}$$

图 2 给出了过完备原子库中的原子示意图,由图 2 可见,各个原子的非零支撑区域具有相同的波形特征,并且与发射信号波形一致,不同的是非零区域的起始点坐标不同。

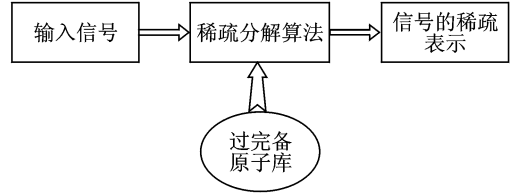


图 1 稀疏表示过程

Fig. 1 Process of sparse expression

根据上述条件,原子库中相邻原子的时间间隔为  $\tau$ 。原子库的矩阵  $\Phi \in \mathbf{R}^{L \times N}$  可以表示为

$$\Phi = [\mathbf{g}_1^T, \mathbf{g}_2^T, \dots, \mathbf{g}_L^T]^T \tag{8}$$

这里必须满足两个前提条件<sup>[13]</sup>:(1)待分解回波信号中的回波都是完整的;(2)任意回波的起始位置均是  $\tau$  的整数倍。在此前提下,该原子库对于回波信号来说完备或过完备。

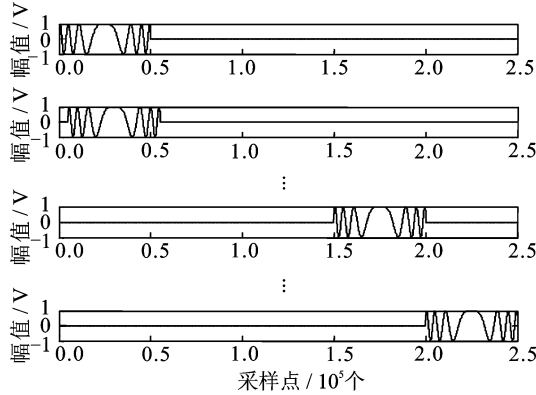


图2 过完备原子库中的原子示意图

Fig.2 Atoms in over complete dictionary

### 2.3 匹配追踪方法的水下回波信号稀疏分解

匹配追踪 (Matching pursuits, MP) 算法采用贪婪迭代方法,从过完备原子库中选择与信号最相关的原子,并且从信号中减去其在该原子上的投影,得到一个残差信号。然后继续选择与残差信号最相关的原子进行相应操作。通过此过程的迭代,直到残差信号的能量小于给定的阈值或算法达到其他终止条件<sup>[14]</sup>。MP 算法采用逐步近似来求得信号的稀疏表达式,是一种自适应的信号稀疏分解算法,原理比较简单,计算复杂度是目前所有稀疏分解算法中最低的。算法流程如图3所示,具体算法如下。

**输入** 过完备原子库  $\mathbf{A}$ ,待分解信号  $f(t)$ ,允许的重建误差或迭代次数。

**初始化** 残差信号  $r^0 = f$ ,选择原子索引集  $\Gamma$  为一空集,选择原子集合  $G$  为一空集,分解系数为  $\alpha = 0$ ,迭代次数  $k = 0$ 。

**步骤 1** 计算残差信号  $r^{k-1}$  与过完备原子库  $\mathbf{A}$  中每一个原子的内积;

**步骤 2** 找出内积向量中绝对值最大的元素  $p_i$ ,将其索引  $i$  加入选择原子索引集  $\Gamma$ ,对应的原子  $g_i$  加入选择原子集合  $G$ ;

**步骤 3** 更新残差信号  $r^k = r^{k-1} - p_i g_i$ ,分解系数  $\alpha(i) = p_i$ ;

**步骤 4** 如果满足迭代终止条件,则输出相应估计值;否则  $k = k + 1$ ,转到步骤 1 继续执行;

**输出** 信号的分解系数  $\alpha$ ,原子集合  $G$ ,信号残差  $r^k$ 。

假设迭代  $K$  次后得到相应的估计值,那么信号  $f(t)$  的分解表达式为

$$f' = \sum_{k=1}^K \alpha(k) G(k) \tag{9}$$

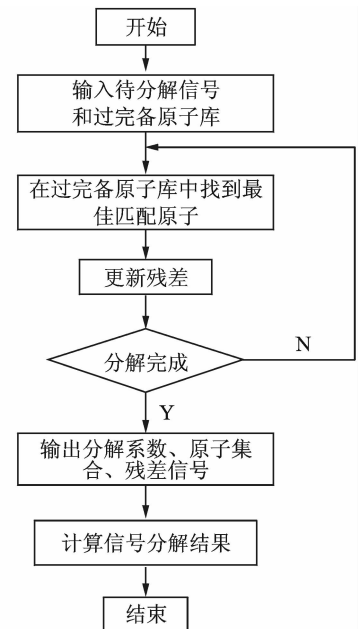


图3 匹配追踪算法流程

Fig.3 Flow diagram of MP method

依据亮点模型仿真出含 3 个亮点的回波信号,采用 2.2 节构造的基于先验信息的过完备原子库,并基于 MP 算法对原始回波信号进行稀疏重构,重构的回波信号与原始回波的对比结果如图 4 所示。图 5 是分解后所剩余的残差信号。

从图 4,5 的结果可看出,本文提出的水下回波信号稀疏分解方法能够精确地重构出原始回波信号,原始回波和重构回波吻合得非常好,而残差信号只有  $10^{-15}$  的数量级。

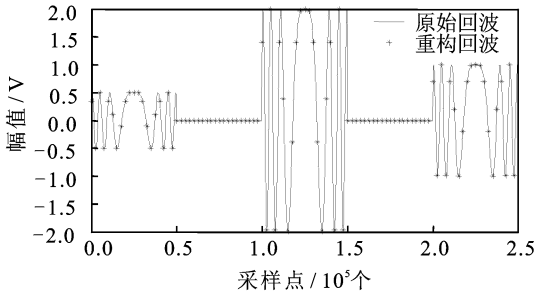


图 4 原始回波和重构回波

Fig. 4 Original echo and reconstructed echo

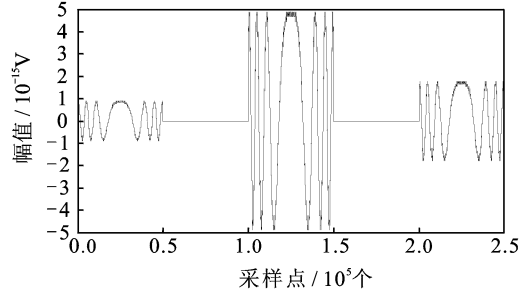


图 5 残差信号

Fig. 5 Residual signal

### 3 与匹配滤波处理结果的比较和分析

实际的水下回波信号通常掺杂许多噪声和干扰,为了验证所提出的稀疏分解方法处理实际回波信号的能力,将图 4 所示回波信号加入了高斯白噪声,形成了不同信噪比的含噪信号,并将其处理结果与常用的匹配滤波处理方法进行对比。

图 6(a~c)分别是信噪比为  $-3, -6, -15$  dB 时的稀疏分解方法和匹配滤波方法的处理结果。

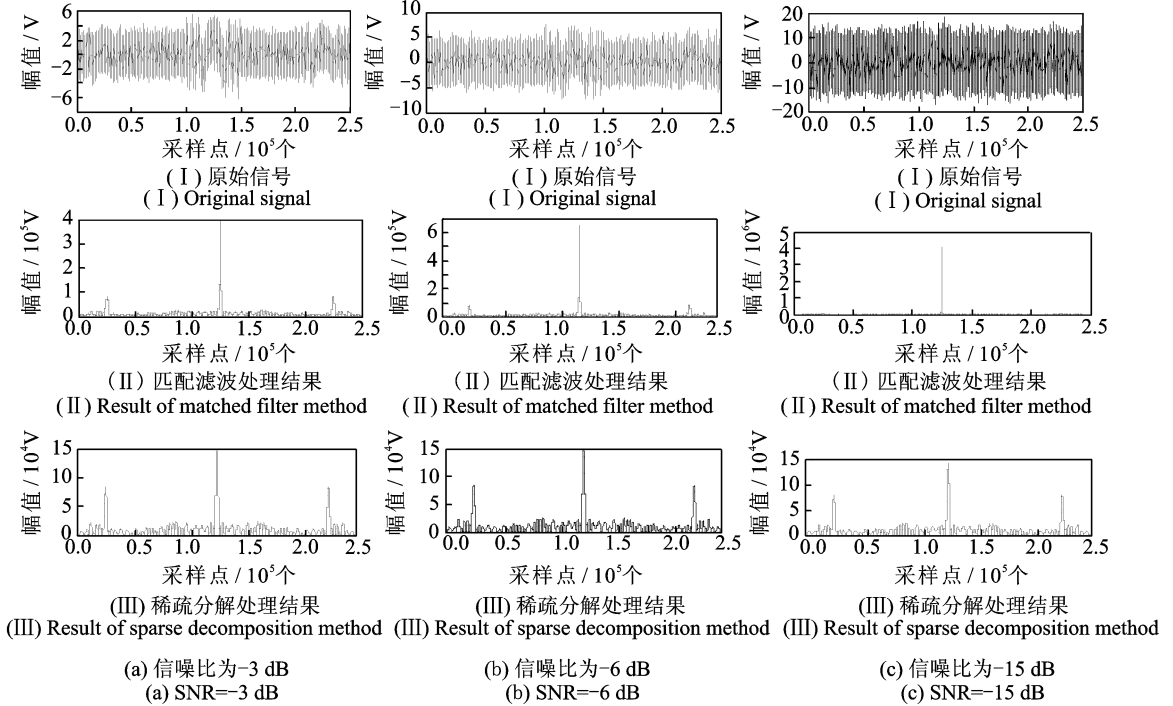


图 6 稀疏分解和匹配滤波方法的回波信号处理结果

Fig. 6 Processing results of echo signal of sparse decomposition and matched filter methods

从图6中可以看出,当信噪比为-3 dB时,处于常规的检测范围,两种方法均能很好地获得目标的谱特性;当信噪比为-6 dB时,已经处于常规检测范围的边缘,从匹配滤波处理结果中勉强看出谱线的位置,第1和第3根谱线已经不太明显,而稀疏分解方法的结果仍然比较清晰;当信噪比为-15 dB时,一般的方法已经很难处理出比较完整清晰的结果,如匹配滤波方法只能看出幅值最大的那根谱线,而另外两根已经基本找不到,而稀疏分解方法的结果仍然非常清晰。

从运算时间看,由于稀疏分解方法比匹配滤波方法增加了构造字典和信号重构的过程,因此计算速度稍慢,但不影响整体进度,如信噪比为-3 dB时,匹配滤波方法的运算时间为0.049 247 s,稀疏分解方法的运算时间为0.075 133 s;信噪比为-6 dB时,匹配滤波方法的运算时间为0.049 212 s,稀疏分解方法的运算时间为0.070 738 s;信噪比为-15 dB时,匹配滤波方法的运算时间为0.043 846 s,稀疏分解方法的运算时间为0.073 375 s。

## 4 结束语

本文针对水下弱回波信号处理问题,以稀疏分解理论为基础,考虑待分解信号的形成机理,提出基于先验信息的过完备原子库构造方法,构造适合信号自身特性的原子库,并采用匹配追踪算法实现了水下回波信号的稀疏重构。将处理结果与常用的匹配滤波方法进行对比分析,结果表明:本文方法能够精确地重构出原始回波信号,残差信号只有 $10^{-15}$ 的数量级;当信噪比为-15 dB时,一般的方法已经很难处理出比较完整清晰的结果,比如匹配滤波方法只能看出幅值最大的那根谱线,而本文方法的结果仍然非常清晰,充分显示了其处理超低信噪比水下回波信号时的优势。

## 参考文献:

- [1] 陈星,杜雨洛.一种基于匹配滤波的脉压新算法研究[J].通信技术,2013,46(4):133-138.  
Chen Xing, Du Yuming. A new algorithm based on matched filter pulse compression[J]. Communications Technology, 2013, 46(4): 133-138.
- [2] 张波,安天思,韩静,等.水下复杂目标宽带回波精细特征提取[J].哈尔滨工程大学学报,2010,31(7):872-878.  
Zhang Bo, An Tiansi, Han Jing, et al. Extracting fine details in broadband echoes from complex underwater targets[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2010, 31(7): 872-878.
- [3] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [4] 张弓,杨萌,张劲东,等.压缩感知在雷达目标探测与识别中的研究进展[J].数据采集与处理,2012,27(1):1-12.  
Zhang Gong, Yang Meng, Zhang Jindong, et al. Advances in theory and application of compressed sensing in radar target detection and recognition[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(1): 1-12.
- [5] 张立伟,贾冲,张雄伟,等.稀疏卷积非负矩阵分解的语音增强算法[J].数据采集与处理,2014,29(2):259-264.  
Zhang Liwei, Jia Chong, Zhang Xiongwei, et al. Speech enhancement based on convolutive nonnegative matrix factorization with sparseness constraints[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(2): 259-264.
- [6] 李越雷,张天琪,代少升,等.基于稀疏分解的微弱多分量LFM信号参数估计[J].数据采集与处理,2009,24(2):161-166.  
Li Yuelei, Zhang Tianqi, Dai Shaosheng, et al. Parameter estimation of weak multicomponent LFM signal based on sparse decomposition[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2009, 24(2): 161-166.
- [7] 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.
- [8] Sabna N, Supriya M H, Pillai P R. Computationally efficient sparse reconstruction of underwater signals[J]. Ocean Electronics, 2013: 88-95.
- [9] 廖明熙,张小蓓,张歆.基于稀疏表示的水声信号分类识别[J].探测与控制学报,2014,36(4):67-77.  
Liao Mingxi, Zhang Xiaojie, Zhang Xin. Classification and recognition of underwater acoustic signal based on sparse represen-

tation[J]. *Journal of Detection and Control*, 2014, 36(4): 67-77.

- [10] 杨勃, 卜英勇, 赵海鸣. 基于信号稀疏分解的水下回波分类[J]. *声学学报*, 2010, 35(6): 608-614.  
Yang Bo, Bu Yingyong, Zhao Haiming. Features of underwater echo extraction based on signal sparse decomposition[J]. *Journal of Acoustics*, 2010, 35(6): 608-614.
- [11] 付金山. 基于稀疏分解理论的声矢量阵信号处理[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.  
Fu Jinshan. Acoustic vector-sensor array processing based on sparse decomposition theory[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2012.
- [12] 汤渭霖. 声呐目标回波的亮点模型[J]. *声学学报*, 1994, 19(2): 92-100.  
Tang Weilin. Highlight model of echoes from sonar targets[J]. *Journal of Acoustics*, 1994, 19(2): 92-100.
- [13] 林杰. 随机投影的观测方法及其在超宽带信号采样中的应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.  
Lin Jie. Measuring method based on random projection and its applications for ultra wideband signal sampling[D]. Xi'an: Xidian University, 2012.
- [14] 井爱雯, 刘云, 马轶丽. 基于MP算法的语音信号稀疏分解[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(5): 144-146.  
Jing Aiwen, Liu Yun, Ma Yili. Speech signal sparse decomposition based on matching pursuit algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(5): 144-146.

#### 作者简介:



孙同晶(1978-),女,博士,高级工程师,研究方向:水声信号处理和多传感器信息融合技术, E-mail: stj@hdu.edu.cn.



贺锦鹏(1977-),男,博士,研究方向:汽车主动安全和信息处理技术。



谷雨(1982-),男,博士,研究方向:多传感器信息融合和视觉跟踪技术。

