

水声信号处理中的稀疏表示理论及应用

冯西安¹,寇思玮¹,谭伟杰²,毕 杨¹

(1. 西北工业大学航海学院,陕西西安710072;2. 贵州大学计算机科学与技术学院,贵州贵阳550025)

摘要: 稀疏表示研究信号简洁表示与重构的本质问题,能够更好地揭示、分辨和提取信号中所蕴含的信息特征,在水声信号处理的许多应用方面都显示了巨大的优势和潜力.本文综述了水声信号处理中的稀疏表示理论及有关应用问题.首先介绍了稀疏表示模型和典型的稀疏分解算法;然后,研究了自适应过完备字典设计、离网格处理等稀疏表示的关键问题;接着,探索了稀疏表示理论在水下信号处理中的一些重要应用,包括高分辨波达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计、水下体目标微多普勒特征提取、运动目标角度-多普勒声成像、水声信号压缩感知与重构;最后,指出稀疏表示理论在水声信号处理中的发展趋势.进行了必要的计算机仿真,提取了水下目标时、频、空域多维度信息特征,并实现了两类典型通信信号的有效压缩和精确重构.

关键词: 水声信号;稀疏表示;特征提取;压缩感知

中图分类号: TB566

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2021)09-1840-12

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200492

Sparse Representation Theory and Application in Underwater Acoustic Signal Processing

FENG Xi-an¹, KOU Si-wei¹, TAN Wei-jie², BI Yang¹

(1. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China;

2. College of Computer Science and Technology, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China)

Abstract: Sparse representation is a theory to study the essential problem of signal concise representation and precise recovery. It can better reveal, distinguish and extract the characteristic information contained in underwater acoustic signals, so that it has great advantages and potential in many applications of underwater acoustic signal processing. In this paper, the sparse representation theory and its application in underwater acoustic signal processing are reviewed. Firstly, the sparse representation model and typical sparse decomposition algorithms are introduced. Then, the key problems of sparse representation, such as adaptive over-complete dictionary design and off-grid processing and so on, are studied. Thirdly, some important applications of sparse representation theory in underwater signal processing are explored, which include high-resolution DOA estimation, micro-Doppler feature extraction of underwater target, angle-Doppler acoustic imaging of moving target, compressed sensing and reconstruction of underwater acoustic signals. Finally, the development trend of sparse representation theory in underwater acoustic signal processing is pointed out. Some necessary computer simulations are carried out to extract the multi-dimensional information features of underwater target in time, frequency and spatial domain are successfully extracted, and two kinds of typical communication signals are effectively compressed and accurately reconstructed.

Key words: underwater acoustic signal; sparse representation; feature extraction; compressed sensing

1 引言

水声信号处理是海洋信息科学的重要学科^[1-3].目前,在声呐、水下制导中研究的水声信号处理理论主要建立在完备正交表示基础上.正交表示在许多方面给信号处理带来方便,但因理论自身的局限性和水声条件制约,

难以满足实际需求.稀疏表示(sparse representation)研究信号简洁表示问题,为水声信号处理提供了新理论.

匹配追踪(Matching Pursuit, MP)^[4]和基追踪(Basis Pursuit, BP)^[5]构成了稀疏表示的理论雏形.

现在,针对信号在过完备字典的稀疏表示已提出

许多优秀算法,丰富了稀疏表示的理论.总的说来,可分为两大类:一类是以MP、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[6]为代表的顺序选择算法.另一类是并行选择算法,如凸优化算法^[5]、FOCUSS(FO-Cal Undetermined System Solver)算法^[7,8]、稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)算法^[9]等.

字典设计是稀疏表示的重要问题.早期,人们构造分析字典进行非平稳信号分析^[10],现在,针对复杂信号分析开始研究参数化字典^[11]、自适应字典等学习字典.学习字典与信号稀疏性相联系,能更好适应信号形式.但是,目前所研究的核奇异值分解(Kernel Singular Value Decomposition, K-SVD)算法^[12]、在线学习算法^[13]等均存在过程复杂、丢失信号成分等问题,且缺乏严格理论支撑.

离网格(off-grid)是稀疏表示的特殊问题,也是必须解决的难题.off-grid制约了稀疏表示的性能:粗网格造成模型失配;网格过密会造成计算负担,同时导致原子间相干、分解结果不稳定现象.

离网格处理的代表方法有字典的一阶泰勒近似、局部网格细化^[14]以及SBL^[15],其思路呈现多样性,其中一阶泰勒展开是适于工程应用的方法.基于全变差范数(Total Variation Norm, TVN)约束的无网格处理是离网格处理的新理论^[16,17].Candès和Tang首先研究了这一问题,Yang等还提出一种无网格化SPICE方法^[18],并将其扩展到多测量向量(Multiple Measurement Vector, MMV)情况.

鉴于稀疏表示的巨大潜力,人们不断从多个领域挖掘问题的稀疏结构,扩大其应用范围.随着人工智能的发展^[19],稀疏表示思想也被引入到深度学习中.文献^[20]通过在自编码网络隐藏层加入稀疏性约束,减小了网络训练耗时.文献^[21]提出了稀疏深度差分神经网络,为深度学习系统提供了一种非线性分解和重构思路.

稀疏分解有利于揭示信号中所蕴含的信息特征.将其应用于水声信号处理,便于水声信息的提取、理解和进一步处理.

稀疏表示在水下目标DOA估计中的优势是突破了方位分辨率,能够解决小阵列、少快拍条件下的相干源估计问题.在已提出算法中, l_1 范数约束的凸优化算法具有优越的性能.Malioutov等首先提出的 l_1 -SVD算法用二阶锥规划求解稀疏表示模型,并用SVD对MMV降维处理来减少计算复杂度,取得了好的效果^[14].之后,参考 l_1 -SVD,发展了一系列这种类型的算法^[22,23],并且被应用于水声源稀疏重构^[24,25]、稀疏谱拟合^[26]以及阵列误差校准^[27].随着矢量水听器、非均匀阵、共型阵的发展,稀疏分解也被引入到这些水声传感器^[28-32],实现特殊条件下的水下目标探测.

SBL被认为是在典型信号环境中唯一一种与 l_0 范数具有相同全局收敛性的稀疏重构算法,而它的计算

效率又优于MP和 l_p 范数类算法^[33,34].文献^[35]将SBL的相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)用于水下稀疏信道估计,提升了通信性能.然而,由于SBL发展较晚,人们对其认识还有一个较长的过程.

稀疏分解可有效分析非平稳水声信号的时频特性,因此能够提取水下运动目标的多普勒特征、微多普勒特征^[36].基于稀疏表示的时频分析和空时自适应处理(Space Time Adaptive Processing, STAP)还可提取水下目标的时、频、空域多维度信息特征.

针对目标微动特征提取,Li等采用自适应Chirplet基分离喷气式飞机回波的微多普勒信号,以消除引擎旋转引起的发动机调制现象^[37].Thayaparan等在SAR成像中提取目标转动构件的微动信息^[38].目前的研究主要集中在空气声呐和雷达领域,采用超声波或电磁波提取飞机引擎叶片、弹头进动、行人走动等微动信息^[39,40].水下声速低,超声波的微多普勒效应明显,提取目标微动特征是水下目标识别的重要手段^[41].

将稀疏分解应用于水声STAP,能以极少观测样本高精度恢复信号,从而有效解决混响协方差矩阵估计、抗混响低速目标检测、声呐角度-多普勒成像等问题^[42].阳召成、段克清等从雷达领域详细综述了稀疏STAP的研究成果^[43,44],为水声信号空时处理提供了参考.

压缩感知(Compressive Sensing, CS)是稀疏表示理论颇具影响力的一个应用.CS突破了Nyquist采样定理限制,用于水声通信可有效实现数据压缩.不仅如此,人们还采用CS提高信道估计和均衡的性能^[45-48],抑制多载波水声通信中峰值功率存在的限幅问题^[49].

数学家Donoho、Candès及华裔科学家Tao等从数据采集角度提出了CS理论^[50-52].其三个关键问题是冗余字典设计、观测矩阵设计及稀疏重构算法.字典设计和重构算法属稀疏表示问题,而观测矩阵设计是CS的特殊问题.Donoho采用有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)来设计与字典不相关的观测矩阵,并构造了满足RIP性质的高斯随机矩阵.Baraniuk以随机 ± 1 构成的Rademacher矩阵也具有RIP性质和普适性^[53].迄今为止,如何构造观测矩阵仍是一个有待研究的问题.

本文综述水声信号处理中的稀疏表示理论及应用问题.研究自适应字典设计、off-grid处理的关键问题,探索水下目标DOA估计、微多普勒特征提取、角度-多普勒声成像、水声信息传输等应用问题.

2 稀疏表示模型与算法

2.1 稀疏表示模型

在优化理论中, N 维信号 \mathbf{x} 的稀疏表示模型表述为一个非凸优化模型:

$$\min_c \|\mathbf{c}\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{x} = \mathbf{D}\mathbf{c} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{D} = \{\mathbf{g}_r\}_{r \in R}$ 是过完备字典, 其元素 \mathbf{g}_r 称为原子, $\|\cdot\|_0$ 是 l_0 范数, 表示非零元素个数. 稀疏表示是用字典中尽可能少的原子来表示信号. 由于字典中原子个数远大于 N , 因此模型式(1)是一个欠定系统.

l_0 范数是非凸的, 求解稀疏表示是一个 NP 难 (Non-determination Polynomial Hard, NP-Hard) 问题. 因此, 人们采用其它稀疏性度量函数来逼近 l_0 范数, 使之转换为可求解的凸优化问题. 考虑到噪声存在, 优化模型为

$$\min \|\mathbf{c}\|_p, \text{ s.t. } \|\mathbf{x} - \mathbf{Dc}\|_2^2 < \varepsilon \quad (2)$$

式中, $0 < p \leq 2$ 是稀疏性度量参数, ε 是信号重构精度. $p = 1$ 时, 其求解就是著名的 BP 算法, $p = 2$ 为框架算法, $0 < p < 2$ 也是常用的算法, 如 l_p 范数约束的 FOCUSS 算法等.

数值计算上, 将其转化为正则化优化模型:

$$\mathbf{c} = \min \|\mathbf{x} - \mathbf{Dc}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{c}\|_p \quad (3)$$

式中, λ 是正则化参数, 用于调节重构精度和稀疏性.

2.2 稀疏分解算法

下面给出几个典型的稀疏分解算法.

(1) OMP 算法

Pati 的 OMP 是由 MP 修正来的^[6]. 通过修正使迭代时所有已匹配原子形成正交集, 下次迭代时得到的原子是该正交集张成空间的补空间. OMP 解决了 MP 存在的过匹配和非正交投影现象, 更有利于非平稳水声信号的分析 and 特征提取.

对信号 \mathbf{x} , 设第 m 次迭代分解的残留信号为 $R^m \mathbf{x}$, 选择的最匹配原子为 \mathbf{g}_{γ_m} , 则利用已得到的原子对该原子做 Gram-Schmidt 正交化处理, 得

$$\mathbf{u}_m = \mathbf{g}_{\gamma_m} - \sum_{k=0}^{m-1} \frac{\mathbf{g}_{\gamma_m}^T \mathbf{u}_k}{\|\mathbf{u}_k\|^2} \mathbf{u}_k \quad (4)$$

其中 $\mathbf{u}_0 = \mathbf{g}_{\gamma_0}$. 迭代后的残留误差为

$$R^{m+1} \mathbf{x} = R^m \mathbf{x} - \frac{(R^m \mathbf{x})^T \mathbf{g}_{\gamma_m}}{\|\mathbf{u}_m\|^2} \mathbf{u}_m \quad (5)$$

投影分解系数为 $c_m = (R^m \mathbf{x})^T \mathbf{g}_{\gamma_m} / \|\mathbf{u}_m\|^2$.

OMP 可使逼近误差在有限次迭代内减小到零.

(2) BP 算法

BP 用 l_1 范数对 l_0 范数进行凹逼近^[5], 将其用于水声阵列信号处理可实现 DOA 估计、运动目标特征提取等.

对模型式(3), BP 引入符号 $\mathbf{H} = [\mathbf{D}, -\mathbf{D}]$ 和 $\mathbf{w} = [\mathbf{c}^+; \mathbf{c}^-]$, 其中, \mathbf{c}^+ , \mathbf{c}^- 分别是 \mathbf{c} 中元素正部和负部构成的列向量, 从而有 $\mathbf{c} = \mathbf{c}^+ - \mathbf{c}^-$, $\|\mathbf{c}\|_1 = \mathbf{I}^T \mathbf{w}$, 其中 \mathbf{I} 是全 1 向量, 由此优化模型可转换为

$$\min \mathbf{I}^T \mathbf{w}, \text{ s.t. } \mathbf{Hw} = \mathbf{x}, \mathbf{w} \geq 0 \quad (6)$$

这是一个标准的线性规划模型, 可以使用单纯形法、内点法等求解.

BP 算法既具有稀疏表示能力, 又可转化为线性规

划问题来求解. 缺点是需要凸优化工具包, 算法复杂度高, 难以用于工程实际.

(3) FOCUSS 算法

FOCUSS 算法通过迭代使欠定系统解的能量局域化完成稀疏分解^[7], 容易推广到 MMV, 有利于水声阵列处理和 DOA 估计.

求解欠定系统 $\mathbf{x} = \mathbf{Dc}$ 时, 引入加权矩阵 \mathbf{w} 和线性变换 $\mathbf{c} = \mathbf{wq}$, 从而将对 \mathbf{c} 的范数约束转换为对参数 \mathbf{q} 的约束. 由此得加权最小范数约束优化问题:

$$\min \|\mathbf{q}\|_2^2, \text{ s.t. } \mathbf{x} = \mathbf{Dwq} \quad (7)$$

它的解为 $\mathbf{q} = (\mathbf{Dw})^+ \mathbf{x}$, 其中 $(\cdot)^+$ 是广义逆.

迭代求解时, 通过调整 \mathbf{w} 来产生稀疏解. 若取 $\mathbf{w}_k = \text{diag}(\mathbf{c}_{k-1})$, 得到 \mathbf{q}_k 的最小范数解为

$$\mathbf{q}_k = (\mathbf{Dw}_k)^+ \mathbf{x} \quad (8)$$

并可得 $\mathbf{c}_k = \mathbf{w}_k \mathbf{q}_k$.

求广义逆时, 病态矩阵会给算法带来影响. 现在已发展出较多形式的算法, 如正则化算法、 l_p 范数算法等.

(4) 稀疏贝叶斯学习

SBL 用 RVM 求解最大后验估计表示的稀疏分解问题^[9]. 计算效率高, 分解性能好, 用于水下目标 DOA 估计时不必知道信源个数. SBL 还是一种 off-grid 处理方法, 有利于提高分析精度.

在模型式(3)中, 将 \mathbf{c} 看作具有先验分布的随机变量, 将 \mathbf{x} 看作均值为 \mathbf{Dc} 、方差为 δ^2 的高斯噪声, 那么, 稀疏分解可看作最大后验概率估计:

$$p(\mathbf{c}, \delta^2 | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \mathbf{c}, \delta^2) p(\mathbf{c} | \lambda)}{\int p(\mathbf{x} | \mathbf{c}, \delta^2) p(\mathbf{c} | \lambda) d[\mathbf{c}; \delta^2]} \quad (9)$$

式中, $p(\mathbf{c} | \lambda)$ 是先验分布, 常取参数为 λ 的拉斯分布. $p(\mathbf{x} | \mathbf{c}, \delta^2)$ 是似然函数. 对于式(9), 通常建立分层先验信息模型, 用 RVM 求解.

后验概率服从联合高斯分布, 若设 \mathbf{c} 的元素均服从均值为 0、方差为 $1/\alpha_i$ 的高斯分布, 则通过建立分层先验信息模型, 可以得到它的均值和方差:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu} = \frac{1}{\delta^2} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{D}^T \mathbf{x} \\ \boldsymbol{\Sigma} = \left(\frac{1}{\delta^2} \mathbf{D}^T \mathbf{D} + \boldsymbol{\Lambda} \right)^{-1} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]$. 由此, 便将最大后验估计转变为求解参数 δ^2 和 α_i . 这两个参数的似然函数 $p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\alpha}, \delta^2)$ 也服从联合高斯分布, 其最大似然估计为

$$\begin{cases} \alpha_i = \frac{\gamma_i}{\mu_i^2} \\ \delta^2 = \frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{D}\boldsymbol{\mu}\|_2^2}{N - \sum_{i=1}^K \gamma_i} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\gamma_i = 1 - \alpha_i \Sigma_{ii}$, 而 Σ_{ii} 是 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的对角线元素, μ_i 是 $\boldsymbol{\mu}$ 的

元素, N 是信号 \mathbf{x} 的维数.

SBL 的求解过程就是在式(10)与式(11)之间的迭代. 收敛时, 均值 $\boldsymbol{\mu}$ 就是稀疏向量估计.

表 1 给出了上述几类典型算法的比较.

表 1 几类典型稀疏分解算法比较

算法类型	稀疏度量	稀疏性	计算速度	精度	水下应用
MP	内积	较好	中	较高	时频分析
BP	l_1 范数	好	慢	高	声成像等
FOCUSS	l_p 范数	较好	慢	较高	阵列处理
SBL	后验概率	好	快	高	DOA 估计

3 学习字典设计

随着人们对水声信道认识的提高及低频宽带水声信号处理的发展, 水下探测开始采用复杂水声信号形式. 复杂信号稀疏分解需要设计学习字典.

3.1 参数化字典

参数化学习字典由信号特征生成, 只存储原子参数, 存储量小, 其性能优于分析字典.

信号时频分析时, 常采用参数集为 $\Gamma = \{\gamma = (s, u, \xi)\}$ 的 Gabor 原子 \mathbf{g}_γ , 其中 s, u, ξ 分别表示压缩、延迟和频率. 通过离散化处理可构造参数集合 $\Gamma_a = \{\gamma = (\alpha', p\alpha' \Delta u, ka^{-j} \Delta \xi)\}$, 其中 $\Delta u, \Delta \xi$ 为时间和频率间隔. 文献[4]证明, MP 中, 存在优化因子 α , 使得对任意 N 维信号向量 \mathbf{x} , 都有

$$\sup_{\gamma \in \Gamma_a} |\mathbf{x}^T \mathbf{g}_\gamma| \geq \alpha \sup_{\gamma \in \Gamma} |\mathbf{x}^T \mathbf{g}_\gamma| \quad (12)$$

利用残差信号的频率特性可以构造随着残差变化的自适应参数化 Gabor 字典. 第 m 次迭代时对残差做 FT, 求最强成分角频率 ω_{opt}^m , 则参数化字典为 $\mathbf{D} = \{\mathbf{g}_\gamma, \gamma = (s, u, \omega_{\text{opt}}^m)\}$.

3.2 自适应字典

源于 K-means 聚类的 K-SVD 算法^[12]是一种基于训练样本的自适应字典设计方法. 对于 MMV 问题, K-SVD 的优化模型写为

$$\min_{\mathbf{D}, \mathbf{C}} \{\|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{C}\|_F^2\}, \forall i, \|\mathbf{c}_i\|_0 \leq T_0 \quad (13)$$

式中, $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$ 是训练样本, $\mathbf{C} = \{\mathbf{c}_i\}_{i=1}^N$ 是分解系数向量集合. T_0 是非零元素数目上限.

K-SVD 首先对观测信号的训练样本进行稀疏分解, 求系数 \mathbf{C} . 然后将字典 \mathbf{D} 逐列更新. 再在更新字典上进行稀疏分解, 直至收敛, 得到学习字典和稀疏表示.

4 离网格(off-grid)处理

水声信号参数是连续的, 其稀疏表示面临 off-grid 处理问题.

4.1 一阶泰勒近似

将网格划分的字典用其一阶泰勒近似代替, 则稀

疏表示变为

$$\mathbf{x} = [\mathbf{D} + \mathbf{E}\text{diag}(\boldsymbol{\delta})] \mathbf{c} \quad (14)$$

式中, $\mathbf{E} = \{\mathbf{d}\mathbf{g}_r/\mathbf{d}x_r, r \in \Gamma\}$, 表示 \mathbf{g}_r 对于网格参数 x_r 的一阶导数, $\boldsymbol{\delta} = \{\hat{x}_r - x_r, \gamma \in \Gamma\}$, 其中 $\hat{x}_r - x_r$ 是离网格误差.

式(14)有两个未知量 $\boldsymbol{\delta}$ 和 \mathbf{c} , 优化模型为

$$\min_{\boldsymbol{\delta}, \mathbf{c}} \|\boldsymbol{\delta}\|_2^2 + \gamma \|\mathbf{c}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{x} = [\mathbf{D} + \mathbf{E}\text{diag}(\boldsymbol{\delta})] \mathbf{c} \quad (15)$$

一般将其转换为求每个变量的子问题, 用交替优化思想求解.

关于 \mathbf{c} 的子问题表示为

$$\min_{\mathbf{c}} \|\mathbf{c}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{x} = [\mathbf{D} + \mathbf{E}\text{diag}(\boldsymbol{\delta})] \mathbf{c} \quad (16)$$

该优化模型可通过 SOMP 算法求解. 关于 $\boldsymbol{\delta}$ 的子问题表示为

$$\min_{\boldsymbol{\delta}} \|\boldsymbol{\delta}\|_2^2 + \|\mathbf{x} - [\mathbf{D} + \mathbf{E}\text{diag}(\boldsymbol{\delta})] \mathbf{c}\|_F^2 \quad (17)$$

该模型用凸优化算法求解. 当两次迭代的离网格误差相近时, 即 $\|\boldsymbol{\delta}^{i+1} - \boldsymbol{\delta}^i\|_2 \leq \varepsilon$, 停止迭代.

4.2 TVN 约束无网格处理

阵列信号是 K 稀疏信号的傅里叶变换, 表示为

$$x_{m,n} = \sum_{i=1}^K s_{i,n} e^{j \frac{2\pi(m-1)\Delta}{\lambda} \sin\theta_i} = \int s_n(\eta) e^{j \frac{2\pi(m-1)\Delta}{\lambda} \eta} d\eta \quad (18)$$

式中, $s_n(\eta) = \sum_{i=1}^K s_{i,n} \delta(\eta - \eta_i)$, 其中, n 是快拍, $s_{i,n}$ 是信号幅度, $\eta_i = \sin\theta_i$ 是目标方位指示. 用矩阵 \mathbf{S} 表示 $s_n(\eta)$, 其第 i 行为 $\mathbf{s}_{i,:} = [s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,N}]$, 第 n 列为 $\mathbf{s}_{:,n} = [s_{1,n}, s_{2,n}, \dots, s_{K,n}]^T$.

引入映射算子 F_M , 并考虑到噪声 \mathbf{N} 存在, 则 M 个阵元、 N 次快拍的阵列数据表示为

$$\mathbf{X} = [F_M \mathbf{s}_1(\eta), F_M \mathbf{s}_2(\eta), \dots, F_M \mathbf{s}_N(\eta)] + \mathbf{N} \quad (19)$$

$$= [F_M \mathbf{s}_{:,1}, F_M \mathbf{s}_{:,2}, \dots, F_M \mathbf{s}_{:,N}] + \mathbf{N}$$

Candès 等采用 TVN 约束^[16,17], 建立了由 \mathbf{X} 重构 $\mathbf{s}_n(\eta)$ 的稀疏表示模型为

$$\min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{S}\|_{\text{TV}}, \text{ s.t. } \|\mathbf{M}\|_F \leq \varepsilon_m; \quad (20)$$

$$\mathbf{X} = [F_M \mathbf{s}_{:,1}, F_M \mathbf{s}_{:,2}, \dots, F_M \mathbf{s}_{:,N}] + \mathbf{N}$$

式中, $\|\mathbf{S}\|_{\text{TV}} = \sum_{i=1}^K \|\mathbf{s}_{i,:}\|_2$ 就是 TVN.

TVN 最小化可在连续域以无限精度求解稀疏信号的非零成分. 但这个约束优化是非凸问题, 需要将增广为拉格朗日形式, 并通过拉格朗日对偶函数将其转化为半定规划问题来求解.

5 在水声信号处理中的一些应用

5.1 水下目标高分辨 DOA 估计

在一定假设条件下, 可建立 M 个阵元、 N 次快拍的水声阵列信号稀疏表示模型:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}) \tilde{\mathbf{S}} + \mathbf{N} \quad (21)$$

式中, $\mathbf{A}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}) = [\mathbf{a}(\tilde{\theta}_1), \mathbf{a}(\tilde{\theta}_2), \dots, \mathbf{a}(\tilde{\theta}_K)]$ 是扩展阵列流型, 其中 $\mathbf{a}(\tilde{\theta}_k)$ 是方向向量, $\tilde{\theta}_k$ 是网格划分, \mathbf{N} 是噪声. $\tilde{\mathbf{S}} =$

$[\tilde{s}(1), \tilde{s}(2), \dots, \tilde{s}(N)]$ 是扩展信号, 其中 $\tilde{s}(n) = [\tilde{s}_1(n), \tilde{s}_2(n), \dots, \tilde{s}_k(n)]^T$.

l_1 范数约束的 DOA 估计模型为

$$\min \|X - A(\tilde{\Theta})\tilde{S}\|_F^2 + \lambda \|\tilde{s}^{(l_2)}\|_1 \quad (22)$$

式中, $\|\cdot\|_F$ 是 F 范数, $\tilde{s}^{(l_2)} = [s_1^{l_2}, s_2^{l_2}, \dots, s_k^{l_2}]^T$, 其中 $s_k^{l_2} = \|s_k(1), s_k(2), \dots, s_k(N)\|$ 是稀疏分解系数, 其非零系数对应 d 个源的方位角 θ_i .

Malioutov 等人提出利用 SVD 做降维处理来减少计算复杂度^[14]. 降维处理还去掉了噪声子空间, 提高了算法性能.

设 X 的 SVD 为 $X = U\Sigma V^H$, 按源个数 d 降维后的 $M \times d$ 维矩阵为

$$X_{SV} = U\Sigma D_d = XVD_d \quad (23)$$

式中, $D_d = [I_d, \mathbf{0}]^T$, I_d 是 $d \times d$ 维单位矩阵, $\mathbf{0}$ 为 $d \times (N -$

$d)$ 维零矩阵. 将式(21)代入式(23), 并令 $\tilde{S}_{SV} = \tilde{S}VD_d$, 则对 X_{SV} 构造目标函数为

$$\min \|X_{SV} - A(\tilde{\Theta})\tilde{S}_{SV}\|_F^2 + \lambda \|\tilde{s}_{SV}^{(l_2)}\|_1 \quad (24)$$

式中, $\tilde{s}_{SV}^{(l_2)} = [s_{SV1}^{l_2}, s_{SV2}^{l_2}, \dots, s_{SVk}^{l_2}]^T$, 其中, $s_{SVk}^{l_2} = \|s_{SVk}(1), s_{SVk}(2), \dots, s_{SVk}(d)\|$.

使用 SVD 将 $M \times N$ 维矩阵变为 $M \times d$ 矩阵, 极大降低了计算复杂度. 这个算法就是 l_1 -SVD 算法, 之后人们还提出了 l_1 -SRACV^[22]、 l_1 -ACCV 算法^[23] 等, 成为 l_1 范数类算法的代表.

计算机仿真: 设 20 元均匀线列阵以半波长布阵, 信号长度 20ms. 双源方位为 0° 和 1° , 信噪比 15dB; 五源方位分别为 $0^\circ, 2^\circ, 4^\circ, 6^\circ, 8^\circ$, 信噪比 25dB, 网格间隔 0.1° . l_1 范数类算法空间谱估计结果如图 1 所示, 其中图 1(a) 是双源估计结果, 图 1(b) 是五源估计结果.

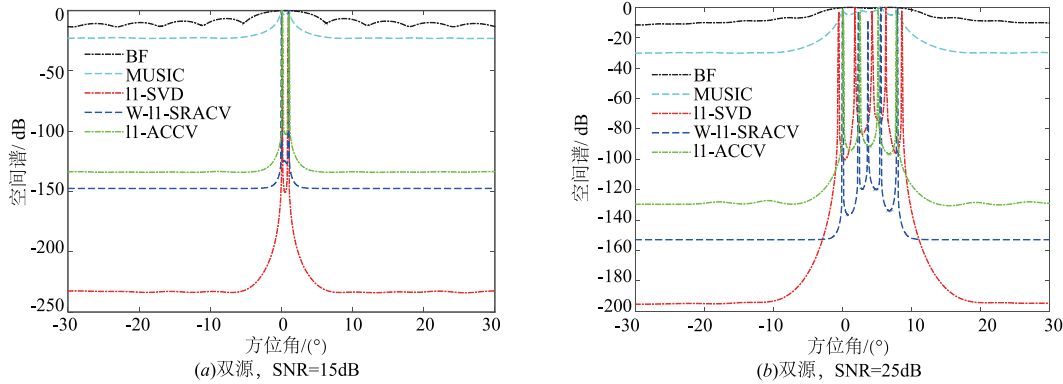


图 1 空间谱估计结果

与波束形成和 MUSIC 比较, l_1 范数类算法表现出优越的性能, 双源分辨率达到 $1/5$ 波束宽度, 五源达到 $2/5$ 波束宽度. l_1 -SVD、 l_1 -SRACV 对于正则化参数依赖小, 性能稳健, 是有应用价值的方法.

若网格间隔取 1° , 双源角度分别为 $0.2^\circ, 5.3^\circ$, 则存在 off-grid 问题. l_1 -SVD、网格细化 l_1 -SVD、一阶 Taylor 近

似 l_1 -SVD、SBL 算法和 TVN 约束无网格处理结果如图 2 所示, 其中图 2(a) 是空间谱估计比较, 双红线表示源的真实位置, 图 2(b) 是相应的均方根误差 (MSE) 比较.

结果表明, 受 off-grid 问题影响, 原 l_1 -SVD 的空间谱变宽, 分辨率下降. 几种 off-grid 处理算法均较好地解决了网格误差问题, 达到较高精度. Taylor 近似性能稳

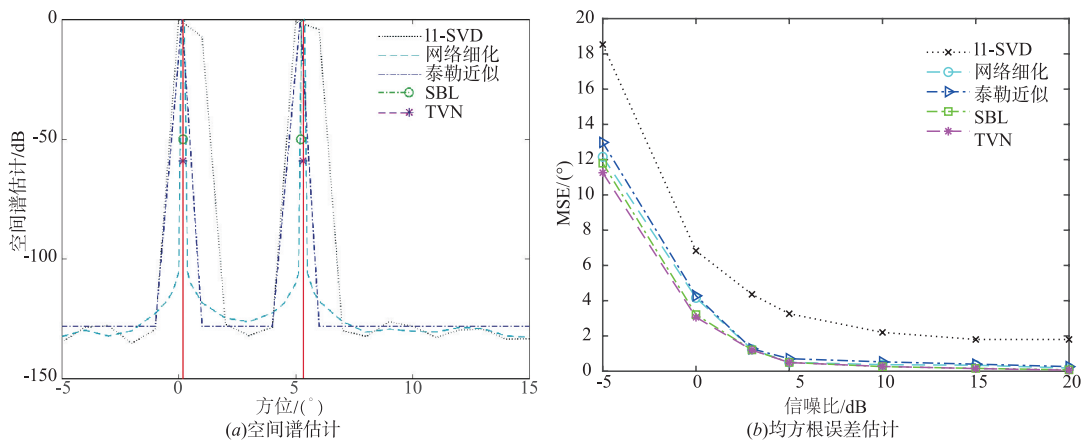


图 2 off-grid 处理结果比较

健,具有工程应用价值,SBL和TVN约束无网格处理的精度高,是值得研究的方法.

5.2 体目标多亮点微动特征提取

水下大型体目标是多亮点目标.目标部件微运动产生微多普勒效应,回波含有丰富的信息特征.为此,本文设计了一种参数化自适应学习字典来提取回波的微多普勒频率和亮点方位特征.

目标部件振动时,可由简谐运动分析得到包含微多普勒效应的回波模型.第*i*个亮点的反射波为

$$e_i(t) = \sigma_i e^{j[2\pi f_0 t - \frac{4\pi}{\lambda} A_{vi} \sin(\omega_{vi} t + \varphi_i)]} \quad (25)$$

式中, σ_i 是亮点反射系数, A_{vi} 是振幅, ω_{vi} 是角频率. f_0 是发射信号频率, λ 是相应波长.反射波微多普勒频率为

$$f_i(t) = -\frac{2}{\lambda} A_{vi} \omega_{vi} \cos(\omega_{vi} t + \varphi_i) \quad (26)$$

它围绕载波频率周期振荡,振荡幅度为 $A_m = 2A_{vi} \omega_{vi} / \lambda$,振荡频率为 $\omega_m = \omega_{vi}$.

采用水声阵列接收多亮点回波时,以第一阵元为参考,则阵列信号为 $x_m(t) = \sum_{i=1}^d e_i(t) e^{-j\gamma_m(\theta_i)}$,其中 $\gamma_m(\theta_i)$ 是相位延迟.

针对亮点反射波形式构造一个与之匹配的时频原子来提取微多普勒特征,称为MicroDopplerlet原子,为

$$g_\gamma = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) e^{j2\pi[f_0 t + A \sin(\omega t)]} \quad (27)$$

式中, s 是尺度因子, u 是位移因子, A 是振动幅度因子, ω 是振动频率因子.

在对回波做OMP分解时,根据残差瞬时频率周期变化特点,构造一种随着残差变化的自适应参数化字典 $D = \{g_\gamma, \gamma = (s, u, A, \omega_{opt})\}$,其中 ω_{opt} 是每次分解时,对瞬时频率做FFT得到的最优振荡频率.

将第一个阵元的信号在字典 D 上进行OMP分解,得到分解系数 $c_{1,i}$ 和亮点反射波 $c_{1,i} g_{\gamma_i}(t)$.

若其他阵元信号对 $g_{\gamma_i}(t)$ 做投影分解,得到的分解系数为 $c_{m,i}$,令 $c_i = [c_{1,i}, \dots, c_{M,i}]^T$,则有

$$c_i = a(\theta_i) c_{1,i}, i = 1, \dots, d \quad (28)$$

其中, $a(\theta_i)$ 是方向向量.将 c_i 看作阵列信号,由BF或MUSIC方法就可一个一个(one by one)地求出亮点角度.

计算机仿真:设水下目标4个亮点方位角分别为 $0^\circ, 4^\circ, 8^\circ, 10^\circ$,相应的简谐振动频率分别为30Hz、40Hz、50Hz、60Hz,振动幅度均为1cm.发射信号归一化频率0.15,脉宽100ms,均匀线阵阵元数20,半波长布阵.信噪比15dB.

采用所设计的自适应学习字典,提取微多普勒频率、振动幅度及振动频率参数,并采用MUSIC算法求空间功率谱和亮点角度.

OMP分解过程如图3所示,其中图3(a)是原子波形,图3(b)是分解系数,图3(c)是残留能量比.分解结果如图4所示,其中图4(a)是微多普勒频率估计,图4(b)是亮点振动幅度-振动频率估计,图4(c)是亮点振动频率-方位估计,图4(d)是亮点空间谱估计.结果表明,稀疏分解正确地提取了亮点振动及方位参数.

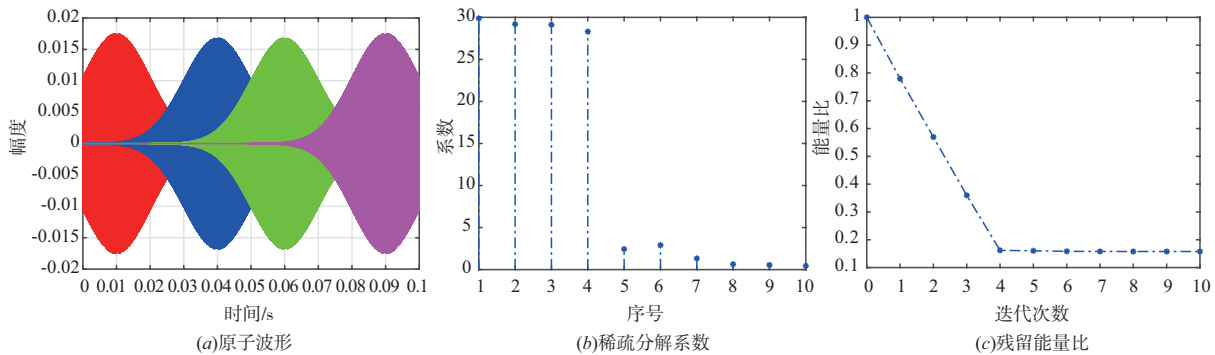


图3 稀疏分解过程

5.3 稀疏重构角度-多普勒像

稀疏表示以极少样本恢复信号,有利于运动平台声呐的空时处理.这里给出一种稀疏重构角度-多普勒成像方法^[42],并按混响分布规律设计抗混响陷波器,实现了角度-多普勒成像和抗干扰处理.

声呐平台运动时,接收信号由海底待检测距离单元(Rangecell Under Test, RUT)的混响和目标回波组成.将RUT所在的半圆环按照入射锥角 α_i 划分为*d*等份,则来自不同入射锥角的混响、回波具有不同的多普

勒频移,为

$$f_{di} = \frac{2(v - v_i)}{\lambda} \sqrt{\cos^2 \varphi - \cos^2 \alpha_i} \quad (29)$$

式中, v 是声呐平台速度, v_i 是散射单元速度. $\cos \alpha_i = \sin \theta_i \cos \varphi$,其中 θ_i 是方位角, φ 是俯仰角.混响散射体的速度 $v_i \approx 0$,混响分布在 f_{di} 与 $\cos \alpha_i$ 确定的半圆上,其角度-多普勒像是半圆脊线.运动目标速度 $v_i \neq 0$,因此回波的声图像与混响不在同一位置.

在一定假设条件下,运动平台声呐*M*个阵元、*N*次

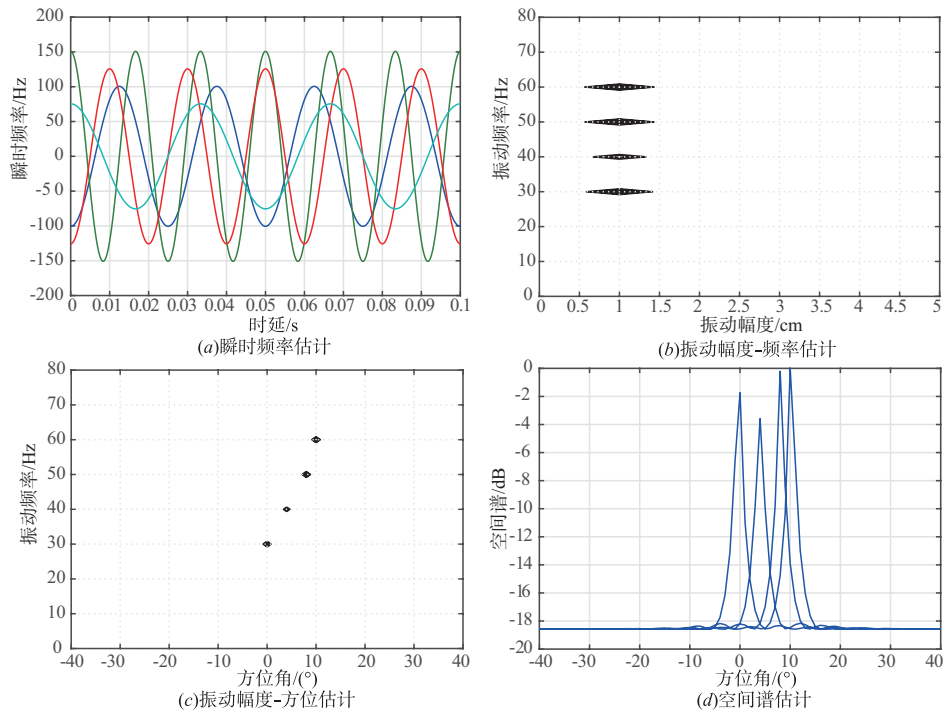


图4 稀疏分解结果

快拍的空时稀疏表示模型为

$$\mathbf{x} = \sum_{p=1}^Q \sum_{q=1}^P c_{p,q} \mathbf{S}_t(f_{dp}) \otimes \mathbf{S}_s(\alpha_q) = \mathbf{D}(\boldsymbol{\Omega}) \mathbf{c} \quad (30)$$

式中, $\mathbf{c} = \{c_{p,q}\}_{p=1, q=1}^{P, Q}$ 是分解系数, 表示网格上散射波幅度, 即角度-多普勒像. \otimes 表示 Kronecker 直积. $\mathbf{S}_t(f_{dp})$ 是频率导向向量, $\mathbf{S}_s(\alpha_q)$ 是方位导向向量, $\boldsymbol{\Omega} = \{f_{dp}, \alpha_q\}_{p=1, q=1}^{P, Q}$ 是角度-多普勒频率划分的 $P \times Q$ 个网格集合, $\mathbf{D}(\boldsymbol{\Omega})$ 是冗余字典.

采用 BP 求解式 (30) 的稀疏重构问题, 并根据混响分布规律, 沿混响分布半圆设计陷波器来抑制 \mathbf{c} 中的混响, 就得到目标角度-多普勒像.

计算机仿真: 设声呐线列阵有 14 个阵元, 半波长布阵. 单频脉冲宽度 20ms, 归一化频率 0.3. 匀速运动目标速度 2knot, 方位角 5° , 三个亮点的相邻夹角均为 4° . 平台速度 50knot. 信混比 0dB, 信噪比 20dB. 稀疏重构角度-多普勒像如图 5 所示, 其中图 5(a) 是傅氏谱估计, 图 5(b) 是 BP 算法的空时谱估计, 图 5(c) 是根据混响分布规律设计的陷波器, 在混响分布的半圆区域是凹槽, 图 5(d) 是陷波器对空时谱估计滤波后的结果.

结果表明, 在角度-多普勒平面上, 傅氏谱估计分辨率低, 不能将目标与混响分开. 稀疏分解算法分辨出了 2knot 低速目标, 并分辨出目标的三个亮点. 用陷波器滤波后的空时谱估计抑制了混响干扰, 留下清晰的目标像.

5.4 水声信号压缩感知与重构

水声信道带宽小, 多径、多普勒干扰大, 信息速率低, CS 将数据采集和压缩一次完成, 并采用极少样本重构信号, 给水声数据传输带来方便.

对于水声传输数据 \mathbf{x} , 它在 $N \times K$ 维冗余字典 \mathbf{D} 的稀疏表示为 $\mathbf{x} = \mathbf{D}\mathbf{c}$, 则对 \mathbf{x} 的压缩观测模型为

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi}\mathbf{x} \quad (31)$$

式中, $\boldsymbol{\Phi}$ 是一个与 \mathbf{D} 不相关的 $M \times N$ 维观测矩阵, 表示采集传感器, 它的每一行对 \mathbf{x} 进行内积, 获得信号的一个压缩采样. \mathbf{y} 是信号在变换域中的表示.

在 l_0 范数意义下, \mathbf{y} 的稀疏表示模型为

$$\min \|\mathbf{c}\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi}\mathbf{D}\mathbf{c} \quad (32)$$

式中, $\boldsymbol{\Phi}\mathbf{D} = \mathbf{A}^{\text{cs}}$ 是信息算子. 知道了 \mathbf{c} , 重构信号为 $\mathbf{x} = \mathbf{D}\mathbf{c}$.

CS 需要两个条件: 一个为信号是稀疏的; 另一个是信息算子满足 RIP. 两个条件都满足时, 就可以通过求解优化问题, 获得唯一稀疏解.

但是, 判断一个信息算子是否满足 RIP 及 RIP 的计算都不容易. Donoho 提出了判别 RIP 的相关性理论^[48], 并选择高斯随机矩阵作为 $\boldsymbol{\Phi}$, 以高概率保证了它与字典的不相干性.

计算机仿真: 以 31 位线性反馈移位寄存器的 m 序列调制载波, 生成水声 4FSK 和 2PSK 信号, 载波频率 1kHz, 码元宽度 8ms, 采样 2480 点. 根据信号调制的先验信息, \mathbf{D} 是以相同长度移位寄存器生成的 m 序列调制载波构成的, $\boldsymbol{\Phi}$ 取随机高斯矩阵. 采用 MP 对观测数据

进行稀疏重构. 信噪比 25dB.

4FSK 信号的压缩采样与重构结果如图 6 所示. 2PSK 信号的压缩采样与重构结果如图 7 所示. 结果表明, 压缩采样将长度为 31 点的 m 序列转换为长度

为 8 点的压缩采样数据, 数据量大大减少. 重构基带信号波形与原基带波形相同, 解调得到的频率估计、相位参数与 m 序列编码的真实参数相等, 显示了 CS 的压缩采样能力和重构精度.

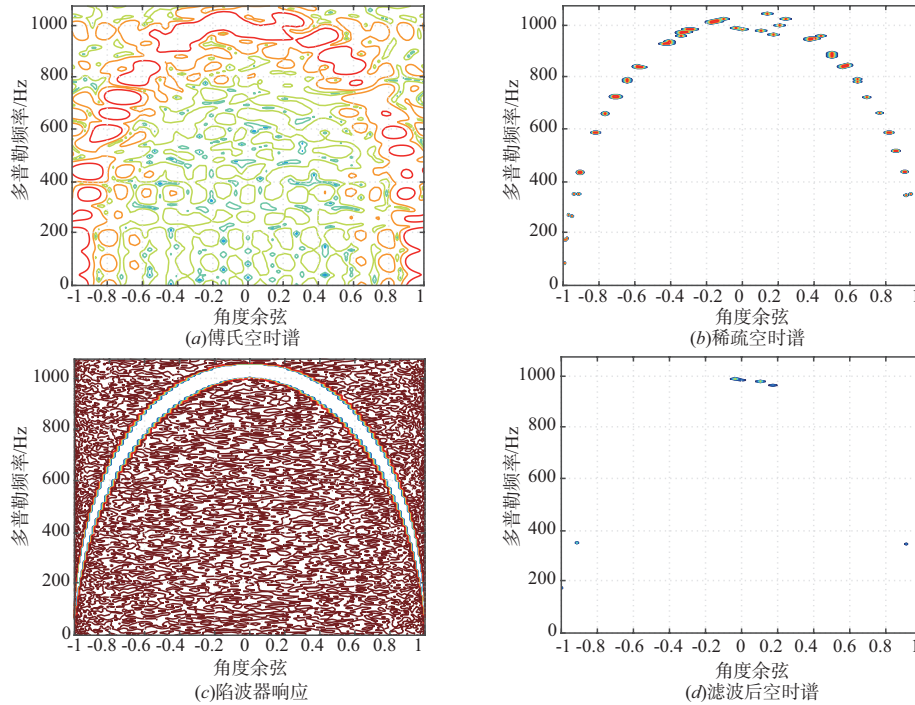


图 5 角度-多普勒成像结果

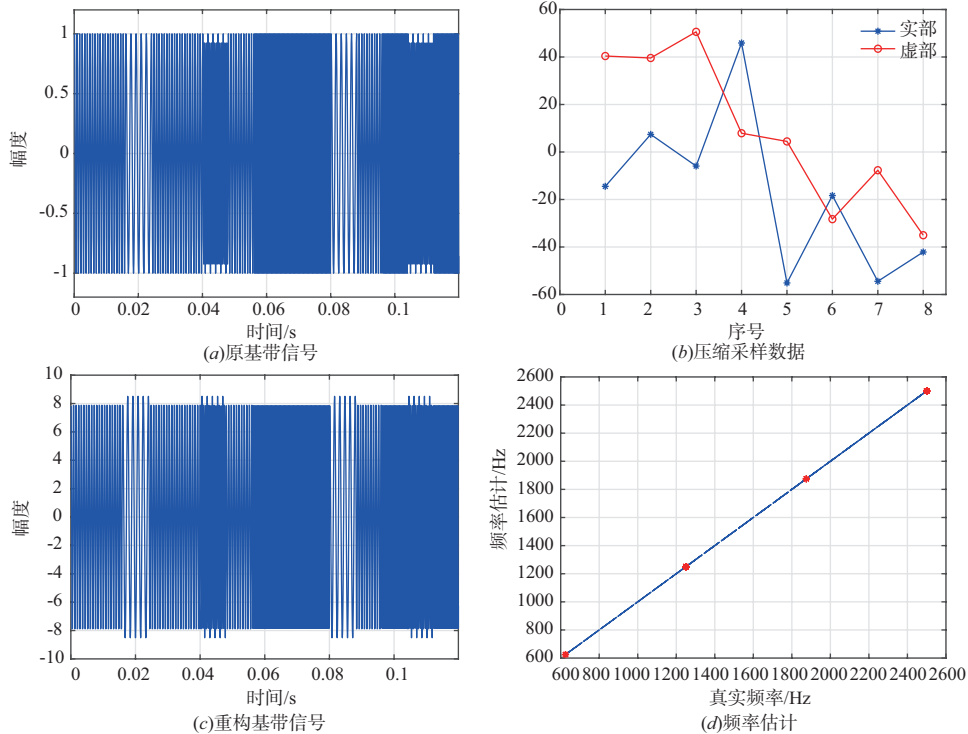


图 6 4FSK 信号的压缩采样与重构结果

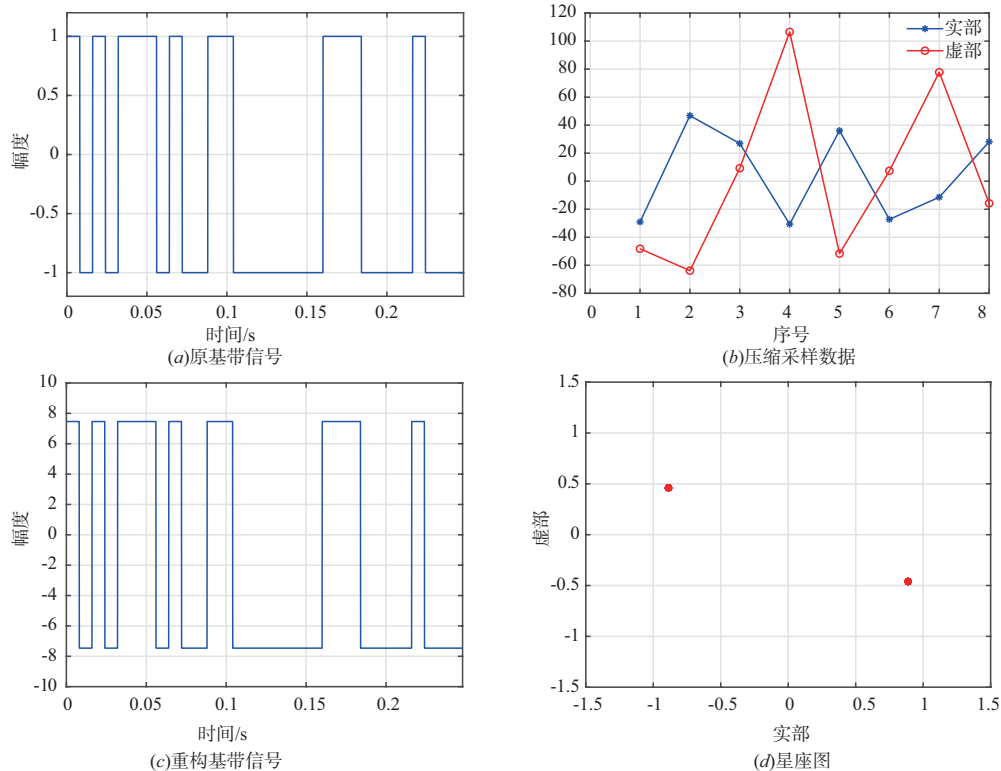


图7 2PSK信号的压缩采样与重构结果

6 总结与展望

现在,稀疏表示不断融入到水声信号处理的众多方面,在理论和应用上都取得了重要进展.但尚存在一些关键问题需要深入研究.主要包括:

(1)稀疏表示模型与算法.稀疏表示模型中存在正则化和稀疏度两个超参数.现有分解算法通过人工设定参数以便达到求解效果,这势必造成求解算法的非普适性,难以满足水声信号处理中要求自动设置超参数的要求.为此,需要构造超参数与观测信号、稀疏向量之间的函数关系,研究稀疏表示模型的自适应求解方法.

(2)学习字典设计.水声信号已在变得越来越复杂,需要研究学习字典.相对于分析字典,学习字典能够更好地表达和适应信号形式.目前,已提出了一些参数化字典、自适应字典学习算法,但缺乏严格的理论支撑.如何提高构造字典的适应性成为研究重点.

(3)离网格处理.水声信号具有连续参数,原子字典通常由连续分布参数离散采样生成,一般假定信号参数精确落在预先设计好的采样网格上.当信号参数落在网格点之间时,off-grid将导致模型失配和稀疏分解性能下降.在off-grid处理中,TVN约束无网格处理是一种新理论,为水声信号离网格处理带来希望.

(4)稀疏深度学习.随着人工智能的快速发展,人

们开始研究深度神经网络水下目标识别问题,将稀疏分解思想引入深度学习,挖掘网络层稀疏结构,在深度学习模型嵌入稀疏性,正受到关注.稀疏深度学习的相关研究还是一个新问题.

这些问题是水声信号稀疏表示理论的发展趋势.

参考文献

- [1] 徐文, 鄢社锋, 季飞, 等. 海洋信息获取、传输、处理及融合前沿研究评述[J]. 中国科学: 信息科学, 2016, 46(8): 1053 – 1085.
Xu W, Yan S F, Ji F, et al. Marine information gathering, transmission, processing, and fusion: Current status and future trends[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2016, 46(8): 1053 – 1085.(in Chinese)
- [2] 黄海宁, 李宇. 水声目标探测技术研究现状与展望[J]. 中国科学院院刊, 2019, 34(3): 264 – 271.
Huang H N, Li Y. Underwater acoustic detection: Current status and future trends[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2019, 34(3): 264 – 271.(in Chinese)
- [3] Yan S F. Broadband Array Processing[M]. Singapore: Springer Singapore, 2019.
- [4] Mallat S G, Zhang Z F. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397 – 3415.

- [5] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1998, 20(1): 33 – 61.
- [6] Pati Y C, Rezaiifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[A]. *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*[C]. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 1993. 40 – 44.
- [7] Gorodnitsky I F, Rao B D. Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: A re-weighted minimum norm algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(3): 600 – 616.
- [8] Yang Z, Xie L H. Enhancing sparsity and resolution via re-weighted atomic norm minimization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(4): 995 – 1006.
- [9] Micheal E T. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1:211 – 244.
- [10] 郭金库, 刘光斌, 余志勇. 信号稀疏表示理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2013.28 – 35.
- [11] Tan W J, Feng X A, Tan W Q, et al. An iterative adaptive dictionary learning approach for multiple snapshot DOA estimation[A]. 2018 14th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP) [C]. Beijing, China: IEEE, 2018. 214 – 219.
- [12] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311 – 4322.
- [13] Mairal J, Bach F, Ponce J, et al. Online learning for matrix factorization and sparse coding[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, 11: 19 – 60.
- [14] Malioutov D, Cetin M, Willsky A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 3010 – 3022.
- [15] Yang Z, Xie L H, Zhang C S. Off-grid direction of arrival estimation using sparse Bayesian inference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(1): 38 – 43.
- [16] Candès E J, Fernandez-Granda C. Towards a mathematical theory of super-resolution[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2014, 67(6): 906 – 956.
- [17] Tang G G, Bhaskar B N, Shah P, et al. Compressed sensing off the grid[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2013, 59(11): 7465 – 7490.
- [18] Yang Z, Xie L H. On gridless sparse methods for line spectral estimation from complete and incomplete data[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(12): 3139 – 3153.
- [19] 陈友淦, 许肖梅. 人工智能技术在水声通信中的研究进展[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2020, 41(10): 1536 – 1544. Chen Y G, Xu X M. Research progress in artificial intelligence technology for underwater acoustic communications[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2020, 41(10): 1536 – 1544.(in Chinese)
- [20] 付晓, 沈远彤, 付丽华, 等. 基于特征聚类的稀疏自编码快速算法[J]. *电子学报*, 2018, 46(5): 1041 – 1046. Fu X, Shen Y T, Fu L H, et al. An optimized sparse auto-encoder network based on feature clustering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(5): 1041 – 1046.(in Chinese)
- [21] 赵进. 稀疏深度学习理论与应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019. Zhao J. *Theory and Application of Sparse Deep Learning* [D]. Xi'an: Xidian University, 2019. (in Chinese)
- [22] Yin J H, Chen T Q. Direction-of-arrival estimation using a sparse representation of array covariance vectors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9): 4489 – 4493.
- [23] Xu X, Wei X H, Ye Z F. DOA estimation based on sparse signal recovery utilizing weighted L_1 -norm penalty[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(3): 155 – 158.
- [24] Tan W J, Feng X A, Ye X R, et al. Direction-of-arrival of strictly non-circular sources based on weighted mixed-norm minimization[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2018, 2018(1): 1 – 10.
- [25] 康春玉, 李文哲, 夏志军, 等. 盲重构频域阵列信号的压缩感知水声目标方位估计[J]. *声学学报*, 2019, 44(6): 951 – 960. Kang C Y, Li W Z, Xia Z J, et al. Direction of arrival estimation for underwater acoustic target based on compressed sensing after blind reconstruction of array signal in frequency domain[J]. *Acta Acustica*, 2019, 44(6): 951 – 960.(in Chinese)
- [26] Zheng J, Kaveh M, Tsuji H. Sparse spectral fitting for Direction of Arrival and power estimation[A]. 2009 IEEE/SP 15th Workshop on Statistical Signal Processing[C]. Cardiff, UK: IEEE, 2009. 429 – 432.
- [27] 梁国龙, 邱龙皓, 邹男. 基于稀疏信号重构的阵元位置误差校正方法[J]. *声学学报*, 2017, 42(6): 677 – 684. Liang G L, Qiu L H, Zou N. A sparse signal reconstruction perspective for hydrophone array shape calibration [J]. *Acta Acustica*, 2017, 42(6): 677 – 684.(in Chinese)

- [28] Han K Y, Nehorai A. Nested vector-sensor array processing via tensor modeling[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(10): 2542 – 2553.
- [29] Tan W J, Feng X. Covariance matrix reconstruction for direction finding with nested arrays using iterative reweighted nuclear norm minimization[J]. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2019, 2019: 1 – 13.
- [30] Wang W D, Zhang Q F, Shi W T, et al. Performance analysis and DOA estimation method over acoustic vector sensor array in the presence of polarity inconsistency[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2020, 31(4): 1341 – 1364.
- [31] Wang W D, Zhang Q F, Shi W T, et al. Off-grid DOA estimation based on alternating iterative weighted least squares for acoustic vector hydrophone array[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2020, 39(9): 4650 – 4680.
- [32] 王晓庆, 梁浩前, 王大宇, 等. 基于凸优化的共形阵波束优化方法研究[J]. *无线电工程*, 2020, 50(8): 683 – 689.
Wang X Q, Liang H Q, Wang D Y, et al. A conformal array beam optimization algorithm research based on convex optimization[J]. *Radio Engineering*, 2020, 50(8): 683 – 689.(in Chinese)
- [33] 王彪, 朱志慧, 戴跃伟. 基于具有时序结构的稀疏贝叶斯学习的水声目标 DOA 估计研究[J]. *电子学报*, 2016, 44(3): 693 – 698.
Wang B, Zhu Z H, Dai Y W. Direction of arrival estimation research for underwater acoustic target based on sparse Bayesian learning with temporally correlated source vectors[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(3): 693 – 698.(in Chinese)
- [34] 陈兵飞, 江兵兵, 周熙人, 等. 基于稀疏贝叶斯的流形学习[J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 98 – 103.
Chen B F, Jiang B B, Zhou X R, et al. Manifold learning based on sparse Bayesian approach[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1): 98 – 103.(in Chinese)
- [35] 林格平, 马晓川, 鄢社锋, 等. 采用去网格相关向量机的水下多径稀疏信道估计[J]. *声学学报*, 2018, 43(5): 762 – 770.
Lin G P, Ma X C, Yan S F, et al. Underwater acoustic multipath sparse channel estimation via gridless relevance vector machine method[J]. *Acta Acustica*, 2018, 43(5): 762 – 770.(in Chinese)
- [36] 陈小龙, 关键, 董云龙, 等. 稀疏域海杂波抑制与微动目标检测方法[J]. *电子学报*, 2016, 44(4): 860 – 867.
Chen X L, Guan J, Dong Y L, et al. Sea clutter suppression and micromotion target detection in sparse domain [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(4): 860 – 867.(in Chinese)
- [37] Li J, Ling H. Application of adaptive chirplet representation for ISAR feature extraction from targets with rotating parts[J]. *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, 2003, 150(4): 284.
- [38] Thayaparan T, Abrol S, Qian S. Micro-Doppler analysis of rotating target in SAR[R]. Ottawa, Canada: Defense Research and Development Canada, 2005.
- [39] Figliolia T, Murray T S, Andreou A G. Acoustic micro-Doppler signal processing with foveated electronic cochlea[J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(2): 132 – 134.
- [40] 张群, 胡健, 罗迎, 等. 微动目标雷达特征提取、成像与识别研究进展[J]. *雷达学报*, 2018, 7(5): 531 – 547.
Zhang Q, Hu J, Luo Y, et al. Research progresses in radar feature extraction, imaging, and recognition of target with micro-motions[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(5): 531 – 547.(in Chinese)
- [41] 唐林, 刘通. 基于微多普勒效应的运动船舶目标分类研究[J]. *舰船科学技术*, 2019, 41(8): 100 – 102.
Tang L, Liu T. Research on moving ship target classification based on micro-Doppler effect[J]. *Ship Science and Technology*, 2019, 41(8): 100 – 102.(in Chinese)
- [42] Kou S, Feng X, Bi Y, et al. High-resolution angle-Doppler imaging by sparse recovery of underwater acoustic signals[J]. *Chinese Journal of Acoustics*, 2020, 39(2): 133 – 150.
- [43] 阳召成, 黎湘, 王宏强. 基于空时功率谱稀疏性的空时自适应处理技术研究进展[J]. *电子学报*, 2014, 42(6): 1194 – 1204.
Yang Z C, Li X, Wang H Q. An overview of space-time adaptive processing technology based on sparsity of space-time power spectrum[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(6): 1194 – 1204.(in Chinese)
- [44] 段克清, 袁华东, 许红, 等. 稀疏恢复空时自适应处理技术研究综述[J]. *电子学报*, 2019, 47(3): 748 – 756.
Duan K Q, Yuan H D, Xu H, et al. An overview on sparse recovery space-time adaptive processing technique[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(3): 748 – 756.(in Chinese)
- [45] 周跃海, 童峰, 郑思远, 等. 多频带水声信道的时频联合稀疏估计[J]. *声学学报*, 2019, 44(4): 665 – 674.
Zhou Y H, Tong F, Zheng S Y, et al. Joint temporal-spectral sparse estimation of underwater acoustic multiband channel [J]. *Acta Acustica*, 2019, 44(4): 665 – 674.(in Chinese)
- [46] 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 F Y, Tong F. Improved compressed sensing estimation of block sparse underwater acoustic channel[J]. Acta Acustica, 2017, 42(1): 27 – 36.(in Chinese)

- [47] Arunkumar K P, Murthy C R. Iterative sparse channel estimation and data detection for underwater acoustic communications using partial interval demodulation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(19): 5041 – 5055.
- [48] McCarthy R A, Sen Gupta A, Hawk E. Support-constrained mixed-norm optimization techniques for estimating multipath activity in shallow water acoustic channels [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 683 – 698.
- [49] 吴金秋, 乔钢, 马璐, 等. 联合重叠压缩感知法消除水声通信系统限幅噪声[J]. 声学学报, 2017, 42(3): 274 – 280.
Wu J Q, Qiao G, Ma L, et al. Allied iterative com-

pressed sensing algorithm eliminating clipping noise in underwater acoustic communication system[J]. Acta Acustica, 2017, 42(3): 274 – 280.(in Chinese)

- [50] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [51] Candès 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.
- [52] Candès E. Compressive sampling[A]. Proceedings of the International Congress of Mathematicians[C]. Madrid Spain: Asociacion International Congress of Mathematicians, 2006.1433 – 1452.
- [53] Baraniuk R G, Davenport M, Devore R. The Johnson-Lindenstrauss Lemma Meets Compressed Sensing[EB/OL]. <http://dsp.rice.edu/cs/jlcs-v03.pdf>, 2018-06-02.

作者简介



冯西安 男, 1962年6月出生, 陕西户县人, 教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员. 研究方向为水声信号处理, 阵列信号处理, 目标跟踪与信息融合.
E-mail: fengxa@nwpu.edu.cn



谭伟杰 男, 1981年8月出生, 陕西合阳人, 副教授. 2019年获西北工业大学信息与通信工程学科博士学位. 现在贵州大学计算机科学与技术学院工作. 研究方向为稀疏信号处理、阵列信号处理和通信网络安全.



寇思玮 女, 1989年1月出生, 陕西西安人, 博士研究生. 研究方向为稀疏信号处理, 水下目标识别与声成像.



毕杨 女, 1981年5月出生, 陕西汉中. 2015年获西北工业大学水声工程学科博士学位. 现为西北工业大学信息与通信工程学科在站博士后, 研究方向为阵列信号处理, 水声信号处理和稀疏信号处理.