

◇ 研究报告 ◇

基于混合范数约束的非均匀稀疏水声信道 估计方法*

张永霖^{1,2} 王海斌^{1†} 台玉朋¹ 汪俊¹ 陈曦¹

(1 中国科学院声学研究所 声场声信息国家重点实验室 北京 100190)

(2 中国科学院大学 北京 100049)

摘要 水声信道具有明显的簇状稀疏特性,即稀疏的信道冲激响应大部分为零或接近零的小值系数,而非零值系数是以簇的形式非均匀分布于时延域。为此该文提出了一种基于非均匀混合范数约束仿射投影算法的水声信道估计方法。该方法首先根据信道簇状结构对其进行非均匀分组,基于此将 l_{21} 范数约束规则加入仿射投影算法中,具体方法为对簇状部分施加 l_2 范数约束,有效提高系数间的相关性,而簇状结构与其他零值抽头之间利用 l_1 范数约束实现了整体的稀疏特性。数值仿真以及深海远程水声通信试验数据处理结果表明了该文所提出的水声信道估计算法相较于现有稀疏信道估计方法能够实现更快的收敛速度以及更高精度的信道估计结果。

关键词 簇稀疏信道,非均匀分组, l_{21} 混合范数约束,IPAPA 算法

中图分类号: TN929.3 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2019)04-0501-08

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2019.04.005

Hybrid norm constraint based non-uniform sparse estimation for underwater acoustic channels

ZHANG Yonglin^{1,2} WANG Haibin¹ TAI Yupeng¹ WANG Jun¹ CHEN Xi¹

(1 State Key Laboratory of Acoustics, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract The underwater acoustic channels (UAC) have cluster-sparse characteristics in nature, that is, the sparse channel impulse response is mostly zero or near-zero taps, while only a few none-zero ones are unevenly distributed in the time domain in the form of clusters. In this paper, a non-uniform hybrid norm constraint based improved proportionate affine projection algorithm (IPAPA) is proposed for underwater acoustic channel estimation. Firstly, the channel partitions are initialized according to the UAC cluster structure. Then the mixed l_{21} -norm is added on the IPAPA to promote the cluster-sparsity of the UAC: it improves correlation among coefficients inside each cluster via the l_2 norm and uses the l_1 norm to realize the overall sparsity. Numerical simulation results and the data processing results of long range deep-water acoustic communication experiment show that the proposed UAC estimation algorithm can achieve a better performance in terms of convergence speed and estimation accuracy compared to existing sparse channel estimation methods.

Key words Cluster-sparse channel, Non-uniform partition, Mixed l_{21} -norm constraint, IPAPA

2019-05-10 收稿; 2019-06-10 定稿

*中国科学院前沿科学重点研究项目 (QYZDY-SSW-SLH005), 国家自然科学基金项目 (11434012, 11874061)

作者简介: 张永霖 (1994-), 男, 山东济南人, 博士研究生, 研究方向: 水声信号处理。

† 通讯作者 E-mail: whb@mail.ioa.ac.cn

0 引言

声波是目前水下可以进行信息传输的最为有效的载体,由于其在水中传播特性复杂多变,导致水声信道表现出典型的多途以及时变等特性,这给水下信息传输带来了极大的困难和挑战^[1]。水声信道估计是水声通信系统的重要组成,对信道参数准确快速的估计是对抗信道衰落的前提。

水声信道具有明显稀疏特性,即信道冲激响应中大部分的抽头权值都几乎为零,仅有少部分抽头权值为非零值^[2]。针对信道的稀疏特性,常用的信道估计方法有压缩感知和稀疏优化自适应方法,其中基于压缩感知的信道估计方法能够有效提高估计性能,但是该方法对计算量要求较高,且经典的压缩感知方法无法实现信道响应的自适应更新^[3-4],而基于稀疏优化自适应的信道估计方法实现过程简单计算量较低,并能够实现信道响应的迭代更新,在应用层面具有更大的优势与潜力,近年来受到广泛的关注与研究。

当前稀疏优化自适应的实现思路主要分为两类:第一类是基于比例调节思想,该方法利用稀疏滤波器的非均匀性,对其进行与幅度成正比的自适应调节,其典型算法是由 Benesty 等^[5]提出的基于归一化最小均方(Normalized least-mean-square, NLMS)算法的改进比例调节归一化最小均方(Improved proportionate NLMS, IPNLMS)算法以及由 Hoshuyama 等^[6]提出的基于仿射投影算法的改进比例调节仿射投影算法(Improved proportionate affine projection algorithm, IPAPA);第二类是在常规自适应算法的基础上引入稀疏范数正则化的思想,Gu 等^[7]和 Chen 等^[8]先后将 l_0 及 l_1 范数引入 LMS 算法的代价函数中,加快了权值较小抽头的收敛速度,伍飞云等^[9]提出一种似 p 范数约束的最小均方算法,进一步提高了稀疏信道辨识的性能。基于此又发展出结合了比例调节以及稀疏范数正则化的新算法,典型算法为 l_0 -IPAPA^[10]。

对于一般稀疏分布的信道模型,以上算法均能较好地利用信道的标准稀疏特性,相较于传统自适应算法,该类算法能够有效提高信道估计性能。然而考虑到传播过程中非均匀介质引起的散射、海面以及海底反射等,将导致声线以簇的形式传播并到达接收点,因此水声信道在一般意义的稀疏特性之

外还具有明显的簇状结构,即稀疏的信道冲激响应在时延域不是以单一形式出现的,而是以一簇的形式出现^[11-12]。对于具有这一特性的水声信道,经典的范数约束不能很好地反映水声信道所含有的簇状结构,为此提出了更有针对性的范数约束形式。

有研究者将一种均匀分组 l_{21} 范数引入自适应算法约束项^[13-15],根据约束规则对滤波器抽头进行均匀分组,对组内施加 l_2 范数约束,组与组之间施加 l_1 范数约束,与此类似的范数约束规则还有 l_{20} 范数约束、 $l_{\infty 1}$ 范数约束、 l_{p0} 范数约束等^[16-17]。该方法存在的主要问题是均匀分组的范数约束规则在选取组长时存在一定的盲目性,且均匀的分组在一般情况下依然无法充分地描绘水声信道的真实结构。

为了更加有针对性地反映水声信道的簇状稀疏结构,本文提出一种基于信道簇状分布先验信息的非均匀 l_{21} 范数约束规则:在获知一定信道簇状分布的前提下进行信道非均匀分组,对簇状部分施加 l_2 范数约束,而与零值抽头间施加 l_1 范数约束,该思路从理论上充分利用了簇状稀疏水声信道结构特征。基于这种范数约束规则得到了一种基于非均匀分组 l_{21} -IPAPA 的信道估计方法,该方法结合了非均匀 l_{21} 范数约束以及比例调节思想,并在仿射投影算法中实现。本文给出了算法的仿真结果以及实际海试数据的验证,结果表明本文提出的信道估计方法较之已有的稀疏信道估计方法,在水声簇稀疏分布信道估计中可以实现更优的性能。

1 算法回顾

1.1 APA 算法

基于仿射投影算法的信道估计可以描述为如图 1 所示的结构。

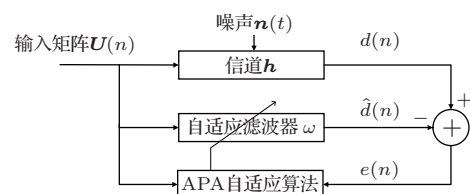


图 1 自适应信道估计结构

Fig. 1 Adaptive channel estimation structure

定义第 n 时刻的 $Q \times M$ 阶输入矩阵 $U(n)$ 表示为

$$\mathbf{U}(n) = \begin{bmatrix} u(n) & u(n-1) & \cdots & u(n-M+1) \\ u(n-1) & u(n-2) & \cdots & u(n-M) \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ u(n-Q+1) & u(n-Q) & \cdots & u(n-M-Q+2) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中, M 表示滤波器的长度, Q 为 APA 算法中的多重约束数, 即滤波器的阶数。滤波器抽头系数为 $\boldsymbol{\omega}(n) = [\omega_0(n), \omega_1(n), \cdots, \omega_{M-1}(n)]^H$, 定义 $Q \times 1$ 阶实际接收信号 $\mathbf{d}(n) = [d(n), d(n-1), \cdots, d(n-Q+1)]^H$, 自适应滤波器的输出向量 $\hat{\mathbf{d}}(n) = \mathbf{U}(n)\boldsymbol{\omega}(n)$ 与实际接收信号 $\mathbf{d}(n)$ 之间的误差表示为 $\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{U}(n)\boldsymbol{\omega}(n)$ 。

APA 算法可以利用数学形式表示为如下的约束问题:

$$\begin{aligned} \min & \|\boldsymbol{\omega}(n+1) - \boldsymbol{\omega}(n)\|^2 \\ \text{s.t.} & \mathbf{d}(n) = \mathbf{U}(n)\boldsymbol{\omega}(n+1). \end{aligned} \quad (2)$$

利用拉格朗日乘子法求解得到 APA 算法的滤波器抽头更新公式:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega}(n+1) = & \\ & \boldsymbol{\omega}(n) + \mu \mathbf{U}^H(n) (\mathbf{U}(n) \mathbf{U}^H(n) + \delta I)^{-1} \mathbf{e}(n), \end{aligned} \quad (3)$$

其中, μ 为步长参数, δ 为正则参数, $\mathbf{U}^H(n)(\mathbf{U}(n)\mathbf{U}^H(n) + \delta I)^{-1}$ 是 $\mathbf{U}(n)$ 的伪逆, 简记为 $\mathbf{U}^+(n)$, 因此式 (3) 可以简写为

$$\boldsymbol{\omega}(n+1) = \boldsymbol{\omega}(n) + \mu \mathbf{U}^+(n) \mathbf{e}(n). \quad (4)$$

1.2 IPAPA 算法

IPAPA 在传统 APA 的基础上, 针对稀疏滤波器抽头的非均匀性采取不同的更新步长, 引入了对角矩阵 $\mathbf{G}(n)$ 自适应地调整各个抽头的步长, 其滤波器抽头系数递归表达式为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega}(n+1) = & \boldsymbol{\omega}(n) + \mu \mathbf{G}(n) \mathbf{U}^H(n) (\mathbf{U}(n) \mathbf{G}(n) \mathbf{U}^H(n) \\ & + \delta I)^{-1} \mathbf{e}(n), \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{G}(n)$ 的第 m 个对角线元素表示为

$$g^m(n) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{|\omega^m(n)|}{2\|\boldsymbol{\omega}(n)\|_1 + \delta}, \quad (6)$$

其中, $-1 < \alpha < 1$, M 是滤波器长度, 由式 (6) 可知 $\mathbf{G}(n)$ 矩阵非均匀地作用在各个抽头更新项上, 有效提高了收敛的速度。

1.3 范数约束 IPAPA 算法

针对水声信道的稀疏特性, 将一般稀疏范数约束引入 IPAPA 算法的代价函数中, 常见的范数约束为 l_0 范数、 l_1 范数以及 l_p 范数 ($0 < p < 1$) 等, 为了进一步反映信道的簇状结构, 可以将簇稀疏范数约束引入代价函数中, 常见的簇范数约束为 l_{21} 范数、 l_{20} 范数等。此处将以上各种范数约束统一归纳为 l_k 范数约束, 并给出基于范数正则化 IPAPA 代价函数的一般形式:

$$\begin{aligned} J(n) = & \|\mathbf{d}(n) - \mathbf{U}(n)\boldsymbol{\omega}(n+1)\|_2^2 \\ & + \lambda \theta_{\boldsymbol{\omega}(n+1)}^H \mathbf{G}(n) \theta_{\boldsymbol{\omega}(n+1)} \\ & + \gamma \|\boldsymbol{\omega}(n+1)\|_k, \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\theta_{\boldsymbol{\omega}(n+1)} = \boldsymbol{\omega}(n+1) - \boldsymbol{\omega}(n)$, 对式 (7) 求导并使其等于零可得

$$\begin{aligned} \mathbf{U}(n)^H \mathbf{e}(n) = & (\lambda \mathbf{G}(n) + \mathbf{U}(n)^H \mathbf{U}(n)) \theta_{\boldsymbol{\omega}(n+1)} \\ & + \frac{\gamma}{2} \mathbf{C}(n), \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{C}(n)$ 为正则约束项的一阶导数。利用矩阵求逆引理并对零吸引项进行修正可得

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega}(n+1) = & \boldsymbol{\omega}(n) + \mu \mathbf{U}^{\text{ipinv}} \mathbf{e}(n) \\ & + \frac{\rho}{2} \mathbf{U}^{\text{ipinv}} (\mathbf{G}(n) \mathbf{U}^H(n))^H \mathbf{C}(n) \\ & - \frac{\rho}{2} \mathbf{C}(n), \end{aligned} \quad (9)$$

其中,

$$\mathbf{U}^{\text{ipinv}} = \mathbf{G}(n) \mathbf{U}(n)^H (\mathbf{U}(n) \mathbf{G}(n) \mathbf{U}^H(n) + \delta I)^{-1}. \quad (10)$$

式 (9) 中的 μ 为全局步长参数, $\rho = \mu\gamma/\lambda$ 。至此得到了 k 范数约束 IPAPA 抽头迭代的一般形式。

2 非均匀混合范数约束自适应水声信道估计方法

水声信道具有明显的簇稀疏特性, 现有算法相较传统自适应算法已有较大提升, 但是仍然没有充分利用水声信道冲激响应非均匀簇状稀疏分

布这一特点。为此本文提出了一种基于非均匀分组 l_{21} -IPAPA 的信道估计方法, 该信道估计方法如图2所示, 由簇状结构定位模块以及非均匀分组 l_{21} -IPAPA 自适应滤波模块级联而成。

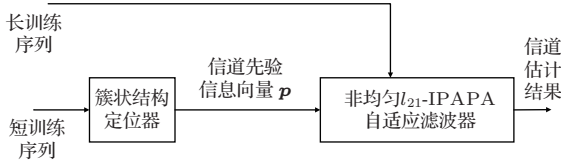


图2 新型信道估计方法结构图

Fig. 2 New channel estimation method structure

簇状结构定位模块采用NLMS自适应滤波算法, 通过较短的先验训练序列以及较小的计算量得到一个粗略的信道估计结果记作 ω_h 。接下来对 ω_h 向量中第 i 个元素 ω_h^i 进行如下操作得到簇状分组向量 \mathbf{p} 中的第 i 个元素值 p_i :

$$p_i = \frac{\text{sgn}(|\omega_h^i| - E(|\omega_h|)) + 1}{2}. \quad (11)$$

观察式(11)可知, 簇状分组向量 \mathbf{p} 是由1和0组成的向量, 其中1代表冲激响应取值区域, 也即簇状分布区域。由此本文提取到信道的簇状位置及范围, 更加精准的信道估计将基于此完成。

接下来将详细介绍本文提出的一种非均匀分组 l_{21} -IPAPA 算法, 首先给出非均匀分组 l_{21} 范数约束形式:

$$\|\omega\|_{21} = \sum_{j=1}^J \|\omega_{I_j}\|_2. \quad (12)$$

$\{I_j\}_{j=1}^J$ 是滤波器抽头标号集合的一个子集, 标号全集表示为 $\mathbf{I} = \{0, 1, \dots, M-1\}$, 且满足

$$\bigcup_{j=1}^J I_j = \mathbf{I}, I_j \cap I_{j'} = \phi, \text{ when } j \neq j', \quad (13)$$

其中, I_j 的分配是以簇状分组向量 \mathbf{p} 为依据的, 具体的分配原则是 \mathbf{p} 中取1的区域为一个组, 而每个取0的抽头都视为一组。下面以10抽头的滤波器为例详细阐述分组原则, 假设 $\mathbf{p} = [0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$, 则 $J = 7$, 分配结果如图3所示。

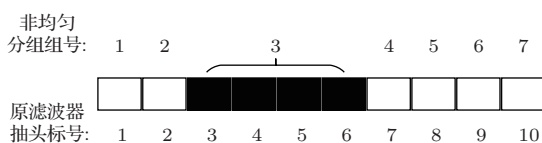


图3 分组示意图

Fig. 3 Schematic sketch of partition

由此完成了非均匀的簇状分组, 值得注意的是 ω_{I_j} 只在 ω 的一个子集上有值, 但是两个向量的长度都为 M 。非均匀分组 l_{21} 范数对 ω 求一阶导可得

$$C(n) = \frac{\partial (\|\omega(n)\|_{21})}{\partial \omega(n)} = \sum_{j=1}^J \frac{\omega(n)_{I_j}}{\|\omega(n)_{I_j}\|_2 + \delta}, \quad (14)$$

其中, δ 是防止奇异的参数。将式(14)代入式(9)即可得到非均匀分组 l_{21} -IPAPA 的抽头迭代更新公式:

$$\begin{aligned} \omega(n+1) &= \omega(n) + \mu \mathbf{U}^{\text{ipinv}} \mathbf{e}(n) + \frac{\rho}{2} \mathbf{U}^{\text{ipinv}} (\mathbf{G}(n) \mathbf{U}^{\text{H}}(n))^{\text{H}} \\ &\times \sum_{j=1}^J \frac{\omega(n)_{I_j}}{\|\omega(n)_{I_j}\|_2 + \delta} - \frac{\rho}{2} \sum_{j=1}^J \frac{\omega(n)_{I_j}}{\|\omega(n)_{I_j}\|_2 + \delta}, \end{aligned} \quad (15)$$

其中,

$$\mathbf{U}^{\text{ipinv}} = \mathbf{G}(n) \mathbf{U}(n)^{\text{H}} (\mathbf{U}(n) \mathbf{G}(n) \mathbf{U}^{\text{H}}(n) + \delta \mathbf{I})^{-1}. \quad (16)$$

本文所提出的基于非均匀分组 l_{21} -IPAPA 的信道估计方法所对应的伪代码描述如表1所示。

表1 基于非均匀分组 l_{21} -IPAPA 的信道估计方法伪代码

Table 1 Non-uniform l_{21} -IPAPA based channel estimation method pseudo code

给定 $\mu, \alpha, \delta, \rho, M, Q$

初始化:

由簇状结构定位模块得到 \mathbf{p} , 进而得到 $I_j (j = 1, \dots, J)$;

$\omega(0) = \text{zeros}(M, 1)$

数据: $\mathbf{U}(n)$: 第 n 时刻 $Q \times M$ 输入矩阵;

$\mathbf{d}(n)$: 第 n 时刻期望响应向量

计算:

for $i = 0 : N - 1$,

$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{U}(n)\omega(n)$

$$C(n) = \sum_{j=1}^J \frac{\omega(n)_{I_j}}{\|\omega(n)_{I_j}\|_2 + \delta}$$

计算 $\mathbf{G}(n)$ 矩阵对角线元素:

$$g^m(n) = \frac{1 - \alpha}{2M} + (1 + \alpha) \frac{|\omega^m(n)|}{2\|\omega(n)\|_1 + \delta}$$

$$\mathbf{U}^{\text{ipinv}} = \mathbf{G}(n) \mathbf{U}(n)^{\text{H}} (\mathbf{U}(n) \mathbf{G}(n) \mathbf{U}^{\text{H}}(n) + \delta \mathbf{I})^{-1}$$

$$\omega(n+1) = \omega(n) + \mu \mathbf{U}^{\text{ipinv}} \mathbf{e}(n)$$

$$+ \frac{\rho}{2} \mathbf{U}^{\text{ipinv}} (\mathbf{G}(n) \mathbf{U}^{\text{H}}(n))^{\text{H}} C(n) - \frac{\rho}{2} C(n)$$

end

3 仿真实验

为了考察本文提出算法的优越性,通过仿真实验与标准APA算法、 l_1 范数约束APA以及均匀分组 l_{21} -IPAPA进行性能对比分析。

本文采用BELLHOP水声信道仿真模型进行簇稀疏水声信道构建,设置一个发射源和一个接收端,深度分别为500 m和600 m,距离50 km,水深6000 m。仿真信道声速剖面图如图4(a)所示,图4(b)给出了仿真信道冲激响应。由图4可知,仿真水声信道的冲激响应具有明显的簇状稀疏结构。

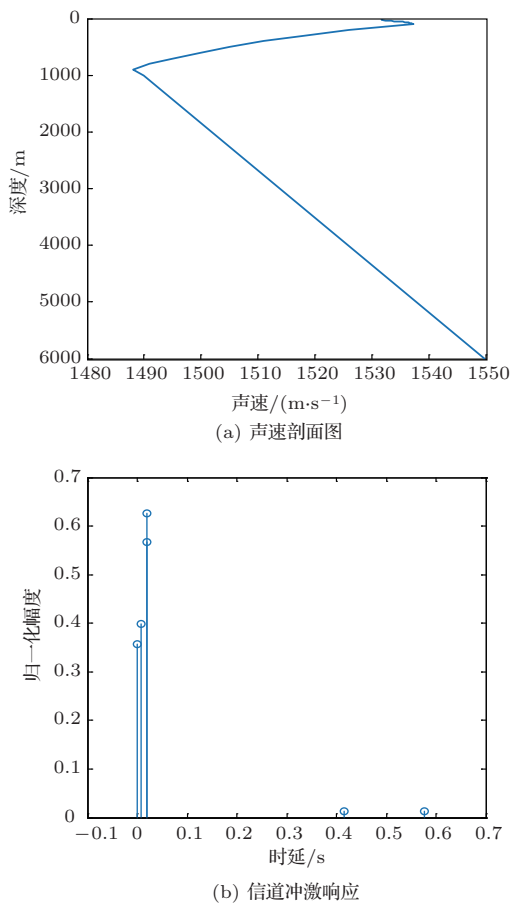


图4 水声簇稀疏信道仿真

Fig. 4 Simulation of underwater acoustic cluster sparse channel

仿真中设定信道估计器抽头数为70,训练序列长度为1200的BPSK调制信号,信道噪声为加性高斯白噪声,信噪比为5 dB。APA滤波器阶数 Q 设置为4,均匀分组 l_{21} -IPAPA参数 J 设置为10,即将滤波器抽头等分为7组。

定义如式(17)所示的均方误差(Mean-square error, MSE)参数为性能评价标准,

$$MSE = 10 \lg \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\omega_i - h_i)^2. \quad (17)$$

仿真中各算法针对相同的仿真稀疏信道 \mathbf{h} 进行估计得到 $\hat{\omega}$,取信道估计误差的欧式范数作为评价的标准,其中 M 为滤波器长度。本文对4种算法的收敛速度以及稳态误差进行对比仿真研究,由自适应算法迭代更新公式可知,算法性能受步长参数 μ 影响较大,增大 μ 值能够提高算法收敛速度,但同时会增大稳态误差^[18],因此本文对此两种性能指标分别进行仿真。仿真结果如图5所示,其中图5(a)各参数的选取标准是使4种算法等收敛速度,而图5(b)中各算法参数均按照达到同等稳态误差进行设置。

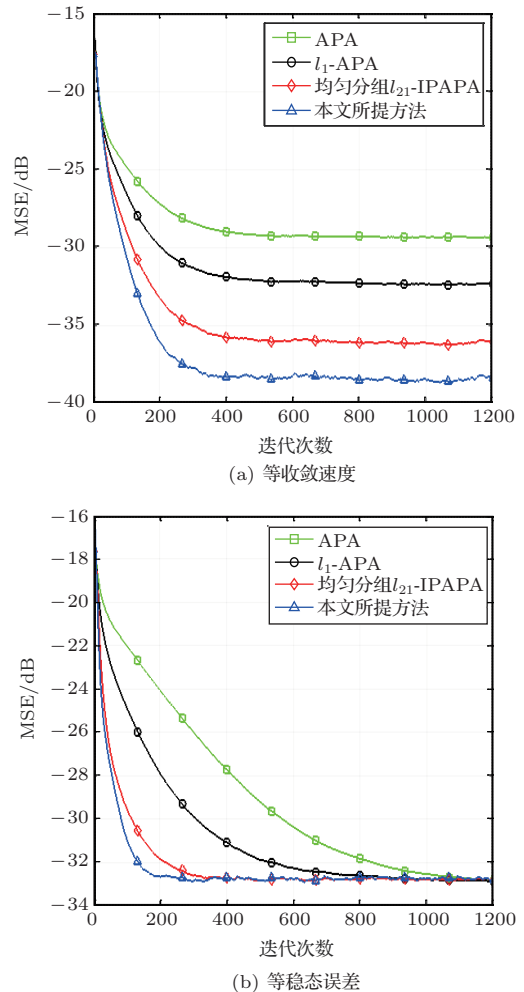


图5 仿真实验结果

Fig. 5 Numerical simulation results

由图5(a)可知,非均匀分组 l_{21} -IPAPA相较已有算法,在收敛速度相同的情况下信道估计均方误差更低,相对均匀分组 l_{21} -IPAPA算法信道估计误差降低25.6%;由图5(b)可知,该算法达到相同稳态误差所需要的迭代次数更少,即收敛速度更快,相较均匀分组 l_{21} -IPAPA算法提高约100次迭代。这是由于比例调节矩阵 $\mathbf{G}(n)$ 在每一次迭代过程中,能够根据稀疏滤波器抽头系数的幅度施加力度不同的自适应调节;而非均匀 l_{21} 范数约束可以针对簇状信道进行非均匀分组,对抽头分组内部的系数施加 l_2 范数约束,有效提高了系数间的相关性,而组与组之间施加 l_1 范数约束,有效利用了信道整体的稀疏特性。

4 海上试验

中科院声学研究所在某深海海域进行了一次远程水声通信试验,试验采用双船作业形式,如图6所示。该试验海区属于典型深海水声信道,声速剖面如图7^[19]所示。当接收船与发射船距离为36 km、69 km时,分别位于第一声影区以及第二声影区位置。

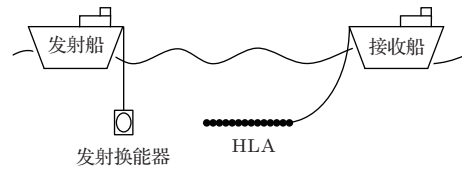


图6 海上试验作业方式示意图
Fig. 6 Schematic sketch of experiment

为考察本文提出算法的优越性,应用非均匀分组 l_{21} -IPAPA与标准APA算法、 l_1 范数约束APA以及均匀分组 l_{21} -IPAPA进行性能对比分析。由于真实信道的冲激响应未知,因此将自适应滤波器输出与实际接收信号之间差值的欧式范数作为评价准则:

$$MSE = 10 \lg \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (d_i - \mathbf{U}_i \boldsymbol{\omega}_i)^2, \quad (18)$$

其中, \mathbf{d} 为实际接收信号, \mathbf{U} 为输入矩阵, $\boldsymbol{\omega}$ 为信道估计结果, L 为训练序列长度。试验中截取10 s发射信号作为训练序列, $L = 625$,信道估计器长度为150,APA滤波器阶数 Q 设为4,均匀分组 l_{21} -IPAPA参数 J 设为10,即将滤波器抽头分为15组。

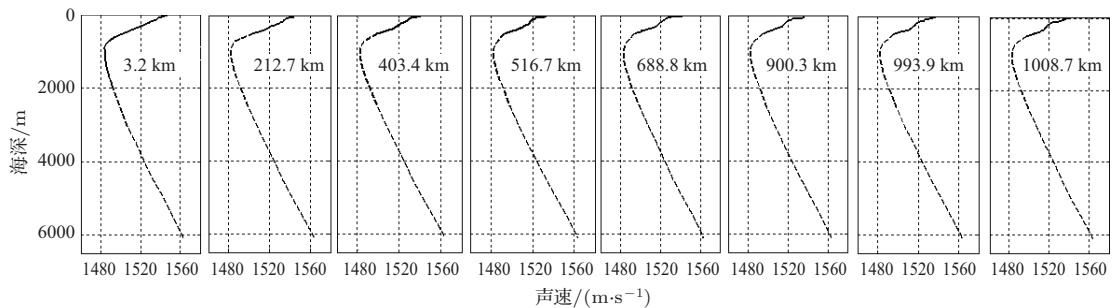


图7 试验海区声速剖面图
Fig. 7 Sound speed profile of the experimental area

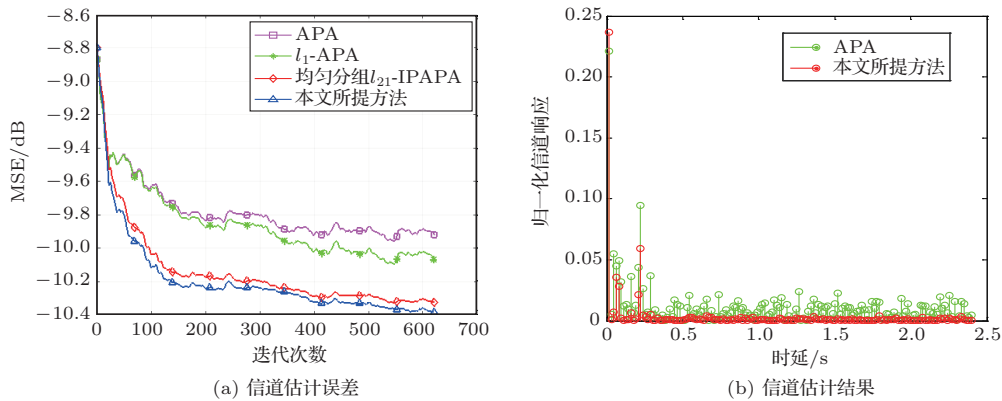


图8 海上试验结果(36 km)
Fig. 8 Experiment results(36 km)

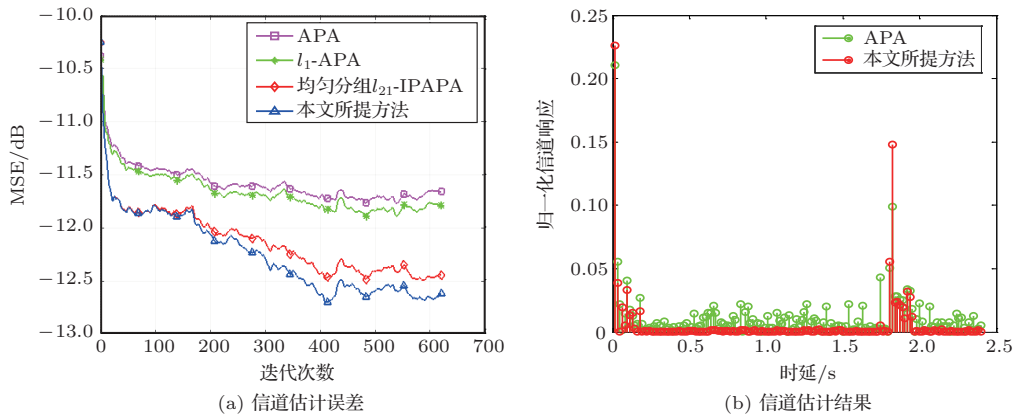


图9 海上试验结果(69 km)

Fig. 9 Experiment results(69 km)

各算法对试验海域第一声影区以及第二声影区信道进行估计,信道估计均方误差随迭代次数收敛曲线如图8(a)、图9(a)所示,标准APA算法与本文所提方法得到信道估计结果对比如图8(b)、图9(b)所示。

由图8、图9可知,试验海域声影区信道具有明显的簇状结构,其中第一影区信道包含0 s以及0.2 s两组簇状结构,第二影区包含0 s以及1.82 s两组簇状结构。本文提出的非均匀分组 l_{21} -IPAPA 相较其他各算法的性能提升如图8、图9所示,其中在第二影区信道估计中相较均匀分组 l_{21} -IPAPA 算法信道估计误差降低18.75%,而第一影区信道估计中相较均匀分组 l_{21} -IPAPA 算法信道估计误差降低13.07%。这是由于第二影区信道相较第一影区信道簇状结构在时延域上的展宽更加明显,且非均匀性更强,因此更加适用本文所提出的信道估计方法。

5 结论

针对水声信道簇状稀疏特性,本文提出了一种基于非均匀分组 l_{21} -IPAPA 的水声信道估计方法,该方法通过非均匀分组的 l_{21} 范数约束很好地反映了信道的簇稀疏结构,进而实现了出色的自适应水声信道估计效果。基于BELLHOP的数值仿真结果以及实测深海远程水声信道估计结果都证明了这一算法相较已有的稀疏优化自适应算法,能够实现更快的收敛以及更加准确的估计结果,在水声通信、定位导航等实际应用中具有重要意义。

致谢 感谢参与远程水声通信试验的全体工作人员,是他们辛勤的劳动为本文提供了可靠的试验数据。

参 考 文 献

- [1] Stojanovic M. Efficient processing of acoustic signals for high-rate information transmission over sparse underwater channels[J]. *Physical Communications*, 2008, 1(2): 146–161.
- [2] Cotter S F, Rao B D. Sparse channel estimation via matching pursuit with application to equalization[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2002, 50(3): 374–377.
- [3] Gui G, Peng W, Adachi F. Improved adaptive sparse channel estimation based on the least mean square algorithm[C]. *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, Shanghai, China, 2013: 3130–3134.
- [4] Jiang X, Zeng W J, Li X L. Time delay and Doppler estimation for wideband acoustic signals in multipath environments[J]. *Journal of Acoustical Society of America*, 2011, 130(2): 850–857.
- [5] Benesty J, Gay S L. An improved PNLMS algorithm[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2002, 2: 1881–1884.
- [6] Hoshuyama O, Goubran R A, Sugiyama A. A generalized proportionate variable step-size algorithm for fast changing acoustic environments[J]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2004, 4: 161–164.
- [7] Gu Y, Jin Y, Mei S. l_0 norm constraint LMS algorithm for sparse system identification[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(9): 774–777.
- [8] Jin J, Gu Y, Mei S. A stochastic gradient approach on compressive sensing signal reconstruction based on adap-

- tive filtering framework[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 409–420.
- [9] 伍飞云, 周跃海, 童峰. 引入梯度导引似 p 范数约束的稀疏信道估计算法[J]. 通信学报, 2014, 35(7): 172–177.
Wu Feiyun, Zhou Yuehai, Tong Feng. Estimation algorithm for sparse channels with gradient guided p -norm like constraints[J]. Journal on Communications, 2014, 35(7): 172–177.
- [10] Pelekanakis K, Chitre M. New sparse adaptive algorithms based on the natural gradient and the l_0 -norm[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2013, 38: 323–332.
- [11] Geng X, Zielinski A. An eigenpath underwater acoustic communication channel model[C]. In Proc. MTS/IEEE OCEANS Conf, San Diego, CA, Oct. 1995: 1189–1196.
- [12] Wang Z, Zhou S, Presig J C, et al. Clustered adaptation for estimation of time-varying underwater acoustic channels[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(6): 3079–3091.
- [13] Yuan M, Lin Y. Model selection and estimation in regression with grouped variables[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 2006, 68(1): 49–67.
- [14] Negahban S, Wainwright M J. Joint support recovery under high dimensional scaling: benefits and perils of $l_{1,\infty}$ -regularization[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2008: 1161–1168.
- [15] Bach F R. Consistency of the group Lasso and multiple kernel learning[J]. Journal of Machine Learning Research 2008, 9: 1179–1225.
- [16] Eksiöglu E M. Recursive $l_{1,\infty}$ group Lasso[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(8): 3978–3987.
- [17] Eksiöglu E M. Group sparse RLS algorithms[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2014, 28(12): 1398–1412.
- [18] Widrow B, Stearns S D. Adaptive signal processing[M]. Englewood Cliffs, New Jersey, USA: Prentice-Hall, 1985: 110–111.
- [19] 吴丽丽. 深海远程脉冲声传播特性研究[D]. 北京: 中国科学院声学研究所, 2019: 32.