

文章编号: 2095-4980(2023)01-0065-07

一种改进的稀疏度自适应弱选择匹配追踪算法

赵 慧¹, 王 珂¹, 张 伟¹, 张秀再^{2a,2b}

(1. 江苏开放大学 信息化建设处, 江苏 南京 210036; 2. 南京信息工程大学 a. 电子与信息工程学院;
b. 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044)

摘 要: 针对实际水声信道无法获知先验稀疏度和导频资源问题, 提出一种改进的稀疏度自适应弱选择匹配追踪算法(MSASWOMP)。将稀疏度初始估计作为初始支撑集的大小, 对原子进行阈值弱选择得到的原子支撑集作为回溯筛选的候选集; 再以初始支撑集大小为回溯开始初始条件值进行二次筛选; 最后利用变阶段步长方法进行稀疏度逐步精确估计, 自适应更新回溯开始条件值。仿真实验分析了阈值参数、稀疏度估计步长和导频数目对于 MSASWOMP 算法的影响, 结果表明, 该算法能以更少的导频数目获得更精确的信道估计值, 节省导频资源的同时, 其均方误差(MSE)优于传统算法。

关键词: 水声信道; 稀疏度自适应; 回溯思想; 匹配追踪

中图分类号: TN911.23

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020439

An modified sparsity adaptive weak selection matching pursuit algorithm

ZHAO Hui¹, WANG Ke¹, ZHANG Wei¹, ZHANG Xiuzai^{2a,2b}

(1. Information Construction Office, Jiangsu Open University, Nanjing Jiangsu 210036, China;

2a. School of Electronics and Information Engineering; 2b. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric

Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science & Technology,

Nanjing Jiangsu 210044, China)

Abstract: A Modified Sparsity Adaptive Stagewise Weak Orthogonal Matching Pursuit (MSASWOMP) algorithm is proposed to solve the problem of a priori sparsity and pilot resources for the actual underwater acoustic channel. Firstly, the initial sparsity estimation is used as the size of the initial support set, and the atom support set is obtained as the candidate set of backtracking screening by threshold weak selection of atoms. Then, the initial support set size is used as the initial condition value of backtracking to conduct secondary screening. Finally, the variable stage step size method is utilized to estimate the sparsity gradually and update the backtracking start condition value adaptively. The simulation results show that the proposed algorithm can obtain more accurate channel estimation with less pilot number, which can save pilot resources, and its Mean Square Error(MSE) is smaller than that of the traditional algorithm.

Keywords: underwater acoustic channel; sparsity adaptive; retrospective thinking; match pursuit

随着科学技术的飞速发展, 人类正迎来利用海洋、开发海洋的新时代, 海洋开发的步伐也不断加快, 对于高速水声通信需求不断增强。目前, 对抗水声信道的多径干扰和时变性问题, 准确估计出信道状态信息并对快速变化的水声信道进行有效跟踪, 已成为水声通信系统的重要工作。对于水声正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)通信, 常用的信道估计方法有最小二乘法(Least Square, LS)和最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE), 都是基于 L_2 范数的最优估计, 将信道当做稠密信道, 不能体现信道的稀疏性^[1]。研究表明, 水声信道内在稀疏性是能够使用压缩理论框架^[2-4]进行信道估计的先决条件。OFDM信号经过稀疏水声信道后, 利用发射端的少量导频信息, 即可重构出信道的时域冲激响应, 同时也能减少因噪声

收稿日期: 2020-09-08; 修回日期: 2020-11-14

基金项目: 江苏开放大学“十三五”学校发展对策研究课题资助项目(19SSWZ-03); 国家自然科学基金青年基金资助项目(11504176; 61601230); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20141004)

引起的干扰^[5-6]。压缩感知的稀疏信号典型重构算法是基于 L_1 范数约束的算法，该类算法主要通过信号的稀疏度和支撑迭代逼近，通过迭代来确定信号的支撑集。Tropp等提出的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法^[7]在每一次更新已选择原子集合时，会利用最小二乘法更新已选择原子的线性组合系数。正则化正交匹配追踪(Regularized Orthogonal Matching Pursuit, ROMP)算法^[8]每次迭代时选择 K 个原子，然后对所选原子进行正则化，从而选择出最优支撑集。Donoho等提出分段式正交匹配追踪(Stagewise Orthogonal Matching Pursuit, StOMP)算法^[9]，通过设置一个阈值(阈值门限由当前残差与测量矩阵维度决定)来获取原子支撑集。为降低对测量矩阵的要求，Blumensath等基于StOMP算法提出分段弱正交匹配追踪算法(Stagewise Weak Orthogonal Matching Pursuit, SWOMP)^[10]，使原子选择相对简单。Jian W等提出广义正交匹配追踪(generalized Orthogonal Matching Pursuit, gOMP)^[11]算法，简单设置一个合适的固定值 S 作为迭代选择的原子个数，该算法在重构精确度和速度上较OMP算法都有很大的提升。Milenkovic等提出的子空间追踪(Subspace Pursuit, SP)算法^[12]引入了回溯思想，每次迭代过程中增加原子的同时剔除一些非最优原子，只保留有限个可靠性高的原子。Zhao L等提出一种改进的广义正交匹配追踪算法^[13]，该算法的回溯思想在进行匹配原子选取时，只有当支撑集中原子的索引个数达到稀疏度 K 时开始回溯，避免了迭代初期因为正确原子太少而导致的回溯误差和过多的计算代价^[13]。葛慧琳等最新的文献[14]在OMP算法基础上提出改进的SOMP算法，每次迭代仅选择与残差最匹配、最大的 K 个系数来重建原子集，因此高信噪比环境下性能更优。

上述几种贪婪算法，都要求信号的稀疏度 K 是已知的。但在实际应用中，稀疏度却是未知的。针对这种情况，Thong等提出了稀疏自适应匹配追踪(Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)算法^[15]；朱延万等提出一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法(Modified SAMP, MSAMP)^[16]，一定程度上解决了SAMP在大稀疏条件下运算量较大以及固定步长导致的欠估计和过估计问题^[16]，较好地实现了未知信号稀疏度时的精确重建。

本文基于MSAMP算法，融合阈值弱选择和回溯思想，结合水声信道稀疏性的特点，提出一种改进的稀疏度自适应弱选择匹配追踪算法(MSASWOMP)。该算法为降低OFDM系统中感知矩阵的设计要求，选择原子时采用阈值弱选择，并在自适应稀疏度估计迭代中融合回溯思想，优化原子的选择，避免了迭代中过多的计算代价^[15]。仿真实验表明：提出的MSASWOMP算法在相同信噪比条件下，利用更少的导频资源可获得较好的估计效果；随着信噪比的增加，MSASWOMP算法较SP、gOMP、MgOMP(Modified gOMP)、SAMP、MSAMP算法估计性能更好。

1 系统模型

1.1 水声信道模型

在OFDM系统中，将水声信道分成很多子信道，每个子信道使用一个子载波，各个子载波之间相互正交，并行传输。将高速串行数据流转化为低速并行数据流，有效消除信道的频率选择性，并在每个OFDM符号前面插入循环前缀，作为一种保护间隔，有效消除多径效应造成的码间干扰。OFDM系统框图如图1所示。

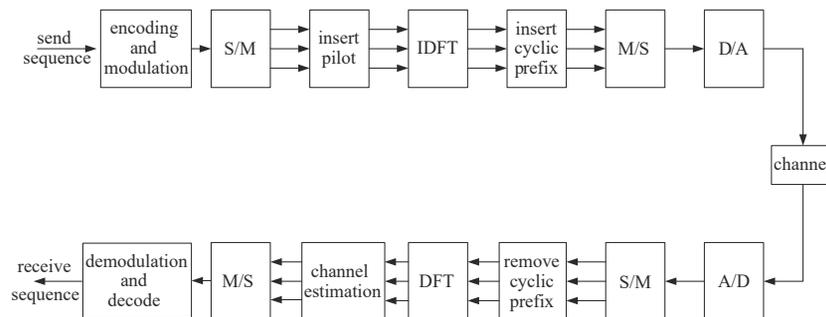


Fig.1 Block diagram of OFDM system

图1 OFDM系统框图

水声OFDM系统传输中，假设所有子载波是正交的，即没有载波间干扰，则可以将 N 个子载波的数据符号 X 表示为矩阵形式(数据载波位置置零)：

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X[0] & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & X[1] & \cdots & \vdots \\ 0 & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & X[N-1] \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中： $X[k]$ 表示第 k 个子载波上的导频信号， $k=0,1,\dots,N-1$ 。经过水声信道后，进行傅里叶变换，得到接收的导频信号 Y ：

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y[0] \\ Y[1] \\ \vdots \\ Y[N-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X[0] & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & X[1] & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & X[N-1] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{H}[0] \\ \mathbf{H}[1] \\ \vdots \\ \mathbf{H}[N-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{Z}[0] \\ \mathbf{Z}[1] \\ \vdots \\ \mathbf{Z}[N-1] \end{bmatrix} = \mathbf{X}\mathbf{F}\mathbf{h} + \mathbf{Z} \quad (2)$$

式中： \mathbf{H} 为水声信道频域矩阵，是水声信道冲激响应 \mathbf{h} 的傅里叶变换； \mathbf{F} 为傅里叶变换(DFT)矩阵； \mathbf{Z} 为环境噪声矩阵。

1.2 基于压缩感知的水声信道模型

由压缩感知理论^[5-7]可知，在已知观测值 \mathbf{y} 和感知矩阵 \mathbf{A} 的情况下，通过求解式：

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{x}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (3)$$

得到原稀疏信号 \mathbf{x} 的估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 。通常 \mathbf{x} 为 $N \times 1$ 维稀疏信号， \mathbf{A} 为 $M \times N$ 维感知矩阵($M \ll N$)， \mathbf{y} 为 $M \times 1$ 维观测值。本文式(2)符合稀疏信号的估计形式，在水声 OFDM 系统中， \mathbf{y} 相当于接收导频的频域形式 Y ， \mathbf{A} 由 $\mathbf{X}\mathbf{F}$ 构成， \mathbf{x} 相当于水声信道时域冲激响应 \mathbf{h} 。在利用导频信号进行信道估计时，将数据载波位置置零，则 \mathbf{X} 表示为：

$$X[k] = \begin{cases} X[k], & k \in N_p \\ 0, & k \notin N_p \end{cases} \quad (4)$$

式中 N_p 为导频所在位置的子载波集合。基于压缩感知的水声信道估计求解模型为：

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \min \|\mathbf{h}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{F}\mathbf{h} + \mathbf{Z} = \mathbf{A}\mathbf{h} + \mathbf{Z} \quad (5)$$

2 改进的稀疏度自适应弱选择匹配追踪算法

本文基于 MSAMP 算法，融合阈值弱选择和回溯思想，提出一种改进的稀疏度自适应弱选择匹配追踪算法 (MSASWOMP) 进行信道估计。MSASWOMP 算法思想为：首先进行稀疏度初始估计，以此作为初始支撑集的大小，然后对原子进行阈值弱选择，获取原子支撑集作为二次筛选的候选集；再以初始支撑集大小为回溯开始条件进行二次筛选；最后利用 SAMP 的变阶段步长方法进行稀疏度逐步精确估计，并在迭代估计中自适应更新回溯初始条件值大小，剔除多余非优原子。以下从初始稀疏度估计、阈值弱选择和融合回溯思想、算法步骤等三方面来解析所提算法。

2.1 初始稀疏度估计

匹配算法的思路：首先选取和信号残差匹配的原子组成一个其元素个数略小于原信号真实稀疏度 K 的集合 g ，表示为：

$$g = |\langle \mathbf{A}^T, \mathbf{y} \rangle| \quad (6)$$

设 g_i 表示 g 的第 i 个元素，从 g 中选取前 K_0 个最大元素所对应的原子，并记录对应这些原子的索引集合为 F_0 。

一个较好的初始稀疏度对算法运算效率有很大提升^[15]。文献[15]通过判断估计稀疏度是否满足有限等距性 (Restricted Isometry Property, RIP) 来确定当前稀疏度是否适合。文献[16]证明了**命题 1**：如果对于任意 K 稀疏信号，有 $\delta_K \in (0,1)$ ，使 Φ 满足 RIP 条件。如果 $K_0 \geq K$ ，则有

$$\left\| \Phi_{F_0}^T \mathbf{y} \right\|_2 \geq \frac{1 - \delta_K}{1 + \delta_K} \|\mathbf{y}\|_2 \quad (7)$$

那么**命题 1**的逆否命题“如果 $\left\| \Phi_{F_0}^T \mathbf{y} \right\|_2 \leq \frac{1 - \delta_K}{1 + \delta_K} \|\mathbf{y}\|_2$ ，则 $K_0 \leq K$ ”也成立。通过逆否命题可以设置 K_0 初始值，

如果满足不等式 $\|\Phi_{F_0}^T \mathbf{y}\|_2 \leq \frac{1-\delta_K}{1+\delta_K} \|\mathbf{y}\|_2$, 则不断增加 K_0 , 直到不等式不成立。此时的 K_0 的值即为初始稀疏度估计值。

2.2 阈值弱选择和回溯思想

相较于 OMP 算法, StOMP 算法拥有更高的计算效率和重构精确度, 但 StOMP 算法中阈值的设置取决于当前残差与测量矩阵维度。在实际水声 OFDM 系统中, 感知矩阵 \mathbf{A} 是由 $\mathbf{X}\mathbf{F}$ 构成, 为了降低感知矩阵设计复杂度, 本文采用阈值弱选择方法^[13]。传统算法在原子选择阶段都只采用一种原子选择策略, 本文在阈值弱选择后加入回溯筛选, 通过阈值弱选择的原子当做回溯阶段的候选原子。在回溯筛选阶段, 比较此时的阈值弱选择的原子支撑集大小与初始支撑集 K_0 。若大于 K_0 , 则选阈值弱选择的原子中的前 K_0 个最大值, 剔除非优原子; 若小于 K_0 , 则以当前支撑集进行变阶段步长方法进行稀疏度逐步精确估计, 并自适应更新回溯初始条件的筛选值大小。

2.3 算法步骤

MSASWOMP 算法步骤具体如下:

输入: 观测值 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$, 感知矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{X}\mathbf{F} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 稀疏度估计步长 $step > 0$, 残差门限 ε ;

输出: 水声信道时域冲激响应 \mathbf{h} 的估计值 $\hat{\mathbf{h}}$;

1) 初始化稀疏度 $K_0=1$, 初始化 $\hat{\mathbf{h}}_0=0$, 支撑集 F_0 为空集;

2) 计算信号残差匹配 $g = |\langle \mathbf{A}^T, \mathbf{y} \rangle|$, 将最大的前 K_0 项对应的下标索引存入支撑集 F_0 ;

3) 若 $\|\mathbf{A}_{F_0}^T \mathbf{y}\|_2 \leq 0.5 \times \frac{1-\delta_K}{1+\delta_K} \|\mathbf{y}\|_2$, 则 $K_0=K_0+step$, 转至 2); 否则, 若 $\|\mathbf{A}_{F_0}^T \mathbf{y}\|_2 \leq \frac{1-\delta_K}{1+\delta_K} \|\mathbf{y}\|_2$, 则 $step = \lceil 0.5 \times step \rceil$,

$K_0=K_0+step$, 转至 2); 若 $\|\mathbf{A}_{F_0}^T \mathbf{y}\|_2 > \frac{1-\delta_K}{1+\delta_K} \|\mathbf{y}\|_2$, 转至 4);

4) 计算初始残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y} - \mathbf{A}_{F_0}(\mathbf{A}_{F_0}^T \mathbf{A}_{F_0})^{-1} \mathbf{y}$, 初始索引值集合 F_0 , 临时集合 J_k, C_k 为空集, 初始化阶段 $stage=1$, 初始化迭代次数 $k=1$, 初始化阶段步长 $step1 = \lceil 0.5 \times step \rceil$, 初始支撑集长度 $size=K_0$;

5) 计算信号残差匹配 $g_k = |\langle \mathbf{A}^T, \mathbf{r}_{k-1} \rangle|$;

6) 阈值弱选择: 选择 g_k 中大于阈值的值生成集合 V_k , 并将对应原子下标索引存入 J_k ;

7) 回溯筛选: 若 $\|J_k\|_0 \geq size$, 从 V_k 中选出最大的 $size$ 个元素并找出对应 J_k 集合中的索引添加到 C_k , $F_k = F_{k-1} \cup C_k$; 若 $\|J_k\|_0 < size$, 则 $F_k = F_{k-1} \cup J_k$;

8) 水声信道估计: $\hat{\mathbf{h}}_k = (\mathbf{A}_{F_k}^T \mathbf{A}_{F_k})^{-1} \mathbf{A}_{F_k}^T \mathbf{y}$; 更新残差: $\mathbf{r}_k = \mathbf{y} - \mathbf{A}_{F_k} \hat{\mathbf{h}}_k$;

9) 若 $\|\hat{\mathbf{h}}_k - \hat{\mathbf{h}}_{k-1}\|_2 \leq \varepsilon_1$, 则转至 10), 否则转至 11);

10) 若 $\|\hat{\mathbf{h}}_k - \hat{\mathbf{h}}_{k-1}\|_2 \leq \varepsilon_2$, 则停止迭代, 否则转至 12);

11) 若 $\|\mathbf{r}_k\|_2 > \|\mathbf{r}_{k-1}\|_2$, 则 $stage=stage+1$, $size=size+step1$, $\hat{\mathbf{h}} = \hat{\mathbf{h}}_k$, 转至 5); 否则 $F_{k+1}=F_k$, $\mathbf{r}_{k+1}=\mathbf{r}_k$, $k=k+1$ 转至 5);

12) 若 $\|\mathbf{r}_k\|_2 < \|\mathbf{r}_{k-1}\|_2$, 则 $stage=stage+1$, $step1 = \lceil 0.5 \times step1 \rceil$, $size=size+step1$, $\hat{\mathbf{h}} = \hat{\mathbf{h}}_k$, 转至 5); 否则 $F_{k+1}=F_k$, $\mathbf{r}_{k+1}=\mathbf{r}_k$, $k=k+1$ 转至 5)。

算法中步骤 1)~4) 完成了稀疏度的初始估计以及残差、支撑集的初始化; 5)~12) 步在 MSAMP 算法的框架下融合弱选择和回溯筛选进行迭代优化。其中, 弱选择阈值 $th = \alpha \times \max(\text{abs}(g))$, $0 < \alpha < 1$; $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整; 步骤 9)、步骤 10) 中的 ε_1 和 ε_2 用于控制稀疏度步长和算法终止迭代且 $\varepsilon_1 > \varepsilon_2$ ^[14]。

3 实验仿真

为验证本文 MSASWOMP 算法的有效性, 采用 bellhop 水声信道仿真软件进行稀疏水声信道构建^[17], 设置一个发射源和一个接收端, 深度分别设置为 10 m, 20 m, 水平距离为 1 000 m, 水深 150 m, 均匀声速(该仿真环境设置具有代表性)。发射信号采用正交相移键控(Quadrature Phase Shift Keying, QPSK)调制, 发射源发射不相关的随机码元序列, 符号速率为 4 ksymbols/s, 叠加高斯白噪声。图 2 给出了仿真信道的归一化冲激响应绝对值。

3.1 阈值弱选择参数 α 和稀疏度估计步长 $step$

仿真系统参数: 子载波数目 256, 每个符号前加保护间隔长度为 16, OFDM 符号持续时间为 27.2 μs , 采用随

机放置导频方式进行估计。本次实验高斯噪声电平范围从 0 dB 到 30 dB，图 2 和图 3 分别给出了阈值弱选择参数 α 、稀疏度估计步长 $step$ 不同取值时随着噪声变化的信道估计的均方误差(MSE)，信道估计的 MSE 定义为：

$$MSE = E \left[\left\| \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}} \right\|_2^2 \right] \quad (8)$$

式中： \mathbf{h} 为仿真信道的时域响应； $\hat{\mathbf{h}}$ 为估计的信道时域响应。从图 3 可知，阈值弱选择参数 α 取 0.4~0.6 时，信道估计性能较差；当 α 取 0.7 时，估计性能大幅提升； α 取 0.8 和 0.9 时，信道估计性能较好。故本文 MSASWOMP 算法中阈值弱选择参数 α 取 0.9。从图 4 可知，初始步长太大，稀疏度估计时会出现欠估计；初始步长太小，估计精确度低，故本文稀疏度估计步长取 $step=6$ 。

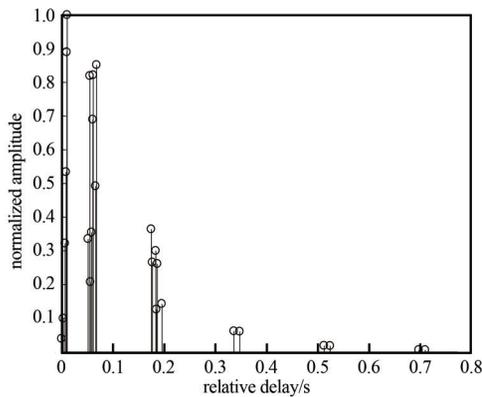


Fig.2 Normalized impulse response of simulation channel
图 2 仿真信道的归一化冲激响应

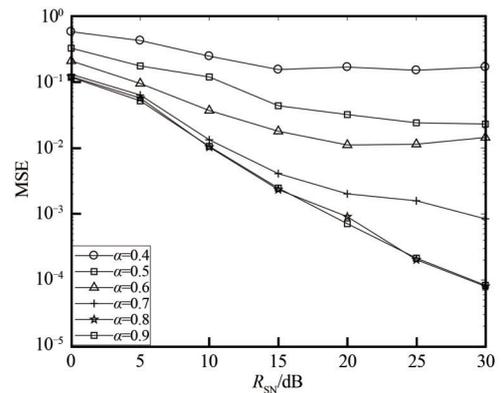


Fig.3 Comparison of MSE in different threshold values when parameter is weakly selected
图 3 不同阈值弱选择参数 α 时 MSE 比较

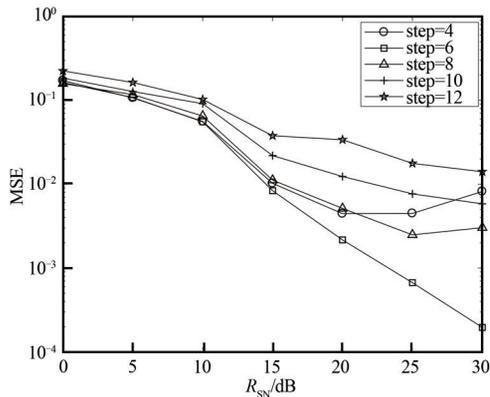


Fig.4 Comparison of MSE in different step sizes with different sparsity estimation
图 4 不同稀疏度估计步长 $step$ 时 MSE 比较

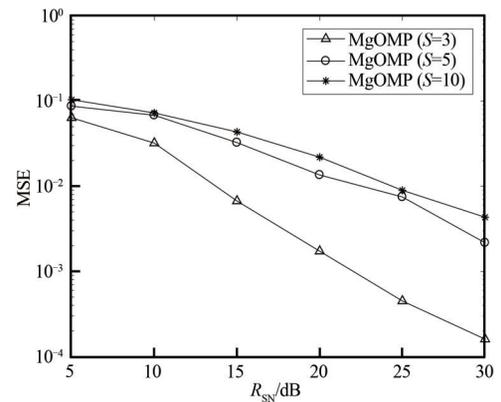


Fig.5 MSE curves of MgOMP algorithm under $S=3, S=5$ and $S=10$
图 5 MgOMP 算法在 $S=3, S=5$ 和 $S=10$ 的 MSE 曲线

3.2 MgOMP 算法原子个数 S 选择

由文献[13]可知，MgOMP 算法迭代选择的原子个数 S 的数目影响信道估计效果。 S 取为 3、5 和 10 时的信道估计 MSE 曲线对比如图 5 所示。随着信噪比的增加，MgOMP 算法信道估计的 MSE 逐渐减小，在 $S=3$ 时，其估计性能远好于 $S=5, 10$ ，故 MgOMP 算法选择 $S=3$ 进行相关实验对比。

3.3 感知矩阵 A 的行数 m 和导频数目 N_p

为验证本文 MSASWOMP 算法的估计性能，图 6 给出了 SP, gOMP, MgOMP($S=3$), SAMP, MSAMP, MSOMP 和 MSASWOMP 算法的实验比较结果。在信号长度 $n=256$ ，稀疏度 $K=12$ ，输入信噪比 $R_{SN}=20$ dB 时，感知矩阵 A 的行数 m 从 20 到 200，按照变换间距为 20 进行设置。每取一个设置值，各估计算法独立运行 100 次，当估计信道的输出信噪比(Output SNR)超过 20 dB，即信道估计精确度高。由图 6 可知，感知矩阵 A 的行数 m 为 40~60 时，MSASWOMP 算法和 SAMP 算法得到的 Output SNR 近似相等，且优于其他算法；感知矩阵 A 的行数 $m > 60$ 时，MSASWOMP 算法、MSOMP 算法和 gOMP 算法可保持较好的估计性能，其中，MSASWOMP 算法得到的 Output

SNR 优于 MSOMP 算法和 gOMP 算法, 而 SAMP 算法随着行数 m 的增加, 其迭代次数也在增加, 出现稀疏度过估计, 输出信噪比逐渐降低, 估计性能变差。因此, MSASWOMP 算法可在较少的行数 m 时, 得到较好的估计性能。而在水声信道 OFDM 系统中, 导频数目决定了感知矩阵 A 的行数, 图 7 给出各算法在 3.1 实验仿真系统参数条件下, 输入信噪比 $R_{SN}=20$ dB 时, 导频数目 N_p 从 20 到 100, 按照变换间距为 10 进行设置的实验结果。当估计信道的输出信噪比 (Output SNR) 超过 20 dB, 即信道估计精确度高。由图 6 可知, 导频数目 N_p 在 20~30 时, SAMP 算法估计性能较好; 当 $N_p>30$ 时, 随着导频数目增加, 信道估计性能趋于稳定, MSASWOMP 算法较 MSOMP 算法和 SAMP 算法能获得更好的估计性能。综上, 本文提出的 MSASWOMP 算法可利用更少的导频资源, 获得较好的信道估计效果。

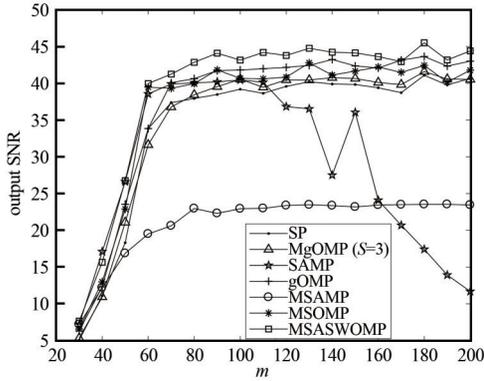


Fig.6 Output signal-to-noise ratio of perception matrix A with different row numbers m
图 6 感知矩阵 A 在不同行数 m 时的输出信噪比

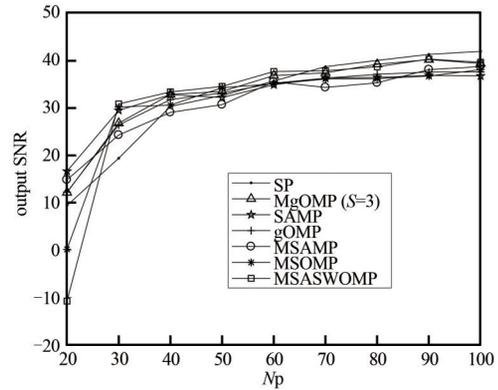


Fig.7 Output signal-to-noise ratio of different pilot numbers (N_p)
图 7 不同导频数目 (N_p) 的输出信噪比

3.4 OFDM 水声信道估计仿真

在 3.1 实验仿真系统参数条件下, 本实验选取导频数目 $N_p=30, 80$ 时, 高斯噪声电平范围在 0~30 dB 变化的信道估计。每取一个设置值, 估计算法独立运行 100 次。

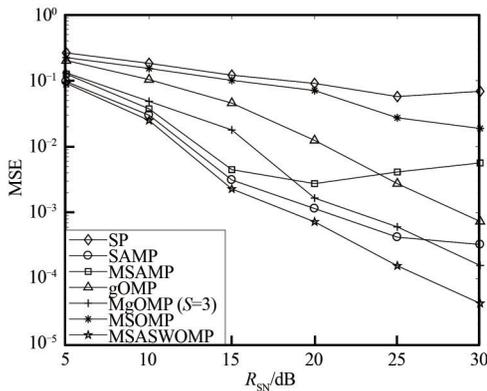


Fig.8 MSE curves of different algorithms when $N_p=30$
图 8 $N_p=30$ 时不同算法的 MSE 曲线

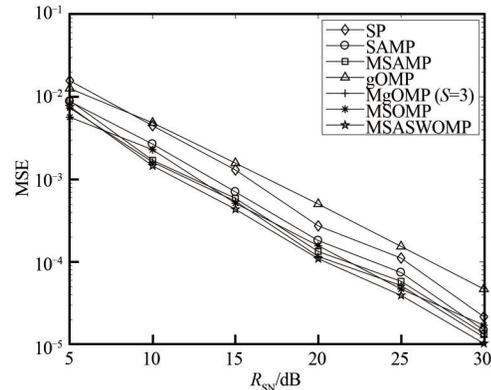


Fig.9 MSE curves of different algorithms when $N_p=80$
图 9 $N_p=80$ 时不同算法的 MSE 曲线

MSASWOMP 算法与 SP, SAMP, MSAMP, gOMP, MgOMP ($S=3$) 算法和 MSOMP 算法的信道估计的 MSE 曲线如图 8 ($N_p=30$ 时)、图 9 ($N_p=80$ 时) 所示。由图 8 可知, 当 $N_p=30$ 时, 导频数目较少, 结合图 6、图 7 所示仿真实验结果, 此时的 MSASWOMP, MSOMP, SAMP 和 MgOMP ($S=3$) 的信道估计性能较好, 其中, MSASWOMP 的估计性能略好, 随着信噪比的增加, MSASWOMP 算法保持更好的信道估计效果; 由图 9 可知, 当 $N_p=80$ 时, 导频数目增加, SAMP 算法估计效果变差, MSOMP, MSAMP 和 MgOMP ($S=3$) 算法估计效果提升。其中, MgOMP ($S=3$) 算法接近 MSOMP 算法的估计效果, MSASWOMP 算法与其他算法相比, 具有稳定而较好的信道估计性能。因此, MSASWOMP 算法可利用更少的导频资源, 获得更好的信道估计效果。

综上所述, 本文 MSASWOMP 算法的估计性能较 SP, gOMP, MgOMP ($S=3$), SAMP, MSAMP, MSOMP 算法更好。

4 结论

针对实际水声信道稀疏度未知情况, 本文提出了一种改进的稀疏度自适应弱选择匹配追踪算法 (MSASWOMP),

通过实验仿真选择合适的阈值弱选择参数 α 和稀疏度估计步长, 保证了本文算法的估计精确度。当导频数目较少时, MSASWOMP 算法的估计性能明显优于其他算法; 随着导频数目的增加, 其他算法估计性能逐渐提升, 接近本文 MSASWOMP 算法性能。因此, 该算法针对水声信道的稀疏特性, 以更少的导频数目获得更精确的信道估计值; 随着信噪比增加, 该算法较 SP, gOMP, MgOMP, SAMP, MSAMP 和 MSOMP 算法具有更好的信道估计性能。

参考文献:

- [1] 王翔宇, 黄焱, 邵永庆. 基于最佳相关序列的 MIMO-OFDM 系统信道估计[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2014, 12(2): 223-228. (WANG Xiangyu, HUANG Yan, SHAO Yongqing. Channel estimation for MIMO-OFDM systems based on optimal correlation sequence[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2014, 12(2): 223-228.)
- [2] CANDES E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [3] ZAYED A I, SCHMEISSER G. New perspectives on approximation and sampling theory, applied and numerical harmonic analysis[M]. Switzerland: Springer International Publishing, 2014.
- [4] STOJANOVIC M. Efficient processing of acoustic signals for high-rate information transmission over sparse underwater channels[J]. Physical Communication, 2008, 1(2): 146-161.
- [5] LI W, PREISIG J C. Estimation of rapidly time-varying sparse channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2007, 32(4): 927-939.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 4(2): 310-316.
- [9] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2): 1094-1121.
- [10] BLUMENSATH T, DAVIES M E. Stagewise weak gradient pursuits[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(11): 4333-4346.
- [11] WANG J, KWON S, SHIM B. Generalized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(12): 6202-6216.
- [12] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [13] ZHAO L, LIU Y. A new generalized orthogonal matching pursuit method[J]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2017: 1-7.
- [14] 葛慧林, 梁仕杰. 基于改进的 SOMP 水声通信信道联合估计方法[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(3): 144-147. (GE Huilin, LIANG Shijie. Based on improved SOMP underwater acoustic communication channel joint estimation method[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(3): 144-147.)
- [15] DO T T, GAN L, NGUYEN N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]// Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2008: 581-587.
- [16] 朱延万, 赵拥军, 孙兵. 一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法[J]. 信号处理, 2012, 28(1): 80-86. (ZHU Yanwan, ZHAO Yongjun, SUN Bing. A modified sparsity adaptive matching pursuit algorithm[J]. Signal Processing, 2012, 28(1): 80-86.)
- [17] 乔钢, 王巍, 刘淞佐, 等. 改进的多输入多输出正交频分复用水声通信判决反馈信道估计算法[J]. 声学学报, 2016, 41(1): 94-104. (QIAO Gang, WANG Wei, LIU Songzuo, et al. An improved decision feedback channel estimation algorithm for multiple-input multiple-output orthogonal frequency division multiplexing underwater acoustic communication[J]. Acta Acustica, 2016, 41(1): 94-104.)

作者简介:

赵 慧(1995-), 女, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为通信技术与信号处理. email: huizhao@163.com.

王 珂(1993-), 男, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为人工智能技术.

张 伟(1995-), 男, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为信号处理.

张秀再(1979-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为气象通信技术与安全.