



专题：水下通信网络技术

## 基于误差自适应仿射投影算法的水声自干扰抑制方法

陈聪<sup>1</sup>, 胡科学<sup>1</sup>, 史文涛<sup>2</sup>, 金勇<sup>1</sup>, 魏倩<sup>1</sup>, 肖启阳<sup>1</sup>

(1. 河南大学人工智能学院, 河南 郑州 450046;

2. 西北工业大学海洋研究院, 江苏 苏州 215400)

**摘要:** 在带内全双工 (in-band full-duplex, IBFD) 水声通信系统的自干扰 (self-interference, SI) 抑制中, 水下计算资源受限使得传统稀疏信道估计算法难以应对时变、多径、噪声密集的信道特性, 无法兼顾收敛速度与估计精度。为此, 提出基于误差自适应补偿收缩仿射投影算法 (error-adaptive compensated shrinkage affine projection algorithm, EA-CS-APA) 的水声 SI 抑制方法。该方法通过引入基于误差能量的选择更新机制抑制无效参数扰动, 并构建误差与步长的非线性映射实现自适应步长调整, 有效平衡收敛速度与稳态精度。实验结果表明, 与补偿收缩仿射投影算法 (compensated shrinkage affine projection algorithm, CS-APA) 相比, 所提方法在归一化均方差、SI 抑制性能和计算效率方面分别提升约 20%、10% 和 40%, 在复杂时变多径环境下表现出更鲁棒的性能优势, 为计算资源受限的水下通信设备提供了有效的 SI 抑制解决方案。

**关键词:** 水声通信; 自干扰抑制; 仿射投影算法; 自适应滤波; 稀疏信道估计

**中图分类号:** TP393; TN929.3

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-0801.2025231

## Error-adaptive affine projection algorithm based method for underwater acoustic self-interference suppression

CHEN Cong<sup>1</sup>, HU Kexue<sup>1</sup>, SHI Wentao<sup>2</sup>, JIN Yong<sup>1</sup>, WEI Qian<sup>1</sup>, XIAO Qiyang<sup>1</sup>

1. School of Artificial Intelligence, Henan University, Zhengzhou 450046, China

2. School of Marine Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Suzhou 215400, China

**Abstract:** In the context of in-band full-duplex (IBFD) underwater acoustic communication systems, self-interference (SI) suppression is challenging due to the limited underwater computational resources. Traditional sparse channel estimation algorithms struggle to cope with time-varying, multipath, and noise-dense channel characteristics, failing to balance convergence speed and estimation accuracy. To address this, an error adaptively compensated shrinkage affine projection algorithm (EA-CS-APA) for underwater SI suppression was proposed. In this method, an error energy-based selective update mechanism was introduced to suppress ineffective parameter disturbances and a nonlinear mapping between error and step size was constructed to achieve adaptive step size adjustment, effectively balancing con-

收稿日期: 2025-06-24; 修回日期: 2025-09-22

通信作者: 肖启阳, xqy@henu.edu.cn

基金项目: 河南省重点研发专项 (No.231111212500)

**Foundation Item:** The Key Research and Development Special Project of Henan Province (No.231111212500)

vergence speed and steady-state accuracy. Experimental results demonstrate that, compared with the compensated shrinkage affine projection algorithm (CS-APA), the proposed method achieves approximately 20%, 10%, and 40% improvements in normalized mean square deviation, SI suppression performance, and computational efficiency, respectively. It exhibits more robust performance advantages in complex time-varying multipath environments, providing an effective SI suppression solution for underwater communication devices with limited computational resources.

**Key words:** underwater acoustic communication, self-interference suppression, affine projection algorithm, adaptive filtering, sparse channel estimation

## 0 引言

随着无线通信技术的快速发展, 频谱资源稀缺问题日益突出, 特别是在水声通信领域, 水声信道带宽极其有限(通常为几 kHz 至几十 kHz), 在海洋应用对实时性要求不断提高的背景下, 传统半双工通信已成为系统性能瓶颈。带内全双工(in-band full-duplex, IBFD)技术作为一种高效提升频谱效率的创新方案, 可使设备在同一频段同时进行信号的发送与接收, 理论上可将频谱效率提高1倍<sup>[1-2]</sup>, 故在水下传感器网络、多AUV协同作业等典型水声应用中具有重要价值。然而, IBFD水声通信面临强自干扰(self-interference, SI)、非线性失真、相位噪声等多重挑战, 其中核心挑战便是强SI, 其强度可能比目标信号高出100 dB以上, 严重制约系统性能<sup>[3]</sup>。在IBFD水声通信系统中, 数字域SI抑制过程中SI信号的精确重建是关键环节, 其精度在很大程度上取决于信道特性的准确估计<sup>[4]</sup>。尽管无线通信领域的SI抑制技术已相对成熟, 采用射频域与数字域相结合的方法可实现60~90 dB的抑制效果<sup>[5-7]</sup>, 但直接应用于水声环境效果有限。主要原因在于: 水声通信相比陆地无线通信传播损耗更大、多径效应更严重、信道时变性更强, 这些因素使得SI抑制难度显著增加<sup>[8-9]</sup>。另外, 从水声稀疏信道估计理论角度分析: 传统远距离水声信道的稀疏性主要源于声线传播的几何约束, 呈现相对规律的稀疏分布; 而SI信道的稀疏性不仅受声学传播影响,

还与设备结构、近场反射等因素强耦合, 呈现动态变化的非规律稀疏模式; 同时, SI信道估计对精度要求极其苛刻, 微小估计误差即可导致严重残余干扰, 这使得无线通信领域的SI抑制技术和传统水声稀疏信道估计方法难以直接适用于水声通信SI抑制应用<sup>[10]</sup>。

鉴于SI信道估计在IBFD水声通信中的核心地位和技术挑战, 针对该问题的自适应算法研究成为当前技术热点。在实现稀疏信道估计的各类方法中, 自适应滤波算法因能动态跟踪信道变化而被广泛采用, 其中仿射投影算法(affine projection algorithm, APA)因其在复杂噪声环境和非平稳信道条件下的优势受到广泛关注<sup>[11-12]</sup>。近年来, 多种改进APA取得了重要进展, 包括: 周兴立等<sup>[13]</sup>提出鲁棒混合仿射投影自适应滤波算法(hybrid-affine projection algorithm, H-APA)提高了算法在非高斯噪声环境中的稳定性, 通过引入步长因子概念, 在不显著增加计算复杂度的情况下提高了算法收敛速度。Shen等<sup>[14]</sup>提出仿射投影指数双曲正弦算法(affine projection exponential hyperbolic sine algorithm, APEHSA), 针对APA在非高斯和脉冲噪声环境下性能降低的问题, 该算法基于指数双曲正弦误差函数构建代价函数, 能有效处理非高斯和脉冲背景噪声。火元莲等<sup>[15]</sup>提出一种基于S型函数的快速凸组合仿射投影符号算法(combinatorial affine projection sign algorithm base on S-type function, SCAPSA), 通过S型函数替代sigmoid函数并采用瞬时转移方案, 显著提高了收敛速度, 同时保持了低稳态误差性



能。宁小玲等<sup>[16]</sup>提出一种新的快速收敛比例仿射投影算法，并将其应用于稀疏多径水声信道均衡，通过变步长机制和判决反馈结构优化了稀疏多径水声信道均衡。Zhang等<sup>[17]</sup>提出的补偿收缩仿射投影算法（compensated shrinkage affine projection algorithm, CS-APA）整合了基于时间变化的数据保真项和包含 minimax concave (MC) 与 smoothly clipped absolute deviation (SCAD) 惩罚的差分凸 (difference of convex, DC) 非凸稀疏正则化项，并采用非凸前向-后向分裂 (forward-backward splitting, FBS) 算法优化成本函数，实现更精确的稀疏信道估计。尽管这些算法取得了一定进展，在 IBFD 水声通信系统中仍存在明显局限性：一方面，SI 信号强度远高于目标信号，微小估计误差可能导致严重残余干扰；另一方面，水声环境中的复杂噪声特性（如非高斯噪声、多径效应、脉冲干扰等）进一步增加了信道估计难度<sup>[18]</sup>。特别是在动态变化的浅海水声环境中，现有算法难以同时兼顾快速收敛和高精度稳态性能的要求。

针对上述挑战，本文提出误差自适应补偿收缩仿射投影算法（error-adaptive compensated shrinkage affine projection algorithm, EA-CS-APA）。该算法的主要创新点包括：（1）引入基于误差能量的选择更新机制，通过实时评估误差统计特性智能调控参数更新策略，从而有效抑制噪声主导迭代中的无效参数扰动；（2）构建误差变化率与步长参数的非线性动态映射机制，实现步长参数自适应调整，高效追踪水声信道的时变和多径特性。此外，本文还建立了针对浅海水声信道环境的算法性能评估模型，从理论上验证了算法的收敛性和稳态性能优势。实验结果表明，与现有 CS-APA 和其他先进算法相比，EA-CS-APA 在典型浅海水声信道环境下实现了更低的稳态误差、更高的收敛速度和更强的环境适应性。

## 1 系统模型

针对水声通信中时变稀疏信道的固有特性，本文以射线模型<sup>[19]</sup>为基础，结合水声信道的稀疏特征，综合多径效应、频率选择性衰落、多普勒扩展、环境噪声以及时变特性等关键要素，构建了水声 SI 信道的连续时间物理模型。该模型  $h_{SI}(t, \tau, f)$  可表述为：

$$h_{SI}(t, \tau, f) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(t, f) \delta(\tau - \tau_i(t)) + n(t, f) \quad (1)$$

其中， $t$  为时间变量， $\tau$  为时延参数， $f$  为频率变量， $N$  为非负整数，代表信道中显著传播路径的总数； $\alpha_i(t, f)$  表示第  $i$  条路径在时刻  $t$  和频率  $f$  处的复增益，该参数反映了频率选择性衰落和多普勒扩展的影响； $\tau_i(t)$  为第  $i$  条路径在时刻  $t$  的传播时延， $\delta(\tau - \tau_i(t))$  为以  $\tau_i(t)$  为中心的狄拉克函数，用于描述信道的时变特性； $n(t, f)$  为环境噪声项，通常假设为加性高斯白噪声或其他类型的干扰。

为实现对连续时间 SI 信道模型的数字化处理和自适应估计，本文基于自适应滤波理论构建离散时间系统模型。通过对连续模型  $h_{SI}(t, \tau, f)$  进行时间采样和有限长度截取，基于自适应滤波算法的全双工水声通信 SI 抑制原理如图 1 所示。

考虑  $k$  时刻的离散系统，定义  $k$  时刻的 SI 信道冲激响应系数向量  $\mathbf{h}_k$  为：

$$\mathbf{h}_k = [h_{k,0}, h_{k,1}, \dots, h_{k,L-1}]^T \quad (2)$$

其中， $L$  表示信道记忆长度，上标  $(\cdot)^T$  表示向量或矩阵的转置。 $h_{k,1}$  表示  $k$  时刻第 1 个抽头的信道系数，对应连续模型  $h_{SI}(t, \tau, f)$  在离散化后的采样表示。在存在强 SI 与复杂环境噪声的水声信道中， $k$  时刻接收端信号  $d_k$  可建模为：

$$d_k = \mathbf{u}_k^T \mathbf{h}_k + s_k + n_k \quad (3)$$

其中， $\mathbf{u}_k = [u_k, u_{k-1}, \dots, u_{k+L-1}]^T$  为包含当前  $k$  时刻及前  $L-1$  个时刻的发射信号序列； $\mathbf{u}_k^T \mathbf{h}_k$  表示发射

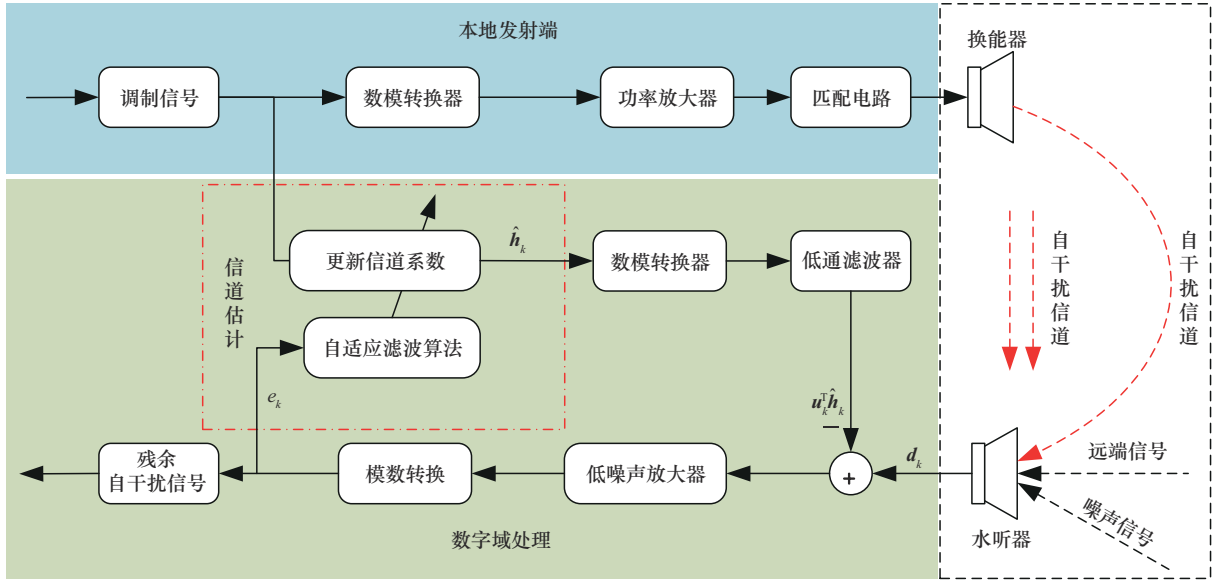


图1 基于自适应滤波算法的全双工水声通信SI抑制原理

信号通过信道冲激响应产生的SI分量； $s_k$ 为来自远端发射机的有用信号分量，其功率通常远小于SI信号功率； $n_k$ 为水下环境中接收端普遍存在的基底噪声，其统计特性满足均值为零、方差为 $\sigma^2$ 的高斯分布<sup>[20]</sup>。为量化信道估计精度，定义瞬时误差函数 $e_k(\hat{\mathbf{h}}_k)$ 为：

$$e_k(\hat{\mathbf{h}}_k) = d_k - \mathbf{u}_k^T \hat{\mathbf{h}}_k \quad (4)$$

其中， $\hat{\mathbf{h}}_k$ 为当前迭代估计的信道系数向量，对应真实信道向量 $\mathbf{h}_k$ 的估计值。该误差函数本质上反映了接收信号真实值与基于当前信道估计的预测值之间的差异，理想的误差信号应为 $e_k = s_k + n_k$ ，即仅包含远端有用信号和噪声分量，而SI分量被完全抑制。本文基于初始数据对 $(\mathbf{u}_i, d_i)_{i=0}^{k-1}$ 与初始信道系数向量 $\hat{\mathbf{h}}_0$ ，采用改进的APA滤波器算法动态调整 $\hat{\mathbf{h}}_k$ ，最小化误差信号，从而优化滤波器的性能。

定义二维发射信号矩阵 $\mathbf{U}_k = [\mathbf{u}_k, \mathbf{u}_{k-1}, \dots, \mathbf{u}_{k-p+1}]$ ，构建误差向量 $e_k(\hat{\mathbf{h}}_k) = [e_k(\hat{\mathbf{h}}_k), e_{k-1}(\hat{\mathbf{h}}_k), \dots, e_{k-p+1}(\hat{\mathbf{h}}_k)]^T$ ，其中 $p$ 为APA的投影阶数，决定历史输入向量的个数；则APA的迭代更新计算式可

表示为：

$$\hat{\mathbf{h}}_{k+1} = \hat{\mathbf{h}}_k - \mu \mathbf{g}_k = \hat{\mathbf{h}}_k - \mu \mathbf{U}_k (\mathbf{U}_k^T \mathbf{U}_k)^\dagger \boldsymbol{\epsilon}_k(\hat{\mathbf{h}}_k) \quad (5)$$

其中， $\mu$ 为步长参数， $(\mathbf{U}_k^T \mathbf{U}_k)^\dagger$ 表示 $(\mathbf{U}_k^T \mathbf{U}_k)$ 的Moore-Penrose伪逆， $\mathbf{g}_k$ 表示更新方向向量，其一种变体形式为：

$$\mathbf{g}_k = \frac{e_k(\hat{\mathbf{h}}_k) P_{M_k^\perp}(\mathbf{u}_k)}{\left(\|P_{M_k^\perp}(\mathbf{u}_k)\|_2^2 + \delta\right)} \quad (6)$$

其中， $M_k = \text{span}\{\mathbf{u}_{k-1}, \dots, \mathbf{u}_{k-p+1}\}$ 表示由向量集 $\{\mathbf{u}_{k-1}, \dots, \mathbf{u}_{k-p+1}\}$ 张成的线性子空间，且记其正交补空间为 $M_k^\perp$ ， $P_{M_k^\perp}(\mathbf{u}_k)$ 代表输入向量 $\mathbf{u}_k$ 在子空间 $M_k$ 的正交补空间上的投影， $\|P_{M_k^\perp}(\mathbf{u}_k)\|_2$ 表示投影向量 $P_{M_k^\perp}(\mathbf{u}_k)$ 的L2范数；参数 $\delta > 0$ 为正则化常数，用于数值稳定性，避免分母为零。相较于传统最小均方（least mean squares, LMS）算法，APA通过投影矩阵将单数据更新扩展为多数据联合更新，同时利用历史输入向量更新信道系数，从而在处理相关输入信号时表现出较快的收敛速度，显著提升在非平稳水声信道中的收敛速度与稳态精度；而与递归最小二乘（recursive least squares, RLS）算法相比，APA通过使用较小维



度的投影矩阵，降低了矩阵运算的复杂度，更适用于计算资源受限的水下节点设备<sup>[21-22]</sup>。

## 2 补偿收缩仿射投影算法

文献[17]中提出的用于去偏稀疏自适应滤波的CS-APA，该方法创新性地将在DC类型的非凸稀疏正则化与APA相结合。算法的目标函数由时变数据保真项和DC类型的非凸稀疏正则化器构成：

$$F_k(\hat{\mathbf{h}}_k) = \frac{1}{2} d^2(\hat{\mathbf{h}}_k, \mathbf{\Pi}_k) + \lambda \psi_{\text{DC}}(\hat{\mathbf{h}}_k) \quad (7)$$

时变数据保真项  $\frac{1}{2} d^2(\hat{\mathbf{h}}_k, \mathbf{\Pi}_k)$  衡量了滤波器参数  $\hat{\mathbf{h}}_k$  与闭仿射子空间  $\mathbf{\Pi}_k$  的接近程度，其中  $d(\hat{\mathbf{h}}_k, \mathbf{\Pi}_k)$  表示  $\hat{\mathbf{h}}_k$  到  $\mathbf{\Pi}_k$  的距离。闭仿射子空间  $\mathbf{\Pi}_k$  定义为：

$$\mathbf{\Pi}_k = \underset{\hat{\mathbf{h}}_k \in \mathbf{R}^N}{\text{argmin}} \|\hat{\mathbf{h}}_k\|_2^2 \quad (8)$$

其中， $\mathbf{R}^N$  表示  $N$  维实坐标空间。简言之， $\mathbf{\Pi}_k$  是一组向量，它最小化了过去  $p$  次观测的平方残差误差，而  $d(\hat{\mathbf{h}}_k, \mathbf{\Pi}_k)$  评估  $\hat{\mathbf{h}}_k$  与这个“最佳拟合”集的接近程度。

第2项是促进稀疏性的惩罚项， $\lambda > 0$  为正则化参数， $\psi_{\text{DC}}$  是以下DC类型的稀疏正则化器：

$$\psi_{\text{DC}}(\hat{\mathbf{h}}_k) = \|\hat{\mathbf{h}}_k\|_1 - \Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k) \quad (9)$$

其中， $\|\hat{\mathbf{h}}_k\|_1 = \sum_{i=1}^N |\hat{h}_i|$  是非光滑凸  $L1$  范数，

$\Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k) = \sum_{i=1}^N \phi_{\eta, \rho}(\hat{h}_i)$  是光滑凸去偏函数，定义为：

$$\phi_{\eta, \rho}(\hat{h}_i) = \begin{cases} 0, & |\hat{h}_i| \leq \rho\eta \\ \frac{(|\hat{h}_i| - \rho\eta)^2}{2(1-\rho)\eta}, & \rho\eta < |\hat{h}_i| \leq \eta \\ |\hat{h}_i| - \frac{(1+\rho)\eta}{2}, & |\hat{h}_i| > \eta \end{cases} \quad (10)$$

其中， $\eta > 0$ ， $0 \leq \rho < 1$ ；若  $\rho = 0$ ， $\psi_{\text{DC}}$  再现了MC

惩罚项，否则它再现了SCAD惩罚项。

将式(9)代入式(7)并重新排列项，得到  $F_k(\hat{\mathbf{h}}_k)$  的以下重写表达：

$$F_k(\hat{\mathbf{h}}_k) = \frac{1}{2} d^2(\hat{\mathbf{h}}_k, \mathbf{\Pi}_k) + \lambda (\|\hat{\mathbf{h}}_k\|_1 - \Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k)) = \underbrace{\left( \frac{1}{2} d^2(\hat{\mathbf{h}}_k, \mathbf{\Pi}_k) - \lambda \Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k) \right)}_{f_k(\hat{\mathbf{h}}_k)} + \underbrace{\lambda \|\hat{\mathbf{h}}_k\|_1}_{g(\hat{\mathbf{h}}_k)} \quad (11)$$

其中，可以推断  $\frac{1}{2} d^2(\hat{\mathbf{h}}_k, \mathbf{\Pi}_k)$  和  $\Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k)$  都是光滑的，因此  $f_k(\hat{\mathbf{h}}_k)$  也是光滑的；并且，其在  $\hat{\mathbf{h}}_k$  处的梯度处理方式  $\nabla f_k(\hat{\mathbf{h}}_k)$  如下：

$$\nabla f_k(\hat{\mathbf{h}}_k) = \left( \hat{\mathbf{h}}_k - P_{\mathbf{\Pi}_k}(\hat{\mathbf{h}}_k) \right) - \lambda \nabla \Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k) = \mathbf{U}_k (\mathbf{U}_k^T \mathbf{U}_k)^{\dagger} \boldsymbol{\epsilon}_k(\hat{\mathbf{h}}_k) - \lambda \sum_{i=1}^N \phi'_{\eta, \rho}(\hat{h}_i) \mathbf{e}_i \quad (12)$$

其中， $\{\mathbf{e}_i\}_{i=1}^N$  为标准正交基。可以证明  $\nabla f_k(\hat{\mathbf{h}}_k)$  是利普希茨 (Lipschitz) 连续的，且利普希茨常数为  $1 + \lambda$ ，虽然  $g(\hat{\mathbf{h}}_k)$  是非光滑的，但该函数是邻近可解 (proximable) 的，且对于邻近算子  $\text{prox}_{\mu_k g}$  可以通过以下软收缩算子  $\mathcal{S}_{\mu_k \lambda}$  计算得到<sup>[23]</sup>：

$$\mathcal{S}_{\mu_k \lambda}(\hat{\mathbf{h}}_k) = \sum_{i=1}^N \text{sgn}(\hat{h}_i) \max\{|\hat{h}_i| - \mu_k \lambda, 0\} \mathbf{e}_i \quad (13)$$

其中， $\text{sgn}(\cdot)$  为符号函数。

因此， $f_k(\hat{\mathbf{h}}_k)$  函数是光滑且梯度是利普希茨连续的， $g(\hat{\mathbf{h}}_k)$  函数是邻近可解的。此类非凸优化问题可通过非凸FBS算法求解<sup>[24-25]</sup>，考虑使用FBS的一个时变变体：

$$\hat{\mathbf{h}}_{k+1} = \text{prox}_{\mu_k g}(\hat{\mathbf{h}}_k - \mu_k \nabla f_k(\hat{\mathbf{h}}_k)) \quad (14)$$

其中， $\mu_k$  为迭代步长。从式(12)可以看出， $\nabla f_k(\hat{\mathbf{h}}_k)$  中的第1项正是式(5)中的更新向量  $\mathbf{g}_k$ ，应用  $\mathbf{g}_k$  的变体表达式(6)，可以得到CS-APA的迭代计算式：

$$\hat{\mathbf{h}}_{k+1} = \mathcal{S}_{\mu_k \lambda}(\hat{\mathbf{h}}_k - \mu_k \mathbf{g}_k + \mu_k \mathbf{c}_k) \quad (15)$$

$$\mathbf{c}_k = \lambda \sum_{i=1}^N \phi'_{\eta, \rho}(\hat{h}_i) \mathbf{e}_i \quad (16)$$

其中,  $\phi'_{\eta, \rho}(\hat{h}_i)$  为去偏置函数,  $\mathbf{c}_k$  为偏差补偿项。该优化算法结合软收缩和去偏置函数, 软收缩操作有助于稀疏解的获取, 而去偏置函数则补偿了由软收缩操作引起的大振幅分量的低估偏差。

### 3 误差自适应补偿收缩仿射投影算法

尽管 CS-APA 通过 DC 稀疏正则化在稀疏信道估计中取得了良好效果, 但在水声 IBFD 系统的实际物理环境中, 仍面临水下计算资源约束下的效率-性能权衡问题, 以及步长更新机制与强时变多径信道的适配失衡问题。一方面, 在资源受限环境下, SI 抑制算法必须在保证抑制性能的同时, 最大化计算效率; 而在噪声主导环境下, 当算法接近收敛时, 噪声驱动的参数更新破坏已达到的收敛状态, 增加稳态误差。另一方面, 水声 SI 信道由于近场传播的复杂性, 具有时变性强(相干时间短)、多径效应复杂(在浅海环境下路径数多且时延分散)的物理特性, 而 CS-APA 采用的固定步长控制参数难以自适应地跟踪这种动态变化的信道条件。基于上述理论分析, 本文提出 EA-CS-APA, 通过以下 2 个针对性机制解决上述挑战。

#### 3.1 误差阈值控制更新机制

CS-APA 在执行参数更新时, 误差信号能量  $\|\mathbf{e}_k\|_2$  主要来源于信道建模误差和噪声扰动。其中, 信道估计偏差包含有用的梯度信息; 环境噪声和多径干扰不包含有效信息。当算法接近收敛时, 噪声与建模误差比值显著增大, 此时误差能量主要由噪声贡献, 继续执行参数更新实质上是噪声能量通过梯度项  $\nabla \Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k)$  反向传播至参数空间, 导致出现参数抖动现象, 已收敛的系数在噪声驱动下出现随机游走, 破坏稳态性能; 还

增加了矩阵运算  $\mathbf{U}_k(\mathbf{U}_k^T \mathbf{U}_k)^\dagger$  和稀疏收缩算子  $\mathcal{S}_{\mu_k \lambda}$  等重复计算, 增加了不必要的计算负载, 特别是在长时间工作的水下设备中, 这种计算冗余会显著缩短系统续航时间, 影响任务执行能力; 同时在复杂多径环境下, 频繁的无效更新使算法对环境变化更加敏感, 降低算法的鲁棒性。针对 CS-APA 在水声 SI 信道估计中存在的过度更新和鲁棒性降低问题, EA-CS-APA 引入误差阈值控制更新机制。具体而言, 其系数向量更新规则为:

$$\hat{\mathbf{h}}_{k+1} = \begin{cases} \hat{\mathbf{h}}_{k+1} = \mathcal{S}_{\mu_k \lambda}(\hat{\mathbf{h}}_k - \mu_k \mathbf{g}_k + \mu_k \mathbf{c}_k), & \|\mathbf{e}_k\|_2 > \gamma_{\text{th}, k} \\ \hat{\mathbf{h}}_k, & \|\mathbf{e}_k\|_2 \leq \gamma_{\text{th}, k} \end{cases} \quad (17)$$

其中,  $\gamma_{\text{th}, k}$  为第  $k$  时刻的自适应阈值, 核心设计计算式为:

$$\gamma_{\text{th}, k} = \beta \sqrt{L} \cdot \hat{\sigma}_{n, k} \quad (18)$$

其中,  $\beta$  是设计因子,  $L$  是滤波器长度,  $\hat{\sigma}_{n, k}$  为第  $k$  时刻估计的噪声标准差。当噪声水平  $\sigma_n$  增大时, 阈值  $\gamma_{\text{th}, k}$  相应增大, 减少误更新概率; 当噪声水平降低时, 阈值自动降低, 提高算法对有效信号的敏感性;  $\sqrt{L}$  项考虑了滤波器长度对误差能量统计特性的影响。当误差能量小于预设阈值时, 判定当前误差主要来源于信道噪声而非模型偏差, 停止更新可避免噪声能量通过梯度项  $\nabla \Phi_{\eta, \rho}(\hat{\mathbf{h}}_k)$  反向传播至参数空间, 减少参数抖动; 在收敛后期阶段, 减少矩阵与稀疏收缩算子  $\mathcal{S}_{\mu_k \lambda}$  的计算, 降低计算开销, 提升算法在收敛后期的稳定性。基于误差能量评估的更新判据, 在保证跟踪性能的前提下, 减少无效更新操作, 提升计算效率。

#### 3.2 误差驱动的非线性步长映射机制

CS-APA 采用的步长更新模型如下:

$$\mu_k = \mu_{\max} \frac{\|\mathbf{p}_k\|_2^2}{C + \|\mathbf{p}_k\|_2^2} \quad (19)$$

其中,  $\mu_{\max}$  为最大允许步长,  $C$  为固定步长控制



参数,  $\mathbf{p}_k$  为投影向量  $\mathbf{P}_{\mathcal{M}_k^\perp}(\mathbf{u}_k)$ , 且通过动量法<sup>[26-27]</sup>平滑更新  $\mathbf{p}_k$ 。

$$\mathbf{p}_k = \alpha \mathbf{p}_{k-1} + (1 - \alpha) \mathbf{g}_k \quad (20)$$

其中,  $\alpha \in (0, 1)$  为动量系数通过滑动平均加权历史信息, 可根据具体场景调整, 较大的  $\alpha$  增强平滑效果, 较小的  $\alpha$  提高对最新数据的响应速度。在非平稳或噪声较大的环境中, 减小  $\mu_k$  对异常值的敏感性, 在一定程度上优化了在强噪声环境下易受异常值干扰的问题。但该步长更新模型仍存在以下显著缺陷: 在强时变阶段、信道变化率较大时, 需要较大  $\mu_k$  快速跟踪时变特性, 但固定参数  $C$  限制了步长的自适应能力, 导致收敛速度受限、跟踪滞后和建模误差累积等; 而在多径干扰阶段、复杂多径环境下, 接收信号中包含大量延迟副本和反射分量, 梯度估计  $\mathbf{g}_k$  的可靠性降低, 此时需要较小步长以抑制梯度噪声, 但固定参数  $C$  又无法及时调整。这种固定控制策略无法根据信道的实时变化情况进行动态调整, 在复杂水声环境中表现出适应性不足。

为此, EA-CS-APA 提出以下创新方案: 将固定参数  $C$  替换为动态步长控制因子  $a_k$ , 构建步长与误差的闭环反馈系统, 具体步长更新模型如下:

$$\mu_k = \mu_{\max} \frac{\|\mathbf{p}_k\|_2^2}{a_k + \|\mathbf{p}_k\|_2^2} \quad (21)$$

为了动态调整步长, 其中  $a_k$  的调节规则基于误差变化率  $\Delta e_k = \|e_k\|_2 - \|e_{k-1}\|_2$  设计:

$$a_k = \begin{cases} \min(\varphi a_{\text{init}}, \omega a_{k-1}), & \Delta e_k > 0 \\ \max(\sigma a_{\text{init}}, \nu a_{k-1}), & \Delta e_k \leq 0 \ \& \ \|e_k\|_2 > 2\gamma_{\text{th},k} \end{cases} \quad (22)$$

其中,  $\varphi$ 、 $\omega$ 、 $\sigma$ 、 $\nu$  用作步长控制因子的边界值, 并且  $\varphi > \omega$ ,  $\sigma < \nu$ , 共同作用界定步长调整的可行区间,  $a_{\text{init}}$  为步长控制因子的初始值。  $\Delta e_k > 0$  表明信道变化加快, 应增大  $a_k$  以减小步长, 抑制多

径干扰引起的梯度异常;  $\Delta e_k \leq 0$  表明误差下降, 可减小  $a_k$  增大步长, 加速收敛, 减少跟踪滞后导致的建模误差累积。同时, 通过  $\min$  和  $\max$  函数限制  $a_k$  的变化范围, 防止步长过度调节导致的不稳定。引入  $\|e_k\|_2 > 2\gamma_{\text{th},k}$  的附加条件, 确保在误差足够大时才减小  $a_k$ , 避免噪声引起的误判。基于实时误差反馈的自适应调整步长机制, 增强对时变多径信道的跟踪能力和环境鲁棒性。通过以上 2 个机制的协同作用, EA-CS-APA 在保持 CS-APA 稀疏估计优势的同时, 增强了对水声环境的适应性和计算效率。

本文 EA-CS-APA 的伪代码为:

输入  $\mathbf{u}_k, d_k, p, \lambda, \eta, \delta, \rho, \alpha, a_{\text{init}}, u_{\max}, \varphi, \omega, \sigma, \nu$

初始化:  $(\hat{\mathbf{h}}_0 \ \mathbf{U}_k \ \mathbf{p}_0) = 0, a_0 = a_{\text{init}} = 0.01, \gamma_{\text{th},0} = 1 \times 10^{-6}, \delta = 0.01, u_{\max} = 0.99$

输出 系数矩阵  $\hat{\mathbf{h}}_k$

for  $k = 1, 2, \dots, N$

更新滑动窗口  $\mathbf{U}_k$  和期望响应窗口  $d_k$

计算当前误差  $e_k$ 、计算误差范数  $e_{\text{norm}} = \|e_k\|_2$

if  $e_{\text{norm}} > \gamma_{\text{th},k}$ , 则执行更新:

if  $k = 1$

计算投影向量  $\mathbf{p}_k$

else

使用动量法更新投影向量  $\mathbf{p}_k$

end if

自适应调整步长控制参数  $a_k$ :

if  $\Delta e_k > 0$

$a_k = \min(\varphi a_{\text{init}}, \omega a_{k-1})$

else if  $\Delta e_k \leq 0 \ \& \ \|e_k\|_2 > 2\gamma_{\text{th},k}$

$a_k = \max(\sigma a_{\text{init}}, \nu a_{k-1})$

end if

计算自适应步长  $\mu_k$

应用软收缩和去偏置操作更新系数向量  $\hat{\mathbf{h}}_{k+1}$

else if  $e_{\text{norm}} \leq \gamma_{\text{th},k}$

$\hat{\mathbf{h}}_k(:,k+1) = \hat{\mathbf{h}}_k(:,k)$  (保持系数不变)

end if

end for

## 4 实验与结果分析

本文针对水下全双工通信场景，采用蒙特卡罗仿真框架对系统进行全面验证，共执行 100 次独立仿真实验。所有仿真均在配备 Intel Core i7 处理器（3.6 GHz）、16 GB RAM 的计算平台上实现，基于 MATLAB R2022b 环境开发。首先，利用仿真生成的水下 SI 信道验证算法的信道估计性能；在此基础上，模拟不同环境噪声强度和多径环境条件，验证算法 SI 抑制性能的鲁棒性以及其对远端信号解调结果的影响。实验对比了零吸引最小均方算法（ZA-LMS）<sup>[28]</sup>、L0 范数归一化最小均方算法（L0-NLMS）<sup>[29]</sup>、三阶段归一化最小均方算法（TS-NLMS）<sup>[30]</sup>、硬阈值最小均方算法（HT-LMS）<sup>[31]</sup> 及 CS-APA 等多种滤波器算法。

### 4.1 EA-CS-APA 信道估计性能验证

为了客观评估各算法对 SI 信道的估计性能，构建了一个时-空联合衰落水声 SI 信道仿真模型。模型参数配置如下：设置 6 个多径分量，各路径时延在 5~60 ms 间随机分布，路径衰减系数在 0.1~0.5 范围内，且信号强度衰减与传播延迟成反比。此外，模型还引入了多普勒扩展、频率选择性衰落以及信道时变特性，以真实模拟复杂海洋环境下的水声传播条件。实验采用归一化均方差（normalized mean square deviation, NMSD）作为性能评价指标，可有效衡量自适应滤波器对目标系统特性的逼近精度，值越小则估计性能越好。其具体计算式为：

$$\text{NMSD} = 10 \lg \left( \frac{\|\mathbf{h}_k - \hat{\mathbf{h}}_k\|_2^2}{\|\mathbf{h}_k\|_2^2} \right) \quad (23)$$

干噪比（interference-to-noise ratio, INR）是

衡量系统中干扰信号与噪声信号强度比值的关键参数，其计算式为：

$$\text{INR} = 10 \lg \left( \frac{P_{\text{SI}}}{P_{\text{N}}} \right) \quad (24)$$

其中， $P_{\text{SI}}$  为 SI 信号的功率； $P_{\text{N}}$  为噪声信号的功率。

在 INR 为 15 dB 的条件下进行的仿真实验中，各算法 NMSD 对比如图 2 所示。

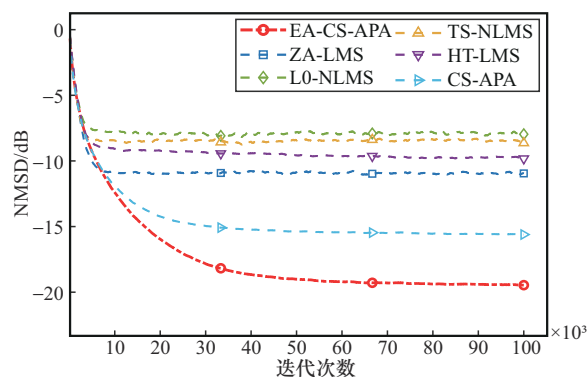


图 2 各算法 NMSD 对比

实验结果表明，EA-CS-APA 在 NMSD 性能指标上表现最佳，与 CS-APA 相比，性能提升了约 4 dB，这证明了 EA-CS-APA 能够实现更精确的水声 SI 信道估计。此外，为了评估滤波器算法的稀疏恢复能力，引入了稀疏度量指标，该度量反映了系统响应中非零分量的数量。各算法稀疏度量对比如图 3 所示，实验结果揭示了不同算法在稀疏度估计与重构精度之间的权衡。HT-LMS 算法虽然在稀疏度量方面表现最佳，但其过度的稀疏化可能导致关键系数信息的丢失，进而引发较大的估计误差，这反映在较高的 NMSD 值上。与此相反，EA-CS-APA 通过在 CS-APA 框架中引入 DC 稀疏正则化器，在维持系数稀疏性的同时，有效减少了估计误差，在促进稀疏解的形成与保留主要系数信息之间实现了更佳的平衡。因此，该算法能够更准确地估计出接近真实系统稀疏特性的结果，有效实现了稀疏性与估计精度之间的平衡。

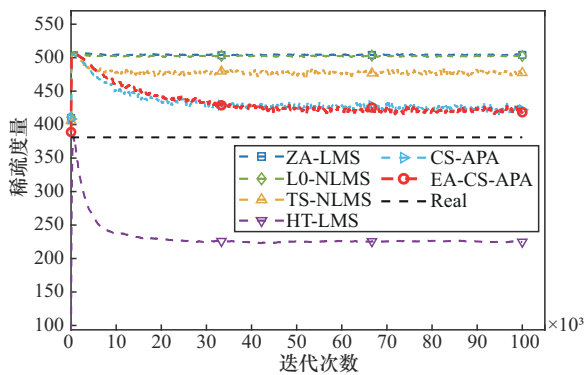


图3 各算法稀疏度量对比

为了验证 EA-CS-APA 引入的误差阈值控制更新机制在抑制噪声扰动和提升计算效率方面的有效性，引入信道系数估计准确率（channel coefficient estimation accuracy, CCEA）、计算效率指标（computational efficiency index, CEI）以及每秒浮点操作数（floating point operations per second, FLOPS）次数进行评估。CEI 定义为算法达到稳态收敛所需的计算时间，数值越小意味着算法具有更高的计算效率和更快的收敛速度。对不同 INR 条件下的 CCEA 以及 100 次蒙特卡罗实验中 CEI 和 FLOPS 的平均值进行统计分析，各算法不同 INR 下的信道系数估计准确率见表 1，各算法计算效率指标见表 2。

从表 1 可以看出，EA-CS-APA 的 CCEA 显著高于 CS-APA 及其他滤波器算法，这表明其误差

阈值控制更新机制有效抑制了收敛后期因噪声扰动引起的系数随机波动，大幅提升了信道系数估计性能。从表 2 可以推断，尽管误差阈值控制更新机制在一定程度上节省了计算量，但新增的步长更新机制增加了额外的运算负担，使得这一节省效果并不显著。此外，基于 LMS 和 NLMS 框架的改进算法（包括 ZA-LMS、L0-NLMS、TS-NLMS 和 HT-LMS）虽然在计算效率和 FLOPS 方面表现出显著优势，但这种提升却是以牺牲信道估计精度为代价的。这使得水声 SI 抑制系统的设计陷入了“效率-精度”的权衡困境。然而，EA-CS-APA 在保持卓越的 SI 信道估计性能的同时，相较于基础的 CS-APA，计算效率提升了约 40%，在一定程度上缓解了这一权衡矛盾。

#### 4.2 EA-CS-APA 自干扰抑制性能验证

为验证所提出的 SI 抑制方案的有效性，本研究基于前述时-空联合衰落水声 SI 信道模型，构建了完整的 SI 抑制系统。该系统旨在评估不同算法在水下声通信环境中消除发射器与接收器间 SI 信号的能力，采用自干扰抑制比（self-interference cancellation ratio, SICR）作为性能的量化评价指标。在水声 SI 信道模型参数配置与第 4.1 节一致的条件下，设定 INR 为 15 dB，并进行了相关实验。在该条件下，各算法残余 SI 信

表 1 各算法不同 INR 下的信道系数估计准确率

INR	EA-CS-APA	CS-APA	ZA-LMS	L0-NLMS	TS-NLMS	HT-LMS
5 dB	68.56%	67.68%	67.57%	50.32%	52.14%	62.44%
10 dB	83.32%	80.21%	75.51%	53.19%	59.66%	69.69%
15 dB	88.13%	86.07%	76.10%	55.57%	62.51%	68.71%
20 dB	90.45%	89.07%	77.08%	58.05%	63.40%	71.89%
25 dB	91.86%	89.58%	77.66%	60.35%	64.01%	72.00%
30 dB	92.27%	90.01%	78.78%	60.51%	64.02%	72.06%

表 2 各算法计算效率指标

	EA-CS-APA	CS-APA	ZA-LMS	L0-NLMS	TS-NLMS	HT-LMS
CEI/ms	40.48	69.18	10.78	14.25	21.56	8.21
FLOPS/M	7.32	10.73	0.83	1.84	1.68	0.43

号功率谱密度对比如图 4 所示。从图 4 中可以看出，按照 SI 抑制效果从优到劣排序，EA-CS-APA 在系统收敛并达到稳定状态后，其残余 SI 功率更接近基底噪声水平，明显优于 CS-APA 及其他对比算法。

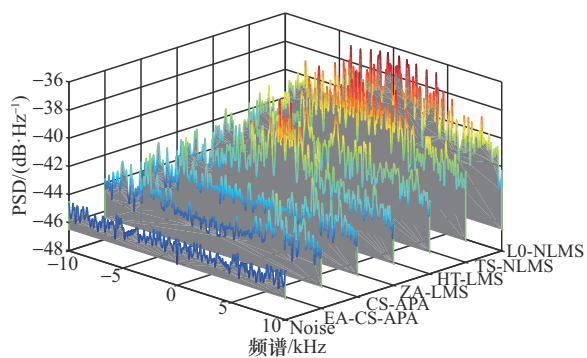
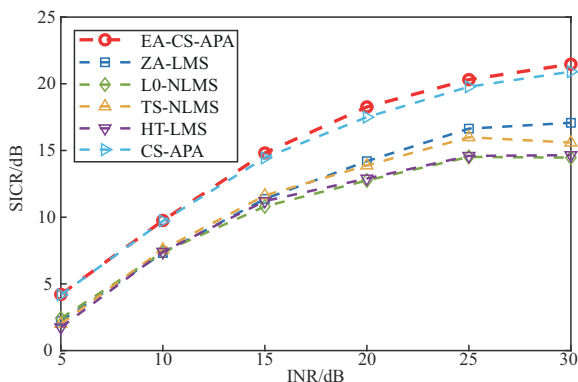


图 4 各算法残余 SI 信号功率谱密度对比

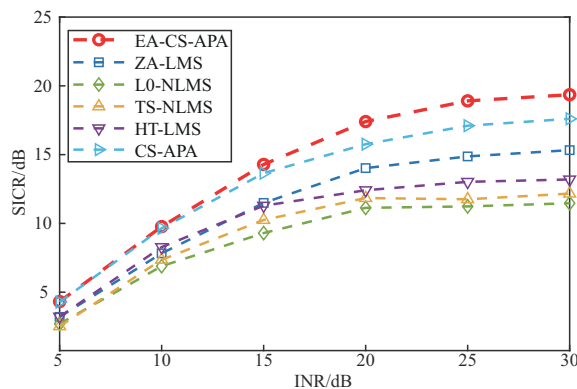
为了全面评估 EA-CS-APA 中误差驱动的非线性步长映射机制在跟踪时变多径信道以及应对不同噪声环境条件时的鲁棒性，不同多径条件下

各算法 SICR 随 INR 变化曲线如图 5 所示，详细展示了在多种多径分量数量和 INR 组合条件下，不同算法的 SICR 性能对比。实验结果表明，随着 INR 的逐步增加，所有算法的 SICR 值均呈现单调递增的趋势，这与理论预期一致。INR 的提高意味着噪声成分相对减少，从而为精确估计和有效抑制 SI 信号创造了更有利条件。在低多径复杂度环境中（多径分量为 3），EA-CS-APA 表现尤为出色，其 SICR 峰值达到 21.8 dB，显著优于其他对比算法。然而，随着多径分量数量的增加，所有算法的性能均有所下降。具体而言，当多径分量从 3 个增至 12 个时，EA-CS-APA 的 SICR 从 21.5 dB 下降至 17.4 dB，性能衰减约 4.1 dB；而 CS-APA 的 SICR 则从 20.9 dB 下降至 14.8 dB，性能衰减约 6.1 dB。

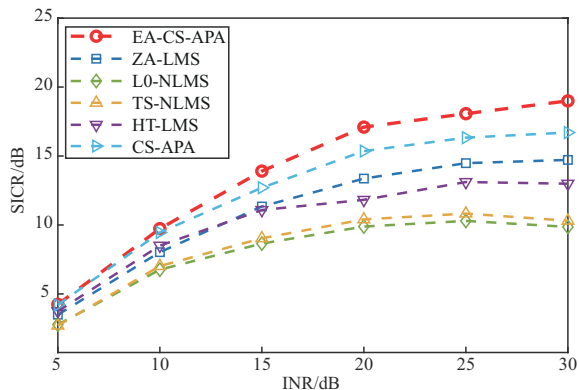
进一步分析显示，EA-CS-APA 相对于基础 CS-APA 的性能优势随着多径传播环境复杂度的



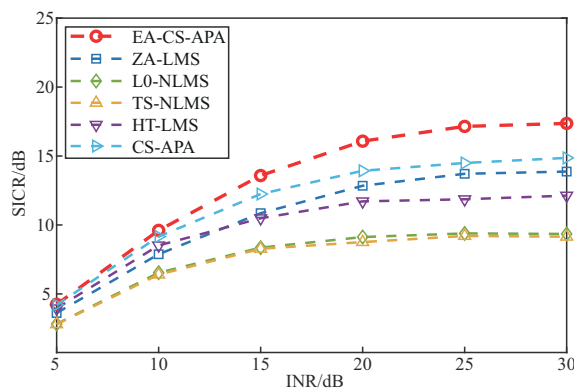
(a) 多径个数: 3, 延迟范围 (ms) : [5, 30]



(b) 多径个数: 6, 延迟范围 (ms) : [5, 60]



(c) 多径个数: 9, 延迟范围 (ms) : [5, 90]



(d) 多径个数: 12, 延迟范围 (ms) : [5, 120]

图 5 不同多径条件下各算法 SICR 随 INR 变化曲线



增加而显著增大。在低复杂度多径环境（多径分量为3）中，2种算法的SICR性能差距约为0.6 dB；而在高复杂度多径环境（多径分量为12）中，这一差距扩大至2.6 dB。从INR影响角度分析，在最严苛条件下（多径分量为12），当INR从5 dB提升至30 dB时，EA-CS-APA的SICR显著改善约13 dB（从约4 dB提升至17 dB），CS-APA在相同条件下性能提升约10.4 dB，而传统算法（如L0-NLMS和TS-NLMS）的性能提升仅约为6 dB。以上对比结果表明，EA-CS-APA在复杂的多径传播环境中展现了更强的鲁棒性和抗干扰能力，其性能退化程度相对较小，能够更好地应对多径分量数量的增加所带来的挑战。由此证明，误差驱动的非线性步长映射机制不仅在低多径复杂度环境中提供优秀的信道跟踪性能，而且在多径分量数量增加时，仍能保持相对稳定的性能表现，显著优于传统算法。因此，该机制在实际应用中具有重要的价值，能够有效提升系统在复杂环境下的SI抑制能力。

### 4.3 远端信号解调结果分析

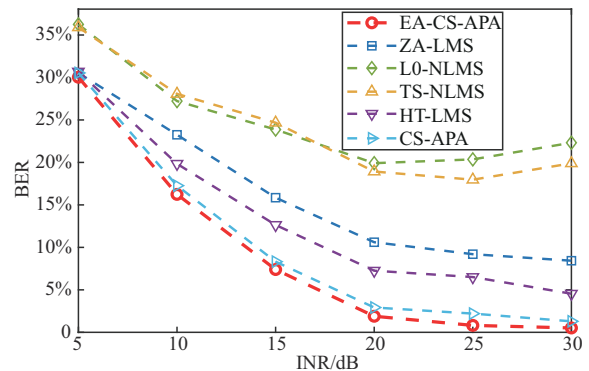
全双工通信系统的实用化关键在于能否在有效抑制SI的同时，保持对远端有用信号的高质量接收能力。为了分析SI抑制性能对远端信号解调结果的影响，构建了一个包含远端信号的全双工水声通信仿真平台，采用QPSK调制的远端信号作为期望信号，并基于第4.1节所述的水声SI信道模型参数配置，通过设置不同的INR条件，评估多种抑制方法的远端信号解调结果，引入误码率（bit error ratio, BER）和远端信号信干噪比（far-end signal to interference plus noise ratio, FSINR）作为关键指标，其中FSINR的计算式为：

$$FSINR = 10 \lg \left( \frac{P_s}{P_{SI} + P_N} \right) \quad (25)$$

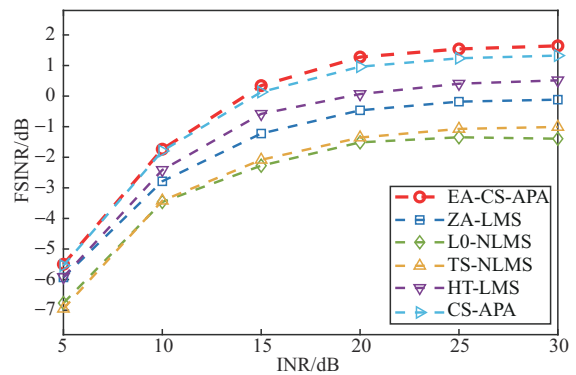
其中， $P_s$ 为进行SI抑制后的远端信号功率。

各算法BER、FSINR随INR变化曲线如图6所示，展示了在包含6个多径分量的通信环境中，

BER与FSINR随INR变化的特性曲线。其中，图6（a）表示各算法BER随INR变化曲线，可以明显看出，EA-CS-APA在多种噪声环境下均展现出最低的误码率水平，相较于其他对比算法具有显著优势。随着INR的逐步增加，误码率呈现单调递减的趋势，这一变化趋势与SICR的提升具有高度一致性，这表明远端信号的解调质量与SI抑制性能之间存在强正相关性。图6（b）表示各算法FSINR随INR变化曲线，在进行SI抑制的同时，EA-CS-APA很好地保留了有用信号成分，并没有将其作为噪声一并消除。这进一步证实了EA-CS-APA在SI抑制方面的优越性，能够在复杂的多径环境中有效降低误码率，从而提升远端信号的解调质量。



(a) 各算法BER随INR变化曲线



(b) 各算法FSINR随INR变化曲线

图6 各算法BER、FSINR随INR变化曲线

## 5 结束语

针对带内全双工水声通信系统中发射端对接

收端产生的强SI问题, 本文提出了一种基于EA-CS-APA的数字域水声SI抑制方法。该方法通过引入2种创新机制, 有效解决了迭代过程中噪声引发的无效参数扰动问题, 显著减少了无效更新操作, 从而大幅提升计算效率, 并显著增强了算法对时变多径信道的跟踪能力以及在复杂水声环境下的鲁棒性。2种创新机制的协同作用, 使EA-CS-APA在保留CS-APA稀疏估计优势的基础上, 进一步增强了对水声环境的适应性和计算效率。通过仿真分析, 所提方法在SI抑制效果、计算效率以及远端信号解调误码率方面均表现出显著优势, 尤其在复杂多径和噪声环境下, EA-CS-APA展现较强的鲁棒性。综上所述, EA-CS-APA为带内全双工水声通信系统中的SI抑制问题提供了一种高效且鲁棒的解决方案, 具有重要的理论意义和实际应用价值。

### 参考文献:

- [1] 陆胤亨, 乔钢, 杨晨璐. 带内全双工水声通信残余自干扰实时抵消技术研究[J]. 声学技术, 2023, 42(5): 594-602.  
LU Y H, QIAO G, YANG C L. Research on residual self-interference real-time cancellation technology in in-band full duplex underwater acoustic communication system[J]. Technical Acoustics, 2023, 42(5): 594-602.
- [2] TOWLIAT M, GUO Z, CIMINI L J, et al. Joint equalization and self-interference cancellation for underwater acoustic in-band full-duplex communication[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2024, 49(2): 542-552.
- [3] SHILLING J, CHEN C. Evaluating analog self-interference cancellation for in-band full-duplex wireless communication[J]. Journal of Communications, 2023: 256-266.
- [4] YU H, LIANG Y K, MA H N, et al. Joint impulsive noise mitigation and sparse channel estimation for mobile underwater acoustic communication[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(8): 2095-2099.
- [5] HONG Z H, ZHANG L, WU Y Y, et al. Iterative successive nonlinear self-interference cancellation for in-band full-duplex communications[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2023, 70(1): 2-13.
- [6] COLWELL Z A, DELABARRE L, IDIYATULLIN D, et al. Standalone RF self-interference cancellation system for in-vivo simultaneous transmit and receive (STAR) MRI[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2023, 17(3): 610-620.
- [7] 李晓辉, 周楠, 石明利, 等. 基于自适应滤波的带内全双工自干扰消除算法[J]. 北京邮电大学学报, 2024, 47(3): 17-23.  
LI X H, ZHOU N, SHI M L, et al. In-band full duplex self-interference elimination algorithm based on adaptive filtering[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024, 47(3): 17-23.
- [8] HU Y F, TAO J, TONG F. Estimation of time-varying underwater acoustic channels via an improved sparse adaptive orthogonal matching pursuit algorithm[J]. Applied Acoustics, 2025, 233: 110624.
- [9] 刘金荣, 冷相文, 姬庆, 等. 水声通信信道估计技术的研究进展[J]. 电讯技术, 2024, 64(12): 2081-2090.  
LIU J R, LENG X W, JI Q, et al. Advances in channel estimation for underwater acoustic communications[J]. Telecommunication Engineering, 2024, 64(12): 2081-2090.
- [10] 赵云江. 带内全双工水声通信自干扰成分及信道特性分析[J]. 数字海洋与水下攻防, 2022, 5(3): 209-217.  
ZHAO Y J. Analysis on self-interference components and channel characteristics of in-band full-duplex underwater acoustic communication[J]. Digital Ocean & Underwater Warfare, 2022, 5(3): 209-217.
- [11] WANG Z, WANG M F, WANG Y Z, et al. Based on the N2N-SAMP for sparse underwater acoustic channel estimation[J]. Frontiers in Physics, 2024, 12: 1460388.
- [12] 李涵琼. 稀疏自适应滤波算法及其水声信道估计应用研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2022.  
LI H Q. Research on sparse adaptive filtering algorithms and their application in underwater acoustic channel estimation[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2022.
- [13] 周兴立. 非高斯噪声下的仿射投影自适应滤波算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2024.  
ZHOU X L. Research on affine projection adaptive filtering algorithms under non-gaussian noise[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024.
- [14] SHEN F, YAN W X, WANG W Y. Affine projection exponential hyperbolic sine algorithm designed for impulsive noise environments[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 19(2): 104.
- [15] 火元莲, 连培君, 齐永锋, 等. 一种改进的凸组合仿射投影符



- 号算法[J]. 北京邮电大学学报, 2022, 45(1): 102-107.
- HUO Y L, LIAN P J, QI Y F, et al. A new fast convex combination affine projection sign algorithm for S-type functions[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022, 45(1): 102-107.
- [16] 宁小玲, 童继进, 张林森, 等. 快速收敛仿射投影算法在稀疏水声信道的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(2): 434-439.
- NING X L, TONG J J, ZHANG L S, et al. Application of fast convergent affine projection algorithm in sparse underwater acoustic channels[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(2): 434-439.
- [17] ZHANG Y, YAMADA I. A compensated shrinkage affine projection algorithm for debiased sparse adaptive filtering[C]//Proceedings of the ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [18] HOU Y X, LI G L, ZHANG H Y, et al. Affine projection algorithms based on sigmoid cost function[J]. Signal Processing, 2024, 219: 109397.
- [19] 李博, 刘博文, 杨洪娟, 等. 海洋环境下无人机通信感知一体化波形设计[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(4): 958-967.
- LI B, LIU B W, YANG H J, et al. Waveform design of UAV-enabled integrated sensing and communication in marine environment[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2025, 47(4): 958-967.
- [20] NING W J, JIANG Z, SHEN X H, et al. Underwater emission-coupled self-interference suppression based on variable-step normalized subband adaptive filtering with noise variance estimation[J]. Digital Signal Processing, 2025, 162: 105133.
- [21] ZHANG H Y, LI G L, HOU Y X, et al. Minimum error entropy with affine projection algorithm for robust adaptive filtering[J]. Digital Signal Processing, 2025, 163: 105198.
- [22] LI H R, GAO Y, GUO X Y, et al. Variable-step-size generalized maximum correntropy affine projection algorithm with sparse regularization term[J]. Electronics, 2025, 14(2): 291.
- [23] GEPPERT J A, PLONKA G. Frame soft shrinkage operators are proximity operators[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2022, 57: 185-200.
- [24] XU Y T, QU M Y, LIU L J, et al. Plug-and-play algorithms for convex non-convex regularization: Convergence analysis and applications[J]. Mathematical Methods in the Applied Sciences, 2024, 47(3): 1577-1598.
- [25] KANKAM K, INKRONG P, CHOLAMJIAK P. A modified inertial projected forward - backward algorithm for convex optimization problems[J]. Rendiconti Del Circolo Matematico Di Palermo Series 2, 2025, 74: 65.
- [26] LIANG Y Q, LIU J L, XU D P. Stochastic momentum methods for non-convex learning without bounded assumptions[J]. Neural Networks, 2023, 165: 830-845.
- [27] LIU J L, XU D P, LU Y H, et al. Last-iterate convergence analysis of stochastic momentum methods for neural networks[J]. Neurocomputing, 2023, 527: 27-35.
- [28] BHATTACHARJEE S S, RAY D, GEORGE N V. Adaptive modified versoria zero attraction least mean square algorithms[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2020, 67(12): 3602-3606.
- [29] RAJNI, RAI C S. Performance analysis of  $\ell_0$ -norm constraint variable step size normalized least mean square algorithm[C]//Proceedings of the 2018 International Conference on Recent Innovations in Electrical, Electronics & Communication Engineering (ICRIEECE). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1450-1455.
- [30] KANEKO H, YUKAWA M. Normalized least-mean-square algorithms with minimax concave penalty[C]//Proceedings of the ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 5445-5449.
- [31] LEE H S, LEE J W, SONG W J, et al. Adaptive algorithm for sparse system identification based on hard-thresholding techniques[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2020, 67(12): 3597-3601.

#### [作者简介]



陈聪 (1990-), 男, 博士, 河南大学人工智能学院助理教授, 主要研究方向为抗干扰通信、高精度时间同步和全双工自组网等。



胡科学 (2001-), 男, 河南大学人工智能学院硕士生, 主要研究方向为带内全双工水声通信自干扰抑制、探测通信一体化。



**史文涛** (1985-), 男, 博士, 西北工业大学海洋研究院教授, 主要研究方向为信号处理、MIMO 声呐信号处理等。



**魏倩** (1984-), 女, 博士, 河南大学人工智能学院副教授, 主要研究方向为深层体系架构 (HLA) 仿真系统实现、水声通信网络的软硬件。



**金勇** (1972-), 男, 博士, 河南大学人工智能学院教授, 主要研究方向为智能无线传感器网络、分布式计算和智能医学信息处理等。



**肖启阳** (1987-), 男, 博士, 河南大学人工智能学院副教授, 主要研究方向为水下智能探测、无损检测和深度学习等。