

面向户外多声源增强的鲁棒节点特定分布式 广义旁瓣对消

李诗琴, 赵 兆, 许志勇*

(南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏南京 210094)

摘要: 随着自组织网络技术的快速发展, 基于多个麦克风阵列节点的无线声传感网(Wireless Acoustic Sensor Networks, WASNs)已成为户外开放空间中实现持续监测的重要技术手段。针对户外分布式声学监测中的多声源同时增强需求, 现有节点特定分布式广义旁瓣对消(Node-Specific Distributed Generalized Sidelobe Canceler, NS-DGSC)算法具有低通信开销、低先验知识需求、低目标失真三大优势。然而, 实际户外部署的WASN通常会面临阵列节点数多于目标声源数的场景, 并且在期望目标中还包含信号持续时间较长的非间歇性声源(如无人机、履带车辆), NS-DGSC在此类节点数量冗余且非间歇性声源并发的条件下存在目标信号自消、性能恶化等局限性。为解决此问题, 本文提出了一种鲁棒节点特定分布式广义旁瓣对消(Robust Node-Specific Distributed Generalized Sidelobe Canceler, RNS-DGSC)算法。该算法的各节点在将初级广义旁瓣对消(Generalized Sidelobe Canceler, GSC)增强后的本地目标声源压缩信号广播至网络之后, 不再将所有非本地压缩信号无差别纳入次级GSC辅助通道, 而是通过引入基于最小均方误差准则的相关性检测模块, 对来自网络的目标主导与干扰主导两类压缩信号进行自适应判决与区分, 从而规避节点冗余导致的信号融合架构冲突; 再通过设计双策略时延对齐模块, 对目标主导与干扰主导两类压缩信号实施差异化时延补偿, 从而保障后续次级GSC中目标信号相干增强且算法快速收敛。所有时延对齐后的目标主导压缩信号与本地初级GSC主通道输出一起融合完成多节点目标信号累加增强, 作为次级GSC的主通道, 而所有时延对齐后的干扰主导压缩信号则一起构建次级GSC的辅助通道, 进而得到各节点最终的网络融合增强输出。实验结果表明, 在节点数量冗余且多个非间歇性声源并发场景下, 所提RNS-DGSC不仅继承了NS-DGSC的优势, 还能实现优越的多声源增强性能。具体而言, 在不同网络规模与输入信干噪比(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)条件下, RNS-DGSC可达到与集中式处理相当的SINR增益; 同时, 相较于现有方法, 所提算法在信号失真比方面的改善超过50%, 并对导向矢量估计误差表现出更强的鲁棒性。因此, 该算法可为复杂开放空间中的持续声学监测提供一种通信高效、性能可靠的方案。

关键词: 声学监测; 节点冗余; 节点特定; 分布式多声源增强; 广义旁瓣对消; 无线声传感网

基金项目: 近地面探测技术重点实验室基金(No.6142414220101)

中图分类号: TN92; O429 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2026)02-0578-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20251058

Robust Node-Specific Distributed Generalized Sidelobe Canceler for Outdoor Multi-Source Enhancement

LI Shiqin, ZHAO Zhao, XU Zhiyong*

(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: With the rapid advances in ad-hoc network technique, wireless acoustic sensor networks (WASNs) with multiple microphone array nodes have emerged as a key technology for continuous monitoring in outdoor environments. For the task of simultaneous multi-source enhancement in such distributed systems, existing node-specific distributed generalized sidelobe canceler (NS-DGSC) possesses notable advantages including low communication overhead, low prior knowledge requirements, and low target distortion. However, practical outdoor WASNs often encounter node-redundant scenarios where nodes outnumber target sources. Moreover, corresponding targets of interest may include non-intermittent signals (e.g., drones and tracked vehicles). Under such scenarios, the NS-DGSC suffers from target self-cancellation and severe performance degradation will arise. To address this issue, this paper proposes a robust node-specific distributed generalized sidelobe canceler (RNS-DGSC). First, microphone signals at each node are pre-filtered by a local generalized sidelobe canceler (GSC) to produce preliminary enhancement for individual desired sources as the compressed signal. Then, for each node, compressed signals exchanged from other nodes are adaptively distinguished into target-dominant and interference-

dominant categories by introducing a correlation check module based on minimum mean square error criterion, which can mitigate the node redundancy-induced fusion conflicts existing in the NS-DGSC. Afterwards, a temporal alignment module is designed at each node to address time delay compensation for these two categories of compressed signals using two different strategies, which enhances fusion quality of the desired signals and accelerates convergence in the subsequent secondary GSC. Finally, a secondary GSC is performed at each node, where all temporally aligned target-dominant compressed signals are integrated into the primary branch and the aligned interference-dominant components constitute the auxiliary branch. Experimental results reveal that in node-redundant scenarios with multiple concurrent non-intermittent sources, the proposed RNS-DGSC not only retains the benefits of the NS-DGSC, but also delivers superior multi-source enhancement performance. Specifically, the RNS-DGSC achieves signal-to-interference-plus-noise ratio (SINR) improvement comparable to that of the centralized scheme across various network scales and SINR input conditions. Meanwhile, our algorithm presents over 50% improvement in signal-to-distortion ratio and exhibits superior robustness to steering vector estimation errors in comparison with existing methods. The RNS-DGSC thus provides a communication-efficient and reliable solution for continuous acoustic monitoring in complex open spaces.

Keywords: acoustic monitoring; node redundancy; node-specific; distributed multi-source enhancement; generalized sidelobe canceler; wireless acoustic sensor networks

Foundation Item(s): Science and Technology on Near-Surface Detection Laboratory Fund (No.6142414220101)

0 引言

随着物联网技术在军事侦察领域的融合,基于麦克风阵列节点的无线声传感网(Wireless Acoustic Sensor Networks, WASNs)已成为复杂开放空间持续态势感知的核心技术手段,在边境侦测、要地警戒与近地面目标探测等任务中发挥着重要作用^[1-5]。然而,在复杂声学环境中,多目标声源并发与强背景噪声的存在,往往导致阵列节点处的信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)恶化,使得各阵列节点仅依据自身的接收信号难以支撑对潜在目标的可靠探测与识别。因此,在分布式麦克风阵列架构下,实现对特定声源的实时、高保真增强,已成为提升复杂声学环境中侦察效能的关键技术需求之一。

为保障关键区域的网络覆盖率与性能鲁棒性,实际部署的阵列节点数通常多于潜在目标声源数。相较于各节点需回传所有原始观测信号至融合中心的传统集中式处理方案^[6-7],分布式声源增强算法通过在节点本地计算信号的统计量或估计值,在节点间仅交换这些低维数据,再通过迭代融合策略使各节点结果协同收敛。此方案不仅能显著降低系统通信开销与计算负载,还可逼近集中式处理的干扰抑制性能。此外,该架构兼具部署灵活、抗毁性强与易于扩展等优势^[8-11],更契合对实时性与生存性均有严苛要求的持续不间断声学监测场景。

现有分布式声源增强算法,如分布式广义旁瓣对消(Distributed Generalized Sidelobe Canceler, DGSC)^[12]、分布式自适应节点特定信号估计(Distributed Adaptive Node-specific Signal Estimation, DANSE)^[13-15]及其线性约束最小方差版本 LC-DANSE^[16],虽能应对节点数多于声源数的实际部署场景,但其核心架构在多声源增

强时存在固有局限。具体而言,以 DGSC^[12]为代表的非节点特定性算法单次执行仅产生一个全局增强输出,为获得多个声源的增强结果,必须以每个声源作为目标独立执行多次;而 DANSE^[13-15]及其变体^[16]虽能同时处理多声源,但要求各节点传输的信号通道数与声源总数成正比。这两种机制均导致系统通信开销与计算复杂度随声源数增加而急剧增长,可扩展性受限。此外,上述算法均依赖于所有声源到网络中所有麦克风的全局导向矢量这一强先验知识,在实际分布式部署中极难准确获取,制约了其在实际应用中的性能。与上述算法相比,近期提出的节点特定分布式广义旁瓣对消(Node-Specific Distributed Generalized Sidelobe Canceler, NS-DGSC)算法^[17]展现出独特潜力。此算法仅要求各个节点传输与其目标声源相关的单通道压缩信号,同时只利用本地导向矢量进行计算,即可实现多声源同步增强,并在最终输出中显著降低目标信号失真,从而具有低通信开销、低先验知识需求与低目标失真等明显优势。

然而,考虑到实际户外部署的 WASN 中阵列节点数通常多于潜在目标声源数,同时期望目标中可能包含信号持续时间较长的非间歇性声源(如无人机、履带车辆),此时 NS-DGSC 会存在明显局限性。一方面,NS-DGSC 算法要求网络节点数与声源数严格相等^[17],其信号融合规则在节点冗余的场景中将引发目标信号自消问题^[18-19],导致算法性能急剧退化。另一方面,NS-DGSC 算法主要面向语音增强领域,其自适应滤波器更新依赖于语音信号的间歇性(即存在大量静默段)。因此,在面对多个非间歇性声源并发场景时,其阵列节点的自适应干扰对消过程也容易出现不同程度的目标自消现象,进一步限制了 NS-DGSC

在户外声学监测任务中的适用性。

本文目标是在继承 NS-DGSC 低通信开销、低先验知识需求、低目标失真三大核心优势的基础上,通过集成相关性检测与双策略时延对齐模块,提出一种适用于节点冗余及多个非间歇性声源并发场景的鲁棒节点特定分布式广义旁瓣对消(Robust Node-Specific Distributed Generalized Sidelobe Canceler, RNS-DGSC)算法。本文的主要贡献如下:

(1) 增设基于最小均方误差(Minimum Mean Squared Error, MMSE)准则^[20]的相关性检测模块,通过对节点间传输的目标主导与干扰主导两类压缩信号进行自适应判决与有效区分,从而规避节点冗余导致的信号融合架构冲突。

(2) 设计双策略时延对齐模块,对目标主导与干扰主导两类压缩信号采用差异化时延补偿机制,在保障目标信号相干增强的同时,优化干扰对消效率并加速算法收敛。

在本文中, $(\cdot)^T$ 、 $(\cdot)^H$ 、 $(\cdot)^*$ 分别表示转置、共轭转置、复共轭运算; $(\cdot)^{-1}$ 为矩阵求逆; $E[\cdot]$ 与 $|\cdot|$ 分别表示数学期望和绝对值运算; $\mathbb{R}^{i \times j}$ 表示所有 $i \times j$ 维实数矩阵构成的矩阵空间, $\mathbb{C}^{i \times j}$ 表示所有 $i \times j$ 维复数矩阵构成的矩阵空间。对于矢量 \mathbf{x} , 采用 $[\mathbf{x}]_{-c}$ 表示去除第 c 个元素后的剩余矢量。

1 问题描述

考虑由 K 个麦克风阵列节点构成的全连接 WASN, 其中第 k 个节点 ($k \in \{1, 2, \dots, K\}$) 配有 Q_k 个阵元, 各阵元接收信号通过短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)转换至时频域。若给定 P 个并发声源, 则节点 k 的阵列观测信号矢量可表示为

$$\mathbf{y}_k(n, j) = \sum_{p=1}^P \mathbf{h}_{pk}(n, j) S_p(n, j) + \mathbf{v}_k(n, j) \in \mathbb{C}^{Q_k \times 1} \quad (1)$$

其中: n 与 j 分别为时间帧序号与频点序号, 为表述简洁, 后文将在不影响理解的前提下省略 n 与 j ; S_p 表示第 p 个声源发出的声信号; $\mathbf{h}_{pk} \in \mathbb{C}^{Q_k \times 1}$ 为声源 S_p 到节点 k 的本地导向矢量; \mathbf{v}_k 为加性噪声矢量。在理想通信条件下, 可汇集所有节点观测信号矢量构建 WASN 的全局观测矢量:

$$\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^T, \mathbf{y}_2^T, \dots, \mathbf{y}_K^T]^T \in \mathbb{C}^{Q \times 1} \quad (2)$$

其中, $Q = \sum_{k=1}^K Q_k$ 。

文献[17]指出, NS-DGSC 要求网络节点与声源数严格相等(即 $P=K$), 并约定每个节点负责增强一个附近的声源, 且各节点选定的目标声源互不相同。其核心步骤如下:

(1) 在节点 k , 首先对 \mathbf{y}_k 执行本地 GSC 处理, 实现

对其负责的目标声源 S_p 的初步增强。对应的固定波束形成器(Fixed Beamformer, FBF)、阻塞矩阵(Blocking Matrix, BM)、自适应干扰对消器(Adaptive Interference Canceler, AIC)及本地增强输出分别如下^[21]:

$$\mathbf{q}_{pk} = \mathbf{h}_{pk} (\mathbf{h}_{pk}^H \mathbf{h}_{pk})^{-1} \zeta_{pk} \in \mathbb{C}^{Q_k \times 1} \quad (3)$$

$$\mathbf{B}_{pk}^H \mathbf{h}_{pk} = \mathbf{0}, \mathbf{B}_{pk} \in \mathbb{C}^{Q_k \times (Q_k - 1)} \quad (4)$$

$$\mathbf{f}_{pk} = (\mathbf{B}_{pk}^H \mathbf{R}_{y_k} \mathbf{B}_{pk})^{-1} \mathbf{B}_{pk}^H \mathbf{R}_{y_k} \mathbf{q}_{pk} \in \mathbb{C}^{(Q_k - 1) \times 1} \quad (5)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{q}_{pk}^H \mathbf{y}_k - \mathbf{f}_{pk}^H \mathbf{B}_{pk}^H \mathbf{y}_k = D_{pk} - \mathbf{f}_{pk}^H \mathbf{u}_{pk} \quad (6)$$

其中: ζ_{pk} 为常数(通常取值为 1), 用于确保目标声源 S_p 无失真; $\mathbf{R}_{y_k} = E[\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^H]$ 为本地阵列观测信号矢量的自相关矩阵; $D_{pk} = \mathbf{q}_{pk}^H \mathbf{y}_k$ 为本地 GSC 的主通道(目标通道)信号; $\mathbf{u}_{pk} = \mathbf{B}_{pk}^H \mathbf{y}_k$ 为本地 GSC 的辅助通道(干扰通道)信号矢量; \mathbf{M}_k 为节点 k 的本地压缩信号; \mathbf{q}_{pk} 为固定波束形成器 FBF; \mathbf{B}_{pk} 为阻塞矩阵 BM; \mathbf{f}_{pk} 为自适应干扰对消器 AIC。

(2) 节点 k 将 \mathbf{M}_k 广播至网络中其他 $K-1$ 个节点, 同时接收来自其他节点的压缩信号构成如下矢量:

$$\boldsymbol{\eta}_{-k} = [\mathbf{M}_1, \dots, \mathbf{M}_{k-1}, \mathbf{M}_{k+1}, \dots, \mathbf{M}_K]^T \quad (7)$$

(3) 节点 k 使用 $\boldsymbol{\eta}_{-k}$ 扩展本地 GSC 的辅助通道信号矢量, 得到 $\bar{\mathbf{u}}_{pk} = [\mathbf{u}_{pk}^T, \boldsymbol{\eta}_{-k}^T]^T$, 相应的扩展后 AIC 权矢量为

$$\bar{\mathbf{f}}_{pk} = \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{u}}_{pk}}^{-1} \mathbf{r}_{\bar{\mathbf{u}}_{pk} D_{pk}} \quad (8)$$

其中: $\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{u}}_{pk}} = E[\bar{\mathbf{u}}_{pk} \bar{\mathbf{u}}_{pk}^H]$ 为扩展后辅助通道信号矢量的自相关矩阵; $\mathbf{r}_{\bar{\mathbf{u}}_{pk} D_{pk}} = E[\bar{\mathbf{u}}_{pk} D_{pk}^*]$ 为扩展后主辅通道之间的互相关矢量。进而得到 NS-DGSC 在节点 k 的最终增强输出为

$$\hat{S}_p = D_{pk} - \bar{\mathbf{f}}_{pk}^H \bar{\mathbf{u}}_{pk} \quad (9)$$

NS-DGSC 在 $P=K$ 时表现优异, 但其架构在节点冗余与多个非间歇性声源并发的户外声学监测任务中面临双重挑战。

其一, 在节点冗余 ($K>P$) 时, 必然存在多个节点以同一声源作为期望增强目标。此时, 节点 k 接收的压缩信号矢量 $\boldsymbol{\eta}_{-k}$ 中同时包含两类信号: 一类来自期望增强目标与节点 k 相同的节点, 与本地 GSC 主通道中的目标成分高度相关; 另一类来自期望增强目标与节点 k 不同的节点, 以需要对消的干扰成分为主导。然而, NS-DGSC 缺乏对两类信号的区分能力, 其融合规则无差别地将 $\boldsymbol{\eta}_{-k}$ 中所有信号纳入本地 GSC 的辅助通道, 这必然会导致严重的目标信号自消, 造成算法性能急剧恶化。

其二, NS-DGSC 在更新 AIC 权矢量时高度依赖目标信号的间歇性(如语音), 但户外声学监测任务所

关注的典型目标(如无人机、履带车辆)辐射的噪声信号大多是非间歇性的,通常持续较长时间。当多个非间歇性声源目标同时出现时,采用实际主辅通道短时信号估计的互相关矢量 $\mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{u}}_{pk} D_{pk}}$ 通常不满足统计意义上的目标与干扰不相关特性,因而在实时计算 AIC 权矢量时无法排除目标信号的影响,导致不同程度的目标自消现象,从而进一步加剧性能退化,制约该法的户外应用可靠性。

2 面向户外多声源增强的 RNS-DGSC

2.1 算法整体流程

考虑多个非间歇性声源目标并发的分布式场景,满足 $P < K$ 。所提 RNS-DGSC 算法的整体处理流程如图 1 所示。

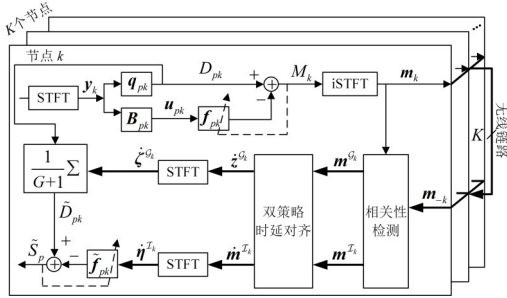


图 1 所提 RNS-DGSC 算法的处理流程框图

Figure 1 Block diagram of the proposed RNS-DGSC algorithm

每个节点的处理包含本地 GSC 增强、相关性检测、双策略时延对齐、分布式信号融合四个步骤。

(1) 节点 k 首先根据式(6)对本地观测信号 y_k 进行本地初级 GSC 处理,生成各频点的单通道压缩信号 $M_k(n, j)$, 然后采用重叠保留法进行逆 STFT (inverse STFT, iSTFT)^[12, 22] 变换,生成时域压缩信号 $m_k(t) \in \mathbb{R}$, 并广播至网络中其余 $K-1$ 个节点。 t 表示时域采样点序号。

(2) 节点 k 接收来自其他节点的时域压缩信号构成矢量 $\mathbf{m}_{-k}(t) = [m_1(t), \dots, m_{k-1}(t), m_{k+1}(t), \dots, m_K(t)]^T$ 。随后通过相关性检测模块分别对该矢量中各节点的时域压缩信号 $m_r(t) (r \in \{1, \dots, K\} \text{ 且 } r \neq k)$ 进行判决, 将其划分至目标主导组矢量 $\mathbf{m}^{\mathcal{G}_k}(t) = [m_1^{\mathcal{G}_k}(t), \dots, m_g^{\mathcal{G}_k}(t), \dots, m_G^{\mathcal{G}_k}(t)]^T$ 或干扰主导组矢量 $\mathbf{m}^{\mathcal{I}_k}(t) = [m_1^{\mathcal{I}_k}(t), \dots, m_i^{\mathcal{I}_k}(t), \dots, m_{K-G-1}^{\mathcal{I}_k}(t)]^T$, \mathcal{G}_k 表示期望增强目标与节点 k 相同的节点集合, \mathcal{I}_k 为其余节点集合。令 \mathcal{G}_k 中的节点数量为 G 。

(3) 节点 k 针对目标增强与干扰抵消两种需求, 采用双策略时延对齐模块对目标主导与干扰主导两类压缩信号实施差异化处理。对于每个目标主导的

压缩信号 $m_g^{\mathcal{G}_k}(t)$, 采用基于 MMSE 准则的自适应滤波器实现高精度时延补偿得到 $\hat{z}_g^{\mathcal{G}_k}(t)$; 对于每个干扰主导的压缩信号 $m_i^{\mathcal{I}_k}(t)$, 基于滤波器峰值检测完成时延补偿得到 $\hat{m}_i^{\mathcal{I}_k}(t)$ 。时延对齐后的目标主导压缩信号矢量与干扰主导压缩信号矢量分别记为 $\hat{\mathbf{z}}^{\mathcal{G}_k}(t) = [\hat{z}_1^{\mathcal{G}_k}(t), \dots, \hat{z}_g^{\mathcal{G}_k}(t), \dots, \hat{z}_G^{\mathcal{G}_k}(t)]^T$ 与 $\hat{\mathbf{m}}^{\mathcal{I}_k}(t) = [\hat{m}_1^{\mathcal{I}_k}(t), \dots, \hat{m}_i^{\mathcal{I}_k}(t), \dots, \hat{m}_{K-G-1}^{\mathcal{I}_k}(t)]^T$ 。

(4) 节点 k 将时延对齐后的所有非本地压缩信号转换至时频域, 得到 $\hat{\zeta}^{\mathcal{G}_k}(n, j) = [\hat{\zeta}_1^{\mathcal{G}_k}(n, j), \dots, \hat{\zeta}_g^{\mathcal{G}_k}(n, j), \dots, \hat{\zeta}_G^{\mathcal{G}_k}(n, j)]^T$ 与 $\hat{\boldsymbol{\eta}}^{\mathcal{I}_k}(n, j) = [\hat{M}_1^{\mathcal{I}_k}(n, j), \dots, \hat{M}_i^{\mathcal{I}_k}(n, j), \dots, \hat{M}_{K-G-1}^{\mathcal{I}_k}(n, j)]^T$ 。随后将时延对齐后的本地初级 GSC 主通道信号 D_{pk} 与所有目标主导压缩信号一起进行多节点目标累加融合, 得到目标增强后的次级 GSC 主通道信号:

$$\tilde{D}_{pk} = \frac{1}{G+1} \left(D_{pk} + \sum_{g=1}^G \hat{\zeta}_g^{\mathcal{G}_k} \right) \quad (10)$$

同时用所有干扰主导压缩信号构建次级 GSC 的辅助通道信号矢量:

$$\tilde{\mathbf{u}}_{pk} = \hat{\boldsymbol{\eta}}^{\mathcal{I}_k} \quad (11)$$

相应的分布式 AIC 权矢量为

$$\tilde{\mathbf{f}}_{pk} = \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{u}}_{pk}}^{-1} \mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{u}}_{pk} \tilde{D}_{pk}} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{u}}_{pk}} = \mathbf{E}[\tilde{\mathbf{u}}_{pk} \tilde{\mathbf{u}}_{pk}^H]$, $\mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{u}}_{pk} \tilde{D}_{pk}} = \mathbf{E}[\tilde{\mathbf{u}}_{pk} \tilde{D}_{pk}^*]$ 。

RNS-DGSC 在节点 k 处的最终增强输出为

$$\tilde{S}_p = \tilde{D}_{pk} - \tilde{\mathbf{f}}_{pk}^H \tilde{\mathbf{u}}_{pk} \quad (13)$$

需要注意, 由于 RNS-DGSC 对所有非本地压缩信号进行了自适应分类与时延对齐, 因此采用实际短时信号估计的互相关矢量 $\mathbf{r}_{\tilde{\mathbf{u}}_{pk} \tilde{D}_{pk}}$ 可聚焦于主辅通道干扰之间的相关性, 从而在实时计算分布式 AIC 权矢量时排除目标信号的影响, 因此能缓解节点冗余与多个非间歇性声源并发场景下的目标自消风险。

此外, 当网络满足 $K = P$ 且不启用本文所提的相关性检测与双策略时延对齐模块时, RNS-DGSC 算法并非严格退化为 NS-DGSC 算法。二者的核心区别在于分布式信号融合阶段中次级 GSC 辅助通道信号矢量的构建方式不同。在每个节点 k , NS-DGSC 将本地 GSC 的辅助通道信号矢量 \mathbf{u}_{pk} 与接收的非本地压缩信号矢量 $\boldsymbol{\eta}_{-k}$ 合并得到次级 GSC 辅助通道信号矢量 $\tilde{\mathbf{u}}_{pk}$, 而 RNS-DGSC 仅使用 $\boldsymbol{\eta}_{-k}$ 即可得到次级 GSC 辅助通道信号矢量 $\tilde{\mathbf{u}}_{pk}$ 。考虑到当 $K = P$ 时, $\boldsymbol{\eta}_{-k}$ 对节点 k 而言已是干扰信号的高质量估计, 因此, 本文所提 RNS-DGSC 与 NS-DGSC 算法在这种情况下性能几乎相同, 这也在第 3.3.3 节(表 1 中 $K = 2$ 时)得到了验证。

2.2 相关性检测

相关性检测模块是解决节点冗余导致信号融合架构冲突的关键。该模块通过计算提取的相关性判决指标 (Correlation-based Decision Metric, CDM), 对每个节点接收的所有非本地压缩信号进行自适应判决与分组, 处理流程如图 2 所示。

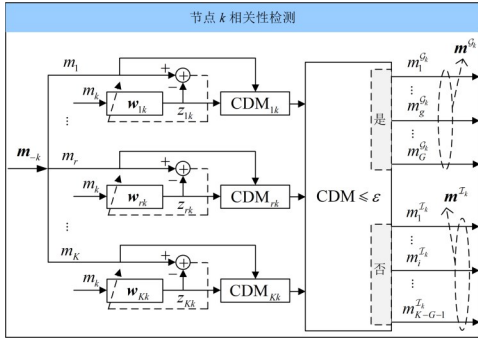


图 2 相关性检测模块的处理流程框图

Figure 2 Block diagram of the correlation check module

在节点 k , 对于接收的任一非本地压缩信号 $m_r(t)$, ($r \in \{1, 2, \dots, K\}$ 且 $r \neq k$), 分别计算一个自适应滤波器权矢量 $\mathbf{w}_{rk} \in \mathbb{R}^{(2L+1) \times 1}$:

$$\min_{\mathbf{w}_{rk}} \mathbb{E} \left[\left| m_r(t) - \mathbf{w}_{rk}^T \mathbf{a}_k(t) \right|^2 \right] \quad (14)$$

其中, $\mathbf{a}_k(t) = [m_k(t+L), \dots, m_k(t), \dots, m_k(t-L)]^T \in \mathbb{R}^{(2L+1) \times 1}$ 表示 $m_k(t)$ 的一个时域快拍。为便于实时处理, 采用归一化最小均方 (Normalized Least Mean Square, NLMS) 算法对 \mathbf{w}_{rk} 进行递归更新:

$$\mathbf{w}_{rk}(t+1) = \mathbf{w}_{rk}(t) + \mu \frac{\mathbf{a}_k(t)(m_r(t) - z_{rk}(t))}{\|\mathbf{a}_k(t)\|^2 + \delta} \quad (15)$$

其中: μ 为更新步长; δ 为一较小的正常数, 用于避免除 0; $z_{rk}(t) = \mathbf{w}_{rk}^T \mathbf{a}_k(t)$ 为自适应滤波输出。理论上 \mathbf{w}_{rk} 收敛后可逼近维纳最优解。使用 \mathbf{w}_{rk} 收敛后的滤波输出计算 $m_r(t)$ 对应的 CDM 值:

$$\text{CDM}_{rk} = \left| 10 \log_{10} \frac{\mathbb{E} [z_{rk}(t)^2]}{\mathbb{E} [m_r(t)^2]} \right| \quad (16)$$

相应的判决机理阐述如下。若节点 r 的期望增强目标与节点 k 相同 ($r \in \mathcal{G}_k$), 均为声源 s_p , 则 $m_k(t)$ 与 $m_r(t)$ 分别表示 s_p 在节点 k 与节点 r 处的初步增强结果, 均以 s_p 为主导成分, 具有高度相关性。此时, 收敛后的 $z_{rk}(t)$ 本质上是对 $m_r(t)$ 的 MMSE 估计, 二者功率相近, 故对应的 CDM_{rk} 取值较小。若节点 r 的期望增强目标是另一声源 s_l ($l \in \{1, 2, \dots, P\}$ 且 $l \neq p$), 则 $m_r(t)$ 以 s_l 为主导。此时, $m_r(t)$ 与 $m_k(t)$ 之间相关性较弱, $z_{rk}(t)$ 无法有效估计 $m_r(t)$, 导致二者功率差异显著, CDM_{rk} 取值

较大。

基于上述机理, 设定一个较小的正阈值 ε , 即可完成非本地压缩信号分组。当 $\text{CDM}_{rk} \leq \varepsilon$ 时, 判定 $m_r(t)$ 为目标主导压缩信号; 当 $\text{CDM}_{rk} > \varepsilon$ 时, 判定 $m_r(t)$ 为干扰主导压缩信号。

2.3 双策略时延对齐

为最大化目标增强与干扰对消效果, 必须补偿各节点接收的非本地压缩信号与本地压缩信号之间的相对时延。为此, 采用双策略时延对齐模块对目标主导与干扰主导两类压缩信号分别进行时延对齐, 处理流程如图 3 所示。

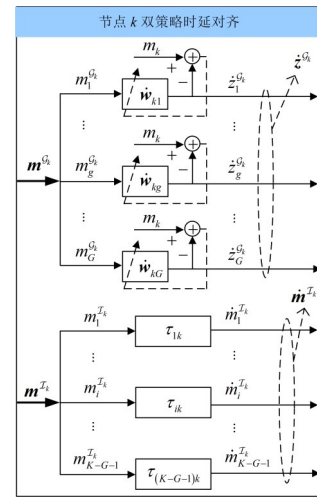


图 3 双策略时延对齐模块的处理流程框图

Figure 3 Block diagram of the dual-strategy temporal alignment module

对于每个目标主导压缩信号 $m_g^G(t)$, ($g \in \mathcal{G}_k$), 通过求解另一 MMSE 问题得到自适应滤波器权矢量 $\hat{\mathbf{w}}_{kg} \in \mathbb{R}^{(2L+1) \times 1}$:

$$\min_{\hat{\mathbf{w}}_{kg}} \mathbb{E} \left[\left| m_k(t) - \hat{\mathbf{w}}_{kg}^T \mathbf{b}_g(t) \right|^2 \right] \quad (17)$$

其中: $\mathbf{b}_g(t) = [m_g^G(t+L), \dots, m_g^G(t), \dots, m_g^G(t-L)]^T \in \mathbb{R}^{(2L+1) \times 1}$ 表示 $m_g^G(t)$ 的一个时域快拍。与式 (15) 类似, 采用 NLMS 算法对 $\hat{\mathbf{w}}_{kg}$ 进行递归更新:

$$\hat{\mathbf{w}}_{kg}(t+1) = \hat{\mathbf{w}}_{kg}(t) + \mu \frac{\mathbf{b}_g(t)(m_k(t) - \hat{z}_{kg}^G(t))}{\|\mathbf{b}_g(t)\|^2 + \delta} \quad (18)$$

根据 MMSE 准则, 滤波器收敛后会优先对齐 $m_k(t)$ 与 $m_g^G(t)$ 中高度相关的目标成分, 其滤波输出 $\hat{z}_{kg}^G(t) = \hat{\mathbf{w}}_{kg}^T \mathbf{b}_g(t)$ 是 $m_k(t)$ 的一个估计, 即为时延对齐后的目标主导压缩信号。

对于每个干扰主导压缩信号 $m_i^I(t)$, ($i \in \mathcal{I}_k$), 直接利用在相关性检测模块中已计算好的收敛后滤波器权矢量 $\mathbf{w}_{ik} = [\mathbf{w}_{ik}^L, \dots, \mathbf{w}_{ik}^1]^T$, 通过峰值检测方式获取

干扰声源传播到节点 i 与节点 k 的相对时差:

$$\tau_{ik} = \arg \max_a \{w_{ik}^a\}, a \in \{-L, \dots, L\} \quad (19)$$

随后对来自节点 i 的压缩信号进行时延补偿:

$$\hat{m}_i^{T_i}(t) = m_i^{T_i}(t + \tau_{ik}) \quad (20)$$

需说明的是,虽然本地 $m_k(t)$ 中的干扰残余较弱,但每个非本地干扰主导压缩信号可视为经过增强的单一干扰信号,因此根据式(14)自适应优化得到的 w_{ik} 收敛后的最大峰值位置可反映 $\hat{m}_i^{T_i}(t)$ 中的主导干扰信号与 $m_k(t)$ 中对应干扰残余之间的相对时延^[23],进而可通过式(20)对两路信号中同一干扰成分实现粗略的时延补偿。

在实际实现时,参数 L 的取值需满足:

$$L \geq \tau_{\max} \quad (21)$$

其中, τ_{\max} 为网络中所部署的节点对之间的最大波达时差,可由各节点的几何位置确定:

$$\tau_{\max} = \frac{l_{\max}}{c} f_s \quad (22)$$

其中: l_{\max} 为网络中所部署的节点对之间的最大欧氏距离; c 为声速; f_s 为采样频率。

前述双策略时延对齐模块具有两重关键作用,将在第 3.3.2 节通过消融实验予以验证。

(1) 对本地初级 GSC 主通道信号与目标主导的非本地压缩信号进行高精度自适应时延对齐,保障式(10)中的多节点累加融合处理能实现目标增强,从而明显提升增强后主通道(即次级 GSC 主通道)信号的 SINR。

(2) 复用相关性检测模块中的滤波器权矢量 w_{ik} 对非本地干扰主导压缩信号完成时延补偿,使得 $\hat{m}_i^{T_i}(t)$ 与 $m_k(t)$ 中同一干扰成分时延对齐。当转换至时频域进行分布式信号融合时,可以显著减少实时计算的 AIC 权矢量维数,加快算法收敛速度并降低算法病态风险。

3 实验评估

3.1 实验场景设置

为验证所提 RNS-DGSC 算法的综合性能,构建如图 4 所示的户外分布式多声源增强场景。该场景部署 $K=4$ 个麦克风阵列节点与 $P=2$ 个独立声源(分别为悬停无人机与怠速履带车辆)。为模拟节点冗余场景,设定节点 1 与节点 3 增强无人机声源,节点 2 与节点 4 增强履带车辆声源。图 4 详细标注了各节点与声源的坐标,以 m 为单位。各阵列节点均配有 $Q_k=4$ 个阵元,按边长为 0.08 m 的四面体阵型布置。声源信号采用户外真实采集的无人机与履带车辆辐射的噪声音频^①,采样频率为 4 kHz。图表所示结果为 100 次独立试验的统计平均值。每次试验中,声源与阵列节点

空间位置固定,从音频数据库中随机选取不同时段录音作为声源信号。



图 4 评估所采用的声学场景场(单位:米)

Figure 4 Acoustic scenario used in evaluations (unit: m)

以节点 1 处的结果为例展示算法增强性能,并将其输入 SINR 设定为 0 dB。若无特别说明,假设声源至网络中所有麦克风的导向矢量理想已知,以评估算法本身的性能。对于输入 SINR 变化、导向矢量存在估计误差等实际应用中常见的非理想因素,将分别在第 3.3.4 与 3.3.5 节讨论其影响。所有麦克风接收信号均添加了互不相关的加性高斯白噪声,其 SNR 设定为 13 dB。NLMS 自适应更新步长设定为 $\mu=0.25$ 。相关性检测模块的判决阈值设定为 $\varepsilon=2$ dB。

3.2 性能评估指标

为全面评估算法增强性能,使用宽带 SINR 增益(SINR improvement)与信号失真比(Signal-to-Distortion Ratio, SDR)作为核心评价指标。前者主要衡量算法的干扰抑制能力,后者则用于量化增强过程中引入的目标信号失真程度。节点 k 的输入 SINR、输出 SINR、SINR 增益和 SDR 分别定义如下:

$$\text{SINR}_{\text{input}}(t) = 10 \log_{10} \frac{E[s_k^{\text{ref}}(t)^2]}{E[n_k^{\text{ref}}(t)^2]} \quad (23)$$

$$\text{SINR}_{\text{output}}(t) = 10 \log_{10} \frac{E[s_k^{\text{out}}(t)^2]}{E[n_k^{\text{out}}(t)^2]} \quad (24)$$

$$\text{SINR}_{\text{imp}}(t) = \text{SINR}_{\text{output}}(t) - \text{SINR}_{\text{input}}(t) \quad (25)$$

$$\text{SDR}(t) = 10 \log_{10} \frac{E[s_k^{\text{ref}}(t)^2]}{E[(s_k^{\text{ref}}(t) - s_k^{\text{out}}(t))^2]} \quad (26)$$

其中: $s_k^{\text{ref}}(t)$ 与 $n_k^{\text{ref}}(t)$ 分别表示节点 k 的参考麦克风接收信号中时域目标信号与干扰加噪声成分; $s_k^{\text{out}}(t)$ 与 $n_k^{\text{out}}(t)$ 分别表示节点 k 的增强输出中目标信号与干扰加噪声成分。

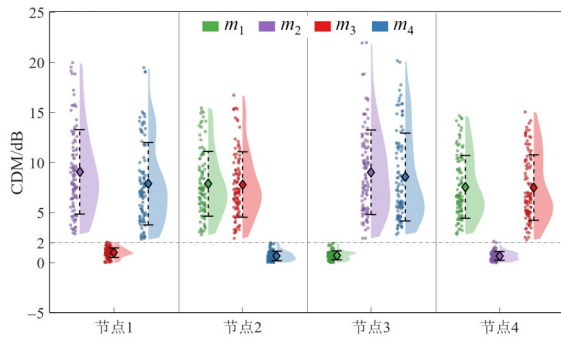
3.3 实验结果与分析

3.3.1 相关性检测模块性能验证

为验证所提相关性检测模块的有效性,本实验通

① https://github.com/zzz660/acoustic_dataset_collected_in_real_world_environments

过观察式(16)定义的 CDM 值,评估其对目标主导与干扰主导两类压缩信号的区分能力。在 $P=2, K=4$ 的场景下,将各节点接收压缩信号对应的 CDM 值绘制为如图 5 所示的云雨图^[24]。可以观察到,各节点所接收压缩信号的 CDM 值都分为两类。以节点 1 的结果为例,来自节点 3 的压缩信号 $m_3(t)$ 对应的 CDM 值明显偏小(主体低于 2 dB 虚线),准确反映了其目标主导特性,这与节点 3 和节点 1 共享同一期望增强目标(无人机声源)的设定一致;来自节点 2 与节点 4 的压缩信号 $m_2(t)$ 与 $m_4(t)$ 则对应着两个明显更大的 CDM 值分布(高于 2 dB 虚线),据此将其判定为干扰主导压缩信号。其余 3 个节点处的 CDM 值分布也呈现出类似规律,证明相关性检测模块可在不同节点处都保持可靠性能。基于这一观测,选择 $\varepsilon=2$ dB 作为判决阈值可确保在多数情况下实现两类压缩信号的正确分组。



注:对于每组数据,左侧散点与右侧阴影分别表示 CDM 真实值与概率密度分布,中间菱形与虚线分别表示算术平均值与标准差。

图 5 各节点所接收压缩信号的 CDM 值统计分布云雨图

Figure 5 Raincloud plot of CDM values for compressed signals received at each node

3.3.2 消融实验

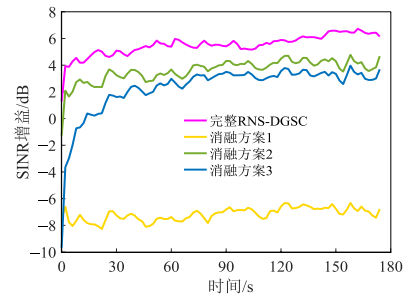
为评估所提相关性检测模块与双策略时延对齐模块的性能贡献,本节设计消融实验进行量化分析。图 6 对比了完整 RNS-DGSC 算法与 3 种消融方案的收敛性能,包括去除相关性检测与双策略时延对齐模块的方案(消融方案 1)、仅去除目标主导压缩信号时延对齐策略的方案(消融方案 2),以及仅去除干扰主导压缩信号时延对齐策略的方案(消融方案 3)。需要说明的是,由于双策略时延对齐模块依赖于相关性检测模块的输出,因此未设计单独去除相关性检测模块的对比方案。图 6(b)表明,相较于消融方案 1 与消融方案 3,完整 RNS-DGSC 与消融方案 2 收敛速度更快,在大约 16 s 处达到收敛。进一步分析可知:

(1) 相较于另外 3 种包含相关性检测模块的方

案,消融方案 1(黄色曲线)性能严重恶化,其收敛后的 SINR 增益与 SDR 分别下降至 -6.78 dB 与 -15.85 dB。这直接验证了第 1 节的理论分析,在节点冗余场景下,无区分地将所有接收的压缩信号纳入辅助通道会引发目标自消,从而验证了所提相关性检测模块在解决信号融合架构冲突方面的有效性。

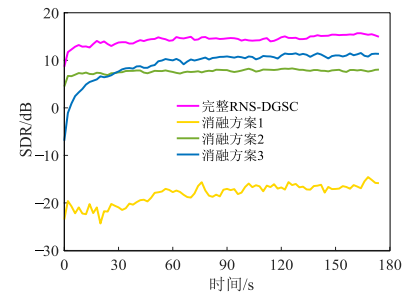
(2) 相较于完整 RNS-DGSC 算法(粉色曲线),消融方案 2(绿色曲线)在收敛后 SINR 增益略有下降,而 SDR 下降尤为明显(下降幅度分别为 1.46 dB 与 6.90 dB)。这是由于去除目标主导压缩信号时延对齐策略后,在进行式(10)的多节点累加融合时,目标成分未能实现相干积累,反而引入了目标失真,表明目标主导压缩信号时延对齐策略对于主通道目标信号的有效增强至关重要。

(3) 对比消融方案 3(蓝色曲线)与完整 RNS-DGSC(粉色曲线)可发现,引入干扰主导压缩信号时延对齐策略不仅加快了算法收敛速度,也进一步提升了增强性能(SINR 增益提升了 2.45 dB, SDR 提升了 3.59 dB),验证了对主辅通道干扰成分进行时延补偿能优化 AIC 性能。



(a) SINR 增益

(a) SINR improvement



(b) SDR

(b) SDR

图 6 RNS-DGSC 与 3 种消融方案在节点 1 处的收敛性能对比
Figure 6 Convergence performance comparison of RNS-DGSC and three ablation variants at node 1

3.3.3 网络规模可扩展性验证

为检验算法在不同网络规模下的适应性与可扩展性,本实验对比了集中式 GSC、LC-DANSE、NS-DGSC 以及所提 RNS-DGSC 算法在节点数 K 变化时的增强性能与通信开销。实验中, $K=2$ 时仅节点 1 与节点 2 工作; $K=3$ 时节点 1 至节点 3 工作。为保障对比公平性,集中式 GSC、LC-DANSE 与 NS-DGSC 均采用真实时延值进行理想时延对齐。算法通信开销以网络内的总传输通道数衡量。

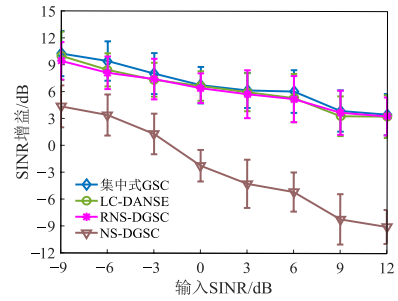
表 1 所示的实验结果表明:当 $K=2$ 时,RNS-DGSC 的性能与采用理想时延的 NS-DGSC 近乎一致,这验证了所提时延对齐模块的有效性;当 $K>2$ 时,NS-DGSC 因无法区分目标主导与干扰主导两类压缩信号,其性能急剧恶化,因而不适用于节点冗余场景。相比之下,集中式 GSC、LC-DANSE 与所提 RNS-DGSC 在不同节点规模下均表现出稳定的性能,体现了这些方法在节点冗余场景下的有效性。尤为重要的是,对于不同 K 值,RNS-DGSC 可提供逼近集中式 GSC 与 LC-DANSE 的 SINR 增益,同时在 SDR 指标上具有显著优势。

在通信开销方面,所提 RNS-DGSC 继承了 NS-DGSC 的低通信开销特性,各节点仅需传输单通道压缩信号。如表 1 所示,相较于集中式 GSC(各节点需回传所有原始观测信号)和 LC-DANSE(各节点传输通道数与声源数相等)^[16],RNS-DGSC 在不同网络规模下均实现了通信开销的大幅降低。

3.3.4 输入 SINR 鲁棒性测试

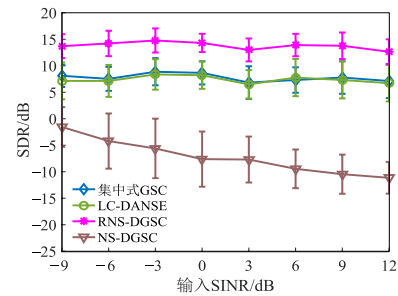
为评估算法在不同输入 SINR 条件下的鲁棒性,本实验在 $K=4, P=2$ 的节点冗余场景下,测试了节点 1 处输入 SINR 从 -9 dB 变化至 12 dB 时各算法收敛后的

性能,结果如图 7 所示。分析图 7(a)可知,随着输入 SINR 增加,所有算法的 SINR 增益均呈现逐步下降的趋势。此外,在任一给定的输入 SINR 下,NS-DGSC 因存在目标自消问题而表现最差。相比之下,所提 RNS-DGSC 算法在整个输入 SINR 的动态范围内,实现的 SINR 增益始终接近集中式 GSC 与 LC-DANSE,并在 SDR 指标上持续保持显著优势。



(a) SINR 增益

(a) SINR improvement



(b) SDR

(b) SDR

图7 不同输入 SINR 条件下的算法性能对比

Figure 7 Performance comparison under different SINR input conditions

表 1 不同节点数条件下的算法性能对比

Table 1 Performance comparison under different node number conditions

算法		SINR 增益/dB	SDR/dB	通信开销(传输通道数)
K=2	集中式 GSC	5.20	4.58	8
	LC-DANSE	5.10	4.09	4
	NS-DGSC	5.19	14.38	2
	RNS-DGSC	5.12	13.55	2
K=3	集中式 GSC	5.72	8.48	12
	LC-DANSE	5.29	7.13	6
	NS-DGSC	-2.85	-9.68	3
	RNS-DGSC	5.31	13.42	3
K=4	集中式 GSC	6.75	8.66	16
	LC-DANSE	6.65	8.21	8
	NS-DGSC	-2.25	-7.61	4
	RNS-DGSC	6.41	14.31	4

3.3.5 导向矢量估计误差敏感性测试

前述实验均假设声源至网络中所有麦克风的全局导向矢量矩阵 \mathbf{H} 准确已知。然而,在实际分布式部署中, \mathbf{H} 的真实值往往无法直接获取。现有研究通常借助子空间估计等技术^[25] 获得其估计值 $\hat{\mathbf{H}}$, 由此引入估计误差矩阵 $\Delta\mathbf{H} = \hat{\mathbf{H}} - \mathbf{H}$ 。本小节研究不同算法对导向矢量估计误差的敏感性。鉴于估计误差的统计特性与具体应用场景和所用的估计算法强相关, 本文采用一种通用方法模拟 $\Delta\mathbf{H}$: 通过参数 γ 控制误差水平, 使其幅度误差服从 $(0, \gamma\mathbf{H})$ 高斯分布, 相位误差服从 $(-\gamma\pi, \gamma\pi)$ 的均匀分布。

图 8 展示了在 $K=4, P=2$ 的场景中, 误差参数 γ 从 0 (无误差) 变化至 0.12 时各算法收敛后的平均性能。总体而言, 随着 γ 增大, 所有算法的 SINR 增益与 SDR 均呈现下降趋势。进一步分析可以发现, 集中式 GSC 因其波束形成直接依赖于高维的全局导向矢量, 对估计误差表现出最高的敏感性; 相比之下, 所提 RNS-DGSC 与 NS-DGSC 由于仅基于本地导向矢量进行计算, 因而对估计误差更具鲁棒性。值得指出的是, 在存在导向矢量估计误差的非理想条件下, 所提 RNS-DGSC 所实现的 SINR 增益与 SDR 稳定地优于其他对比算法。

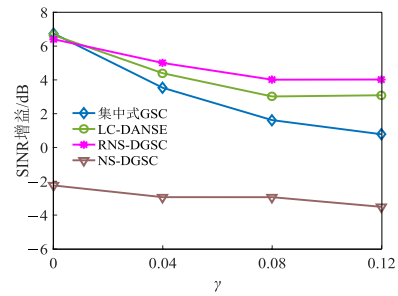
3.3.6 声学场景泛化能力验证

为进一步探究节点与声源空间分布对算法性能的潜在影响, 本实验将节点位置重新部署, 并将无人机与履带车辆声源目标置于网络中心, 具体的节点与声源空间布局如图 9 所示。节点 1 与节点 3 负责增强无人机声源, 而节点 2 与节点 4 负责增强履带车辆声源。在此配置下, 对于网络中任一节点而言, 两声源的空间可区分度降低, 从而构成了一个更具挑战性的分布式场景。其余实验参数 (如输入 SINR、噪声水平等) 与 3.1 节保持一致。

节点 1 处的增强性能统计结果如图 10 所示。可以观察到, 当两声源均位于网络中心时, NS-DGSC 由于未区分目标主导与干扰主导两类压缩信号, 因而仍然呈现出最差的性能。相比之下, RNS-DGSC 可实现与集中式处理和 LC-DANSE 相当的干扰抑制性能, 同时具有比其他对比算法更低的目标失真程度。这一结果验证了所提 RNS-DGSC 算法的有效性不依赖于特定的节点拓扑与声源分布, 可适应不同的空间几何条件, 展现出良好的声学场景泛化能力。

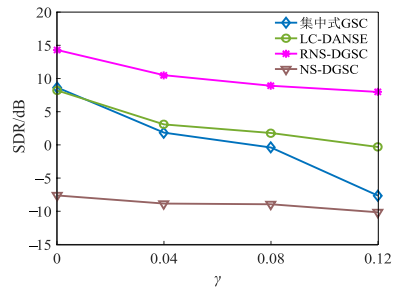
3.4 计算复杂度分析

本节对 NS-DGSC 与 RNS-DGSC 算法的计算复杂度进行对比分析。



(a) SINR 增益

(a) SINR improvement



(b) SDR

(b) SDR

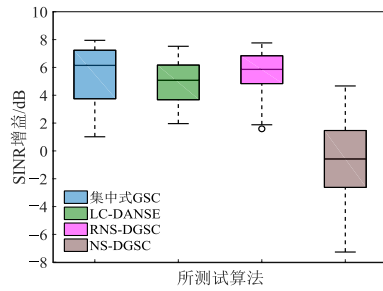
图 8 不同导向矢量估计误差条件下的算法性能对比
Figure 8 Performance comparison under different steering vector estimation error conditions



图 9 评估泛化能力所采用的声学场景(单位:m)

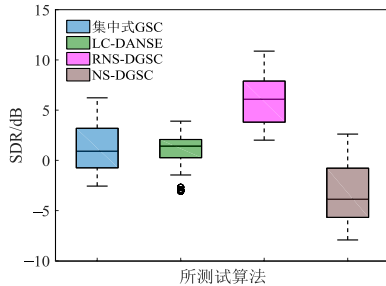
Figure 9 Acoustic scenario used to evaluate generalization capability (unit: m)

在每个节点 k , NS-DGSC 算法需在时频域采用 NLMS 算法对 (Q_k+K-2) 维的分布式 AIC 权矢量进行逐点更新, 因此其单次更新的计算复杂度为 $O(Q_k+K-2)$ 。与之不同, RNS-DGSC 的分布式 AIC 权矢量维数为 $(K-G-1)$, 单次更新对应的计算复杂度为 $O(K-G-1)$ 。此外, RNS-DGSC 为完成对每个非本地压缩信号的相关性检测与时延对齐, 共引入 $(K+G-1)$ 个时域 NLMS 自适应滤波器, 带来 $O((K+G-1) \times L)$ 的计算复杂度增量。由于此计算增量与网络节点数 K 呈线性关系, 且完全由易于硬件实现的时域 NLMS 运算构成, 因此带来的额外计算负载在工程实现中是可接受的。



(a) 节点1处的SINR增益

(a) SINR improvement at node 1



(b) 节点1处的SDR

(b) SDR at node 1

注:箱体上下边缘分别表示上、下四分位数,箱内水平线表示中位数,圆圈表示异常值,虚线表示非异常值的极值。

图 10 节点与声源空间分布改变时的算法性能对比

Figure 10 Performance comparison under varying spatial configurations of nodes and sources

4 结论

本文针对 NS-DGSC 算法在节点冗余与多个非间歇性声源并发场景中的局限性,提出一种鲁棒的改进算法,即 RNS-DGSC 算法。此算法通过引入基于 MMSE 准则的相关性检测模块,对各节点接收的非本地压缩信号实现自适应分类,有效解决了节点冗余导致的信号融合架构冲突,明显抑制了目标自消问题。随后,采用双策略时延对齐模块,在保障目标信号延时时对齐增强的同时有效提升干扰对消效率。实验结果表明,所提 RNS-DGSC 算法能够在保持低通信开销、低先验知识需求与低目标失真的优势下,在不同网络规模与输入 SINR 条件下逼近集中式处理的干扰抑制性能,并对导向矢量估计误差展现出强鲁棒性,为其在实际复杂环境中的应用提供了保障。

参考文献

[1] 高志发,周宇,杨航,等.多域集群分布式智能协同自主控制技术研究现状与展望[J].兵工学报,2024,45(S2):9-16.
Gao Zhifa, Zhou Yu, Yang Hang, et al. Research status and prospect of multi-domain cluster distributed intelligent

cooperative autonomous control technology[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(S2): 9-16. (in Chinese)

- [2] Wang Hanbiao. Wireless Sensor Networks for Acoustic Monitoring[D]. Los Angeles: University of California, 2006.
- [3] 朱海洋,张合,马少杰,等.无线传感器网络中四元无线声阵列节点选择及目标定位算法[J].兵工学报,2016,37(1):83-90.
Zhu Haiyang, Zhang He, Ma Shaojie, et al. Node selection and source localization of four-node wireless acoustic array in wireless sensor network[J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(1): 83-90. (in Chinese)
- [4] Bertrand A. Applications and trends in wireless acoustic sensor networks: A signal processing perspective[C]//2011 18th IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology in the Benelux. Piscataway: IEEE, 2011: 6101302.
- [5] 石擎,杨飞然,陈先梅,等.低信噪比下无线声传感网络采样率偏移估计方法[J].电子学报,2024,52(6):2131-2140.
Shi Qing, Yang Feiran, Chen Xianmei, et al. Sampling-rate offset estimation for wireless acoustic sensor networks in low SNR environments[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(6): 2131-2140. (in Chinese)
- [6] Bertrand A, Moonen M. Distributed adaptive estimation of covariance matrix eigenvectors in wireless sensor networks with application to distributed PCA[J]. Signal Processing, 2014, 104: 120-135.
- [7] Szurley J, Bertrand A, Moonen M. Distributed adaptive node-specific signal estimation in heterogeneous and mixed-topology wireless sensor networks[J]. Signal Processing, 2015, 117: 44-60.
- [8] Jia Ying, Luo Yu, Lin Yan, et al. Distributed microphone arrays for digital home and office[C]//2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings. Piscataway: IEEE, 2006: 1065-1068.
- [9] Lawin-Ore T C, Doclo S. Analysis of rate constraints for MWF-based noise reduction in acoustic sensor networks[C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2011: 269-272.
- [10] Zeng Yuan, Hendriks R C. Distributed delay and sum beamformer for speech enhancement via randomized gossip[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2014, 22(1): 260-273.
- [11] 蒋伟进,杜熙晨,蒋意容,等.基于自适应联邦学习的环境监测群智感知算法[J].电子学报,2025,53(3):821-835.
Jiang Weijin, Du Xichen, Jiang Yirong, et al. Adaptive

- federated learning based crowd sensing algorithm for environmental monitoring[J]. Acta Electronica Sinica, 2025, 53(3): 821-835. (in Chinese)
- [12] Markovich-Golan S, Gannot S, Cohen I. Distributed multiple constraints generalized sidelobe canceler for fully connected wireless acoustic sensor networks[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2013, 21(2): 343-356.
- [13] Bertrand A, Moonen M. Distributed adaptive node-specific signal estimation in fully connected sensor networks: Part I: Sequential node updating[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5277-5291.
- [14] Bertrand A, Moonen M. Distributed adaptive node-specific signal estimation in fully connected sensor networks: Part II: Simultaneous and asynchronous node updating[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5292-5306.
- [15] Bertrand A, Moonen M. Distributed adaptive estimation of node-specific signals in wireless sensor networks with a tree topology[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(5): 2196-2210.
- [16] Bertrand A, Moonen M. Distributed node-specific LCMV beamforming in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(1): 233-246.
- [17] Li Shiqin, Zhao Zhao, Xu Zhiyong, et al. Node-specific distributed generalized sidelobe canceler[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2025, 33: 211-223.
- [18] Wang Fang, Chen Yong, Wan Jianwei. In-depth exploration of signal self-cancellation phenomenon to achieve DOA estimation of underwater acoustic sources[J]. Applied Sciences, 2019, 9(3): 570.
- [19] Zhuang Jie, Ni Lihua, Guo Jianhua, et al. Robust adaptive beamforming with null-pattern constraints[J]. Signal Processing, 2020, 169: 107420.
- [20] Manolakis D G, Ingle V K, Kogon S M. Statistical and adaptive signal processing: Spectral estimation, signal modeling, adaptive filtering, and array processing[M]. Norwood: Artech House, 2005: 281-285.
- [21] Griffiths L, Jim C. An alternative approach to linearly constrained adaptive beamforming[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1982, 30(1): 27-34.
- [22] Shynk J J. Frequency-domain and multirate adaptive filtering[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1992, 9(1): 14-37.
- [23] Reed F, Feintuch P, Bershada N. Time delay estimation using the LMS adaptive filter: Static behavior[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1981, 29(3): 561-571.
- [24] Allen M, Poggiali D, Whitaker K, et al. Raincloud plots: A multi-platform tool for robust data visualization[J]. Wellcome Open Research, 2019, 4: 63.
- [25] 陈明建, 胡振彪, 陈怀进, 等. 稳健自适应波束形成算法综述[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(5): 7-15, 21.
Chen Mingjian, Hu Zhenbiao, Chen Huaijin, et al. Review of robust adaptive beamforming algorithms[J]. Journal of Detection & Control, 2023, 45(5): 7-15, 21. (in Chinese)

作者简介



李诗琴 女, 1997年3月出生于山西省忻州市。现为南京理工大学电子工程与光电技术学院博士研究生。主要研究方向为麦克风阵列信号处理、自适应信号处理。

E-mail: lishiqin@njust.edu.cn



赵 兆 男, 1979年8月出生于湖北省襄阳市。现为南京理工大学电子工程与光电技术学院副教授、硕士生导师。主要研究方向为麦克风阵列信号处理、空时信号处理。

E-mail: zhaozhao@njust.edu.cn



许志勇 男, 1968年6月出生于江苏省南京市。现为南京理工大学电子工程与光电技术学院副教授、博士生导师。主要研究方向为阵列信号处理、大气声探测系统技术。

E-mail: ezyxu@njust.edu.cn