

非平稳环境下基于可控泄漏约束的鲁棒自适应干扰对消算法

马宇峰, 何方敏, 杨 凯*, 梁嘉祺, 刘宏波

(电磁能技术全国重点实验室, 湖北武汉 430000)

摘要: 本文提出一种基于可控泄漏约束的鲁棒自适应干扰对消算法(Robust Adaptive Interference Cancellation with Controlled Leakage Constraint, RAIC-CLC),旨在解决阵列误差导致的导向矢量失配问题及非平稳环境下的恶意干扰挑战。针对由期望信号导向矢量失配引起的干扰对消后期望信号增益下降的问题,提出一种可控泄漏约束机制,该机制通过将约束干扰对消后期望信号增益不低于预设阈值,以显式调节信号泄漏水平,实现了期望信号增益保持前提下干扰信号的充分抑制。理论分析表明:引入可控泄漏约束因子可显著降低期望信号增益损失;进一步推导出最优泄漏约束因子的闭式解,实现不同工作条件下干扰抑制能力与期望信号保真度之间的自适应权衡。针对非平稳环境中因干扰源移动、信道变化等因素导致接收的干扰信号统计特性时变、需要低复杂度算法实现干扰信号动态抑制的问题,设计了一种基于梯度投影的迭代优化算法。该算法基于实时输入的数据流快拍,采用瞬时梯度下降法和梯度投影法,完成不等式约束条件下权值矢量的实时更新,显著降低了计算复杂度,达成了算法对非平稳环境下干扰信号的实时跟踪抑制,适用于现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)平台高效实现。仿真结果表明:所提方法在多种典型算法中表现优异,包括传统最小输出功率法(Minimum Output Power, MOP)、带正则化惩罚项的最小输出功率法(Minimum Output Power with Regularization Penalty, MOP-RP)、最小方差无失真响应(Minimum Variance Distortionless Response, MVDR)算法、广义旁瓣相消法(Generalized Sidelobe Canceller, GSC)及基于特征值替换的协方差矩阵重建(Eigenpair Substitution-based Covariance Matrix Reconstruction, ESCMR)方法,尤其在低快拍数与高信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)等具有挑战性条件下展现出更强的鲁棒性。

关键词: 导向矢量失配;可控泄漏约束;非平稳环境;梯度投影;动态干扰跟踪;鲁棒自适应干扰对消

基金项目: 国家重点实验室稳定支持科研项目(No.614221723030301);国家自然科学基金青年项目(No.62301586)

中图分类号: TN975

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)03-1194-15

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

DOI: 10.12263/DZXB.20251074

Robust Adaptive Interference Cancellation with Controlled Leakage Constraint in Non-Stationary Environments

MA Yufeng, HE Fangmin, YANG Kai*, LIANG Jiaqi, LIU Hongbo

(National Key Laboratory of Electromagnetic Energy, Wuhan, Hubei 430000, China)

Abstract: This paper proposes a robust adaptive interference cancellation algorithm based on a controllable leakage constraint, aiming to address the steering vector mismatch caused by array errors and the challenge of malicious interference in non-stationary environments. To mitigate the degradation of desired signal gain after interference cancellation under steering vector mismatch, a controllable leakage constraint mechanism is introduced. By constraining the post-cancellation desired signal gain to be no lower than a preset threshold, this mechanism explicitly regulates the signal leakage level, thereby achieving sufficient interference suppression while preserving the desired signal gain. Theoretical analysis indicates that introducing a controllable leakage constraint factor can significantly reduce the loss in desired signal gain. Furthermore, a closed-form solution for the optimal leakage constraint factor is derived, enabling an adaptive trade-off between interference suppression capability and desired signal fidelity under various operating conditions. To tackle the problem that time-varying statistical characteristics of received interference signals due to factors such as moving interference sources and channel variations in non-stationary environments require low-complexity algorithms for dynamic interference suppression, an iterative optimization algorithm based on gradient projection is designed. Operating on snapshot data from real-time input streams, the algorithm employs instantaneous gradient descent combined with gradient projection to update the weight vector in real time under inequality constraints, significantly reducing computational complexity. This approach enables

real-time tracking and suppression of interference in non-stationary environments and is suitable for efficient implementation on field programmable gate array (FPGA) platforms. Simulation results demonstrate that the proposed method outperforms several representative algorithms, including the traditional minimum output power (MOP), minimum output power with regularization penalty (MOP-RP), minimum variance distortionless response (MVDR), generalized sidelobe canceller (GSC), and eigenpair substitution-based covariance matrix reconstruction (ESCMR). It exhibits stronger robustness, particularly under challenging conditions such as low snapshot counts and high signal-to-noise ratio (SNR).

Keywords: steering vector mismatch; controllable leakage constraint; non-stationary environment; gradient projection; dynamic interference tracking; robust adaptive interference cancellation

Foundation Item(s): Stable Support for Scientific Research Projects in National Key Laboratories (No.614221723030301); National Natural Science Foundation of China Youth Science Fund Project (No.62301586)

0 引言

无线通信系统因其空间开放性,容易受到恶意干扰的威胁^[1]。恶意干扰源通过发射高功率干扰信号,试图破坏合法目标信号的正常接收过程,进而导致通信质量急剧下降、误码率(Bit Error Rate, BER)显著增加,严重时甚至可能造成通信链路完全中断,这对通信系统的可靠性构成了重大挑战^[2-3]。因此,在复杂的电磁环境下,设计并实现高效、稳健的抗恶意干扰技术,是保障通信系统可靠运行及提升其生存能力的核心需求。

自适应波束成形是提升无线通信抗干扰能力与期望信号质量的核心技术,其核心原理是通过多天线阵列的接收信号进行加权处理,使波束主瓣对准期望信号方向、零点指向干扰方向,从而实现信干噪比(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)的优化^[4-7]。针对这一技术,研究人员提出了多种高效的自适应波束成形算法(ADaptive BeamForming algorithm, ADBF)^[8-12]。其中,最小均方误差波束成形(Minimum Mean Squared Error, MMSE)算法通过最小化均方误差优化信号质量^[13];最小方差无失真响应(Minimum Variance Distortionless Response, MVDR)算法在保证期望信号无失真的前提下最小化输出功率^[14];线性约束最小方差(Linearly Constrained Minimum Variance, LCMV)算法进一步扩展了约束框架,通过多组线性约束实现更灵活的干扰抑制^[15]。

MVDR波束成形器的核心在于计算最优权矢量,这通常涉及采样协方差矩阵的求逆操作。其计算复杂度与阵元数量的三次方成正比。在大规模阵列或需要快速更新权值的动态干扰环境中,这种巨大的计算负担将带来显著的处理时延,难以满足高速通信的严苛要求^[16]。MVDR算法依赖于较多数量的快拍来稳定估计协方差矩阵。在少快拍条件下,获取的协方差矩阵可能不满秩或病态,导致波束成形器性能急剧下降,无法有效生成零陷来抑制干扰。针对此问题,文献[17]提出了一种基于特征值替换的协方差

矩阵重建(Eigenpair Substitution-based Covariance Matrix Reconstruction, ESCMR)方法,首先通过Capon空间谱积分粗重构干扰噪声协方差矩阵,其次利用特征对替换剔除其中的通信信号成分,最后基于精重构的干扰噪声协方差矩阵以求解波束成形向量。虽然协方差矩阵重构等鲁棒性技术能在一定程度上缓解少快拍问题,但并未从根本上解决矩阵求逆固有的计算资源需求高、难以在现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)平台高效实现的问题。

此外, MVDR波束成形器的性能严重依赖于精确的导向矢量。在实际系统中,阵列通道误差、阵元位置扰动,以及信号波达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计偏差均会导致导向矢量失配。这种失配致使波束成形器主瓣畸变或副瓣电平升高,严重时甚至导致期望信号被当作干扰而抑制^[18-19]。在动态场景中,干扰方向的时变特性使得实现和维持精确的导向矢量变得异常困难,进一步限制了MVDR算法的实用性。

对于自适应阵列系统而言,如何在有限的计算资源条件下实现高效、实时的抗干扰处理,仍是当前技术实际应用中的关键挑战。针对这一问题,文献[20]提出了广义旁瓣相消器(Generalized Sidelobe Canceller, GSC),作为对LCMV算法的一种结构化实现方案。该方法通过结构分解将LCMV的约束优化问题转化为无约束优化形式:首先将阵列划分为主通道与辅助通道,进而将自适应波束成形过程分解为三个核心模块——固定波束成形模块、阻塞矩阵(Blocking Matrix, BM)以及多输入自适应对消模块。其中, BM通过构造与期望信号子空间正交的变换矩阵,有效抑制期望信号泄漏至辅助通道,从而避免其被自适应对消模块误抑制^[21-24]。尤为重要的是, GSC的自适应处理仅作用于辅助通道,通过协同优化主通道输出,显著降低了整体计算复杂度。此外,该结构可兼容最小均方(Least Mean Square, LMS)法、递推最小二乘(Recursive Least Squares, RLS)法等主流自适应滤波算法,为大规模阵列系统的实时抗干扰处理提供了切实可行的技术路径。需要指出的是,这类基于迭代更新的自适

运算法,其核心优势在于能够通过持续跟踪接收信号的统计特性变化,从而应对“空间非平稳”的动态干扰场景——即干扰的来波方向、数量或功率随时间快速变化的情形。相较于直接求逆的采样矩阵求逆(Sample Matrix Inversion, SMI)等批处理方法,迭代式GSC框架在理论上具备更优的非平稳环境适应能力。

然而,GSC算法在工程化应用中仍面临BM抗偏差能力不足的问题。传统BM的设计依赖于对期望信号导向矢量的精确建模,但在实际系统中,阵列固有的幅相误差与位置偏差会导致实际阵列流形发生畸变。此时,即便已知期望信号的波达方向,其对应的导向矢量仍存在显著偏差,进而破坏“期望信号子空间正交”这一关键设计前提。由此,BM难以有效隔离期望信号,致使部分期望信号能量泄漏至辅助通道,并被后续自适应干扰对消模块误判为干扰信号而加以抑制,最终导致期望信号出现失真,影响系统性能。

针对GSC算法对阵列误差敏感的问题,文献[25]提出了一种基于对角加载的鲁棒波束成形算法,通过向协方差矩阵中添加对角矩阵,降低了对期望信号导向矢量失配的敏感性,这一操作等效于对权重矢量施加二次不等式约束,但目前尚无推导加载因子的系统性方法。文献[26]通过估计BM的一阶与二阶泄漏量,为自适应对消模块引入线性泄漏约束,并结合权重矢量范数约束优化自适应算法,有效减少导向矢量失配引起的期望信号抵消,但该算法的约束条件设计依赖对泄漏量的精确估计,在动态干扰场景下鲁棒性不足。文献[27]首先依据期望信号的可能角度范围构建主、辅阵列的信号子空间,通过子空间旋转结合最大输出功率准则估计实际导向矢量,然后迭代优化主阵列权重与辅阵列自适应权重。该算法虽提升了对导向矢量失配的鲁棒性,但需完成两次广义特征值分解(Generalized Eigenvalue Decomposition, GED)以估计导向矢量,运算开销较大,难以在FPGA平台上高效实现。文献[28]提出带正则化惩罚项的最小输出功率算法(Minimum Output Power with Regularization Penalty, MOP-RP),在最小输出功率准则(Minimum Output Power, MOP)中引入带正则化项的隐性惩罚因子,替代传统算法中的硬约束条件,在无需显式建模误差的情况下增强了对导向矢量失配的鲁棒性。但该算法的惩罚因子选取依赖经验值,缺乏动态调整机制,在干扰动态变化的场景中性能稳定性不足。综上所述,现有鲁棒性改进算法或受限于高计算复杂度而难以实时实现,或因其参数机制僵化而无法有效跟踪动态变化的干扰环境,抗动态干扰的能力仍有待提升。

基于上述分析,以MVDR为代表的全自适应波束

成形架构由于其高昂的计算复杂度,在大型阵列系统中难以满足动态干扰环境下的实时处理需求。相比之下,以GSC为代表的高效干扰对消架构虽具备较低的计算开销,但其性能受限于BM对DOA估计失配、阵列误差等因素的高度敏感性,导致鲁棒性不足。为此,本文在继承干扰对消架构计算高效性优势的基础上,聚焦于突破其鲁棒性瓶颈,提出一种基于天线阵元复用结构的基于可控泄漏约束的鲁棒自适应干扰对消算法(Robust Adaptive Interference Cancellation with Controlled Leakage Constraint, RAIC-CLC)。该方法的核心贡献与创新点如下:

(1)提出了基于可控泄漏约束的鲁棒干扰对消新机制。针对传统广义旁瓣对消器及其改进算法在导向矢量失配时易导致期望信号被过度抑制的问题,本文摒弃了传统硬约束或正则化惩罚项的设计思路,提出一种具有明确物理意义的可控泄漏约束。该约束通过保证干扰对消后期望信号增益不低于预设阈值,实现对辅助通道信号泄漏水平的显式调控,从根本上减缓了因阵列误差或波达方向估计偏差引起的期望信号自相消现象。理论推导出最优泄漏约束因子的闭式解,建立了约束参数与干扰信号强度、干扰信号来波方向之间的定量关系,为不同工况下的参数自适应配置提供了理论依据,显著降低了对经验调参的依赖。最大能够在 15° 期望信号角度误差条件下实现干扰的有效抑制。

(2)设计了具备动态干扰跟踪能力的低复杂度梯度投影算法。针对非平稳环境中干扰源动态变化导致接收信号统计特性时变、传统批处理方法难以实时跟踪的问题,本文设计了一种基于梯度投影的迭代优化算法。该算法基于实时数据快拍,交替执行梯度下降与梯度投影操作,实现权值矢量的实时更新,显著降低了计算复杂度,同时实现了算法对非平稳环境下动态干扰信号的实时跟踪抑制,适用于FPGA平台的高效实现能力。理论分析给出了算法收敛的稳定性条件,保证了在时变干扰场景下的鲁棒性与收敛性。计算复杂度为 $O(L \cdot N)$ 。

(3)实现了对静态导向矢量失配与动态干扰的协同抑制能力。本文在MOP框架内,将显式的可控泄漏约束机制与高效的梯度投影迭代相结合,实现了对静态导向矢量失配与空间非平稳动态干扰的协同抑制。其中,可控泄漏约束确保了在静态误差下期望信号的完整性;梯度投影迭代则赋予算法对动态干扰的实时响应能力。该协同设计使得算法在统一框架内同时兼顾了稳态鲁棒性与动态适应性,在复杂时变干扰环境下仍能维持优越且稳定的SINR性能。

1 系统模型

设想在空间中存在一个单一的期望信号源以及 K 个干扰源。每个干扰源彼此独立,且与期望信号无关。期望信号定义为 $s(t)$,服从复高斯分布 $s(t) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_s^2)$ 。来自第 k 个干扰源的不相关随机干扰信号表示为 $j_k(t)$,服从复高斯分布 $j_k(t) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{j_k}^2)$,因此干扰信号矢量定义为 $\mathbf{J}(t) = [j_1(t), j_2(t), \dots, j_K(t)] \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 。考虑相控阵天线阵列共有 M 个阵元,第 m 个阵元接收通道噪声为 $n_m(t)$,服从复高斯分布 $n_m(t) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$,因此阵列接收通道噪声矢量表示为 $\mathbf{N}_m(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_m(t), \dots, n_M(t)] \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 。

令 $\mathbf{a}_m(\theta_s, \varphi_s)$ 和 $\mathbf{a}_m(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k})$ 分别定义为期望信号 $s(t)$ 和干扰信号 $j_k(t)$ 在第 m 个阵元上的导向矢量元素, (θ_s, φ_s) 和 $(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k})$ 分别定义为期望信号 $s(t)$ 和干扰信号 $j_k(t)$ 的来波方向, θ 为信号俯仰角来向, φ 为信号方位角来向。因此 $s(t)$ 和 $j_k(t)$ 在相控阵天线阵列上的导向矢量为 $\mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_s, \varphi_s) = [\mathbf{a}_1(\theta_s, \varphi_s), \mathbf{a}_2(\theta_s, \varphi_s), \dots, \mathbf{a}_M(\theta_s, \varphi_s)] \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $\mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}) = [\mathbf{a}_1(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}), \mathbf{a}_2(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}), \dots, \mathbf{a}_M(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k})] \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, 干扰信号集合 $\mathbf{J}(t)$ 在相控阵天线阵列上的导向矢量矩阵定义为 $\mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_J, \varphi_J) = [\mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_{j_1}, \varphi_{j_1}), \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_{j_2}, \varphi_{j_2}), \dots, \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_{j_K}, \varphi_{j_K})] \in \mathbb{C}^{M \times K}$ 。

考虑如图 1 所示的辅助阵元复用相控阵阵元的干扰对消结构,主通道接收信号经固定波束成形处理后的输出可表示为

$$\mathbf{X}_m(t) = \mathbf{v}(\theta_s, \varphi_s)^H (\mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_s, \varphi_s) s(t) + \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_J, \varphi_J) \mathbf{J}(t) + \mathbf{N}_m(t)) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{v}(\theta_s, \varphi_s) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示为主通道固定波束成形器权值矢量。假设在 M 个天线阵元中选取 L 个阵元作为辅助天线阵列。因此, $s(t)$ 和 $j_k(t)$ 在辅助天线阵列上的导向矢量为 $\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) = [\mathbf{a}_1(\theta_s, \varphi_s), \mathbf{a}_2(\theta_s, \varphi_s), \dots, \mathbf{a}_L(\theta_s, \varphi_s)] \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 和 $\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}) = [\mathbf{a}_1(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}), \mathbf{a}_2(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}), \dots, \mathbf{a}_L(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k})] \in \mathbb{C}^{L \times 1}$; 干扰信号集合 $\mathbf{J}(t)$ 在相控阵天线阵列上的导向矢量矩阵定义为 $\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_J, \varphi_J) = [\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_1}, \varphi_{j_1}), \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_2}, \varphi_{j_2}), \dots, \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_K}, \varphi_{j_K})] \in \mathbb{C}^{L \times K}$ 。综上所述,辅助通道接收信号可表示为

$$\mathbf{X}_a(t) = \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) s(t) + \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_J, \varphi_J) \mathbf{J}(t) + \mathbf{N}_a(t) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{N}_a(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_L(t)] \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为辅助接收通道噪声矢量。在数字信号处理模块中,经模数转

换器采样后,主通道和辅助通道在第 n 个采样时刻的离散时间信号可分别表示为

$$\mathbf{X}_m(n) = \mathbf{v}(\theta_s, \varphi_s)^H (\mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_s, \varphi_s) s(n) + \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_J, \varphi_J) \mathbf{J}(n) + \mathbf{N}_m(n)) \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_a(n) = \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) s(n) + \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_J, \varphi_J) \mathbf{J}(n) + \mathbf{N}_a(n) \quad (4)$$

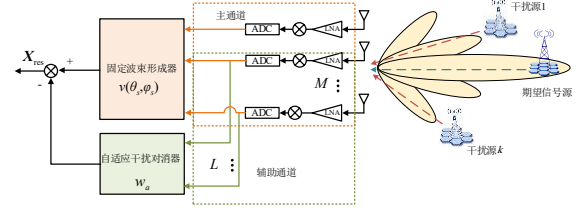


图 1 干扰对消结构示意图

Figure 1 Schematic diagram of interference cancellation architecture

1.1 基于传统 MOP 框架的干扰对消最优波束赋权值设计

传统 MOP 框架旨在通过最小化系统的总输出功率来实现干扰抑制。首先,对辅助天线接收到的信号进行采样,并将其送入自适应处理器以计算最优权值。其次,依据所获得的权值对辅助通道中的信号进行幅度与相位的加权调整。最后,经加权处理后的信号叠加,再与主天线阵列接收的信号进行等幅反相合成操作。

定义 $\mathbf{w}_a = [w_1, w_2, \dots, w_L]^T$ 为辅助通道波束成形权重矢量,因此干扰对消的输出剩余信号可表示为主通道输出与辅助通道加权输出的差值

$$\mathbf{X}_{\text{res}}(n) = \mathbf{X}_m(n) - \mathbf{w}_a^H \mathbf{X}_a(n) \quad (5)$$

干扰对消输出信号功率表示为

$$\mathbf{P}_{\text{res}} = \mathbb{E} \left| \mathbf{X}_m(n) - \mathbf{w}_a^H \mathbf{X}_a(n) \right|^2 \quad (6)$$

定义 N 为接收信号的快拍数。在 MOP 框架下,基于功率倒置准则,以最小化误差信号功率为目标函数,推导出自适应干扰对消器的最优权值为 $\mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am}$ 。其中:

$$\mathbf{R}_a = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{X}_a(n) \mathbf{X}_a(n)^H \in \mathbb{C}^{L \times L} \quad (7)$$

$$\mathbf{p}_{am} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{X}_a(n) \mathbf{X}_m(n)^H \in \mathbb{C}^{L \times 1} \quad (8)$$

1.2 基于硬约束 MOP 框架的干扰对消最优波束赋权值设计

随着信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 的提升,在传统 MOP 框架下以最小化输出信号总功率为目标的干扰对消算法,会对期望信号产生抑制。为缓解这一问题,文献[28]提出了一种基于硬约束 MOP 框架的干扰对消算法 (Multi-Objective Programming with HARD

constraint for interference cancellation, MOP-HARD), 通过在辅助通道中引入针对期望信号的正则化惩罚项, 以有效抑制其在辅助通道中的泄漏。相应的优化问题可表述为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}_a} P_{\text{res}} \\ \text{s.t. } \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

易知问题(9)可通过拉格朗日乘数法求解, 其最优权值为

$$\mathbf{w}_a^{\text{Hard}} = \left(\mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} - \frac{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am}}{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right) \quad (10)$$

尽管 MOP-HARD 算法通过引入硬约束试图抑制期望信号泄漏, 但该约束机制的核心前提是对期望信号导向矢量的精确获取。硬约束的设计本质上隐含“期望信号子空间与权值矢量完全正交”的假设。然而, 在实际通信系统中, 阵列固有的幅相误差、阵元位置扰动以及 DOA 估计偏差等因素, 必然导致实际导向矢量与理想模型存在失配。此时, 硬约束的“刚性正交”条件难以满足, BM 无法完全阻断期望信号能量向辅助通道的泄漏。这些泄漏的期望信号会被自适应对消模块误判为干扰并加以抑制, 最终引发期望信号自相消现象, 导致系统输出 SINR 下降。

1.3 基于可控泄漏约束 MOP 框架的干扰对消最优波束赋形权值设计

为解决硬约束在导向矢量失配场景下鲁棒性不足的问题, 亟需一种能够灵活调控期望信号泄漏水平、适配阵列误差的约束机制, 因此本文提出基于可控泄漏约束的 MOP 框架。对辅助通道中的期望信号增益引入可控泄漏约束为

$$\text{s.t. } \left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| \geq \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right| \quad (11)$$

其中, $\gamma \in [0, 1]$ 为可控泄漏约束因子, 其物理含义为干扰对消后期望信号的增益应至少保持为主通道原始增益的 γ 倍。当 $\gamma = 1$ 时, 该约束退化为硬约束条件, 即期望信号增益不低于主通道固定波束成形器的增益; 当 $\gamma = 0$ 时, 相当于无约束, 等效于 MOP 算法。基于上述约束, 可构建的优化问题为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}_a} P_{\text{res}} \\ \text{s.t. } \left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| \geq \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right| \end{aligned} \quad (12)$$

该问题为带不等式约束的凸优化问题。为求解此问题, 采用拉格朗日乘子法并依据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件进行分析。首先构造拉格朗日

函数

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}_a, \lambda_1) = P_{\text{res}} - \lambda_1 \left(\left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| - \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right| \right) \quad (13)$$

其中, λ_1 为拉格朗日乘子。对应的 KKT 条件包括

$$\begin{cases} \nabla_{\mathbf{w}_a} \mathcal{L}(\mathbf{w}_a, \lambda_1) = 0 \\ \left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| - \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right| \geq 0 \\ \lambda_1 \geq 0 \\ \lambda_1 \left(\left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| - \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right| \right) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

在互补松弛条件 $\lambda_1 \left(\left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| - \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right| \right) = 0$ 中, 若 $\lambda_1 = 0$, 则问题退化为无约束 MOP。然而, 无约束 MOP 的解为使输出功率全局最小的权值, 这通常会导致期望信号被显著抑制, 即 $\left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| \rightarrow 0$ 。因此, 必有 $\lambda_1 > 0$ 。依据互补松弛条件, 此时约束必须取等号, 即 $\left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| = \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right|$ 。综上所述, 原不等式约束优化问题可等效为等式约束优化问题, 即

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}_a} P_{\text{res}} \\ \text{s.t. } \left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| = \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right| \end{aligned} \quad (15)$$

等式约束在复平面上定义了一个圆, 其圆心为 $\mathbf{g}_{m,s}$, 半径为 $\left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right|$ 。考虑更严格的约束条件, 即泄漏响应 $\mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)$ 与主通道增益 $\mathbf{g}_{m,s}$ 的相位差为零。该假设的物理意义在于使主辅通道的期望信号分量在合成时具有确定的相位关系, 从而实现对合成幅度的精确控制。在此假设下, 非线性等式约束简化为线性等式约束

$$\mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) = (1 - \gamma) \mathbf{g}_{m,s} \quad (16)$$

基于线性约束条件(16), 采用拉格朗日乘子法可解析求解优化问题(15)。构造拉格朗日函数

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{w}_a, \lambda_2) = \mathbf{w}_a^H \mathbf{R}_a \mathbf{w}_a - \mathbf{w}_a^H \mathbf{p}_{am} - \mathbf{p}_{am}^H \mathbf{w}_a \\ + \text{Re} \left\{ \lambda_2^* \left[\mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) - (1 - \gamma) \mathbf{g}_{m,s} \right] \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, λ_2 为复拉格朗日乘子。对 \mathbf{w}_a^H 求导并令其为零, 可得:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{w}_a} = \mathbf{R}_a \mathbf{w}_a - \mathbf{p}_{am} + \lambda_2 \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) = 0 \quad (18)$$

解得:

$$\mathbf{w}_a^{\text{Control}} = \mathbf{R}_a^{-1} \left(\mathbf{p}_{am} - \lambda_2 \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right) \quad (19)$$

将式(19)代入至约束条件(16), 可解得拉格朗日乘子

$$\lambda_2 = \frac{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} - (1 - \gamma) \mathbf{g}_{m,s}}{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \quad (20)$$

将式(20)代入至式(19),即得最优权矢量的闭式表达式:

$$\mathbf{w}_a^{\text{Control}} = \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} - \frac{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} - (1-\gamma) \mathbf{g}_{m,s}}{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \cdot \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \quad (21)$$

1.4 可控泄漏约束与硬约束在导向矢量失配下的性能对比分析

为了深入阐明可控泄漏约束相较于硬约束在导向矢量失配下的鲁棒性优势,本节基于二者最优权矢量的显式表达式,推导期望信号增益的解析形式,并进行严格的对比分析。

考虑导向矢量失配的一般情形,真实导向矢量 $\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)$ 与估计导向矢量 $\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)$ 之间的关系为

$$\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) = \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) + \Delta \mathbf{a} \quad (22)$$

其中, $\Delta \mathbf{a}$ 表示失配误差矢量。干扰对消后期望信号的增益表示为

$$G_s = \left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| = \left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) - \mathbf{w}_a^H \Delta \mathbf{a} \right| \quad (23)$$

硬约束的最优权矢量由式(10)给出,为便于后续分析,将其重写为紧凑形式,即

$$\mathbf{w}_a^{\text{Hard}} = \left(\mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} - c_{\text{Hard}} \mathbf{R}_a^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right) \quad (24)$$

其中,

$$c_{\text{Hard}} = \frac{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am}}{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \quad (25)$$

将式(24)和式(25)代入式(23),得到硬约束下的期望信号增益:

$$G_s^{\text{Hard}} = \left| \mathbf{g}_{m,s} - \left(\mathbf{w}_a^{\text{Hard}} \right)^H \Delta \mathbf{a} \right| \quad (26)$$

可控泄漏约束的最优权矢量可重写为

$$\mathbf{w}_a^{\text{Control}} = \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} - c_{\text{Control}} \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \quad (27)$$

$$\text{SINR} = \frac{\mathbb{E} \left| \mathbf{v}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_s, \varphi_s) s(t) - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) s(t) \right|^2}{\sum_{k=1}^K \mathbb{E} \left| \mathbf{v}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}) j_k(t) - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}) j_k(t) \right|^2 + \mathbb{E} \left| \mathbf{v}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{N}_m(t) - \mathbf{w}_a^H \mathbf{N}_a(t) \right|^2} \quad (32)$$

考虑约束 $\left| \mathbf{g}_{m,s} - \mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \right| = \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} \right|$ 在最优解处通常取等号,并假设主通道对期望信号增益归一化(即 $\mathbf{g}_{m,s} = 1$),则有 $\mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) = 1 - \gamma$ 。为进一步简化分析,假设最优权矢量在抑制干扰时,其对于干扰信号的响应近似满足 $\mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k}) = (1 - \gamma) \cdot$

$\frac{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k})}{\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)}$, 且辅助通道权矢量范数满足

其中,

$$c_{\text{Control}} = \frac{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} - (1-\gamma) \mathbf{g}_{m,s}}{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \quad (28)$$

将式(27)和式(28)代入式(23),得到可控泄漏约束下的期望信号增益:

$$G_s^{\text{Control}} = \left| \gamma \mathbf{g}_{m,s} - \left(\mathbf{w}_a^{\text{Control}} \right)^H \Delta \mathbf{a} \right| \quad (29)$$

对比式(24)与式(27),两种约束下的权矢量具有相同的结构,区别仅在于复系数 c 的取值。定义辅助量: $\alpha = \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \mathbf{p}_{am} \in \mathbb{C}$, $\beta = \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{R}_a^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \in \mathbb{R}$ 。则有 $c_{\text{Hard}} = \alpha/\beta$, $c_{\text{Control}} = c_{\text{Hard}} - (1-\gamma) \mathbf{g}_{m,s}/\beta$ 。由于 $\mathbf{g}_{m,s} > 0$ 且 $\gamma \in [0, 1)$, 有 $\mathbf{g}_{m,s}(1-\gamma) > 0$ 。因此,在典型情况下, $|c_{\text{Control}}| < |c_{\text{Hard}}|$ 。这一差异导致两种权矢量在范数和对失配误差的敏感性上产生本质区别。计算两种权矢量的范数平方:

$$\begin{cases} \left\| \mathbf{w}_a^{\text{Hard}} \right\|^2 = \mathbf{p}_{am}^H \mathbf{R}_a^{-2} \mathbf{p}_{am} + |c_{\text{Hard}}|^2 \beta - 2 \text{Re} \{ c_{\text{Hard}}^* \alpha \} \\ \left\| \mathbf{w}_a^{\text{Control}} \right\|^2 = \mathbf{p}_{am}^H \mathbf{R}_a^{-2} \mathbf{p}_{am} + |c_{\text{Control}}|^2 \beta - 2 \text{Re} \{ c_{\text{Control}}^* \alpha \} \end{cases} \quad (30)$$

由于 $|c_{\text{Control}}| < |c_{\text{Hard}}|$, 可控泄漏约束通过调整 γ 实际上实现了对权矢量范数的正则化控制,使得

$$\left\| \mathbf{w}_a^{\text{Control}} \right\| < \left\| \mathbf{w}_a^{\text{Hard}} \right\| \quad (31)$$

考虑导向矢量失配导致的扰动项 $\mathbf{w}_a^H \Delta \mathbf{a}$, 依据柯西-施瓦茨不等式,其理论上界满足 $\left\| \mathbf{w}_a \right\| \cdot \left\| \Delta \mathbf{a} \right\|$ 。结合式(31)可知,在可控泄漏约束下,由导向矢量失配导致的扰动上界严格小于硬约束下的相应上界。因此,可控泄漏约束能够更有效地抑制期望信号导向矢量失配引起的扰动,从而使得干扰对消后的期望信号增益具有更强的鲁棒性。

2 最优泄漏约束因子求解方法

由式(6)可知,带可控泄漏约束的MOP框架下的干扰对消后SINR显式表达式为

$\left\| \mathbf{w}_a \right\| \approx (1-\gamma)^2/L$ 。将上述关系代入式(32),并忽略主通道与辅助通道噪声之间的相关性,可得SINR关于可控泄漏约束因子 γ 的近似表达式:

$$\text{SINR} = \frac{\gamma^2 \sigma_s^2}{\sum_{k=1}^K \left| \frac{U_k}{M} - (1-\gamma) \frac{V_k}{L} \right|^2 \sigma_{j_k}^2 + \left(\frac{1}{M} + \frac{(1-\gamma)^2}{L} \right) \sigma_n^2} \quad (33)$$

其中, $U_k = \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_s, \varphi_s)^H \mathbf{a}_{\text{main}}(\theta_{j_k}, \varphi_{j_k})$, $V_k = \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H$

$\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_{j_s}, \varphi_{j_s})$ 。由式(33)可知,干扰对消后的 SINR 可表示为可控泄漏约束因子 γ 的函数。通过对该函数关于 γ 求导并分析其极值点,即可获得最优参数配置。

$$\begin{cases} \gamma_1 = 1 & \text{极小值点} \\ \gamma_2 = \frac{L \left(M \sum_{k=1}^K \sigma_{j_{k1}}^2 |U_k|^2 - L \sum_{k=1}^K \sigma_{j_k}^2 U_k V_k + M \sigma_n^2 \right)}{M \left(L \sum_{k=1}^K \sigma_{j_k}^2 U_k V_k - M \sum_{k=1}^K \sigma_{j_{k1}}^2 |V_k|^2 + L \sigma_n^2 \right)} & \text{极大值点} \end{cases} \quad (34)$$

由式(34)可知,最优可控泄漏约束因子取为极大值点,即 $\gamma_{\text{opt}} = \gamma_2$ 。在实际电子对抗场景中,干扰信号功率通常远高于噪声功率,即 $\sigma_{j_k}^2 \gg \sigma_n^2$,因此可忽略噪声项对最优解的影响,将式(34)简化为

$$\gamma_{\text{opt}} \approx \frac{L \left(M \sum_{k=1}^K \sigma_{j_{k1}}^2 |U_k|^2 - L \sum_{k=1}^K \sigma_{j_k}^2 U_k V_k \right)}{M \left(L \sum_{k=1}^K \sigma_{j_k}^2 U_k V_k - M \sum_{k=1}^K \sigma_{j_{k1}}^2 |V_k|^2 \right)} \quad (35)$$

当存在多个干扰源时,最优泄漏约束因子主要由功率最强的干扰信号 j_p 主导,则 γ_{opt} 可进一步简化为由该干扰决定:

$$\gamma_{\text{opt}} \approx \frac{L \left(M |U_p|^2 - L U_p V_p \right)}{M \left(L U_p V_p - M |V_p|^2 \right)} \quad (36)$$

由式(36)可知,最优可控泄漏约束因子 γ_{opt} 与主天线数量 M 、辅助天线数量 L 、期望信号导向矢量以及干扰信号导向矢量均密切相关。其中,主天线与辅助阵列的天线数量为已知系统参数,为实时计算 γ_{opt} ,需获取干扰信号的 DOA 信息。在实际应用中,可采用经典的多信号分类算法 (Multiple signal classification, MUSIC) 获取干扰信号的 DOA 信息^[29],进而依据式(36)在线更新 γ_{opt} ,实现干扰抑制与信号保真之间的自适应平衡。

3 基于梯度投影的权值优化算法设计

前文推导的最优权矢量闭式解依赖于辅助通道协方差矩阵的求逆运算,在非平稳环境中存在显著局限性。其一,干扰环境的动态变化要求协方差矩阵 \mathbf{R}_a 实时更新,而频繁的矩阵求逆运算导致较高的计算复杂度与处理时延,难以满足对动态干扰的实时跟踪需求;其二,在干扰突变场景下, \mathbf{R}_a 容易呈现病态特性,导致矩阵求逆过程数值稳定性下降,可能引发权值失真或约束条件失效等问题。相比之下,迭代优化方法无需显式求逆,可通过接收的实时快拍数据逐步更新权矢量,不仅能够有效跟踪干扰的时变特性,

还可通过在迭代过程中嵌入约束机制,兼顾算法的实时性与数值稳定性。为此,本文提出一种基于梯度投影的迭代优化算法,以实现权值矢量的高效、稳健优化。

3.1 权值迭代求解算法及实现过程

首先针对最小化输出信号功率 P_{res} 的目标,结合梯度下降法,可推导出临时权值矢量 $\mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1)$ 的更新式为

$$\mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1) = \mathbf{w}_a(n) + \mu \mathbf{X}_a(n) X_{\text{res}}(n)^{\text{H}} \quad (37)$$

其中, μ 为迭代步长。然而,梯度下降更新后的权值 $\mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1)$ 不满足可控泄漏约束条件。为保证迭代过程中约束始终得到满足,需将临时权值投影至约束超平面。计算临时权值在当前约束空间中的投影量

$$G_w = \mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1)^{\text{H}} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \quad (38)$$

由式(38)可得投影偏移量为

$$\delta_{w_a} = G_w - (1-\gamma) g_{m,s} \quad (39)$$

定义权值修正量 $\Delta \mathbf{w}_a$ 需要满足的线性约束为

$$\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^{\text{H}} \Delta \mathbf{w}_a = \delta_{w_a} \quad (40)$$

该约束的物理意义为通过强制修正量 $\Delta \mathbf{w}_a$ 在 $\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)$ 方向上的投影等于 δ_{w_a} ,确保期望信号泄漏量被精确补偿,避免自适应对消模块误抑制期望信号。为在满足约束条件(40)的同时确保权值修正不影响对动态干扰的跟踪性能,需最小化权值修正量的能量。过度修正如导致权值跳变,将破坏对快速变化干扰的平滑跟踪能力;而采用最小能量准则可在满足约束的前提下使修正量尽可能小,从而有效平衡系统的鲁棒性与动态跟踪性能。优化目标函数定义为

$$\min_{\Delta \mathbf{w}_a} \|\Delta \mathbf{w}_a\|^2 \quad (41)$$

$$\text{s.t. } \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^{\text{H}} \Delta \mathbf{w}_a = \delta_{w_a}$$

引入拉格朗日乘子 λ_3 ,将约束条件嵌入目标函数,得到拉格朗日函数:

$$\mathcal{L}(\Delta \mathbf{w}_a, \lambda_3) = \|\Delta \mathbf{w}_a\|^2 + \lambda_3 \left(\delta_{w_a} - \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^{\text{H}} \Delta \mathbf{w}_a \right) \quad (42)$$

对拉格朗日函数 \mathcal{L} 求关于 $\Delta \mathbf{w}_a$ 的梯度并令其为零可得:

$$\Delta \mathbf{w}_a = \lambda_3 \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \quad (43)$$

该式表明,最优修正量 $\Delta \mathbf{w}_a$ 必与辅助通道期望信号导向矢量 $\mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)$ 共线,即修正方向严格沿期望信号泄漏路径,保证约束的物理有效性。将式(43)代入至式(40)可得:

$$\lambda = \frac{\delta_{w_a}}{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^{\text{H}} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \quad (44)$$

将式(44)代入至式(43),得到满足约束的权值修

正量 $\Delta \mathbf{w}_a$ 的最小范数解表示为

$$\Delta \mathbf{w}_a = \frac{\delta_{\mathbf{w}_a} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)}{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \quad (45)$$

因此,根据式(45)对权值 $\mathbf{w}_a^{\text{temp}}$ 进行修正,可获得修正后的权值迭代表达式为

$$\mathbf{w}_a(n+1) = \mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1) - \Delta \mathbf{w}_a \quad (46)$$

综上所述,算法的伪代码如算法 1 所示。

算法 1 算法名称

输入: $\mathbf{w}_a(1) = 0_{L \times 1}$; 迭代步长 μ ; 相控阵阵元数目 M ; 辅助天线数目 L_a 。

输出: 辅助通道权值矢量 \mathbf{w}_a 。

根据式(36)计算最优可控泄漏约束因子 γ_{opt} ;

FOR $n = 1, 2, \dots, N$

根据式(5)计算剩余信号 $\mathbf{X}_{\text{res}}(n)$;

IF $\mathbf{w}_a^H \mathbf{a}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \leq \gamma_{\text{opt}}$

根据式(37)计算下一时刻权值矢量 $\mathbf{w}_a(n+1)$;

ELSE

根据式(37)计算临时权值矢量 $\mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1)$;

根据式(38)计算约束空间投影 G_w ;

根据式(39)计算投影偏移量 δ_w ;

根据式(45)计算权值修正量 $\Delta \mathbf{w}_a$;

根据式(46)计算修正后的权值 $\mathbf{w}_a(n+1)$

END IF

END FOR

3.2 算法稳定性分析

由式(38)~式(46)可知,本文算法的瞬态权值满足:

$$\mathbf{w}_a(n+1) = \mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1) - \frac{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \left(\mathbf{w}_a^{\text{temp}}(n+1)^H \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) - (1-\gamma) g_{m,s} \right)}{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)} \quad (47)$$

$$\text{令 } \mathbf{P} = \frac{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s) \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H}{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)}, \mathbf{B} = \mu (\mathbf{I}_L - \mathbf{P}) \mathbf{p}_{am} +$$

$\frac{(1-\gamma) g_{m,s} \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)}{\hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)^H \hat{\mathbf{a}}_{\text{aux}}(\theta_s, \varphi_s)}$, 其中, \mathbf{I}_L 为 $L \times L$ 维的单位矩阵。因此式(47)可化简为

$$\mathbf{w}_a(n+1) = (\mathbf{I}_L - \mathbf{P})(\mathbf{I}_L - \mu \mathbf{R}_a) \mathbf{w}_a(n) + \mathbf{B} \quad (48)$$

易知式(48)为一阶线性非齐次差分方程。其齐次部分的通解为指数衰减形式,表示为

$$\mathbf{w}_a^{\text{hom}}(n) = \mathbf{X}^n \mathbf{w}_a^{\text{hom}}(0) \quad (49)$$

其中, $\mathbf{X} = (\mathbf{I}_L - \mathbf{P})(\mathbf{I}_L - \mu \mathbf{R}_a)$ 。式(48)的特解表示为

$$\mathbf{w}_a^{\text{par}} = [\mathbf{P} + \mu (\mathbf{I}_L - \mathbf{P}) \mathbf{R}_a]^{-1} \mathbf{B} \quad (50)$$

通常将权值初值设为零矢量,根据式(49)和式(50)

可得一阶非齐次方程(48)的通解为

$$\mathbf{w}_a(n) = (\mathbf{I}_L - \mathbf{X}^n) [\mathbf{P} + \mu (\mathbf{I}_L - \mathbf{P}) \mathbf{R}_a]^{-1} \mathbf{B} \quad (51)$$

由式(51)可知,算法稳定收敛要求矩阵 \mathbf{X} 的谱半径小于 1,即最大特征值的模小于 1。定义辅助通道接收信号自相关矩阵 \mathbf{R}_a 的特征值集合为 $[\lambda_1(\mathbf{R}_a), \lambda_2(\mathbf{R}_a), \dots, \lambda_l(\mathbf{R}_a), \lambda_{l+1}(\mathbf{R}_a), \dots, \lambda_L(\mathbf{R}_a)]$, 因此矩阵 $\mathbf{I}_L - \mu \mathbf{R}_a$ 的特征值集合为 $[1 - \mu \lambda_1(\mathbf{R}_a), 1 - \mu \lambda_2(\mathbf{R}_a), \dots, 1 - \mu \lambda_l(\mathbf{R}_a), -\mu \lambda_{l+1}(\mathbf{R}_a), \dots, 1 - \mu \lambda_L(\mathbf{R}_a)]$ 。由于矩阵 $\mathbf{I}_L - \mathbf{P}$ 为幂等矩阵,其特征值为 0 或 1。当特征值为 0 时, \mathbf{X} 的特征值为 0, 自动满足谱半径小于 1 的要求,权值收敛稳定;当特征值为 1 时, \mathbf{X} 的特征值集合与 $\mathbf{I}_L - \mu \mathbf{R}_a$ 相同,因此权值稳定性要求:

$$|1 - \mu \lambda_l(\mathbf{R}_a)| < 1 \quad \forall \lambda_l(\mathbf{R}_a) \quad (52)$$

综上所述,迭代步长 μ 需要严格满足:

$$0 < \mu < \frac{2}{\max(\lambda_l(\mathbf{R}_a))} \quad (53)$$

最终得到改进算法的稳态权值 \mathbf{w}_{sta} 表示为

$$\mathbf{w}_{\text{sta}} = [\mathbf{P} + \mu (\mathbf{I}_L - \mathbf{P}) \mathbf{R}_a]^{-1} \mathbf{B} \quad (54)$$

4 实验装置

本节通过蒙特卡罗信号级仿真对 RAIC-CLC 算法在期望信号导向矢量失配和非平稳环境下的抗干扰性能效果进行评估。为凸显 RAIC-CLC 算法的优势,以 MVDR 算法、MOP 算法、MOP-HARD 算法、MOP-RP 算法、GSC 算法和 ESCMR 算法作为对比基准^[17]。此外需要说明的是,为保证各对比算法的条件一致性, MOP 算法、MOP-HARD 算法、MOP-RP 算法、GSC 算法均采用归一化最小均方算法 (Normalized Least Mean Squares, NLMS) 实现, MOP-RP 算法和 ESCMR 算法的参数设置同原文一致。

为全面评估各算法在不同期望信号 DOA 估计误差条件下的性能表现,本文采用各误差条件下输出 SINR 的平均值作为性能评价指标。为验证算法在低快拍数这一具有挑战性场景下的鲁棒性,设定快拍数为 800。SNR 范围设置为 10~35 dB,以覆盖从低 SNR 到高 SNR 的多种典型工作环境。干扰噪声比 (Interference-to-Noise Ratio, INR) 固定为 40 dB,蒙特卡罗仿真次数设定为 1 000 次以确保统计结果的稳定性。具体仿真参数配置详见表 1,天线阵列示意图如图 2 所示。

4.1 期望信号导向矢量失配场景

为验证所提 RAIC-CLC 算法的有效性,本节在多种典型干扰场景下开展蒙特卡罗仿真。仿真的核心目标之一是评估该算法在期望信号导向矢量失配条件下的鲁棒性。导向矢量失配可能源于阵列流形误

表1 仿真和实验参数

Table 1 Simulation and Experimental Parameters

参数名称	数值	参数名称	数值
期望信号调制方式	QPSK	期望信号俯仰角来向	0°
期望信号中心频率	4 GHz	期望信号方位角来向	0°
期望信号带宽	4 MHz	主天线数量	64
干扰信号调制方式	QPSK	辅助天线数量	64
干扰信号中心频率	4 GHz	干噪比	40 dB
干扰信号带宽	4 MHz	快拍数	800
SNR	10~35 dB	蒙特卡罗次数	1 000

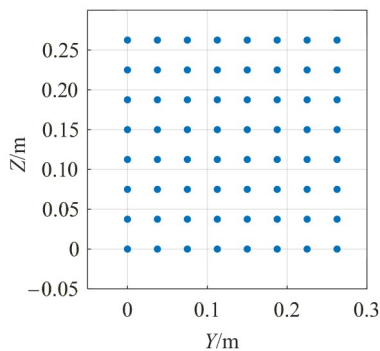


图2 天线阵列示意图

Figure 2 Schematic of the antenna array

差或DOA估计误差。尽管二者物理成因不同,但在数学表征上具有等效性,即均表现为算法中采用的估

计导向矢量与真实阵列响应之间的偏差。

鉴于DOA估计误差在工程实践中最为常见且易于定量控制,本节通过人为引入期望信号的DOA估计误差,系统性地构造导向矢量失配,从而构建一个可重复、量化的测试环境。该方法已被广泛应用于波束成形算法的鲁棒性评估^[30]。基于此设定所进行的性能分析,其结论可有效推广至由阵列硬件误差等其他因素引起的导向矢量失配情形,因为算法所面临的核心数学问题具有一致性。

仿真场景设置包含两个旁瓣干扰源,其俯仰波达角均为0°,方位波达角分别为-20°和20°,且两干扰信号的波达角均位于阵列方向图的第一旁瓣内。RAIC-CLC算法、MOP算法、MOP-HARD算法、MOP-RP算法、GSC算法的迭代步长均设为0.01。其中,RAIC-CLC算法采用最优泄漏约束因子 γ_{opt} ,期望信号DOA估计误差范围为-15°~15°。图3展示了在SNR分别为10 dB、15 dB、20 dB、25 dB、30 dB、35 dB的6种条件下,各算法的输出SINR随期望信号DOA估计误差的变化曲线,表2展示了不同输入SNR条件下,整个期望信号DOA估计误差区间内各算法的平均输出SINR。

由图3可知,在不存在期望信号到DOA估计误差的条件下,RAIC-CLC、GSC、MOP-RP、MOP-HARD及MVDR算法的性能相近,且均优于MOP与ESCMR算法。其原因在于,当接收信号中包含期望信号时,

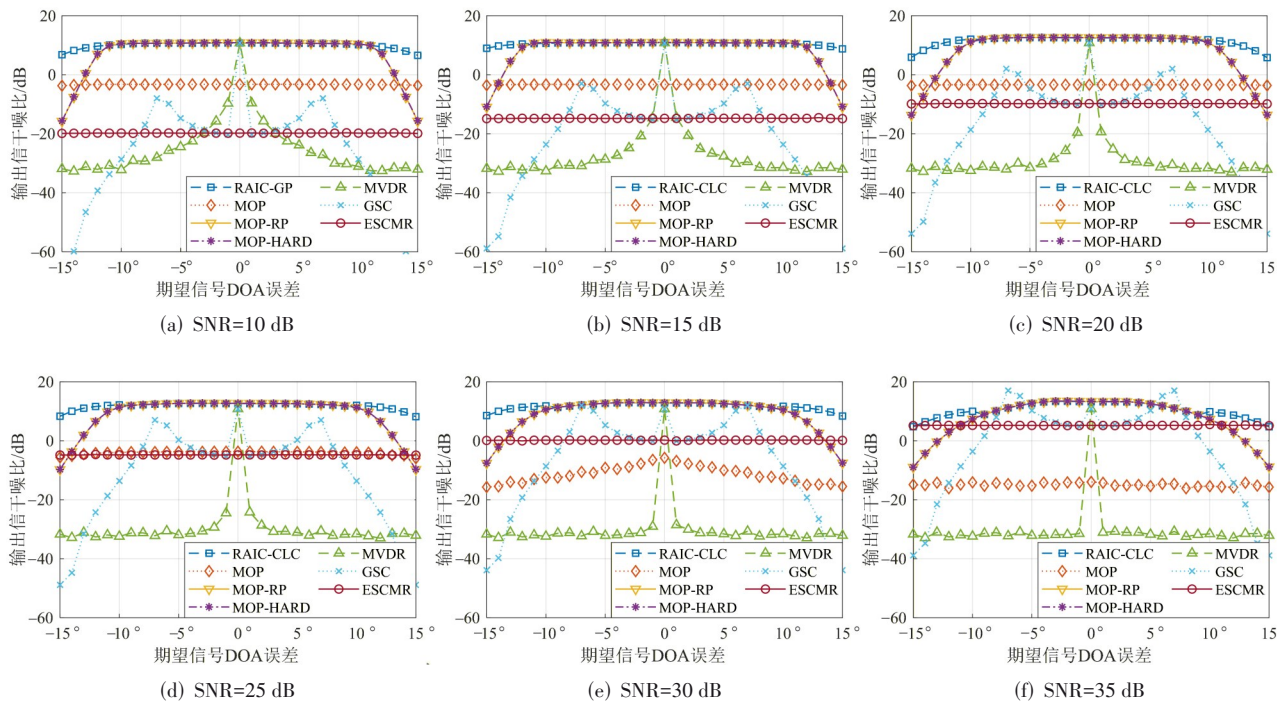


图3 双旁瓣干扰共存的情况下各算法输出SINR随期望信号DOA误差的变化特性

Figure 3 Variation characteristics of output SINR of various algorithms with respect to DOA error of desired signal under coexistence of dual side-lobe interferences

表2 双旁瓣干扰条件下各算法的平均输出 SINR 单位: dB
 Table 2 Average output SINR of various algorithms under the condition of dual sidelobe interference unit: dB

算法	平均 SINR					
	SNR=10	SNR=15	SNR=20	SNR=25	SNR=30	SNR=35
RAIC-CLC	9.99	10.50	11.36	11.79	11.69	10.39
MVDR	-25.20	-27.35	-28.79	-29.65	-30.16	-30.39
MOP	-3.33	-3.33	-3.42	-4.11	-11.3	-14.94
MOP-HARD	6.89	8.07	7.75	8.71	8.85	7.52
MOP-RP	6.86	8.038	7.73	8.70	8.85	7.52
GSC	-26.81	-21.95	-17.11	-12.26	-7.42	-2.58
ESCMR	-19.80	-14.79	-9.80	-4.80	0.17	5.21

注:加粗字体为最优测试结果。

MOP算法以最小化误差信号功率为优化目标,易导致期望信号的增益被抑制。尽管 ESCMR 算法通过特征值替换方法对协方差矩阵进行了重构,在一定程度上削弱了期望信号的影响,但由于在粗略重构干扰协方差矩阵过程中,角度积分区间的上下限难以精确确定,且对角加载因子采用盲选方式,未能充分消除期望信号的自相消现象,因而性能受限。

此外,在存在期望信号 DOA 估计误差的情况下, MVDR 算法性能急剧下降。MOP-HARD 与 MOP-RP

算法的性能相近且均明显优于 GSC 算法。根本原因是 GSC 算法的 BM 构建依赖精确的期望信号导向矢量:当存在 DOA 估计误差时,实际导向矢量与理想模型失配,导致 BM 无法有效隔离期望信号,部分期望信号能量泄漏至辅助通道,被后续自适应对消模块误判为干扰并抑制,最终引发期望信号自相消现象,造成整体性能显著下降。

当期望信号 DOA 估计误差处于 $-15^\circ \sim -10^\circ$ 以及 $10^\circ \sim 15^\circ$ 时,期望信号导向矢量的失配程度较大, MOP-HARD 与 MOP-RP 算法的性能显著下降,而 RAIC-CLC 算法仍能保持较高的输出 SINR。在整个期望信号 DOA 估计误差范围内, RAIC-CLC 算法始终具有最高的平均输出 SINR,展现出优异的抗干扰能力及对导向矢量失配的鲁棒性。

随后,本文对泄漏约束因子的参数敏感性进行仿真分析。将泄漏约束因子设置为 0.1、0.3、0.5、0.7、0.9 及理论最优值并进行对比。图 4 展示了在 SNR 分别为 10 dB、15 dB、20 dB、25 dB、30 dB、35 dB 的 6 种条件下,不同泄漏约束因子取值下的输出 SINR 随期望信号 DOA 估计误差的变化曲线,表 3 展示了不同输入 SNR 条件下,整个期望信号 DOA 估计误差区间内各泄漏约束因子取值下的平均输出 SINR。

通过对比不同泄漏约束因子下 RAIC-CLC 算法的输出 SINR 性能可见,当采用理论推导所得的最优泄

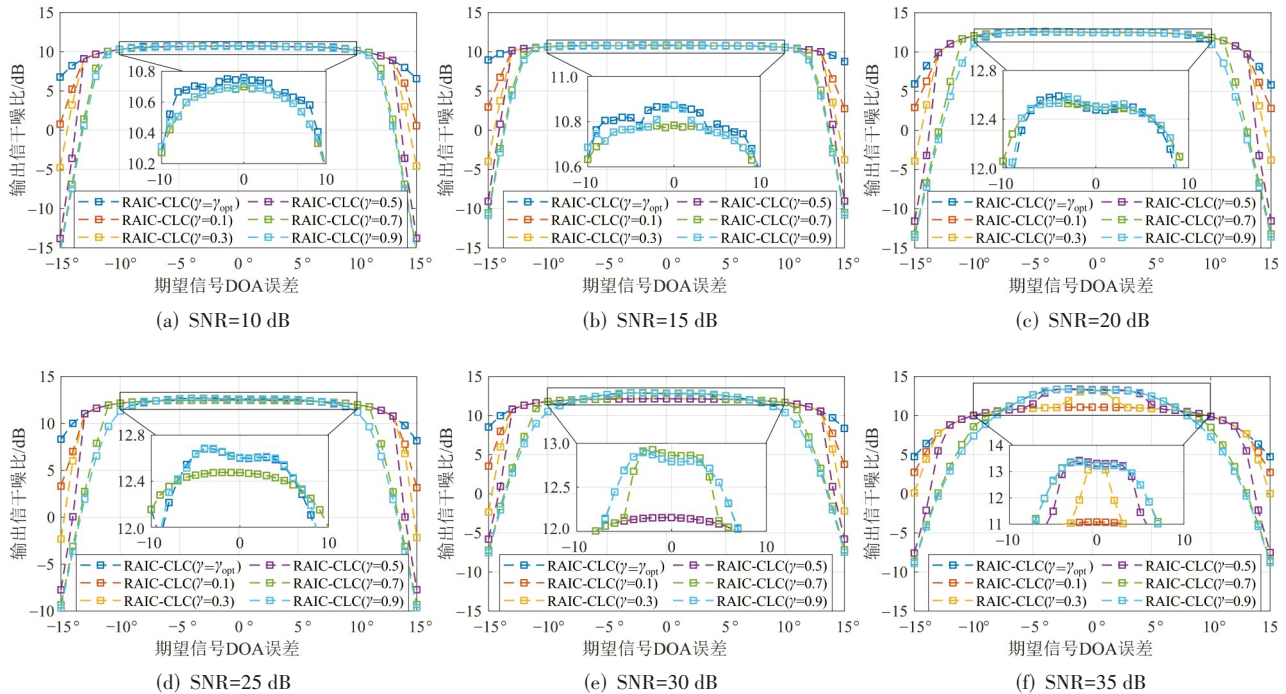


图4 双旁瓣干扰共存的情况下不同泄漏约束因子输出 SINR 随期望信号 DOA 误差的变化特性

Figure 4 Variation characteristics of output SINR of various algorithms with respect to DOA Error of desired signal under coexistence of dual side-lobe interferences for different leakage constraint factor

表3 双旁瓣干扰条件下各泄漏因子的平均输出 SINR 单位: dB

Table 3 Average output SINR for different leakage factor under dual sidelobe interference unit: dB

算法	平均 SINR					
	SNR=10	SNR=15	SNR=20	SNR=25	SNR=30	SNR=35
RAIC-CLC($\gamma=\gamma_{opt}$)	9.99	10.50	11.36	11.79	11.69	10.39
RAIC-CLC($\gamma=0.1$)	9.41	9.88	11.06	11.28	11.06	9.68
RAIC-CLC($\gamma=0.3$)	8.90	9.25	10.43	10.86	10.55	9.89
RAIC-CLC($\gamma=0.5$)	7.88	8.73	9.52	10.09	10.00	8.86
RAIC-CLC($\gamma=0.7$)	6.97	8.07	8.24	9.03	9.17	7.82
RAIC-CLC($\gamma=0.9$)	6.78	7.94	7.73	8.68	8.82	7.51

注:加粗字体为最优测试结果。

漏约束因子 γ_{opt} 时,各输入 SNR 条件下的平均输出 SINR 均达到最大值,分别为 9.99 dB、10.50 dB、11.36 dB、11.79 dB、11.69 dB 和 10.39 dB,验证了第 3 节中关于最优泄漏约束因子理论分析的正确性。

4.2 期望信号导向矢量失配下的动态场景

为进一步评估 RAIC-CLC 算法在动态非平稳环境下的 SINR 跟踪性能,开展了相关仿真实验。在仿真中,假设干扰源 DOA 方位角随时间动态变化,且考虑期望信号 DOA 估计误差的影响(误差为 5°)。

与 4.1 节相同,仿真场景包含两个旁瓣干扰源,其俯仰波达角均为 0° ,方位波达角分别为 -20° 和 20° 。RAIC-CLC、MOP、MOP-HARD、MOP-RP 和 GSC 算法的

迭代步长均设为 0.01。

以机载干扰源为例,当其以 1.8 Ma 速度飞行、干扰距离为 10 km 时,所产生的移动角速度约为 $3.30^\circ/s$ 。假设快拍时间为 $125 \mu s$,则每个快拍周期内的角度变化量约为 $4.125 \times 10^{-7}^\circ$ 。然而,信道状态信息的动态变化不仅源于干扰源的物理运动,还可能受到多径传播、平台振动、波束切换等因素的影响,这些因素可引起等效 DOA 出现更为显著的快速波动。为综合反映实际系统中各类非平稳效应的影响,本文在仿真中将等效干扰角度的变化速率设定为 10^{-5} /快拍。

此外,为在所有场景下对各类算法的性能进行公平与一致的比较,本仿真对基于采样协方差矩阵的 MVDR、ESCMR 算法采用了递归更新的在线实现方式,权值矢量则在此基础上,每 100 个快拍更新一次,确保了 MVDR 算法具备跟踪时变干扰环境的基本能力。具体而言,其协方差矩阵的实时估计式为

$$\mathbf{R}(n) = \beta \mathbf{R}(n-1) + (1-\beta) \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^H \quad (55)$$

其中, $\beta \in (0, 1)$ 为遗忘因子,用于平衡历史与当前数据对协方差矩阵的贡献。 β 越接近 1,历史数据权重越大。此处设置为 0.998。

图 5 展示了在 SNR 分别为 10 dB、15 dB、20 dB、25 dB、30 dB、35 dB 的 6 种条件下,各算法的输出 SINR 跟踪性能随迭代次数的变化曲线。迭代过程中第 700~800 次的平均 SINR 结果如表 4 所示。

由图 5 及表 4 的数据可知,RAIC-CLC 算法在不同

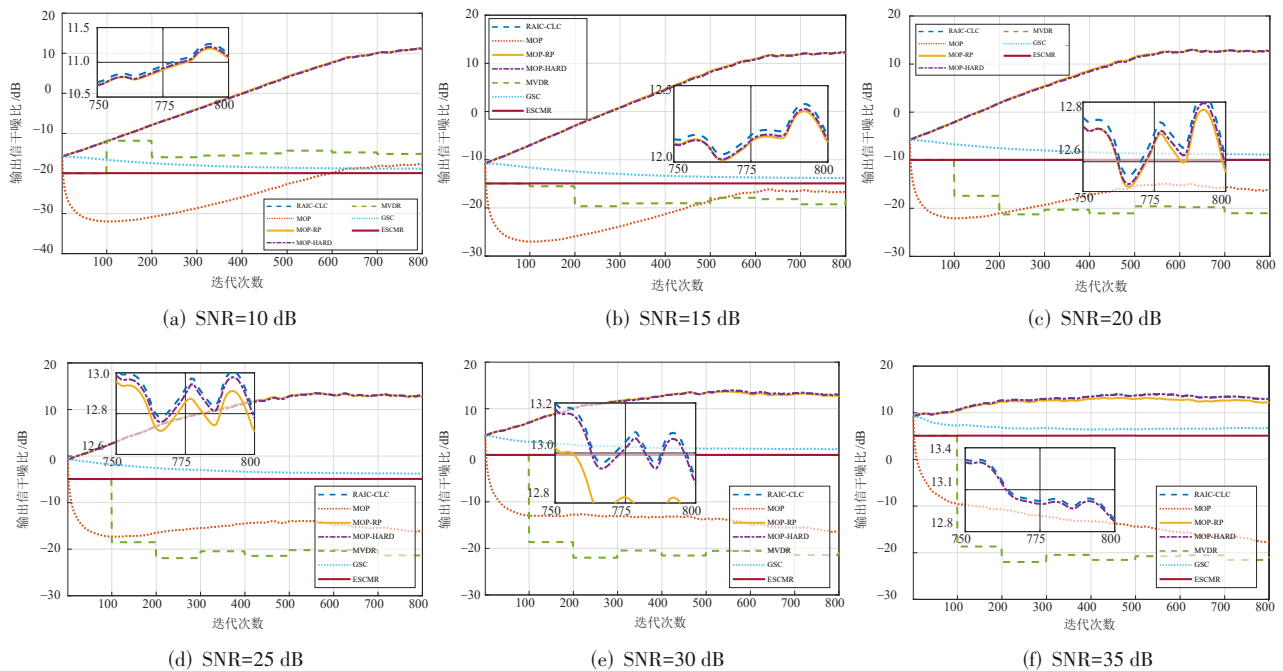


图5 双旁瓣干扰共存的情况下输出 SINR 随迭代次数的变化特性

Figure 5 Variation characteristics of output SINR with number of iterations under dual sidelobe interference coexistence

表 4 双旁瓣干扰条件下各算法平均输出 SINR 单位:dB

Table 4 Average output SINR versus leakage factor under dual sidelobe interference unit:dB

算法	平均 SINR					
	SNR=10	SNR=15	SNR=20	SNR=25	SNR=30	SNR=35
RAIC-CLC	10.63	12.08	12.71	13.00	13.19	13.26
MVDR	-15.12	-19.24	-21.00	-21.32	-21.41	-21.53
MOP	-17.96	-16.60	-16.02	-15.82	-15.92	-17.07
MOP-HARD	10.62	12.07	12.70	12.98	13.17	13.24
MOP-RP	10.62	12.07	12.70	12.96	12.99	12.51
GSC	-18.79	-13.78	-8.77	-3.74	1.35	6.71
ESCMR	-19.91	-14.91	-9.91	-4.91	0.08	5.09

注:加粗字体为最优测试结果。

输入 SNR 条件下均表现出稳定的输出 SINR 跟踪性能,迭代过程中未出现明显波动。在 10 dB、15 dB、20 dB、25 dB、30 dB、35 dB 的输入 SNR 范围内,其平均输出 SINR 分别为 10.63 dB、12.08 dB、12.71 dB、13.00 dB、13.19 dB 和 13.26 dB,呈现出随输入 SNR 提升而逐步上升的良好趋势。相比之下,MVDR 算法的输出 SINR 性能随输入 SNR 升高反而持续下降,在输入 SNR 为 35 dB 时,平均输出 SINR 仅为 -21.53 dB。该现象主要归因于该算法依赖协方差矩阵的递归更新机制,其遗忘因子的设定难以充分适应干扰环境的动态变化速率,导致权值更新滞后,进而造成干扰抑

制能力退化。GSC 算法由于 BM 对导向矢量失配较为敏感,自适应对消模块中的误抑制现象加剧,致使平均输出 SINR 始终处于最低水平,在输入 SNR 为 35 dB 时仅为 6.71 dB。MOP-RP 算法虽通过约束或正则化手段缓解了信号误抑制问题,但缺乏动态权值优化的灵活性,在输入 SNR 为 35 dB 时,其跟踪性能已明显落后于 RAIC-CLC 算法。ESCMR 算法的性能虽随输入 SNR 的提升而改善,但仍与 RAIC-CLC 算法存在显著差距。

随后,本文对 RAIC-CLC 算法中迭代步长参数的敏感性进行了仿真分析。图 6 展示了在 6 种不同 SNR 条件(10 dB、15 dB、20 dB、25 dB、30 dB、35 dB)下,输出 SINR 随迭代次数的变化曲线,对应不同迭代步长设置。表 5 列出了在不同输入 SNR 条件下,各迭代步长在第 700~800 次迭代区间内的平均输出 SINR。

表 5 不同迭代步长条件下各 RAIC-CLC 算法平均输出 SINR

单位:dB

Table 5 Average output SINR of RAIC-CLC algorithms for different iteration step sizes unit:dB

算法	平均 SINR					
	SNR=10	SNR=15	SNR=20	SNR=25	SNR=30	SNR=35
$\mu=0.1$	3.04	3.14	3.19	3.25	3.33	3.09
$\mu=0.01$	10.63	12.08	12.71	13.00	13.19	13.26
$\mu=0.001$	-12.61	-7.62	-2.64	2.29	7.10	11.67

注:加粗字体为最优测试结果。

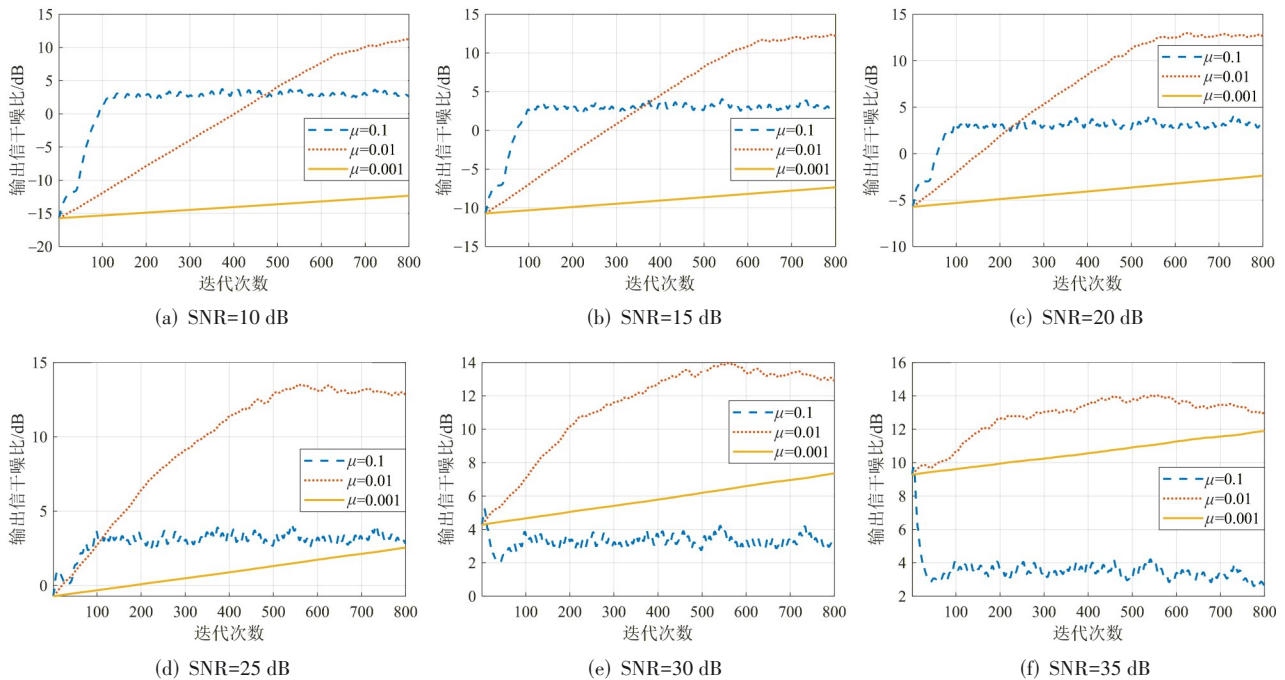


图 6 双旁瓣干扰共存的情况下不同迭代步长条件下输出 SINR 随迭代次数的变化特性

Figure 6 Variation characteristics of output SINR with number of iterations for different iteration step sizes under dual sidelobe interference coexistence

由图6及表5数据可知,当迭代步长 $\mu=0.01$ 时,平均输出 SINR 最高。当迭代步长设置为 $\mu=0.1$ 时,随着输入 SNR 的提升,其输出 SINR 逐渐下降,这是由于迭代步长取值过大,超出了算法稳定所需的步长范围,导致收敛性能恶化。而当迭代步长 $\mu=0.001$ 时,算法的跟踪速度较慢,难以在较少的快拍数内实现较高的输出 SINR 性能。

4.3 算法计算复杂度分析

算法的计算复杂度是评估其工程可实现性的关键指标,尤其在大规模阵列通信场景中,低复杂度算法更易于在 FPGA 平台上高效实现,从而实现对非平稳环境下干扰信号的实时跟踪与抑制。本节基于理论层面的复杂度分析,对本文提出的 RAIC-CLC 算法与对比算法进行定量复杂度比较。需要说明的是, GSC 算法、MOP-HARD 算法及 MOP-RP 算法的时间复杂度均以 NLMS 算法的实现方式为基准进行计算。

为统一复杂度评估标准,明确核心符号定义如下: M 为主天线阵元数, L 为辅助天线阵元数, N 为接收信号的快拍数; I 为 ESCMR 算法的离散积分点数(此处取 $I=20$)。基于表1设定的仿真参数,本文算法与各对比算法的时间复杂度如表6所示。

表6 算法的时间复杂度

Table 6 Time complexity of the algorithm

算法名称	时间复杂度	运算量
MVDR	$O(M^3 + M^2 \cdot N)$	$64^3 + 64^2 \times 800 = 3\ 538\ 944$
MOP-HARD	$O(L \cdot N)$	$64 \times 800 = 51\ 200$
MOP-RP	$O(L \cdot N)$	$64 \times 800 = 51\ 200$
GSC	$O(L^2 + L \cdot N)$	$64^2 + 64 \times 800 = 55\ 296$
ESCMR	$O(I \cdot M^3 + M^2 \cdot N)$	$20 \times 64^3 + 64^2 \times 800 = 8\ 519\ 680$
RAIC-CLC	$O(L \cdot N)$	$64 \times 800 = 51\ 200$

本文提出的 RAIC-CLC 算法运算量最小,仅为 MVDR 的 1.45%, ESCMR 算法的 0.60%,显著降低了硬件端的计算负担。与 GSC 算法相比, RAIC-CLC 算法在运算量降低 7.41% 的基础上,具备更强的导向矢量失配鲁棒性,实现了低复杂度与高性能的兼顾。RAIC-CLC 算法与 MOP-HARD 及 MOP-RP 算法的计算复杂度相同,但其在导向矢量失配条件下表现出更优的鲁棒性。综上所述,本文提出的 RAIC-CLC 算法通过规避矩阵求逆、简化迭代运算,实现了低复杂度设计,十分有利于在 FPGA 平台上高效实现,为工程化实时抗干扰处理提供了可行性。

5 结论

本文针对无线通信系统在非平稳环境下的导向矢量失配与动态干扰抑制难题,提出 RAIC-CLC,通过

理论推导与仿真验证,得出核心结论如下:

所提可控泄漏约束机制可有效解决导向矢量失配问题。通过引入物理意义明确的泄漏约束因子,并推导其闭式最优,实现了辅助通道期望信号响应的精准控制,避免传统算法的期望信号自相消缺陷。仿真结果表明:在输入 SNR 为 10~35 dB 范围,其平均输出 SINR 稳定在 9.99~11.79 dB,较 MOP、MOP-RP、MOP-HARD、MVDR、GSC 和 ESCMR 等算法,输出 SINR 均明显提升,尤其在高 SNR (35 dB) 和大失配误差场景下 ($\pm 15^\circ$),鲁棒性优势更为显著。

梯度投影迭代算法显著提升动态干扰跟踪能力。该算法通过“梯度更新-约束投影”交替迭代,规避了传统算法的矩阵求逆运算,将时间复杂度降至 $O(L \cdot N)$,仅为 MVDR 的 1.45%, ESCMR 算法的 0.60%,且略低于 GSC 算法(运算量降低 7.41%)。在干扰源匀速移动场景下,仍能快速调整权值以匹配干扰变化。在 5° DOA 误差、输入 SNR 为 10~35 dB 条件下,其平均输出 SINR 达 10.63~13.26 dB;其中,当输入 SNR 为 35 dB 时,较 MOP 算法提升 30.33 dB,较递归更新的 MVDR 算法提升 34.79 dB,较 GSC 算法提升 6.55 dB,且迭代过程中 SINR 无明显波动,满足实时抗干扰需求。

算法通过“可控泄漏约束-梯度投影”的协同设计,在统一框架内实现静态鲁棒性与动态适应性的统一:前者保障期望信号不被误抑制,后者确保干扰跟踪的实时性。该统一框架使算法在多种挑战性条件下均表现优异:低快拍数场景下仍能稳定估计权值,高 SNR 环境中避免了期望信号过度抑制,双旁瓣干扰共存场景下平均输出 SINR 始终领先于 MOP-HARD、MOP-RP、GSC、ESCMR 等对比算法,实现了稳态性能与动态适应性的双重优化。

参考文献

- [1] 姚富强. 通信抗干扰工程与实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.
Yao Fuqiang. Communication anti-jamming engineering and practice[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008. (in Chinese)
- [2] Jan T. Electronic warfare[J]. National Defense, 2022, 107(827): 22-23.
- [3] 卢洽然, 何方敏, 王泽, 等. 压制干扰对短周期序列扩频通信解调性能的影响分析[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2025, 53(3): 70-77.
Lu Qiaran, He Fangmin, Wang Ze, et al. Performance analysis of suppressing jamming on the demodulation performance of spread spectrum communication with short period sequences[J]. Journal of Huazhong University of Science

- and Technology (Nature Science Edition), 2025, 53(3): 70-77. (in Chinese)
- [4] Lu Q R, Qin H D, He F M, et al. Wideband interference cancellation system based on a fast and robust LMS algorithm[J]. Sensors, 2023, 23(18): 7871.
- [5] Wu H, Liu R, Guo Y, et al. Performance analysis of main-lobe canceller for monopulse at subarray level in the presence of amplitude-phase error[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(2): 2461-2473.
- [6] Wang Q, Qin H D, Yang K, et al. A robust sidelobe cancellation algorithm based on beamforming vector norm constraint[J]. IET Signal Processing, 2024, 2024: 7696638.
- [7] Liu W X, Lu Z K, Wang Z Y, et al. Sidelobes suppression for time domain anti-jamming of satellite navigation receivers[J]. Remote Sensing, 2022, 14(21): 5609.
- [8] Applebaum S, Chapman D. Adaptive arrays with main beam constraints[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1976, 24(5): 650-662.
- [9] Zoltowski M D. On the performance analysis of the MVDR beamformer in the presence of correlated interference[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988, 36(6): 945-947.
- [10] Duan Y L, Gong Y P, Yang X H, et al. Oblique projection-based covariance matrix reconstruction and steering vector estimation for robust adaptive beamforming[J]. Electronics, 2022, 11(21): 3478.
- [11] Han J Y, Ng B P, Er M H. Adaptive orientational beamforming techniques for narrowband interference rejection[J]. Signal Processing, 2022, 196: 108495.
- [12] Du L, Li J, Stoica P. Fully automatic computation of diagonal loading levels for robust adaptive beamforming[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 449-458.
- [13] Zhao X Y, Lin T, Zhu Y, et al. Partially-connected hybrid beamforming for spectral efficiency maximization via a weighted MMSE equivalence[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(12): 8218-8232.
- [14] Capon J. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis[J]. Proceedings of the IEEE, 1969, 57(8): 1408-1418.
- [15] Frost O L. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing[J]. Proceedings of the IEEE, 1972, 60(8): 926-935.
- [16] 郭乔鹤, 李秀坤, 李姝婷, 等. 基于子带分解的宽带自适应波束形成算法改进[J]. 振动与冲击, 2023, 42(20): 230-236.
- Guo Qiaohe, Li Xiukun, Li Shuting, et al. Improvement of the broadband adaptive beamforming algorithm based on sub-band decomposition[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(20): 230-236. (in Chinese)
- [17] Chen S R, Qi X L, Peng M G, et al. Anti-main-lobe jamming beamforming with covariance matrix reconstruction for wireless communication systems under jamming attacks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(4): 6168-6179.
- [18] 周静, 鲍长春, 张旭. 基于聚焦信号子空间估计导向矢量的干扰声源抑制方法[J]. 电子学报, 2023, 51(1): 76-85.
- Zhou Jing, Bao Changchun, Zhang Xu. Suppression method of the interference sound sources by estimated steering vector based on the focusing signal subspace[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(1): 76-85. (in Chinese)
- [19] Vorobyov S A, Gershman A B, Luo Z Q. Robust adaptive beamforming using worst-case performance optimization: A solution to the signal mismatch problem[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(2): 313-324.
- [20] Griffiths L, Jim C. An alternative approach to linearly constrained adaptive beamforming[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1982, 30(1): 27-34.
- [21] Buckley K, Griffiths L. An adaptive generalized sidelobe canceller with derivative constraints[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1986, 34(3): 311-319.
- [22] Chang D C, Zheng B W. Adaptive generalized sidelobe canceler beamforming with time-varying direction-of-arrival estimation for arrayed sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(8): 4403-4412.
- [23] Yu S J, Ueng F B. Blind adaptive beamforming based on generalized sidelobe canceller[J]. Signal Processing, 2000, 80(12): 2497-2506.
- [24] Ward J, Compton R T. Sidelobe level performance of adaptive sidelobe canceller arrays with element reuse[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1990, 38(10): 1684-1693.
- [25] Carlson B D. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1988, 24(4): 397-401.
- [26] Liu Y Z, Zou Q Y, Lin Z P. Generalized sidelobe cancellers with leakage constraints[C]//2005 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway: IEEE, 2005: 3741-3744.

- [27] Wang X, Xie J L, He Z S, et al. A robust generalized sidelobe canceller via steering vector estimation[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2016, 2016: 59.
- [28] Wang X R, Zhai W T, Farina A. A Unified Framework of adaptive sidelobe canceller design by antenna/subarray selection[J]. Signal Processing, 2021, 189: 108243.
- [29] Pesavento M, Gershman A B, Haardt M. Unitary root-MUSIC with a real-valued eigendecomposition: A theoretical and experimental performance study[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(5): 1306-1314.
- [30] Ginzberg Y, Efimov S, Cohen E. Robust mmWave beamforming *via* integration of digital IQ imbalance compensation and sparse-grid-based gain/phase calibration[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2026, 74(1): 51-62.

作者简介



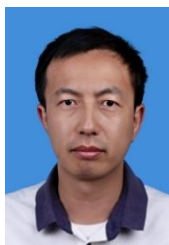
马宇峰 男,1998年10月出生于黑龙江省哈尔滨市。现为电磁能技术全国重点实验室博士研究生。主要研究方向为通信抗干扰。
E-mail: myf20230518@163.com



梁嘉祺 男,1997年8月出生于广东省中山市。现为电磁能技术全国重点实验室博士研究生。主要研究方向为通信抗干扰。
E-mail: 2001004@nudt.edu.cn



何方敏 男,1982年4月出生于湖北省天门市。现为电磁能技术全国重点实验室研究员。主要研究方向为电磁兼容和通信干扰抑制。
E-mail: hefangminemc@126.com



刘宏波 男,1979年10月出生于黑龙江省齐齐哈尔市。现为电磁能技术全国重点实验室副教授。主要研究方向为正交频分复用系统、数字信号处理。
E-mail: wuhanliuliu@126.com



杨凯 男,1989年8月出生于湖南省岳阳市。现为电磁能技术全国重点实验室助理研究员。主要研究方向为阵列信号处理。
E-mail: yangkai12@nudt.edu.cn