

基于 HHO-VMD 增强的稀疏循环自相关微弱信号检测方法

李保珠^{1,2}, 李龙辉^{1,2}, 刘彤¹, 张铮^{1,2}, 姜文^{1,2}

(1. 西安电子科技大学杭州研究院, 浙江 杭州 311231; 2. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对复杂电磁环境下非协作源微弱信号检测难题, 提出了一种基于哈里斯鹰的变分模态分解 (HHO-VMD) 增强的稀疏循环自相关检测方法。首先, 基于射线追踪法和混合噪声模型, 构建复杂电磁环境中的目标信号模型; 针对微弱目标信号的关键特征被噪声淹没而难以提取的问题, 提出了 HHO-VMD 对目标信号进行特征增强; 在此基础上, 为了解决欠采样情况下信号细微特征难以有效提取的问题, 构造稀疏度约束的循环自相关函数, 实现信号细微特征的有效提取。最后, 构造目标与背景信号在非零循环频率处的峰值幅度相关统计量, 通过二元检测模型完成微弱目标检测。仿真与实验表明, 所提方法在低信噪比与小样本条件下具有更高检测准确率。

关键词: 微弱信号检测; 变分模态分解; 循环自相关; 稀疏度约束

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025208

HHO-VMD enhanced sparse cyclic autocorrelation method for weak signal detection

LI Baozhu^{1,2}, LI Longhui^{1,2}, LIU Tong¹, ZHANG Zheng^{1,2}, JIANG Wen^{1,2}

1. Hangzhou Research Institute, Xidian University, Hangzhou 311231, China

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract: To address the challenge of detecting weak signals from non-cooperative sources in complex electromagnetic environments, a sparse cyclic autocorrelation detection method with enhancement using Harris Hawks optimization-based variational mode decomposition (HHO-VMD) was proposed. Firstly, based on the ray tracing method and a hybrid noise model, a target signal model was constructed in a complex electromagnetic environment. To address the issue that key features of weak target signals were submerged by noise and difficult to extract, HHO-VMD was proposed to enhance the target signal features. To tackle the problem of ineffective extraction of subtle signal features under sampling conditions, a sparsity-constrained cyclic autocorrelation function was constructed to extract fine-grained signal features effectively. Finally, a peak amplitude correlation statistic at non-zero cyclic frequencies was derived for target and background signals, and weak target detection was achieved using a binary hypothesis testing model. Simulations and experiments demonstrated that the proposed method has higher detection accuracy under low signal-to-noise ratio and small sample conditions.

Keywords: weak signal detection, variational mode decomposition, cyclic autocorrelation, sparsity constraint

收稿日期: 2025-06-26; 修回日期: 2025-11-16

通信作者: 李保珠, libaozhu@xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62071347)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62071347)

0 引言

非协作电磁隐身与电磁静默使低/零功率目标检测成为亟待解决的难题^[1-3]。究其原因,目标的功率管控策略导致传播信号能量微弱。同时,复杂电磁环境中的噪声干扰和多径效应又进一步劣化了信号质量,使接收端信号特征提取效能显著降低。这些因素叠加作用,极大地提升了微弱信号检测的难度。具体地,在复杂电磁环境下,微弱信号的检测研究面临的主要挑战如下。

1) 复杂电磁环境下的微弱目标信号建模难题。传统的基于统计模型的信号建模方法(如概率分布、相关函数等),需通过长期实测数据标定,数据不足时模型精度骤降^[4]。基于双线反射模型的信道建模方法在处理多径效应时,仅着眼于地面反射,而忽略了建筑物、植被等因素引发的多径干扰,导致频率选择性衰落与时延扩展的物理机制刻画失真^[5]。尽管基于莱斯衰落和抽头延迟线等经典的信道模型得到了广泛应用,但它们对于刻画复杂电磁环境下的微弱信号传播存在固有局限。首先,这些模型通常依赖于广义平稳性和固定参数的假设,无法捕捉动态散射体和干扰源导致的信道非平稳性与瞬时动态^[6]。其次,它们对主路径的刻画(如固定的莱斯因子 K)过于僵化,难以适应主导路径频繁阻塞或切换的真实场景^[7]。在实际场景(如城市环境)中,相比于传统的信道模型,精确获取所有物体的几何参数与材料参数以实现完全准确的射线路径追踪确实面临很大挑战,且通常伴随较高的计算开销。然而,随着测绘、大数据分析、数字孪生等前沿技术的持续发展,构建典型场景下的精确电磁仿真模型成为值得推进的研究方向,也将为未来智慧城市的建设提供重要支撑。再者,现有噪声模型多以高斯白噪声为假设,未能涵盖窄带干扰、脉冲噪声、大气噪声等非高斯噪声源的统计异质性,使模型无法准确表征真实电磁环境中噪声与信号的时-频域耦合特性。此类建模缺陷直接导致微弱信号传播特性的量化偏差,降低了目标检测概率。此外,微弱信号在传播过程中受多径与噪声的协同作用,导致信号畸变与能量衰减的非线性叠加,单一信道模型难以量化此类耦合影响。因此,需要构建融合多径传播全路径追踪与混合噪声统计特性的高保真信道模型,以实现复杂电磁环境下微弱信号传播机制的精准建模。

2) 复杂电磁环境中的微弱目标信号,其关键特征极易被噪声淹没。因此,如何在有效抑制多径干扰与背景噪声的同时,精准保留信号的细微特征,成为提升检测性能的核心挑战。经典的 Butterworth 滤波器需要准确的先验信息预设截止频率,在非协作场景下信号增强效果欠佳^[8]。有限脉冲响应(FIR, finite impulse response)线性滤波器系数预先设计,无法动态适应信号时变频谱特性,对非平稳信号适应性不足^[9]。小波去噪依赖基函数选择,参数设置不当易造成信号畸变或噪声残留,难以分离时域叠加信号^[10]。信号自适应分解方法因其独特的自适应性、数据驱动性和对非平稳信号的处理能力,在多个领域展现出显著优势。经验模态分解(EMD, empirical mode decomposition)通过自适应极值包络拟合,将信号分解为多尺度本征模态函数(IMF, intrinsic mode function),但由于缺乏坚实的数学基础,该方法存在模态混叠问题,导致噪声与信号特征难以有效分离,分解结果的准确性难以保证^[11]。变分模态分解(VMD, variational mode decomposition)基于变分框架,将分解转化为寻求一组中心频率紧凑的模态函数以重构信号的约束优化问题,避免了EMD中的模态混叠问题,能更清晰地分离不同特征尺度的成分,提升滤波后信号的分量纯净度^[12]。然而,VMD性能高度依赖于预设的分解层数 K 和惩罚系数 α , K 值选取不当会导致欠分解或过分解, α 值则直接影响模态的带宽和频谱分离效果。因此,合理预设 K 和 α 是保证VMD性能的关键^[13]。

3) 接收机接收的目标信号常处于欠采样状态,如何在低信噪比(SNR, signal-to-noise ratio)和小样本量的条件下表征和提取非平稳微弱目标信号的细微特征,是微弱目标检测能力的核心。低阶特征易受多径效应与噪声干扰影响,导致检测性能劣化;高阶特征虽能表征信号的非高斯特性并抑制噪声,但其计算复杂度呈指数增长,在处理大规模数据时计算时间显著增加,且在低信噪比环境下易受非高斯噪声干扰,实用性受限。相比之下,循环平稳特征通过分析信号的周期自相关性与谱结构,能够深度挖掘信号的调制类型、载频特性等关键信息,可在复杂电磁背景下有效表征信号特性,并且在保持高分析精度的同时维持较低计算复杂度,在非平稳信号处理中展现出独特优势^[14-17]。文献[14]

通过构建特定的接收机结构,利用所提取的循环平稳结构与信号的相关性来检测微弱信号,取得了较好的检测效果,对比传统辐射检测验证了循环平稳特征用于检测的优越性。文献[18]提出了将循环自相关函数(CAF, cyclic autocorrelation function)应用于微弱信号检测的思路,但在复杂电磁环境下得到的微弱目标信号往往是欠采样的,这导致传统高采样率需求的 CAF 估算方法难以奏效。文献[19]指出在宽带侦察中,虽然信号占据很宽的频带,但特定非协作信号的能量在频域上可能是稀疏的。遵循压缩感知理论,本文不需要以极高的奈奎斯特率对整个频带进行采样,而是可以采用亚奈奎斯特采样(即欠采样)直接捕获目标信号的关键特征,这极大地缓解了模数转换器(ADC, analog-to-digital converter)硬件和后续处理链的压力。正如文献[20]所指出,对于覆盖数 GHz 的宽带侦察,实现奈奎斯特采样所需的 ADC 器件成本极高,功耗巨大,欠采样是应对宽带模拟信号的一项关键技术,它使在资源受限的平台上实现实时频谱监测成为可能。针对欠采样检测问题,文献[21]利用 CAF 在循环频域的稀疏性,通过压缩感知(CS, compressed sensing)重构 CAF 用于电磁弱信号的检测,为小样本量条件下的循环频率特征提取提供了新思路,然而 CAF 的时间滞后量选择不当会影响其在循环频域的稀疏性^[22-23],导致使用 CS 提取循环频率特征时准确率低、稳定性差。因此,有必要设计时间滞后量的选取方法,保证在降低采样率的同时提高目标检测的准确率。需要特别说明的是,本文关注的欠采样场景,其必要性源于非协作接收的固有约束,在信号先验未知和平台资源受限条件下面临固有挑战。针对在未知微弱信号的检测中,接收机无法预设匹配的滤波与采样参数。在这种情况下,以低于奈奎斯特率的采样率进行工作是一种权衡数据量与检测概率的主动技术选择,常用于资源受限的侦察与传感平台。因此,研究在此条件下依然稳健的检测算法具有明确的现实意义。

本文主要的研究工作如下。

1) 从复杂电磁环境下多径效应与噪声干扰的耦合作用机理出发,建立基于射线追踪法与混合噪声模型的信号模型,为后续信号增强和检测算法提供高保真度的信号衰减与畸变特性表征。

2) 针对信号增强时 VMD 的分解层数和惩罚系

数的选取问题,提出了基于哈里斯鹰^[24]的变分模态分解(HHO-VMD, Harris Hawks optimization-based VMD)方法。依据包络熵(EE, envelope entropy)和包络谱谐波显著性(ESHS, envelope spectrum harmonics saliency)的加权组合作为适应度函数来优化 VMD 的参数选择。仿真结果表明,以上方法具有较好的信号增强效果。

3) 针对时间滞后量选取不当导致 CS 重构 CAF 准确率低的问题。基于循环平稳理论,提出了稀疏度约束的循环自相关函数估计(S-CS-CAF, sparse-constrained compressed sensing cyclic autocorrelation function estimation)方法,构造稀疏 CAF 用于微弱目标信号的表征和检测。仿真和实验结果表明,本文方法用于微弱信号检测具有较高的准确率。

1 复杂电磁环境下目标电磁信号模型

在复杂电磁环境下,微弱目标信号的检测受限于低信噪比、多径干扰与噪声耦合等挑战,亟须通过高精度信号建模揭示信号传播的物理机制,并为算法设计与系统优化提供理论支撑。

为此,本文首先采用射线追踪法模拟信号在传播环境中的反射、绕射等多径效应;其次,构建一个融合高斯白噪声与窄带干扰的混合噪声模型,以表征复杂的真实电磁背景;最后,通过耦合多径与噪声混合模型,量化分析时延扩展、频率选择性衰落及其与噪声的时-频耦合效应。该建模流程为复杂电磁环境下微弱目标信号检测与特征提取奠定了高保真度的仿真基础,如图 1 所示。

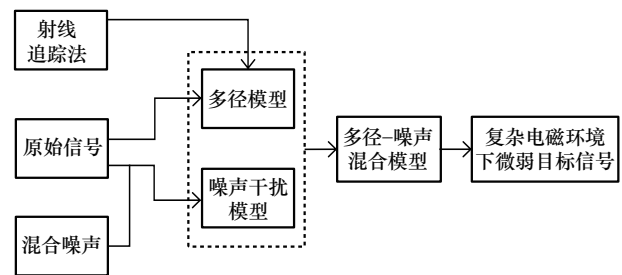


图 1 复杂电磁环境下微弱目标信号建模流程

1.1 多径模型

为精确模拟信号在复杂电磁环境中的多径效应,本文采用射线追踪法进行确定性建模,该方法基于几何光学与一致性绕射理论,通过追踪电磁波传播路径计算场强分布进行精确建模^[25]。采用射线追踪法的首要目的是为微弱信号检测算法的性能

评估提供一个具有明确物理意义、高保真度且可重复的仿真测试基准。相比于只能提供统计规律的经典模型,射线追踪法能确定性生成多径结构,通过限定建模范围,侧重相对性能比较以及最终的外场实测,便于后续深入分析算法机理,并在统一和可控的平台上进行公平性对比。

辐射天线到接收端点位置处的电磁波传播路径包括视距和非视距。若该路径是视距的,则第*i*(*i*=1,2,⋯,*I*)个辐射天线在距离*r*位置处产生的电场可表示为

$$\mathbf{E}_i^{\text{inc}} = \left(A_\theta(\theta, \phi) \hat{\mathbf{e}}_\theta + A_\phi(\theta, \phi) \hat{\mathbf{e}}_\phi \right) \frac{e^{-jkr}}{r} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{E}_i^{\text{inc}}$ 为入射场, *k* 为波数, θ 和 ϕ 分别为俯仰角和方位角, $\hat{\mathbf{e}}_\theta$ 和 $\hat{\mathbf{e}}_\phi$ 分别为 θ 和 ϕ 方向上的单位矢量, $A_\theta(\theta, \phi)$ 和 $A_\phi(\theta, \phi)$ 为对应方向上辐射天线端的电场强度, 可表示为

$$\begin{cases} A_\theta(\theta, \phi) = \sqrt{\frac{P_T \eta_0}{2\pi}} \sqrt{|G_\theta(\theta, \phi)|} e^{j\psi_\theta} \\ A_\phi(\theta, \phi) = \sqrt{\frac{P_T \eta_0}{2\pi}} \sqrt{|G_\phi(\theta, \phi)|} e^{j\psi_\phi} \end{cases} \quad (2)$$

其中, P_T 为辐射功率, η_0 为自由空间的波阻抗, $G_\theta(\theta, \phi)$ 和 $G_\phi(\theta, \phi)$ 分别为天线在 θ 和 ϕ 方向上的增益, ψ_θ 和 ψ_ϕ 分别为电场在 θ 和 ϕ 方向上的相位。

若是非视距传播的路径 j ($j = 1, 2, \dots, J$), 则从发射天线出发, 沿着射线路径进行推进计算, 直至到达观察点处, 这个过程的数学表述为

$$\mathbf{E}_i^j = \mathbf{E}_i^{\text{inc}} \prod_{h=1}^n \mathbf{R}_h \prod_{j=1}^m \mathbf{D}_j \prod_{t=1}^l \mathbf{T}_t \prod_{s=1}^{m+n+l} A_s \prod_{q=1}^{m+n+l} e^{-jkr_q} \quad (3)$$

其中, *n*、*m* 和 *l* 分别表示出现反射、绕射和透射的次数, \mathbf{R} 、 \mathbf{D} 和 \mathbf{T} 分别表示反射、绕射和透射系数, A_s 表示经过反射、透射或绕射后的扩散因子, r_q 表示第 *q* 个射线结点到第 *q*+1 个散射结点的距离。

总电场 $\mathbf{E}_{\text{tot}}^{\text{tot}}$ 就是求到达该接收点的所有射线的贡献之和, 那么 *I* 个辐射天线的总电场为

$$\mathbf{E}_{\text{tot}}^{\text{tot}} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \mathbf{E}_i^j \quad (4)$$

1.2 噪声干扰模型

在实际电磁环境中, 除高斯白噪声外, 还存在多种非线性噪声源加剧信号的非平稳特性, 其统计特性差异显著且耦合效应复杂^[26]。为准确模拟真

实电磁环境中信号传播时受到的噪声干扰, 本文分别以高斯噪声、窄带噪声、大气噪声及脉冲噪声对应模拟交通噪声、定向辐射源干扰、雷电与宇宙射电背景效应及突发干扰, 叠加后构建混合噪声模型, 如式(5)所示。

$$\begin{aligned} n(t) &= n_1(t) + n_2(t) + n_3(t) + n_4(t) = \\ g(t) &+ \sum_{i=1}^{m_1} C_i e^{-j(\Delta\omega_i + \phi_i)} + \\ &\sum_{i=1}^{m_2} D_i \frac{\sin 2\pi B(t - t_i)}{t - t_i} e^{j\omega_0 t_i} + E(t) e^{j\phi(t)} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $n_1(t)$ 、 $n_2(t)$ 、 $n_3(t)$ 和 $n_4(t)$ 分别为零均值的复带限高斯白噪声、窄带干扰、脉冲噪声和大气噪声, ω_0 为原目标信号的载波频率, m_1 为窄带干扰个数, C_i 为第 *i* 个窄带干扰的幅度, $\Delta\omega_i$ 为第 *i* 个窄带干扰的基带频率与原目标信号载波频率之差, ϕ_i 为第 *i* 个窄带干扰的相位, m_2 为脉冲噪声源个数, D_i 为第 *i* 个脉冲噪声的幅度, B 为滤波器的带宽, t_i 为第 *i* 个脉冲噪声到达接收端的时间, $E(t)$ 和 ϕ_i 分别为大气噪声的幅度和相位。

$n_2(t)$ 的频率和相位服从均匀分布, 幅度服从 Hall 分布, 表示为

$$p_C(C) = \frac{(\theta_C - 1) \gamma_C^{\theta_C - 1} C}{(C^2 + \gamma_C^2)^{\frac{\theta_C + 1}{2}}} \quad (6)$$

其中, θ_C 和 γ_C 为自由参数, 且 θ_C 需满足 $\theta_C > 1$ 。

脉冲噪声的幅度 D 也可以用 Hall 分布来描述, 如式(7)所示。

$$p_D(D) = \begin{cases} \frac{(1 - \theta_D) D}{(D^2 + \gamma_D^2)^{\frac{\theta_D + 1}{2}} \left[(D_{\max}^2 + \gamma_D^2)^{\frac{1 - \theta_D}{2}} - \gamma_D^{1 - \theta_D} \right]}, & 0 \leq D < D_{\max} \\ 0, & D \geq D_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

其中, D_{\max} 为幅度最大值, θ_D 和 γ_D 为自由参数, 且 θ_D 需满足 $\theta_D > 1$ 。

大气噪声具有成簇突发的特性, 且突发的持续时间 T 服从三参数的更新分布, 表示为

$$p_T(T) = (E_1 e^{-E_2 T} + E_3) \exp \left[-\frac{E_1}{E_2} (1 - e^{-E_2 T}) - E_3 T \right] \quad (8)$$

其中, E_1 、 E_2 和 E_3 是自由参数, T 是大气噪声突发的持续时间。

1.3 多径-噪声混合信号模型

综合上述模型,接收端信号 $x(t)$ 可表示为直射路径信号、多径信号与混合噪声的叠加,如式(9)所示。

$$x(t) = s_d + \sum_{i=1}^L s_r^i + n(t) = aA \cos \omega_c t + \sum_{i=1}^L b_i A \cos(\omega_c t + \varphi_i) + g(t) + \sum_{i=1}^{m_1} C_i e^{-j(\Delta\omega_i + \phi_i)} + \sum_{i=1}^{m_2} D_i \frac{\sin 2\pi B(t - t_i)}{t - t_i} e^{j\omega_0 t_i} + V(t) e^{j\phi(t)} \quad (9)$$

其中, s_d 为直射信号, A 为目标信号振幅, ω_c 为载波频率, a 为直射路径的衰减系数, s_r^i 为第 i 条路径的信号, L 为路径的数量, b_i 为第 i 条路径的衰减系数, φ_i 为第 i 条路径的相位偏移。

该模型不仅量化了多径叠加导致的信号时延扩展与频率选择性衰落,还融合了高斯噪声、窄带干扰及脉冲噪声的时-频域耦合效应,为复杂电磁环境下微弱信号的特征提取与检测提供了更接近现实的仿真环境。

2 微弱目标信号增强

信号在传输过程中,多径效应和噪声干扰带来的影响总是不可避免,因此本节以第 1.3 节中构建的多径-噪声混合信号模型为基础提出基于哈里斯鹰算法的变分模态分解方法进行微弱目标信号的增强,以提高后续提取信号细微特征进行目标检测的效率。

VMD 克服了当前信号分解技术中的模态混叠、端点效应等问题,能够将复杂信号分解为简单的模态分量,是一种完全非递归的信号分解方法^[27]。对于变分问题,其核心是寻找使 IMF 的估计带宽之和最小化的解,同时保证 IMF 分量叠加后能够恢复为原始信号。数学表达式为

$$\min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (10)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^K u_k = x(t)$$

其中, u_k 是第 k 个 IMF 分量, ω_k 是第 k 个 IMF 分量的中心频率, $\delta(t)$ 是脉冲函数, K 是分解层数, $x(t)$ 是经过多径-噪声混合信道的原始信号。

为了解决这个受约束的变分问题,引入拉格朗

日乘子和二次惩罚项将式(10)转变为无约束的变分问题模型,由此原问题转变为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (11)$$

其中,拉格朗日乘子 λ 可以保持约束条件的严格性,惩罚因子 α 可以保证重构信号的精确度。

交替方向乘子法是一种有效的优化技术,用于处理信号分解中的无约束问题。利用该技术通过迭代更新 IMF 分量和中心频率,实现了对信号频率的有效分离。其迭代更新表达式为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (12)$$

其中, $\hat{u}_k(\omega)$ 、 $\hat{x}(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别是 $u_k(t)$ 、 $x(t)$ 和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换形式, $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 是第 $n+1$ 次迭代时中心频率为 ω 的第 k 个 IMF 分量, ω_k^{n+1} 是第 $n+1$ 次迭代时第 k 个 IMF 分量的中心频率。

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (13)$$

需要注意的是, VMD 的性能高度依赖分解层数 K 和惩罚因子 α 的合理设定:若 K 过小,信号中不同时间尺度的成分可能无法充分分离,导致模态混叠或信息丢失;若 K 过大,则会引入冗余噪声分量,降低微弱目标信号增强的效果。惩罚因子 α 则直接控制模态带宽,过小的 α 会使频带重叠严重,削弱分解的稀疏性;过大的 α 则可能过度约束带宽,丢失高频细节特征。传统手动试错法难以平衡参数间的复杂耦合关系,尤其在处理非平稳和强噪声的未知信号时,参数失配会显著影响特征提取与去噪效果。基于此,本文创新性地提出了通过 HHO 算法对 K 和 α 进行智能优化,其通过模拟群体捕猎行为的自适应搜索机制,能够在参数空间内快速定位全局最优解,确保 VMD 在模态纯净度、计算效率与物理意义间的平衡。

HHO 算法在探索阶段, 哈里斯鹰个体的位置更新策略分为随机栖息和固定栖息。

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{\text{rand}}(t) - a|X_{\text{rand}}(t) - 2bX(t)|, q \geq 0.5 \\ X_{\text{rabbitt}}(t) - X_m(t) - c[\text{LB} + d(\text{UB} - \text{LB})], q < 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (15)$$

其中, $X(t+1)$ 为 $t+1$ 次迭代时个体的位置; $X_{\text{rand}}(t)$ 、 $X_{\text{rabbitt}}(t)$ 和 $X_m(t)$ 分别为第 t 次迭代时随机个体的位置、最优个体所处位置和所有个体的平均位置; a 、 b 、 c 、 d 和 q 是 $(0,1)$ 之间的随机数; LB 和 UB 分别为种群的下界和上界; N 为种群数量。当 $q \geq 0.5$ 时, 由于未发现最优个体的具体位置, 将会向着种群中某一个体所在位置飞行。当 $q < 0.5$ 时, 表示找到最优个体的位置, 并将其作为更新方向。

由探索阶段向围捕阶段的过渡受到猎物逃逸能量 E 的控制且随着迭代次数的增加 E 呈现下降趋势, 逃逸能量 E 表示为

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (16)$$

其中, E_0 为初始状态的逃逸能量, 在每次迭代的间隔里随机设置, 取值范围为 $(-1,1)$; T 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数。当 $|E| \geq 1$ 时, 认为猎物体力充沛, 鹰群在探索阶段进行位置更新。当 $|E| < 1$ 时, 此时鹰群认为猎物体力不足, 转而进入围捕阶段。

在围捕阶段, 根据猎物的逃逸能量以及是否逃脱包围来制定不同的围捕策略。

情况 1: 软围捕。当 $|E| \geq 0.5$ 且 $e \geq 0.5$ 时, 猎物未成功逃脱但仍体力充沛, 采用软包围方式围捕。

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E|JX_{\text{rabbitt}} - X(t)| \quad (17)$$

$$\Delta X(t) = X_{\text{rabbitt}}(t) - X(t) \quad (18)$$

$$J = 2(1 - e) \quad (19)$$

其中, $\Delta X(t)$ 为最优个体与当前个体的位置差, J 为猎物逃离包围时的移动强度, e 为取值范围在 $(0,1)$ 的随机数。

情况 2: 硬围捕。当 $|E| < 0.5$ 且 $e \geq 0.5$ 时, 猎物未成功逃脱且体力耗尽, 采用硬包围方式围捕。

$$X(t+1) = X_{\text{rabbitt}}(t) - E|\Delta X(t)| \quad (20)$$

情况 3: 快速俯冲软围捕。当 $|E| \geq 0.5$ 且 $e < 0.5$ 时, 猎物成功逃脱且体力充沛, 引入 Levy 飞行函数的概念来模拟猎物逃跑阶段路线的多变迷惑性, 以及鹰群的无规则速降和俯冲, 计算式为

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, F(Y) < F(X(t)) \\ Z, F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (21)$$

$$Y = X_{\text{rabbitt}}(t) - E|JX_{\text{rabbitt}}(t) - X(t)| \quad (22)$$

$$Z = Y + \mathbf{S} \times \text{LF}(D) \quad (23)$$

其中, $F(Y)$ 、 $F(Z)$ 和 $F(X(t))$ 分别表示位置 Y 、 Z 和 $X(t)$ 处个体的适应度函数值, D 表示问题的维度, 此时用于 VMD 参数的优化问题即为二维, \mathbf{S} 表示维度为 $1 \times D$ 的随机向量, LF 表示 Levy 飞行函数。

情况 4: 快速俯冲硬围捕。当 $|E| < 0.5$ 且 $e < 0.5$ 时, 猎物成功逃脱但体力耗尽, 鹰群将试图降低与猎物的平均距离进行围捕, 计算式为

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, F(Y) < F(X(t)) \\ Z, F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (24)$$

$$Y = X_{\text{rabbitt}}(t) - E|JX_{\text{rabbitt}}(t) - X_m(t)| \quad (25)$$

$$Z = Y + \mathbf{S} \times \text{LF}(D) \quad (26)$$

作为个体位置更新的唯一评判标准, 适应度函数不仅决定了哈里斯鹰群体向全局最优解的收敛方向, 还通过动态反馈机制平衡算法的全局搜索能力与局部开发精度。在本文对 VMD 参数优化中, 需同时权衡去噪效果和循环平稳特征的保留。因此, 本文选择模态分量的 EE 和 ESHS 加权组合作为适应度函数。

EE 是衡量信号包络复杂度的指标, 反映信号的随机性和不规则性, 模态分量的 EE 越低表示信号规律性越强, 能量集中在特定特征频率附近, 包含的噪声分量越少, 分解效果越好。其计算步骤如下。

首先对每个模态分量 u_k 进行希尔伯特变换取其包络, 表示为

$$a(t) = \sqrt{u_k(t)^2 + \mathcal{H}(u_k(t))^2} \quad (27)$$

其中, \mathcal{H} 为希尔伯特变换。

接着将包络幅值划分为 N 个区间, 统计每个区间的概率, 表示为

$$p_i = \frac{a(t_i)}{\sum_{j=1}^N a(t_j)}, i = 1, 2, \dots, N \quad (28)$$

其中, $a(t_i)$ 为包络幅值落在第 i 个区间的次数。

由此得到模态分量的 EE 为

$$EE = - \sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i) \quad (29)$$

ESHS 用于评估包络谱中谐波成分的显著性, 本文使用其量化包络谱中与循环平稳特征相关的谐波强度, ESHS 越高说明谐波成分越明显, 循环平稳特征保留越多。其计算步骤如下。

首先对每个 IMF 分量的包络信号进行傅里叶变换, 可得

$$A(f) = |\mathcal{F}\{a(t)\}| \quad (30)$$

接着设定理论特征频率 f_c 及其倍频, 表示为

$$A_k = A(kf_c), k = 1, 2, \dots, M \quad (31)$$

其中, M 为预设的最大谐波阶数。

由此得到模态分量的 ESHS 为

$$ESHS = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M A_k \quad (32)$$

对于 HHO 算法搜索过程中的每一组候选参数 $[K, \alpha]$, 均执行一次 VMD, 并计算当前参数下所有模态分量的 EE 与 ESHS 的加权和, 以其作为评价该组参数分解性能的适应度值, 通过权重平衡去噪与特征保留。

$$\text{Fitness} = \omega_1(-EE) + \omega_2 \text{ESHS} \quad (33)$$

其中, ω_1 和 ω_2 为权重系数且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。当设置 $\omega_1 > \omega_2$ 时侧重抑制噪声, 反之则侧重保留信号循环平稳特征。HHO 算法依据适应度函数来获得最优分解层数与惩罚系数, 从而可以利用 VMD 将信号分解为不同的 IMF。

最后, 选用能量熵比量化各 IMF 的能量占比, 以此为指标进行信号主导和噪声主导的 IMF 分量筛选, 各 IMF 的能量熵比表示为

$$EER_k = \frac{E_k}{H} \quad (34)$$

其中, E_k 为能量占比, 表示当前 IMF 的能量占所有 IMF 能量的比例; H 为能量熵, 衡量能量分布的混乱程度。二者数学表达式分别为

$$E_k = \frac{\sum_{n=1}^N |u_k(n)|^2}{\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N |u_k(n)|^2} \quad (35)$$

$$H = - \sum_{k=1}^K E_k \ln E_k \quad (36)$$

其中, N 表示信号长度, $u_k(n)$ 表示第 k 个 IMF 在采样点 n 处的值。

因此, 能量熵比越大则表示该 IMF 的能量占比越高且分布越有序, 认为是目标信号主导的模态分量, 保留用于重构; 反之则认为该 IMF 为噪声主导的模态分量进行剔除。重构信号由能量熵比最大的前 M 个 (通常 $M=2$ 或 3) IMF 分量叠加而成, 表示为

$$x_{\text{enhanced}}(t) = \sum_{m=1}^M \text{IMF}_m \quad (37)$$

其中, $x_{\text{enhanced}}(t)$ 表示重构后的增强信号, m 表示按能量熵比由大到小排序后的第 m 个 IMF。

3 循环自相关特征提取与检测

本文提出的稀疏度约束 CAF 估计流程如图 2 所示。首先利用 CS 框架将 CAF 估计问题转化为稀疏重构问题; 然后利用软阈值确定稀疏度, 梯度下降法结合有限差分法进行时间滞后量的更新; 最后, 构造稀疏度约束的 CAF 表征信号的循环自相关特征, 实现欠采样条件下信号循环频率特征的有效提取。需要明确的是, 本文研究的“小样本”条件, 核心是指单次接收到的信号序列长度短 (即采样点数 N 小)。这是由于在非协作侦察、电磁静默等实际场景中, 目标信号暴露时间短暂, 接收机能够截获的连续数据量极为有限。在这种情况下, 传统基于分段平均的 CAF 估计因平均时间不足, 会导致估计方差急剧增大, 使循环频率特征被严重的估计噪声所淹没。

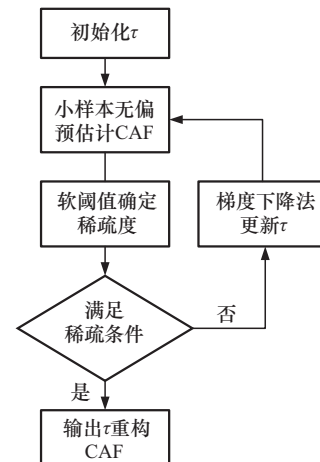


图 2 稀疏度约束 CAF 估计流程

3.1 稀疏循环自相关估计

定义经过 HHO-VMD 增强的信号为 $x(t)$ ，首先，将 $x(t)$ 的 CAF 离散化表示为在采样长度为 T ，采样间隔为 Δt 归一化的序列中求解循环自相关，即

$$R_{xx}^{\alpha}(m) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} R_{xx}(i, m) e^{-j2\pi \frac{k}{T} i} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} x(i) x^*(i+m) e^{-j2\pi \frac{k}{T} i} \quad (38)$$

其中， m 为离散的时间滞后量，其与连续时间滞后量的关系为 $\tau = m\Delta t$ ， i 为第 i 个采样点， $k = \alpha T\Delta t$ 为离散表示的循环频率。

接着对 $x(t)$ 进行周期为 T_e 的 N 点均匀时域采样，可以得到长度为 N 的采样向量 $\mathbf{x} = [x(0),$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} e^{-j2\pi \frac{0}{NT_e} (0 \times T_e)} & e^{-j2\pi \frac{0}{NT_e} (1 \times T_e)} & \dots & e^{-j2\pi \frac{0}{NT_e} ((N-1) \times T_e)} \\ e^{-j2\pi \frac{1}{NT_e} (0 \times T_e)} & e^{-j2\pi \frac{1}{NT_e} (1 \times T_e)} & \dots & e^{-j2\pi \frac{1}{NT_e} ((N-1) \times T_e)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e^{-j2\pi \frac{N-1}{NT_e} (0 \times T_e)} & e^{-j2\pi \frac{N-1}{NT_e} (1 \times T_e)} & \dots & e^{-j2\pi \frac{N-1}{NT_e} ((N-1) \times T_e)} \end{bmatrix} \quad (41)$$

最后，选用高斯随机采样矩阵 Φ 对 \mathbf{y}_{τ_0} 进行随机采样，得 $m \times 1$ 的采样向量 $\hat{\mathbf{y}}_{\tau_0}$ ，表示为

$$\hat{\mathbf{y}}_{\tau_0} = \Phi \mathbf{y}_{\tau_0} \quad (42)$$

与式(40)结合可得

$$\hat{\mathbf{y}}_{\tau_0} = NT_e \Phi \mathbf{F}^{-1} \hat{R}_{xx}^{\alpha}(\tau) \quad (43)$$

其中， \mathbf{F}^{-1} 为离散 Fourier 变换逆矩阵。此时问题转化为利用少量随机观测值得到的 $\hat{\mathbf{y}}_{\tau_0}$ 来重构 CAF $\hat{R}_{xx}^{\alpha}(\tau)$ 。

CAF 在循环频域的稀疏性意味着信号只在某些特定的循环频率上有非零的峰值^[28]。但不同的 τ 会影响这些峰值的位置和强度。当选择正确的时间滞后量时，CAF 在循环频率域的稀疏性更加明显，保证重构 CAF 精度和效率。因此，本文在少量样本下无偏预估计接收信号的 CAF，通过量化其稀疏程度，以该稀疏程度为阈值判断此时的 τ 是否适用于稀疏重构。

首先在先验知识不足的情况下，随机初始化一个时间滞后量 $\tau_0 = kT_e$ ($k = 1, 2, \dots$) 且 $\tau_0 \in [0, \tau_{\max}]$ ， τ_0 取采样周期 T_e 的整数倍， τ_{\max} 为最大可能时间滞后量，然后在小样本量 m 下预估计循环自相关函数。

$x(T_e), \dots, x((N-1)T_e)]^T \in \mathbb{C}^N$ ，结合式(38)得到离散形式下的 CAF。

$$R_{xx}^{\alpha}(mT_e) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{NT_e} \sum_{n=0}^{N-1} x(nT_e) x^*(nT_e + m) e^{-j2\pi \frac{k}{NT_e} n} \quad (39)$$

此时，定义一个 $N \times 1$ 的列向量 $\mathbf{y}_{\tau_0} = \mathbf{x} \odot \mathbf{x}_{\tau_0}$ ，其中， \odot 为两向量之间的点乘运算符； $\mathbf{x}_{\tau_0} = [x(\tau_0), x(T_e + \tau_0), \dots, x((N-1)T_e + \tau_0)]^T$ 表示采样向量 \mathbf{x} 内每个点向后延长时间间隔为 τ_0 下取值的重组向量，即 \mathbf{x} 的时延向量。则式(39)所述的 CAF 求解过程可以表示为

$$R_{xx}^{\alpha}(\tau) = \frac{1}{NT_e} \mathbf{F} \mathbf{y}_{\tau_0} \quad (40)$$

其中， \mathbf{F} 为 $N \times N$ 的离散 Fourier 变换矩阵，其结构为

$$\hat{R}_{xx}^{\text{pre}}(\tau_0) = \frac{1}{mT_e} \sum_{n=0}^{m-1} x(nT_e) x^*(nT_e + \tau_0) e^{-j2\pi n \alpha T_e} \quad (44)$$

此时用稀疏度来量化被估计 CAF 向量的稀疏程度，对于 N 元素向量 \mathbf{x} ，它的 l_0 范数就是 \mathbf{x} 的非零元素个数。然而，CAF 向量中的小系数受有限观测时间和背景噪声干扰源影响，可能存在接近零但不为零的情况，此时稀疏是一个相对概念而不是绝对概念。因此，本文采用软阈值化操作来将某些小系数置零，同时收缩较大的系数，以实现稀疏判定。

$$x_i^{\text{threshold}} = \text{sign}(x_i) \max(|x_i| - \lambda, 0) \quad (45)$$

其中， $x_i^{\text{threshold}}$ 是向量 \mathbf{x} 优化后的第 i 个元素， $\text{sign}(x_i)$ 是向量 \mathbf{x} 第 i 个元素的符号函数， λ 是阈值参数，用于平衡稀疏程度与重构误差。

稀疏度 Γ_x 定义为非零元素的比例，可以表示为

$$\Gamma_x = \frac{\|\mathbf{x}^{\text{threshold}}\|_0}{N} \quad (46)$$

对式(44)的预估计函数计算稀疏度 Γ_{pre} ，作为待重构 CAF 是否满足稀疏条件的判定依据。若满足稀疏条件，则认为在该 τ_0 下的 CAF 是稀疏的，可通过压缩感知模型完成估计；若不满足，则更新 τ_0 值，

重复预估计与稀疏度计算判断过程,直到预估计函数满足稀疏条件。输出该结果下的 τ_0 ,作为CAF重构模型的时延参数,保证CAF在CS框架下精准的重构。本文采用梯度下降法对 τ_0 进行更新,即

$$\tau_0^{(k+1)} = \tau_0^{(k)} - \Delta\tau \text{sign}[\nabla\Gamma_x(\tau_0^{(k)})] \quad (47)$$

其中, $\Delta\tau$ 为更新步长, $\nabla\Gamma_x(\tau_0^{(k)})$ 为稀疏度 Γ_x 关于时间滞后量 $\tau_0^{(k)}$ 的梯度,由于解析梯度难以直接求解,这里采用有限差分法进行近似。

$$\nabla\Gamma_x(\tau_0^{(k)}) \approx \frac{\Gamma_x(\tau_0^{(k)} + \delta) - \Gamma_x(\tau_0^{(k)} - \delta)}{2\delta} \quad (48)$$

其中, $\delta = 0.01T_e$ 为微小扰动。

在更新得到合适的 τ_0 后,利用 l_1 范数作为其稀疏结构特性的约束条件,得到基于CS的重构模型,完成对CAF的重构。

$$\min_{\hat{R}_{xx}^a(\tau_0)} \|\hat{R}_{xx}^a(\tau_0)\|_1, \text{ s.t. } \hat{y}_{\tau_0} = NT_e \Phi F^{-1} \hat{R}_{xx}^a(\tau) \quad (49)$$

本节所述方法其核心优势在于通过稀疏度导向的反馈机制,解决小样本下CAF估计的固有问题。传统基于压缩感知的CAF估计(CS-CAF)性能高度依赖于时间滞后量 τ 的选择。若 τ 选择不当,CAF在循环频率域的稀疏性会变差,此时即使使用CS框架,重构精度也会急剧下降。本文方法增加了一个“预估计与稀疏度判断”的前馈环路,对于给定的 τ ,先用极短的样本预估计一个CAF,并计算其稀疏度 Γ 。稀疏度 Γ 在此作为一个衡量该 τ 值下特征提取难易程度的先导指标。之后再通过梯度下降法,动态调整 τ 值以寻找最优稀疏结构。这保证了后续的CS重构总是在最有利的条件下进行。该机制确保了输入CS重构模块的观测数据,其对应的CAF具有最佳的稀疏先验,从而极大地提高了从小样本中成功重构出真实循环频率特征的概率。

3.2 基于循环自相关特征的弱信号检测

由于接收数据长度有限以及高斯观测矩阵本身的随机特性影响,估计出的CAF非零循环频率处的峰值幅度存在一定的偏差。对于离散二阶循环平稳信号 $x(t) = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T \in \mathbb{R}^N$,其循环自相关函数的估计值峰值 $\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau)$ 与真实峰值 $R_{xx}^{\max}(\tau)$ 之间的关系为

$$\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) = R_{xx}^{\max}(\tau) + \varepsilon_{xx}(\tau) \quad (50)$$

其中, $\varepsilon_{xx}(\tau)$ 为估计误差,来源于观测数据样本量和高斯随机矩阵。此时,构建二元检测模型,判断

背景中是否存在弱信号。噪声干扰由于其循环特征与背景噪声无异(仅在 $\alpha=0$ 处有值),会被检测模型自然归类为背景噪声(即 H_0 假设),从而实现与目标信号的有效区分。

$$\begin{cases} H_0: \hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) = \varepsilon_{xx}(\tau) \\ H_1: \hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) = R_{xx}^{\max}(\tau) + \varepsilon_{xx}(\tau) \end{cases}, \alpha \neq 0 \quad (51)$$

在 H_0 假设下, $\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau)$ 服从高斯正态分布,即

$$\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) \stackrel{D}{=} N(0, \sigma^2) \quad (52)$$

其中, σ^2 表示方差, $\stackrel{D}{=}$ 表示依分布收敛。

在 H_1 假设下, $\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau)$ 服从渐进分布,即

$$\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) - R_{xx}^{\max}(\tau) \stackrel{D}{=} N(0, \sigma^2) \quad (53)$$

则其似然检测函数为

$$\begin{aligned} \Lambda &= \frac{f(\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) | H_1)}{f(\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) | H_0)} x_i^{\text{threshold}} = \\ &= \frac{\exp(-\frac{1}{2}\sigma^2(\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau) - R_{xx}^{\max}(\tau))^2)}{\exp(-\frac{1}{2}\sigma^2(\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau))^2)} \end{aligned} \quad (54)$$

用估计值 $\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau)$ 代替 $R_{xx}^{\max}(\tau)$,可得似然比值为

$$\Lambda = \exp(\frac{1}{2}\sigma^2(\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau))^2) \quad (55)$$

由此可确定用于弱信号检测中的检验统计量为

$$g = 2\ln\Lambda = \sigma^2(\hat{R}_{xx}^{\max}(\tau))^2 \quad (56)$$

其中,渐进协方差矩阵 σ^2 的值和统计量 g 的服从分布可以通过对背景数据长期观测获得,式(51)的假设检验问题可以归结为

$$\begin{cases} H_0: g < \lambda \\ H_1: g \geq \lambda \end{cases}, \alpha \neq 0 \quad (57)$$

其中, λ 为检测门限,在二元假设检验中,检测门限 λ 根据奈曼-皮尔逊(Neyman-Pearson)准则设定,即在约束虚警概率不超过一个可接受的最大值的条件下,最大化检测概率。本文 λ 通过对背景数据长期观测获得 g 分布的统计特性,设置期望虚警概率,由式(58)得到。由此在期望的虚警概率下可得理论检测概率 P_d 如式(59)所示。

$$P_f = P\{g \geq \lambda | H_0\} \quad (58)$$

$$P_d = P\{g \geq \lambda | H_1\} \quad (59)$$

结合上述内容,这里给出本文在复杂电磁环境下对微弱信号检测流程,如图3所示。

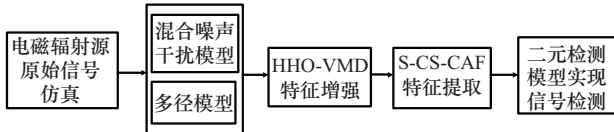


图3 复杂电磁环境下微弱信号检测流程

4 仿真实验

本文所有数值仿真均在同一计算机中进行，使用的计算机配置为：Intel(R) Core(TM) i7-10750H 处理器，32 GB 内存，NVIDIA GeForce GTX 1650 显卡，64 位 Windows 10 操作系统。仿真使用的软件为 Matlab R2020a 和 Wireless Insite。

4.1 复杂电磁环境下的微弱信号建模仿真

在模拟复杂电磁环境中微弱信号的传播情况前，首先根据通信信号的时域表达式构造原始信号数据集。原始信号数据集关注的目标频段为 S 波段，即频率范围为 2~4 GHz。该频段电磁波被广泛应用于多种领域，包括中继、卫星通信、雷达以及蓝牙等无线通信技术^[29]。S 波段的一个关键特性是其具有良好的抗干扰能力和较远的探测距离，这使它在军事和其他需要远距离探测的应用场景中尤其受欢迎^[30]。

仿真以二进制相移键控 (BPSK, binary phase shift keying) 巴克码信号、振幅调制 (AM, amplitude modulation) 和多幅移位键控 (MASK, multiple amplitude shift keying) 3 种调制方式作为目标辐射源信号来进行算例演示。

取脉冲宽度为 0.01 μs， f_0 为 2.4 GHz，采用经典的 13 位巴克码序列 “1111100110101” 作为基本编码，信号带宽约为 4.8 GHz。仿真获取 BPSK 巴克码信号时域如图 4 所示。

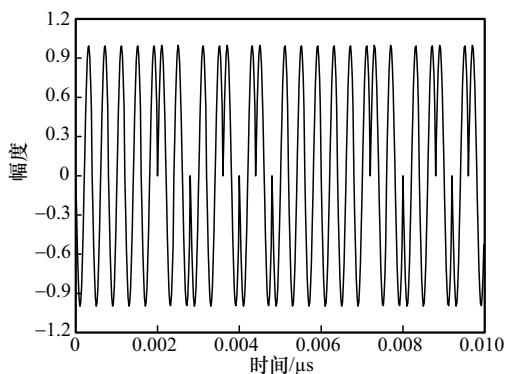


图4 BPSK 巴克码信号时域

取 A 和 m_a 大小为 1， f_c 为 2.4 GHz， $v(t)$ 为频率

$\frac{f_c}{20}$ 的正弦波信号，生成 0.01 μs 长度，带宽为 240 MHz 的 AM 信号时域波形如图 5 所示。

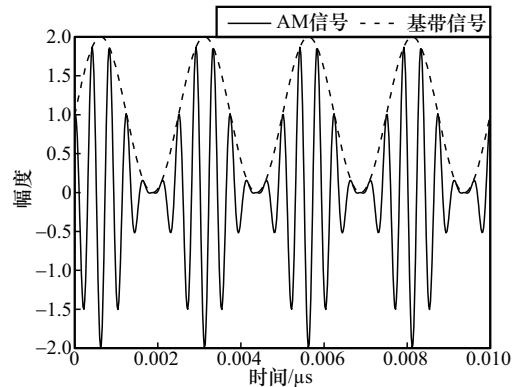


图5 AM 信号时域波形

取 a_n 为 0~3 的随机整数， f_c 为 2.4 GHz， T_s 大小为 f_c 的倒数，窗函数宽度与 T_s 一致，生成 0.01 μs 长度，信号带宽为 800 MHz 的 MASK 信号时域波形如图 6 所示，其展示了高频载波信号被数字基带信号调控产生的幅度变化情况。

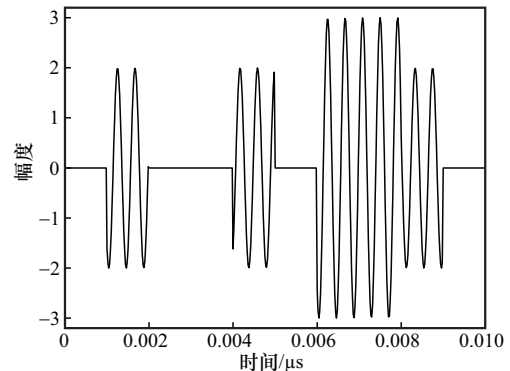


图6 MASK 信号时域波形

随后，将生成的辐射源信号导入第 1.1 节中构建的多径信道模拟场景的发射机中，进行多径信道的传播仿真。导出接收端时域数据，得到经过多径信道后的微弱电磁信号。5 km×5 km 城市电波传播仿真模型如图 7 所示，发射机搭载全向天线，接收机搭载偶极子天线，直射、绕射、反射和透射的路径数量分别为 1、6、4 和 1。导出接收端时域数据做分析处理，仿真结果的可视化传播路径展示如图 7 所示，图中的直线部分为模拟的所有传播路径。

将图 4~图 6 所示的原始信号分别导入图 7 所示的无线电磁传播仿真场景中，即可得到接收端的信号。图 8(a)~图 8(c) 分别展示了与图 4~图 6 对应的原

始信号,经过多径信道后,在接收机端所观测到的时域波形。明显可以看出,经过多径传播的电磁信号到达接收端的时间相比于直射路径的更长,同时也会有更大的功率衰落。

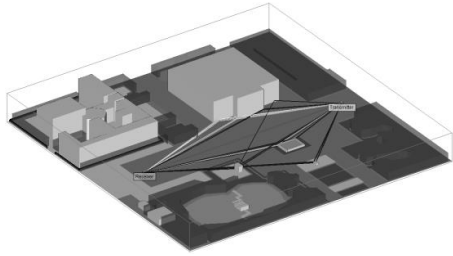


图7 城市电波传播仿真模型

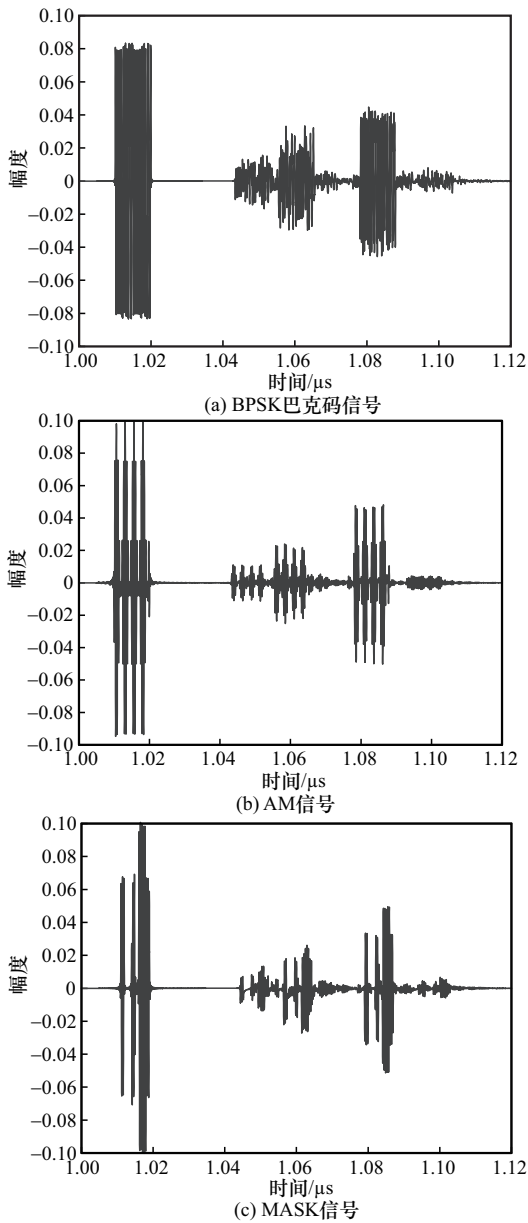


图8 多径效应下接收端时域序列

根据 1.2 节构建的噪声干扰模型,对经过多径信道的仿真信号进行加噪处理,以图 8(a)所示的 BPSK 巴克码信号为例,截取接收端时域序列 1.01~1.02 μs 的 500 个数据点进行加噪处理,图 9 展示了在不同信噪比下的时域序列。

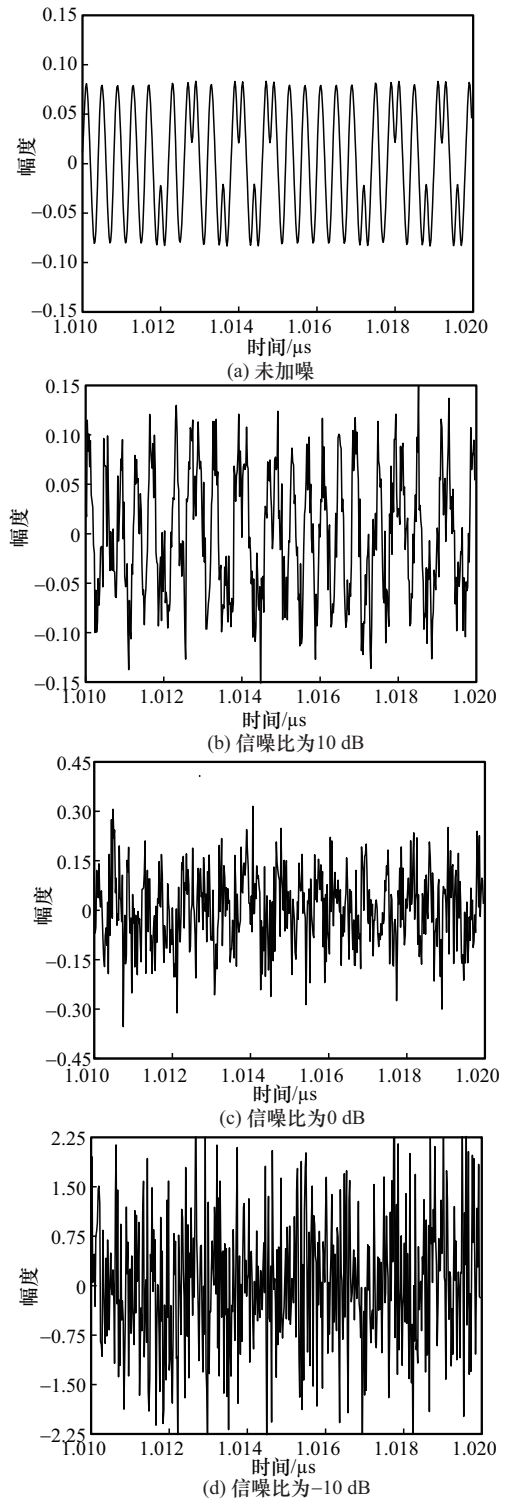


图9 不同信噪比下的时域序列

从图9可以看出，经过多径-噪声混合信道后，信号已经产生了明显的畸变，SNR越低，产生的畸变越严重，当噪声能量到达一定程度时，信号会完全淹没在背景噪声中而难以被发现，进而对目标信号的频谱分析和检测处理产生很大挑战。因此，需要通过提取有效的信号特征并对之增强，来提升时序序列中的有效信息占比，便于后续提取特征进行微弱信号检测。

4.2 HHO-VMD 信号增强算法仿真

以经过多径-噪声混合信道的BPSK信号为例，依据HHO算法选择VMD的分解层数与惩罚系数，迭代结果如图10所示。

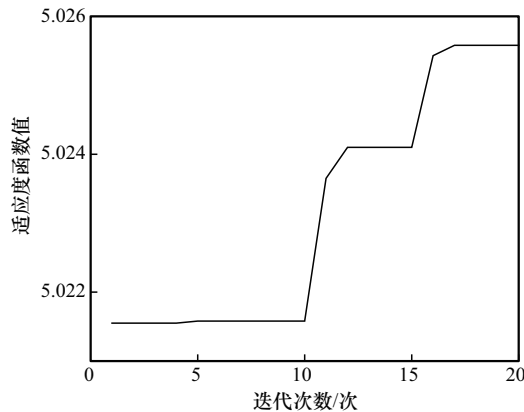


图10 HHO迭代结果

由图10可知，HHO算法在第17次迭代中找到最优解，其最优适应度函数值为5.025 8，对应最优的分解层数为5，最优惩罚系数为574.72。

按照最优参数对信号进行VMD，分解得到的模态分量如图11所示，其中对模态函数的幅值进行了归一化处理。

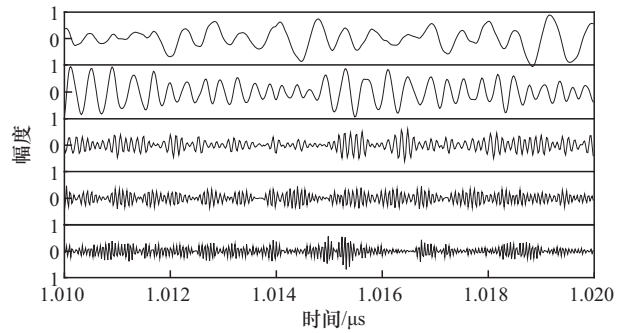


图11 原始信号VMD模态分量

以能量熵比为指标，选择前3个模态分量作为信号主导分量进行重构，HHO-VMD重构信号与原始信号波形对比如图12所示。

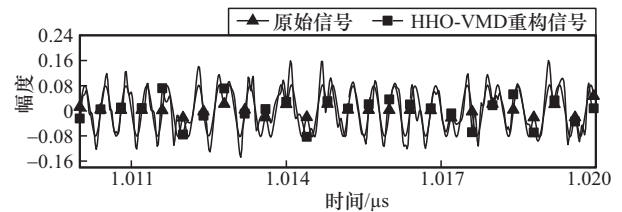
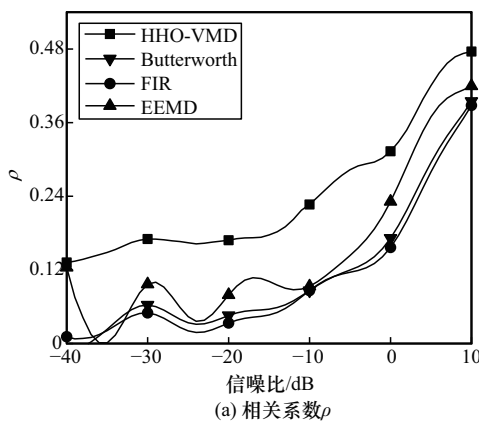


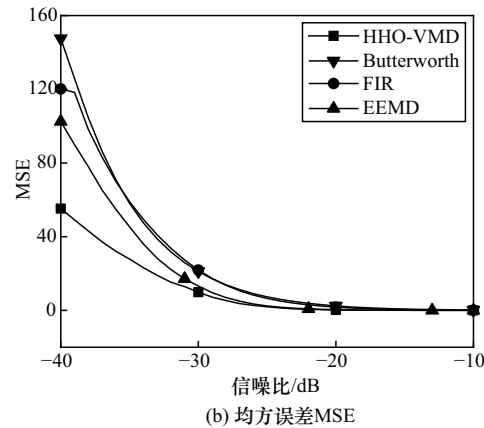
图12 HHO-VMD重构信号与原始信号波形对比

从图12可以明显看出，HHO-VMD可以在低信噪比环境下有效去除背景噪声成分，完成对目标调制信号的逼近与增强。通过计算相关系数 ρ 和均方误差（MSE, mean square error）指标定量评价算法的增强性能，图13给出了本文方法与传统常用的Butterworth滤波、有限长单位冲激响应（FIR, finite impulse response）滤波、集合经验模态分解（EEMD, ensemble empirical mode decomposition）在不同信噪比下的增强效果比较。

由图13可知，随着信噪比降低，相比于其他3种



(a) 相关系数 ρ



(b) 均方误差MSE

图13 不同信噪比下4种算法增强效果对比

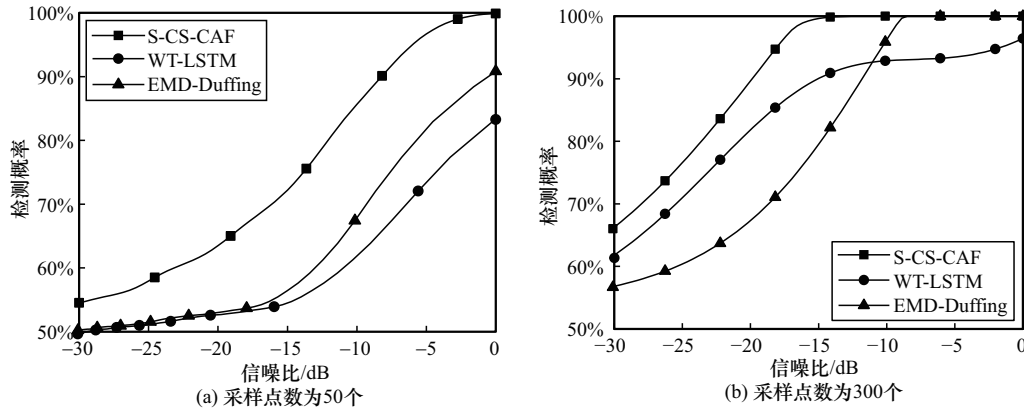


图 14 不同检测方法的检测概率曲线

方法, HHO-VMD 算法通过自适应搜索找到了全局最优的分解层数与惩罚系数, 使 VMD 在抑制噪声和保留信号细微特征之间达到了最佳平衡, 从而实现了更高的相关系数 ρ 和更低 MSE。当 SNR=0 dB 时, 定量地有 $\rho|_{\text{FIR}} = 0.15655$, $\rho|_{\text{Butterworth}} = 0.17162$, $\rho|_{\text{EEMD}} = 0.23143$, $\rho|_{\text{HHO-VMD}} = 0.31329$ 。相比前 3 种常见的滤波方法, HHO-VMD 算法性能分别提升 50.03%、45.22% 和 26.13%, 在低于 0 dB 的低信噪比环境下, 虽然增强效果受到严重影响, 但是 HHO-VMD 算法仍然保持着优势。

为了验证本文提出的 S-CS-CAF 方法在小样本量和低信噪比条件下微弱信号检测的优势, 在 $P_f = 0.1$ 、添加 1.2 节中信噪比为 -20 dB 的 4 种混合噪声、使用数据采样点数分别为 50 和 300 的条件下, 将其与文献[31]的 EMD-Duffing 方法和文献[32]的 WT-LSTM 方法进行检测概率的对比, 结果如图 14 所示。EMD-Duffing 方法是传统信号处理与非线性混沌理论的结合, 该方法在低信噪比下具有良好的检测能力, 其性能瓶颈主要源于 EMD 本身的模态混叠与端点效应问题。选择该方法进行对比, 旨在验证本文方法相对于传统自适应分解方法在提高信号检测概率方面的优越性。WT-LSTM 方法是数据驱动深度学习方法在弱信号检测领域的应用, 该方法代表了当前基于深度学习的检测方向, 但其性能高度依赖大量训练样本。选择该方法进行对比, 旨在验证本文方法在小样本量条件下, 相比需要大量数据的深度学习方法仍能展现出显著优势。

从图 14 可以看出, 在 50~300 个采样点数下, 本文方法检测概率整体高于 WT-LSTM 和 EMD-Duffing 方法。在信噪比为 -15 dB、采样点数为 50 个

时, 本文方法检测概率为 72.2%, WT-LSTM 与 EMD-Duffing 方法检测概率分别为 54.2% 和 56.4%。这充分表明了, 在复杂电磁环境低信噪比和小样本量条件下, 本文方法基于信号的循环平稳特征, 通过 CS 理论从小样本中重构特征, 因而在极小样本量下依然能保持稳定的高检测性能, 相比于 WT-LSTM 与 EMD-Duffing 方法能发挥出更出色的检测效果。

5 实验验证

为分析并验证真实环境下 S-CS-CAF 用于微弱目标信号检测的性能, 搭建了一套基于无人机平台的电磁环境测试系统, 如图 15 所示。本节的外场实测旨在验证本文方法在真实环境中的有效性。实验中所使用的目标信号, 其调制类型与第 4.1 节中仿真分析的 BPSK 信号模型保持一致。

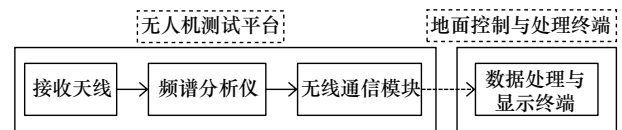


图 15 基于无人机平台的电磁环境测试系统

无人机搭载频谱分析仪, 全向天线作为接收端, 地面架设固定平台搭载信号源, 双脊喇叭天线作为发射端。无人机外场实测场景为 150 m×100 m 的草地如图 16 所示, 信号源设置 BPSK 信号中心频点为 2.4 GHz, 起始频率为 2 GHz, 终止频率为 4 GHz, 频率步进为 100 MHz。信号源与接收机水平距离 25~100 m (步进为每 5 m 一个点位), 接收机距离地面高度为 50 m, 采样频率设置为 1 GHz。每次接收观测 50 组时长为 1 s 的电磁数据用于后续算法处理。

选择时间滞后量 τ 为 1~200 T_c , 对接收端截取

1 000 个数据样本无偏估计 CAF 理论值；截取 50 个数据样本，使用基于压缩感知的 CAF 估计算法求解接收端数据的 CAF 值，并与理论值比较得到总体 MSE。CAF 理论值的稀疏度 Γ 、CS-CAF 估计算法误差随 τ 的变化关系如图 17 所示。

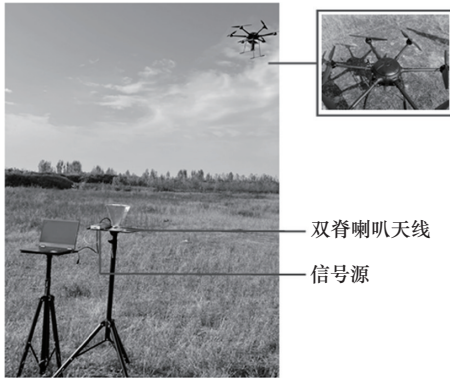


图 16 无人机外场实测场景

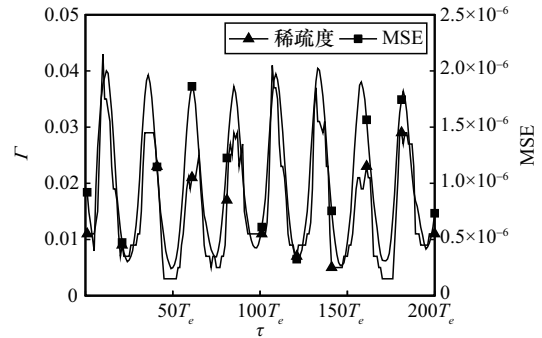


图 17 稀疏度、重构误差随时间滞后量变化关系

从图 17 可以看出，基于 CS-CAF 估计结果误差与 CAF 本身的稀疏度变化规律一致，具备相关关系。稀疏度最大的 3 个值分别是 0.043、0.041 和 0.037，对应的 τ 为 $10 T_e$ 、 $107 T_e$ 和 $109 T_e$ ；稀疏度最小的 3 个值均为 0.003，对应的 τ 分别是 $45 T_e$ 、 $50 T_e$ 和 $172 T_e$ 。图 18 给出了 6 个时间滞后量下 CS-CAF

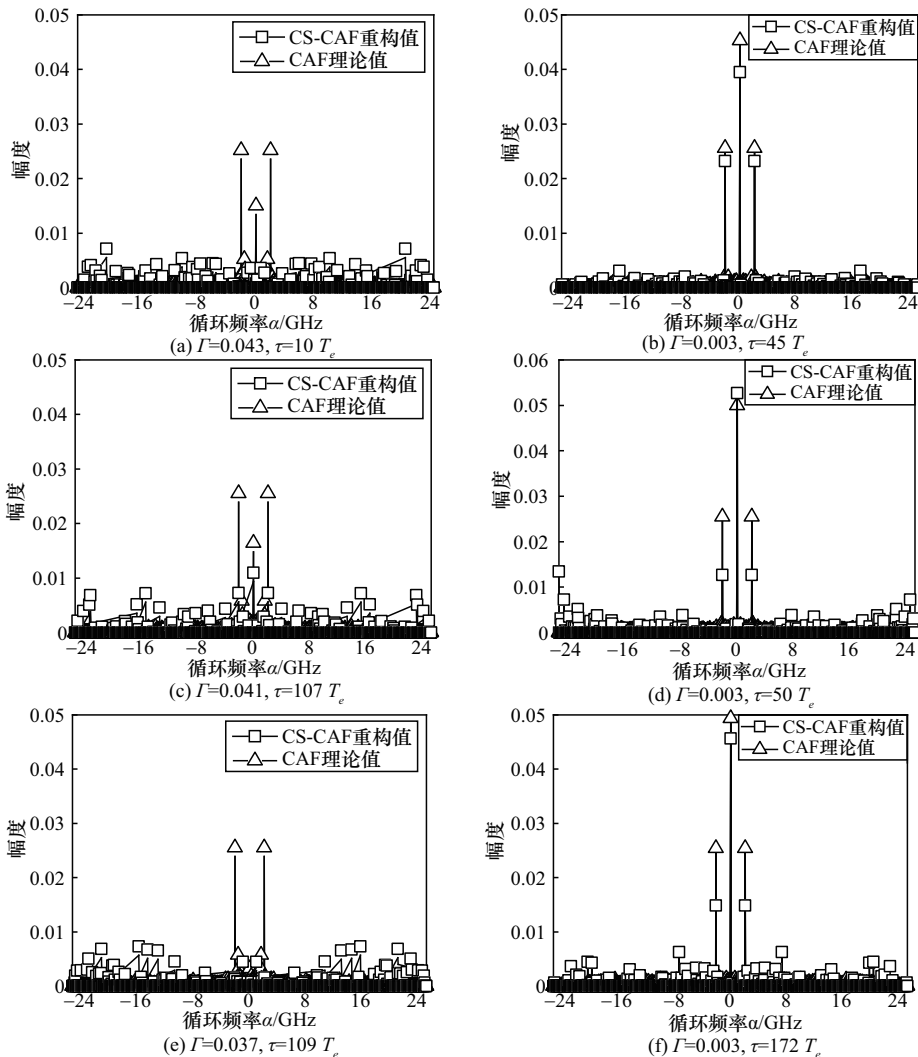


图 18 不同稀疏度下 CS-CAF 重构值与 CAF 理论值比较

重构值与CAF理论值的对比。

当稀疏度为0.043、0.041和0.037等较大值时, 重构结果分布杂乱, 并与理论值产生巨大偏差; 当稀疏度为0.003等较小值时, 运用CS重构模型估计出的CAF结果能较好还原理论值分布。据此验证了稀疏度与CAF重构精度的相关性。

理论上, 只要掌握被分析信号的载波频率信息, 就可推断出低稀疏度情况下对应的 τ 值, 进而完成低误差的CAF重构。然而实际场景下拦截的电磁信号为非协作的微弱信号, 与理论情况不符, 此时便需要 τ 值的更新算法来输出合适的 τ 值供CAF重构使用, 本文通过预估计CAF的稀疏度来判断对应 τ 值作为重构模型参数是否适用, 从而达到 τ 值自动更新的效果。以下给出实测数据集算例以展示不同信噪比下, S-CS-CAF算法输出的 τ 值与最近的理论 τ 值的一致情况。预估计CAF与迭代 τ 值确定采用100个数据样本, 理论CAF估计与 τ 值确定采用1000个数据样本, 稀疏度阈值取0.01。对比结果如图19所示。

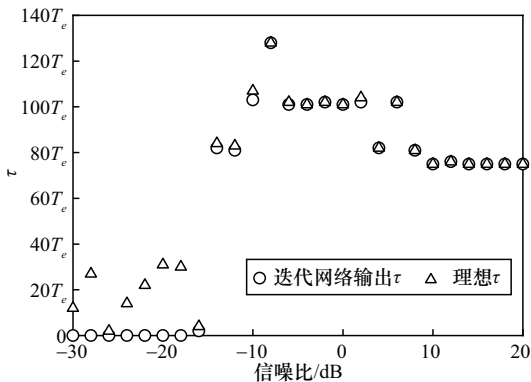


图 19 τ 值更新输出结果与理论值对比

由图19可知, τ 值更新算法输出结果随信噪比的增大逐渐与理论 τ 值一致。当信噪比小于-20 dB时, 噪声功率极大, 严重污染了预估计的CAF, 导致对其稀疏度的计算出现偏差, 因此算法输出的 τ 值与理论值存在一定误差。随着信噪比的提升, 预估计的CAF稀疏度越来越能反映其真实稀疏结构, 因此算法输出值迅速收敛于理论值, 在信噪比高于-15 dB的情况下, 输出结果与理论值之差不大于 $2 T_e$; 在信噪比高于-10 dB的情况下, 输出结果与理论值之差小于 $1 T_e$ 。这表明该算法在大多数实际场景下能可靠地自动寻找到最优的 τ , 解决了CAF在CS应用中参数依赖经验的难题。

理论CAF估计确定采用1000个数据样本, 在样本欠采样率0.06~0.2的条件下使用S-CS-CAF对CAF进行估计, 并与人工选择 τ 的传统重建方法进行了性能比较, 对比结果如图20所示。与依据人工经验选择 τ 的CS-CAF估计方法相比, S-CS-CAF通过自动寻找稀疏度最优的 τ , 保证了CS重构总是在最有利的条件下进行, 因此其重构误差始终低于人工经验选择。随着采样点数的增加, 观测信息更丰富, CS重构的精度自然得到提升, S-CS-CAF的误差曲线呈现明显的下降趋势, 符合压缩感知的理论预期, 证明了该方法的正确性和优越性。

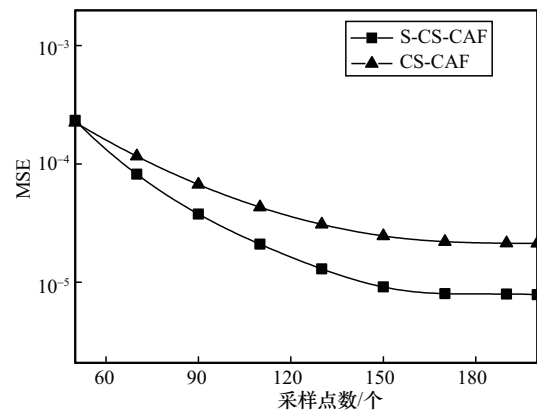


图 20 不同采样点数下的CAF估计性能比较

在实测数据集上进行检测实验与验证, 接收机离地高度为50 m, 发射信号调制样式为BPSK信号, 信号频率为2.4 GHz。控制发射端与接收端的水平距离为变量, 每个位置接收50组各100个数据样本, 对接收数据进行处理分析, 通过计算每个距离点正确组数与待检测组数的比值, 得到该距离下的实际检测概率, 如图21所示。

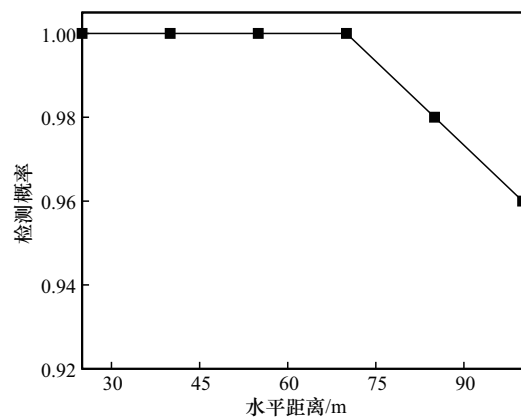


图 21 实际检测概率

由图 21 的外场实测结果可知, 检测概率随水平距离增加呈下降趋势, 符合电磁波传播中的空间路径损耗效应。随着水平距离增加, 接收信号功率逐渐降低, 信噪比相应下降。尽管如此, 本文方法在较大距离范围内仍可保持较高的检测概率, 表明所提 HHO-VMD 信号增强与 S-CS-CAF 特征提取及检测一体化流程, 对真实环境中的多径效应和噪声干扰具有良好的鲁棒性与实用有效性。

6 结束语

针对复杂电磁环境与欠采样条件下, 微弱电磁信号特征提取困难、检测概率低的技术瓶颈, 本文系统研究了“信号建模-信号增强-稀疏特征提取与检测”全流程处理方法。首先构建多径-噪声混合传播模型, 实现复杂电磁信号的精确仿真, 提出 HHO-VMD 方法以有效增强微弱信号; 然后在 CS 理论框架下提出基于稀疏度约束的循环自相关函数估计方法, 通过构造信号稀疏先验, 提升低信噪比和小样本量场景下 CAF 的估计精度; 最后构造目标信号与背景环境在非零循环频率处的峰值幅度相关统计量用于目标检测。仿真与实验结果表明, 本文方法可有效增强微弱信号, 通过输出合适的时间滞后量降低 CAF 估计误差, 在低信噪比和小样本量条件下仍保持较高目标检测概率, 为复杂电磁环境中微弱信号检测提供了高效可靠的解决方案。

参考文献:

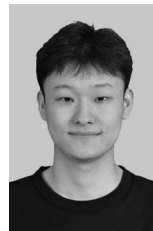
- [1] 沈锋, 丁国如, 李婕, 等. 电磁频谱多维态势压缩测绘技术研究进展[J]. 通信学报, 2023, 44(11): 25-42.
SHEN F, DING G R, LI J, et al. Research progress on electromagnetic spectrum multidimensional situation compressed mapping technology[J]. Journal on Communications, 2023, 44(11): 25-42.
- [2] 安建平, 丁海川, 王帅. 多维域低零功率通信[J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(11): 2266-2282.
AN J P, DING H C, WANG S. Low-to-no-power covert communication based on energy dispersion[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2023, 53(11): 2266-2282.
- [3] PASTINA D, SANTI F, PIERALICE F, et al. Maritime moving target long time integration for GNSS-based passive bistatic radar[C]//Proceedings of the IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 3060-3083.
- [4] ANDREWS J G, BAI T Y, KULKARNI M N, et al. Modeling and analyzing millimeter wave cellular systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 65(1): 403-430.
- [5] CHIU C C, TSAI A H, LIN H P, et al. Channel modeling of air-to-ground signal measurement with two-ray ground-reflection model for UAV communication systems[C]//Proceedings of the 2021 30th Wireless and Optical Communications Conference (WOCC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 251-256.
- [6] HUANG Z W, BAI L, CHENG X, et al. A non-stationary 6G V2V channel model with continuously arbitrary trajectory[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(1): 4-19.
- [7] ZHU X M, WANG C X, HUANG J, et al. A novel 3D non-stationary channel model for 6G indoor visible light communication systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(10): 8292-8307.
- [8] BASU S, MAMUD S. Comparative study on the effect of order and cut off frequency of butterworth low pass filter for removal of noise in ECG signal[C]//Proceedings of the 2020 IEEE 1st International Conference for Convergence in Engineering (ICCE). Piscataway: IEEE Press, 2020: 156-160.
- [9] 夏超, 刘亚奇, 关晴骁, 等. 基于非线性残差的 JPEG 图像隐写分析[J]. 通信学报, 2023, 44(1): 142-152.
XIA C, LIU Y Q, GUAN Q X, et al. Steganalysis of JPEG images using non-linear residuals[J]. Journal on Communications, 2023, 44(1): 142-152.
- [10] 肖进胜, 李文昊, 姜红, 等. 基于双域滤波的三维块匹配视频去噪算法[J]. 通信学报, 2015, 36(9): 91-97.
XIAO J S, LI W H, JIANG H, et al. Three dimensional block-matching video denoising algorithm based on dual-domain filtering[J]. Journal on Communications, 2015, 36(9): 91-97.
- [11] 乔丽红, 贾曼曼, 梁义涛. 自适应信号处理算法对比分析[J]. 信息技术, 2018, 42(3): 22-26, 33.
QIAO L H, JIA M M, LIANG Y T. Comparative analysis of adaptive signal processing algorithms[J]. Information Technology, 2018, 42(3): 22-26, 33.
- [12] JIANG F, ZHU Z C, LI W. An improved VMD with empirical mode decomposition and its application in incipient fault detection of rolling bearing[J]. IEEE Access, 2018, 6: 44483-44493.
- [13] 李保珠, 马鲁, 李龙辉, 等. 基于相频融合特征的相控阵雷达个体识别[J]. 通信学报, 2024, 45(12): 67-82.
LI B Z, MA L, LI L H, et al. Phased array radar individual recognition based on phase-frequency fusion feature[J]. Journal on Communications, 2024, 45(12): 67-82.
- [14] GELLI G, IZZO L, PAURA L. Cyclostationarity-based signal detection and source location in non-Gaussian noise[J]. IEEE Transactions on Communications, 1996, 44(3): 368-376.
- [15] GARDNER W A. Signal interception: a unifying theoretical framework for feature detection[J]. IEEE Transactions on Communications, 1988, 36(8): 897-906.
- [16] GARDNER W A. Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1991, 8(2): 14-36.
- [17] GARDNER W A. A new method of channel identification[J]. IEEE Transactions on Communications, 1991, 39(6): 813-817.
- [18] GARDNER W. Measurement of spectral correlation[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1986, 34(5): 1111-1123.
- [19] BAJWA W U, HAUPT J, SAYEED A M, et al. Compressed channel sensing: a new approach to estimating sparse multipath channels[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1058-1076.
- [20] MISHALI M, ELDAR Y C. From theory to practice: sub-nyquist sam-

- pling of sparse wideband analog signals[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 375-391.
- [21] SUN R B, REN H F, YANG Z B, et al. Wind turbine fault diagnosis based on cyclostationary feature detection from compressive samples[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(17): 27883-27891.
- [22] 陈栩杉, 张雄伟, 杨吉斌, 等. 随机测量条件下的循环自相关函数无网格估计[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(4): 670-675, 683.
CHEN X S, ZHANG X W, YANG J B, et al. Gridless cyclic autocorrelation estimation for random measurements[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017, 15(4): 670-675, 683.
- [23] 韩小石. 一种基于稀疏特性的循环谱估计方法研究[J]. 信息通信, 2016, 29(5): 13-15.
HAN X S. Research on a cyclic spectrum estimation method based on sparse characteristics[J]. Information & Communications, 2016, 29(5): 13-15.
- [24] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris Hawks optimization: algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [25] NA H, EIBERT T F. A Huygens' principle based ray tracing method for diffraction calculation[C]//Proceedings of the 2022 16th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-4.
- [26] MANDAL A K, DE S. Analysis of wireless communication over electromagnetic impulse noise channel[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(2): 1187-1200.
- [27] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [28] DIKMESE S, ILYAS Z, SOFOTASIOS P C, et al. Sparse frequency domain spectrum sensing and sharing based on cyclic prefix autocorrelation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(1): 159-172.
- [29] 张更新, 王运峰, 丁晓进, 等. 卫星互联网若干关键技术研究[J]. 通信学报, 2021, 42(8): 1-14.
ZHANG G X, WANG Y F, DIGN X J, et al. Research on several key technologies of satellite Internet[J]. Journal on Communications, 2021, 42(8): 1-14.
- [30] HORTON D, BRINGER A, JOHNSON J T, et al. Progress in time-series soil moisture retrieval using L- and S-band radar backscatter[C]//Proceedings of the IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5784-5787.
- [31] LIU L F, RUI G S, ZHANG Y. Duffing oscillator weak signal detection method based on EMD signal processing[C]//Proceedings of the 2020 International Conference on Computer Information and Big Data Applications (CIBDA). Piscataway: IEEE Press, 2020: 495-498.
- [32] LI S Y, QI L. Research on detection method of small sample weak signal based on wavelet data augmentation[C]//Proceedings of the 2023 5th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing (ICMSP). Piscataway: IEEE Press, 2023: 201-206.

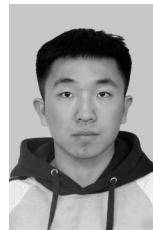
[作者简介]



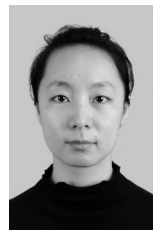
李保珠 (1990-), 女, 河南周口人, 博士, 西安电子科技大学副研究员, 主要研究方向为电磁信号处理、天线与电波传播等。



李龙辉 (2001-), 男, 河南南阳人, 西安电子科技大学博士生, 主要研究方向为电磁信号处理、天线与电波传播等。



刘彤 (1999-), 男, 陕西汉中, 西安电子科技大学硕士生, 主要研究方向为弱信号检测、电波传播等。



张铮 (1986-), 女, 山东聊城人, 博士, 西安电子科技大学讲师, 主要研究方向为天线与射频技术、电波传播等。



姜文 (1985-), 男, 山东烟台人, 博士, 西安电子科技大学教授, 主要研究方向为天线与射频技术、电磁散射理论与设计等。