



XXXX

一种面向混合干扰的索引调制跳频扩谱资源分配抗干扰策略方法

袁浩源^{1,2,3}, 施育鑫^{1,2}, 李玉生^{1,2}

- (1. 国防科技大学第六十三研究所, 江苏 南京 210007;
2. 电磁空间安全试验评估全国重点实验室, 江苏 南京 210007;
3. 国防科技大学电子科学学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 针对索引调制跳频扩谱 (index modulation based frequency hopping spread spectrum, IM-FHSS) 系统在混合干扰环境下的性能分析与资源分配问题, 引入独立干扰参数对不同类型干扰进行差异化建模, 基于超几何分布推导了加性高斯白噪声 (additive Gaussian white noise, AWGN) 和瑞利衰落信道下的完整误比特率 (bit error rate, BER) 表达式。通过定义中断概率、能量效率和资源占用率3项核心性能指标, 分别建立了资源最小化和BER最小化两个互补优化模型。针对优化问题的混合整数非线性、非凸多峰等复杂特征, 分别采用非线性随机重用变异鲸鱼优化算法 (nonlinear randomly reuse-based mutated whale optimization algorithm, NRRMWOA) 和改进复合粒子群优化算法 (improved composite particle swarm optimization, ICPSO) 进行求解。仿真结果表明, 理论BER推导与蒙特卡洛仿真高度吻合, 所提算法在求解精度、收敛速度和稳定性上均显著优于传统方法。

关键词: 索引调制; 跳频; 混合干扰; 抗干扰策略

中图分类号: TN975

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.

Resource Allocation Anti-Jamming Strategy for IM-FHSS under Mixed Jamming

Yuan Haoyuan^{1,2,3}, Shi Yuxin^{1,2}, Li Yusheng^{1,2}

1. The Sixty-third Research Institute, National University of Defense Technology, Nanjing 210007, China
2. National Key Laboratory of Test & Evaluation for ElectroMagnetic Space Security, Nanjing 210007, China
3. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

Abstract: To address the performance analysis and resource allocation challenges of index modulation-based fre-

收稿日期: 2026-07-22; 修回日期: 2026-08-30

通信作者: 施育鑫, shiyuxin13@nudt.edu.cn; 李玉生, lys63s@163.com

基金项目: 国防科技大学自主科研基金项目 (No.ZK24-60)

Foundation Items: Innovation Research Foundation of National University of Defense Technology (Innovation research foundation of NUDT) under Grant No. ZK24-60



quency hopping spread spectrum (IM-FHSS) systems under mixed jamming, independent jamming parameters were introduced to model different jamming types. Complete bit error rate (*BER*) expressions for both additive Gaussian white noise (AWGN) and Rayleigh fading channels were derived based on hypergeometric distribution probability models. By defining 3 core performance metrics, outage probability, energy efficiency, and resource occupancy rate, two complementary optimization models, namely resource minimization and *BER* minimization, were established. The nonlinear randomly reuse-based mutated whale optimization algorithm (NRRMWOA) and the improved composite particle swarm optimization (ICPSO) algorithm were employed to solve the two optimization problems, respectively, addressing their mixed-integer nonlinear, non-convex, and multi-modal characteristics. Simulation results demonstrated that the theoretical *BER* derivations closely matched Monte Carlo simulations, and the proposed algorithms significantly outperformed traditional methods in terms of solution accuracy, convergence speed, and stability.

Key words: index modulation, frequency hopping, mixed jamming, anti-jamming strategies

1 引言

现代无线通信系统正深度融入物联网 (internet of things, IoT)、车联网 (internet of vehicles, IoV) 和低地球轨道 (low earth orbit, LEO) 卫星通信等关键领域。然而, 其工作环境受到频谱资源稀缺和复杂电磁干扰的双重制约, 这显著增加了系统对干扰的敏感性, 使抗干扰能力成为保障系统可靠性和频谱效率的核心瓶颈^[1-4]。

作为代表性的抗干扰技术, 跳频扩谱 (frequency hopping spread spectrum, FHSS) 通过快速的载波频率切换有效抵抗定频干扰, 其与物联网系统的深度融合已成为保障终端设备可靠通信的核心方案, 有效提升了通信节点的基本抗干扰能力^[5-6]。然而, 在反应式跟踪干扰下^[7-9], FHSS 的抗干扰性能显著恶化, 因为干扰机能够持续监听信道, 并在检测到通信活动后立即注入精确干扰。此类干扰以更少的资源与能量消耗即可实现高效干扰, 暴露了传统 FHSS 系统在动态对抗环境中的固有局限性^[10-12]。

为突破 FHSS 难以有效对抗反应式跟踪干扰的局限, 文献[13]提出了基于索引调制的跳频扩谱 (index modulation based frequency hopping spread spectrum, IM-FHSS)^[14-16], 该方案将索引调制 (index modulation, IM) 的灵活索引机制与

FHSS 固有的抗干扰优势相结合, 构建了一种在符号域和索引域中双重嵌入信息的双冗余抗干扰机制。具体而言, IM-FHSS 在每个跳频时隙配置 M 个相互正交的跳频图案, 其中仅有一个图案被动态激活。在传输过程中, 输入的信息比特首先通过索引映射器转换为激活跳频图案的索引, 即索引比特, 用于确定当前时隙的激活频点; 同时, 调制符号 (如 BPSK 或 QPSK 符号) 被承载至该激活频点进行传输, 即符号比特。接收端利用能量最大似然检测器, 通过比较 M 个可用频点的信号能量来区分激活频点与空闲频点, 从而分别恢复索引比特和符号比特。该方案具有对抗反应式跟踪干扰的天然抗干扰能力。已有研究表明^[17-18], 该方案能够在单一典型干扰场景下有效利用动态激活的跳频频点规避干扰、提升可靠性, 并初步建立了相应的理论分析框架。

然而, 现代智能干扰机已不再局限于单一的干扰模式, 而是趋向于综合运用多种干扰样式, 形成混合干扰。混合干扰对 IM-FHSS 系统的危害远大于单一类型干扰, 干扰的叠加效应使得 IM-FHSS 系统的误比特性能急剧恶化, 严重威胁通信链路的可靠性和安全性^[19-20]。因此, 如何在混合干扰环境下准确分析 IM-FHSS 系统的性能并设计高效的抗干扰资源分配策略, 已成为当前亟待解决的关键问题。

在战术通信系统的实际部署中, IM-FHSS 系统的资源优化通常面临两类典型场景。第一类是资源受限场景, 如战场传感器网络和无人侦察节点等低功耗应用, 其核心需求是在保证通信质量的前提下将系统对频点、时隙和功率资源的占用降至最低, 以延长节点寿命并降低被探测概率。第二类是高可靠通信场景, 如指挥控制链路与实时火控数据传输, 其核心需求是在资源可用性和能量效率等约束下将系统误比特率降至最低, 以确保关键信息的准确传递。这两类场景在军事通信中广泛存在且需求迥异, 迫切需要建立系统化的优化模型与高效的求解算法来分别应对^[21-23]。

在通信资源优化问题中, 凸优化方法依赖目标函数的凸性与可微性, 难以处理非凸多模态问题; 深度强化学习虽具自适应能力, 但在混合动作空间中探索效率低且依赖大规模预训练, 难以满足实时性要求。相较之下, 启发式算法具有无梯度特性、全局搜索能力和灵活约束处理三大优势, 更适用于本文的优化问题。然而, 粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 结构简洁但易早熟收敛, 鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 搜索行为丰富但精细搜索能力不足, 遗传算法 (genetic algorithm, GA) 全局探索能力强但局部开发机制缺乏, 差分进化算法 (differential evolution, DE) 局部搜索精细但高维中搜索效率显著下降, 灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO) 社会层级机制良好但窄可行域下多样性易丧失, 人工蜂群算法 (artificial bee colony, ABC) 探索与开发解耦但步长缺乏自适应, 单一机制和静态参数难以同时满足全局探索、局部精化和约束处理的要求^[24]。为此, 近年来研究聚焦于“问题地形适配”, 通过非线性参数自适应、多种搜索机制动态配比和时变约束容差等策略提升算法性能^[25]。

随着干扰向混合和智能化的不断演进, 现有 IM-FHSS 研究存在显著局限性, 阻碍了其在物联

网及相关关键领域的复杂实际电磁环境中的应用, 具体如下:

- 现有 IM-FHSS 抗干扰性能分析大多假设干扰类型单一或采用同质化干扰假设, 缺乏对混合干扰的统一建模, 其性能分析也难以刻画多干扰参数与信道衰落的耦合影响, 无法为系统设计和资源优化提供准确的性能评估依据。

- 现有资源分配研究多聚焦于单一优化目标, 性能指标多局限于误比特率, 缺乏对战术通信中常见场景的系统化建模, 且核心性能指标体系不完整, 难以为多场景、多目标的资源优化决策提供完整的理论支撑。

- 已有工作多依赖闭式分析与数值搜索设计抗干扰策略, 传统优化方法难以有效求解 IM-FHSS 资源优化问题中混合整数非线性、非凸多峰和极窄可行域等复杂特征。

针对上述 3 项局限, 本文以混合干扰环境下 IM-FHSS 系统的智能资源分配抗干扰策略为研究重点, 开展了系统的抗干扰方案研究, 主要贡献如下:

- 区别于现有工作对单一干扰的逐类分析, 本文引入独立干扰参数乘积项, 对不同类型干扰的幅度、相位和有效干扰时间进行差异化统一建模。基于活跃频点是否被干扰的场景分类方法和超几何分布概率模型, 系统推导了两类信道条件下的完整误比特率 (bit error rate, BER) 表达式。理论值与蒙特卡洛仿真值高度吻合, 揭示了系统参数、干扰参数和信道参数对 BER 性能的耦合影响机理, 为混合干扰环境下的精确性能评估奠定了理论基础。

- 突破单一指标与单一目标的限制, 定义了中断概率、能量效率和资源占用率 3 项核心性能指标并给出表达式, 在此基础上分别建立了资源最小化和 BER 最小化两个互补优化模型, 系统覆盖战术通信中的常见典型场景。这些模型互为补充, 形成了完整的 IM-FHSS 抗干扰资源优化理论



框架。

● 区别于闭式分析与数值搜索类方法, 针对两类优化问题各自的复杂地形特征, 分别采用了非线性随机重用变异鲸鱼优化算法 (nonlinear randomly reuse-based mutated whale optimization algorithm, NRRMWOA) [26] 和改进复合粒子群优化算法 (improved composite particle swarm optimization, ICPSO) [27], 在求解精度、收敛速度和稳定性上表现优异。两种算法可高效获得高质量解, 满足战术通信实时重配置的需求。

本文其余部分安排如下: 第2节建立系统模型并推导混合干扰下的 *BER* 表达式; 第3节定义3项核心性能指标, 构建优化模型并分析求解算法; 第4节通过仿真验证理论推导的正确性和算法的优越性; 第5节总结全文并展望未来工作。

2 系统模型和性能分析

2.1 系统模型

在 IM-FHSS 通信系统中, 系统总频点数为 N_c , 其中可用频点数为 M (包含1个活跃频点和 $M-1$ 个空闲频点)。发射端通过跳频图案在 M 个可用频点中选择一个活跃频点承载调制符号, 每个符号周期内传输 $\log_2 M$ 比特的索引信息。

接收端在收到信号后, 首先通过同步模块完成时间与频率同步, 补偿定时偏差和载波频偏; 同步后的信号送入覆盖全部 M 个可用频点的多端口低通滤波器组, 在抑制带外干扰的同时分离各路频点分量。滤波后的信号在第 k 个跳频间隔内采样, 得到 M 维离散接收信号向量:

$$\mathbf{y}(k) = [y_1(k), y_2(k) \dots y_M(k)]^T \quad (1)$$

其中, $y_j(k) (j=1, 2 \dots M)$ 为第 j 组正交跳频索引图案对应频点的采样值。接收端的核心为能量最大似然 (energy maximum likelihood, EML) 检测器, 其计算并比较各可用频点采样值 $y_j(k)$ 的能量, 将能量最大的频点判决为当前时隙的真实活

跃频点:

$$\hat{i}_a = \operatorname{argmax}_{j \in \{1, 2 \dots M\}} |y_j(k)|^2 \quad (2)$$

该判决规则利用活跃频点与空闲频点间的能量差异: 活跃频点承载调制符号, 其采样能量显著高于仅含噪声的空闲频点, 且正交频点间的隔离将干扰限制在被攻击频点内而不向相邻频点扩散。检测到活跃索引 $\hat{i}_a$ 后, 索引解映射模块通过逆查找表将其映射回估计的 m 比特索引序列输出, 完成接收过程。

考虑一个典型的无线通信场景, 干扰机通过监听链路获取合法信号的调制方式, 并通过干扰链路发送与合法信号具有相同调制类型的最佳干扰信号。干扰机发送的单个干扰信号可以表示为:

$$J_l(k) = \beta_l \exp(j\Delta\theta_l) z_l(k), \quad l \in \mathcal{M} \quad (3)$$

其中, $J_l(k)$ 是第 l 个频点处的干扰信号, β_l 和 $\Delta\theta_l$ 分别表示接收端第 l 个频点处干扰信号的幅度及其相对于合法信号的相位偏移。 $z_l(k)$ 是第 l 个频点处的底层干扰信号, 例如当系统采用 BPSK 调制, 则 $z_l(k) = \pm 1$ 。 $\mathcal{M}$ 表示干扰机选择的频率序列集合。

干扰机采用混合干扰策略, 总干扰频点数为 $K = x + y + z$, 其中 x 为恒定干扰频点数、 y 为随机干扰频点数、 z 为反应式干扰频点数。三类干扰的特性如下:

(1) 恒定干扰: 干扰机在固定的 x 个频点持续发送干扰信号;

(2) 随机干扰: 干扰机从总共 N_c 个合法频点中随机选择 y 个频点进行干扰, 其子集在每个时隙 k 中独立变化;

(3) 反应式干扰: 干扰机持续感知无线信道, 并且只有在成功检测到正在进行的合法数据传输后才启动干扰操作。在后文相关推导中, $\alpha (0 < \alpha \leq 1)$ 表示有效干扰持续时间与合法信号整个传输持续时间的比率, 为了便于后文的性能分

析推导, α 在统计上可等效于单个反应式干扰频点干扰成功的概率。

2.2 性能分析

2.2.1 场景定义与概率模型

通过枚举干扰场景类型, 可以得到不同场景的发生概率。图1给出了混合干扰推导的分类树状图, 展示了从系统模型到 BER 表达式的完整推导思路。

根据活跃频点是否被干扰, 可以将通信场景划分为场景 A (活跃频点未被干扰) 和场景 B

(活跃频点被干扰)。根据该图, 可以得到混合干扰下 IM-FHSS 系统总 BER 表达式为:

$$P_{BER} = \frac{\rho_M}{\log_2 M} [\mathcal{T}_A + \mathcal{T}_B] \quad (4)$$

ρ_M 定义了每次传输的平均误比特率, 在本文

中, 其结果等于 $\frac{\sum_{n=1}^{\log_2 M} n C_{\log_2 M}^n}{\sum_{n=1}^{\log_2 M} C_{\log_2 M}^n}$ 。 $\mathcal{T}_A$ 与 $\mathcal{T}_B$ 分别为

场景 A 与场景 B 对 BER 的贡献, 其具体形式由对应场景的概率密度函数 (probability density function, PDF) 与权重决定, $\mathcal{T}_A$ 表达式如下:

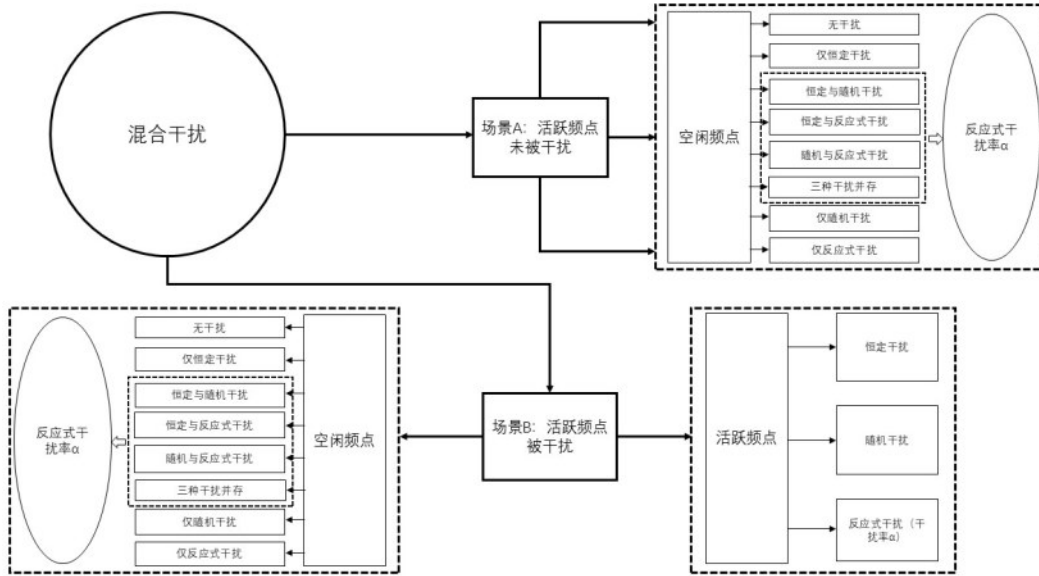


图1 混合干扰 BER 推导分类树状图

$$\mathcal{T}_A = \sum_{i_x=0}^{\min(x, M-1)} \sum_{i_y=0}^{\min(y, M-1-i_x)} \sum_{i_z=0}^{\min(z, M-1-i_x-i_y)} \omega_A(i_x, i_y, i_z) \cdot P_A(i_x, i_y, i_z) \quad (5)$$

其中, i_x 是被恒定干扰攻击的空闲频点数, i_y 是被随机干扰攻击的空闲频点数, i_z 是被反应式干

扰攻击的空闲频点数, $i = i_x + i_y + i_z$, $i_x \leq x$, $i_y \leq y$, $i_z \leq z$, $i \leq \min(K, M-1)$ 。 $\mathcal{T}_B$ 表达式为:

$$\mathcal{T}_B = \sum_{type_A} \sum_{i_x=0}^{\min(x_t, M-1)} \sum_{i_y=0}^{\min(y_t, M-1-i_x)} \sum_{i_z=0}^{\min(z_t, M-1-i_x-i_y)} \omega_B(type_A, i_x, i_y, i_z) P_B(type_A, i_x, i_y, i_z) \quad (6)$$

其中, $type_A$ 是活跃频点的被干扰的类型。 x_t 、 y_t 和 z_t 是三种干扰样式的除活跃频点外的各种干扰实际参与干扰的频点数目。若 $type_A = constant$, 则 $x_t = x-1$, $y_t = y$, $z_t = z$; 若 $type_A = random$, 则 $x_t = x$, $y_t = y-1$, $z_t = z$; 若 $type_A = reactive$, 则 $x_t = x$, $y_t =$

y , $z_t = z-1$ 。在该场景下, $i_x + i_y + i_z \leq \min(K-1, M-1)$ 。

由于活跃频点从 N_c 个总频点中均匀随机选择, 干扰机固定攻击 K 个频点, 场景概率由超几何分布确定。由此可知, 在场景 A 下, 权重为:



$$\omega_A(i_x, i_y, i_z) = \frac{N_c - K}{N_c} \cdot \frac{\binom{M-1}{i} \binom{N_c - M}{K-i}}{\binom{N_c - 1}{K}} \cdot \frac{\binom{x}{i_x} \binom{y}{i_y} \binom{z}{i_z}}{\binom{K}{i}} \quad (7)$$

在场景B中, 活跃频点的干扰类型条件概率由各类干扰频点数量比例决定:

$$P(\text{type}_A = \text{constant}|B) = \frac{x}{K}, P(\text{type}_A = \text{random}|B) = \frac{y}{K}, P(\text{type}_A = \text{reactive}|B) = \frac{z}{K} \quad (8)$$

因此, 在场景B下权重为:

$$\omega_B(\text{type}_A, i_x, i_y, i_z) = \frac{K}{N_c} \cdot$$

$$P(\text{type}_A|B) \cdot \frac{\binom{M-1}{i} \binom{N_c - M}{K-1-i}}{\binom{N_c - 1}{K-1}} \cdot \frac{\binom{x_t}{i_x} \binom{y_t}{i_y} \binom{z_t}{i_z}}{\binom{K-1}{i}} \quad (9)$$

2.2.2 AWGN信道下的BER推导

在加性高斯白噪声 (additive Gaussian white noise, AWGN) 信道下, 接收信号仅受方差为 σ_I^2 的加性高斯白噪声影响。给定有效干扰空闲频点数 $j = i_x + i_y + s_z$, 其中反应式干扰成功攻击的频点数 $s_z \sim B(i_z, \alpha)$ 。假设干扰频点彼此相互独立。场景A的误检测概率为:

$$P_A(i_x, i_y, i_z) = \sum_{s_z=0}^{i_z} \binom{i_z}{s_z} \alpha^{s_z} (1-\alpha)^{i_z-s_z} P_A(j) \quad (10)$$

其中, $P_A(j)$ 的计算方法如下:

$$P_A(j) = 1 - \int_{-\infty}^{\infty} f_A(x) \left[\Phi\left(\frac{|x|}{\sigma_I}\right) - \Phi\left(\frac{|x| - \beta_I \cos \Delta \theta_l \cdot z_l}{\sigma_I}\right) \right] dx \quad (11)$$

$f_A(x)$ 为未被干扰时活跃频点的信号 PDF, 其表达式如下:

$$f_A(x) = \frac{1}{\sqrt{\pi \sigma_I^2}} \exp\left(-\frac{(x|\sqrt{E})^2}{\sigma_I^2}\right) \quad (12)$$

在上述的式 (12) 中, E 为活跃频点信号发射功率, $\Phi(\bullet)$ 为标准正态分布的累积分布函数。

场景B需根据活跃频点被干扰的类型进行分别处理, 若活跃频点被恒定或随机干扰攻

击, 则:

$$P_B(\text{constant/random}, i_x, i_y, i_z) = \sum_{s_z=0}^{i_z} \binom{i_z}{s_z} \alpha^{s_z} (1-\alpha)^{i_z-s_z} P_B(j, \text{constant/random}) \quad (13)$$

其中, $P_B(j, \text{constant/random})$ 的计算方法如下:

$$P_B(j, \text{constant/random}) = 1 -$$

$$\frac{1}{2} \sum_{z_0=\pm 1} \int_{-\infty}^{\infty} f_{z_0}(x) \left[\Phi\left(\frac{|x|}{\sigma_I}\right) - \Phi\left(\frac{|x|}{\sigma_I}\right) \right]^{M-1-j} dx \quad (14)$$

其中 $f_{z_0}(x)$ 为被干扰时活跃频点的 PDF, $\beta_a, \Delta \theta_a$

为活跃频点对应的独立干扰参数, $z_0 \in \{+1, -1\}$

为活跃频点的BPSK调制符号:

$$f_{z_0}(x) = \frac{1}{\sqrt{\pi\sigma_I^2}} \exp \left[- \frac{\left(x - \left(\sqrt{E} + \beta_a \cos \Delta\theta_a \cdot z_0 \right) \right)^2}{\sigma_I^2} \right] \quad (15)$$

若活跃频点被反应式干扰攻击，需对干扰成

$$P_B^{jam}(j) = 1 - \frac{1}{2} \sum_{z_0=\pm 1} \int_{-\infty}^{\infty} f_{z_0}(x) \left[\Phi \left(\frac{|x|}{\sigma_I} \right) - \Phi \left(- \frac{|x|}{\sigma_I} \right) \right]^{M-1-j} \prod_{l=1}^j \left[\frac{1}{2} \sum_{z_l=\pm 1} \left(\Phi \left(\frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) - \Phi \left(- \frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) \right) \right]^{M-1-j} \prod_{l=1}^j \left[\frac{1}{2} \sum_{z_l=\pm 1} \left(\Phi \left(\frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) - \Phi \left(- \frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) \right) \right] \quad (17)$$

$$P_B^{unjam}(j) = 1 - \int_{-\infty}^{\infty} f_A(x) \left[\Phi \left(\frac{|x|}{\sigma_I} \right) - \Phi \left(- \frac{|x|}{\sigma_I} \right) \right]^{M-1-j} \prod_{l=1}^j \left[\frac{1}{2} \sum_{z_l=\pm 1} \left(\Phi \left(\frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) - \Phi \left(- \frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) \right) \right]^{M-1-j} \prod_{l=1}^j \left[\frac{1}{2} \sum_{z_l=\pm 1} \left(\Phi \left(\frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) - \Phi \left(- \frac{|x| - \beta_l \cos \Delta\theta_l \cdot z_l}{\sigma_I} \right) \right) \right] \quad (18)$$

表 1 关键功率参数表

未被干扰时活跃频点的功率参数	$\sigma_A^2 = E\sigma_h^2 + \sigma^2$
被干扰时活跃频点的功率参数	$\sigma_{A,l,A}^2 = E\sigma_h^2 + \beta_{l,a}^2 \sigma_{h,j}^2 + \sigma^2$
未被干扰时空闲频点的噪声功率参数	$\sigma_I^2 = \sigma^2$
第 l 个被干扰空闲频点的功率参数	$\sigma_{l,l}^2 = \beta_{l,i}^2 \sigma_{h,j}^2 + \sigma^2$

2.2.3 瑞利衰落信道下的 BER 推导

瑞利衰落信道下，信道增益对应的功率分别服从参数为 σ_h^2 、 $\sigma_{h,j}^2$ 的指数分布，由此定义关键功率参数如表 1。

瑞利衰落信道下场景 A 的总误检测概率和 AWGN 信道下一致，同式 (10)，仅式中的 $P_A(j)$ 变为：

功和失败两种情况加权求和，该情况下 BER 表达式为：

$$P_B(\text{reactive}, i_x, i_y, i_z) = \sum_{s_z=0}^{i_z} \binom{i_z}{s_z} \alpha^{s_z} (1-\alpha)^{i_z-s_z} \left[\alpha \cdot P_B^{jam}(j) + (1-\alpha) \cdot P_B^{unjam}(j) \right] \quad (16)$$

其中， $P_B^{jam}(j)$ 和 $P_B^{unjam}(j)$ 的计算方法如下：

$$P_A(j) = 1 - \frac{1}{\sigma_A^2} \int_0^{\infty} e^{-\frac{x}{\sigma_A^2}} \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_I^2}} \right)^{M-1-j} \prod_{k=1}^j \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_{k,l}^2}} \right) dx \quad (19)$$

瑞利衰落信道下场 B 的总误检测概率表达式和式 (13) 和式 (16) 一致，仅 $P_B(j, \text{constant/random})$ 计算方式变化。在干扰频点被恒定干扰或随机干扰攻击时，该式变为：

$$P_B(\text{constant/random}, j) = 1 - \frac{1}{\sigma_{A,l,A}^2} \int_0^{\infty} e^{-\frac{x}{\sigma_{A,l,A}^2}} \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_I^2}} \right)^{M-1-j} \prod_{k=1}^j \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_{k,l}^2}} \right) dx \quad (20)$$

当活跃频点被反应式干扰攻击时，式 (16) 两个子项分别变为：



$$P_B^{jam}(j) = 1 - \frac{1}{\sigma_{A,I,A}^2} \int_0^\infty e^{-\frac{x}{\sigma_{A,I,A}^2}} \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_I^2}} \right)^{M-1-j} \prod_{k=1}^j \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_{I,I}^2}} \right) dx \quad (21)$$

$$P_B^{unjam}(j) = 1 - \frac{1}{\sigma_A^2} \int_0^\infty e^{-\frac{x}{\sigma_A^2}} \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_I^2}} \right)^{M-1-j} \prod_{k=1}^j \left(1 - e^{-\frac{x}{\sigma_{I,I}^2}} \right) dx \quad (22)$$

将上面式 (19) 代入式 (10)，再将 (20)、(21)、(22) 按顺序分别依次代入式 (13) 和 (16)，再依次回代至式 (5)、式 (6) 和式 (4)，即可获得瑞利衰落信道下的 BER 详细表达式。

3 IM-FHSS 智能资源分配抗干扰策略

在第 2 节瑞利衰落信道 BER 推导的基础上，本节通过进一步定义 IM-FHSS 系统的 3 项核心性能指标，构建两种通信场景下的资源优化模型，并提出适用于各场景的优化算法和智能资源分配抗干扰策略。

3.1 核心性能指标

3.1.1 中断概率

中断概率 (outage probability) 定义为接收信噪比低于解调门限 γ_{th} 的概率，是衡量链路可靠性的关键指标。IM-FHSS 系统利用 M 个选用的独立衰落频点进行选择合并，只有当所有 M 个频点的瞬时信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 均低于 γ_{th} 时才发生中断。信道增益 h 服从瑞利分布，瞬时信噪比为 $\gamma = \frac{E \cdot |h|^2}{\sigma^2}$ ，而平均信噪比则为 $\bar{\gamma} = \frac{E \cdot \sigma_h^2}{\sigma^2}$ 。由此可得， γ 服从指数分布，其 PDF 表达式如下：

$$f_\gamma(\gamma) = \frac{1}{\bar{\gamma}} e^{-\gamma/\bar{\gamma}}, \quad \gamma \geq 0 \quad (23)$$

则单频点中断概率为：

$$P_{out, single} = P(\gamma < \gamma_{th}) = \int_0^{\gamma_{th}} \frac{1}{\bar{\gamma}} e^{-t/\bar{\gamma}} dt = \left[-e^{-t/\bar{\gamma}} \right]_0^{\gamma_{th}} = 1 - e^{-\gamma_{th}/\bar{\gamma}} \quad (24)$$

利用 M 个频点信道增益的独立同分布性质，瑞利衰落信道下 IM-FHSS 系统的联合中断概率为：

$$P_{out}(\gamma_{th}) = [P(\gamma < \gamma_{th})]^M = (1 - e^{-\gamma_{th}/\bar{\gamma}})^M \quad (25)$$

3.1.2 能量效率

能量效率 (energy efficiency) 定义为单位能量消耗所传输的有效信息比特数，也即 $\eta_{EE} = \frac{R_b}{P_{total}}$ ，有效信息速率 $R_b = \log_2 M$ ，总功耗由发射功耗与电路功耗构成，其中电路功耗涵盖接收前端、能量检测与判决功耗。 M_{max} 为系统最大可用频点数， $c_{front} \approx 1$ 、 $c_{int} \approx 0.02$ 、 $c_{sort} \approx 0.05$ 为电路功耗比例系数^[28-29]。

$$\eta_{EE}(M, E) =$$

$$\frac{\log_2 M}{E + c_{front} \frac{M}{M_{max}} + c_{int} \frac{M}{M_{max}} + c_{sort} \frac{M \log_2 M}{M_{max}}} \quad (26)$$

3.1.3 资源占用率

资源占用率 U 综合衡量 IM-FHSS 系统对总频点资源 (N_c)、可用频点资源 (M) 和功率资源 (E) 三类关键资源的加权占用程度，定义为归一化资源比值的加权和：

$$U(N_c, M, E) = \omega_1 \frac{N_c}{N_{c,max}} + \omega_2 \frac{M}{M_{max}} + \omega_3 \frac{E}{E_{max}} \quad (27)$$

其中 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$, $\omega_i \geq 0$ 。在本文中， $N_{c,max} = 1000$ 、 $M_{max} = 64$ 、 $E_{max} = 100$ 分别为系统设计上界，权重的选择反映不同应用场景的资源偏好， $U \in [0, 1]$ 由归一化加权设计自然保证。

3.2 面向混合干扰的 IM-FHSS 资源最小化优化

3.2.1 优化问题建模

资源最小化优化的核心目标是在满足通信质

量约束的前提下, 将系统对总频点数、索引调制可用频点数和功率三类资源的占用降至最低。由此可知, 优化目标为最小化资源占用率 $U(N_c, M, E)$, 约束条件包括: (1) 误比特率不超过最大容忍门限 BER_{max} ; (2) 中断概率不超过门限 $P_{out,max}(\gamma_{th})$ 。则该问题的数学模型为:

$$\begin{aligned} \min & U(N_c, M, E) \\ \text{s.t. } & BER \leq BER_{max}, P_{out}(\gamma_{th}) \leq P_{out,max}(\gamma_{th}) \end{aligned}$$

分析可知, 该优化问题具有以下显著特征:

1. 混合整数非线性与“平坦盆地”目标地形。目标函数 U 为决策变量的线性组合, 其等高线在三维决策空间中呈现平坦的斜面形态; 而可行域由 BER 和 P_{out} 两个强非线性约束共同切割, 形成嵌套于平坦斜面中的狭窄“谷底”。这一“约束窄谷中的平坦盆地”地形意味着: 大量可行解具有相近的 U 值, 算法若缺乏精细的局部扫描能力, 极易在平坦区域难以有效收敛, 或收敛至谷底边界附近的次优解。

2. 约束边界的非凸性与不可微性。 BER 约束由含指数积分和多重求和的表达式刻画, 关于整数变量 N_c 和离散变量 M 不可微, 关于连续变量 E 虽可微但梯度变化剧烈。传统基于梯度信息的凸优化方法在此类地形中, 易因梯度估计不准或变量间强耦合而陷入次优循环。

3. 实时性需求与无训练要求。战场传感器网络需在毫秒级完成资源重配置, 深度强化学习方法虽具备在线决策潜力, 但依赖大量离线训练样本, 且在离散-连续混合变量空间中的泛化能力有限, 难以满足战术通信的实时适配需求。

上述特征对求解算法提出了3项核心能力要求: (1) 非线性切换的探索和开发平衡能力: 前期需在平坦盆地中广域探索以定位窄谷, 后期需在谷底精细扫描以定位最优解; (2) 无梯度、无凸性假设的搜索能力: 不依赖目标函数的可微性和凸性, 直接处理混合整数非线性约束; (3) 无

需预训练的在线优化能力: 单次运行即可获得高质量解, 适应动态变化的干扰环境。

为将约束优化问题转化为无约束形式以便启发式算法求解, 构造如下罚函数:

$$f = U + \lambda_1 \max(0, BER - BER_{max}) + \lambda_2 \max(0, P_{out} - P_{out,max}) \quad (28)$$

其中罚因子 $\lambda_1 = \lambda_2 = 10^4$ 。该罚函数的设计遵循如下原则: 当解满足所有约束时, 罚项为零, f 退化为原始目标 U ; 当约束违反时, 罚项以线性速率增长, 且罚因子的量级 (10^4) 远大于目标函数量级 ($U < 1$), 从而在搜索过程中对不可行解施加充分的选择压力。

3.2.2 基于NRRMWOA算法的资源最小化问题求解

资源最小化优化问题的“约束窄谷中的平坦盆地”地形、约束边界非凸不可微、以及实时性等特征要求算法具备前期广域定位窄谷、后期精细扫描平坦区域的能力, 以及无梯度的混合整数处理能力。文献[26]提出的NRRMWOA算法的非线性收缩因子能够实现前期广域探索与后期快速局部开发的动态切换, 动态螺旋参数支持渐进扩大搜索半径以精细区分取值相近的可行解, 其包围、随机搜索与螺旋更新三种机制的协同设计恰好适配该类地形特征, 因此被采纳用于求解本问题。算法1给出了其核心流程。需要指出的是, 由于对比算法的计算结构差异显著, 即启发式算法以种群代际更新为基本单位、凸优化方法以内外层迭代为基本单位、强化学习以经验回放步数为基本单位, 直接以迭代轮数作为横轴将导致不公平的对比。为此, 本节统一采用函数评估次数 (number of function evaluations, NFE) 作为横轴度量, 将各类算法的计算开销归一化到统一的目标函数评估次数尺度上, 确保对比的公平性和可解释性。

**算法1： 最小资源消耗的NRRMWOA算法**

(1) 输入：总频点数上限 $N_{c,max}$ ，可用频点集合 M_{set} ，误比特率上限 BER_{max} ，中断概率上限 $P_{out,max}$ ，原始种群规模 N_1 ，最大迭代次数 T_{max}

(2) 输出：最优解 $x_{best}=U$ 以及对应的 N_c, M, E

(3) 初始化：载入参数、罚函数 f 初始值等

(4) for 当前迭代次数 t (最大迭代次数 T_{max})

(5) 收缩因子 $a(t) = 2 \left(1 - \frac{t}{T_{max}} \right)^{1.5}$ ，动态螺旋

参数 $b(t) = 1 + 2 \frac{t}{T_{max}}$ ，决策概率 $p \sim U(0,1)$ ，随机选择的粒子 x_r

(6) If $p < 0.4$

(7) $r \sim U(0,1)$, $A = 2ar - a$, $C = 2r$

(8) If $|r| < 0.5$, $x_i = x_{best} - A \odot |C \odot x_{best} - x_i|$

(9) else $x_i = x_r - A \odot |C \odot x_r - x_i|$

(10) else $x_i = |x_{best} - x_i| e^{b(t)q} \cos(2\pi q) + x_{best}$, q 为区间 $[-1,1]$ 上均匀分布的随机数，用于控制螺旋搜索的方向

(11) 边界处理： $N_c = \text{round}(N_c)$, $M = \text{nearest}(M_{set})$, $E = \text{clip}(E)$

(12) 计算 f , $NFE = NFE + 1$, return x_{best}

(13) end for

资源最小化优化的目标函数 $U(N_c, M, E)$ 为决策变量的线性组合，可行域由 BER 和 P_{out} 两个非线性约束界定，整体地形呈现“约束窄谷中的平坦盆地”特征，即大量可行解具有相近的 U 值，这对算法的局部精细搜索能力提出了极高要求。NRRMWOA 算法针对这一地形特征进行了深度适配：首先，非线性收缩因子 $a(t)$ 的设计使算法在搜索前期保持较大的 $|A|$ 值，驱动鲸鱼个体广泛探索整个决策空间以定位可行域中的优质区域；进入搜索后期， $a(t)$ 加速衰减使 $|A|$ 值较小，种群迅速由全局探索切换至局部开发模式，围绕

当前最优解进行收敛。其次，动态螺旋参数 $b(t)$ 随迭代逐步增大，使螺旋搜索半径在后期持续扩展，确保算法在平坦盆地中能够以渐进增大的步长精细扫描最优解邻域，避免因螺旋半径固定而围绕同一局部区域无效循环。上述两项改进形成“前期广域定位，后期渐进精扫”的协同优化链条，恰好契合了该问题可行域窄但内部平坦的地形特征，因而在求解精度和收敛速度上均展现出显著优势。

从优化机理角度来看，NRRMWOA 对此类“约束窄谷中的平坦盆地”型问题的适用性源于其3种搜索机制的协同设计。包围机制以当前最优解为锚点进行收缩式开发，确保算法在识别到优质区域后能够快速逼近；随机搜索机制通过随机选择参考个体进行位置更新，为种群提供持续的全局跳出能力，防止在窄谷约束边界附近陷入停滞；螺旋更新机制以对数螺旋轨迹在最优解邻域进行变半径采样，在平坦目标函数曲面上以多角度、多步长的搜索模式区分微小差异。3种机制通过非线性收缩因子 $a(t)$ 实现动态配比调度，前期以随机搜索为主导充分探索多模态约束空间，后期螺旋更新与包围机制交替执行实现平坦区域内的精细辨别。上述的优化架构，使NRRMWOA在搜索行为的丰富性和自适应性上具有本质优势，从而克服传统算法的不足，获得最优的求解效果。

3.3 面向混合干扰的IM-FHSS误比特率最小化优化

3.3.1 优化问题建模

BER 最小化优化的核心目标是在满足资源可用性和通信质量约束的前提下，将系统的误比特率降至最低。由此可知，优化目标为最小化 BER ，其表达式由第2节公式(4)给出。约束条件包括：(1) 资源占用率不超过 U_{max} ，确保系统不过度消耗资源；(2) 中断概率不超过 $P_{out,max}$ ，

保障链路可靠性；(3) 能量效率不低于 $\eta_{EE,min}$ ，避免过度牺牲能量效率为代价换取误比特率性

$\min BER$

$$s.t. U(N_c, M, E) \leq U_{max}, P_{out}(\gamma_{th}) \leq P_{out,max}(\gamma_{th}), \eta_{EE}(M, E) \geq \eta_{EE,min}$$

分析可知，该优化问题具有以下显著特征：

1. 目标函数高度非线性与多峰性。 BER 由含指数积分、三重求和及二项分布期望的表达式刻画，关于决策变量具有高度非线性，导致目标函数图像呈现多峰、陡谷交织的复杂形态，算法若缺乏强全局探索能力，极易陷入局部最优而错过全局最优解。

2. 三维约束形成极窄“针状”可行域。 U 、 P_{out} 和 η_{EE} 三个约束从高维搜索空间中切割出极度狭窄的“针状”可行域，传统算法极易在搜索过程中丢失可行域或陷入边界附近的伪最优。

3. 约束处理的双重困境。算法易在此类问题中面临初始无可行解导致种群多样性丧失与缺乏精细局部搜索能力的困难。

上述特征对求解算法提出了 3 项核心能力要求：(1) 自适应约束松弛与硬化能力：搜索前期需松弛约束以维持种群多样性、避免早熟，搜索后期需严格约束以确保解的可行性；(2) 全局探索与局部开发的协同能力：在高度非线性的多峰地形中定位全局最优区域，并在区域内实现精细寻优；(3) 个体最优解的持续精化能力：对已发现的较优解进行进一步优化，逐步逼近理论最优。

为将约束优化问题转化为无约束形式以便算法求解，采用二次罚函数形式以提供更平滑的约束边界过渡：

$$f = BER + \mu \cdot \left[\max(0, U - U_{max})^2 + \max(0, P_{out} - P_{out,max})^2 + \max(0, \eta_{EE,min} - \eta_{EE})^2 \right] \quad (29)$$

其中罚因子 μ 应远大于 BER 的量级，确保任何约束违反均受到有力惩罚，在最优解处约束违反度

能。则该问题的数学模型为：

趋近于零；二次项在约束边界附近产生连续的导数，与线性罚函数相比，二次罚函数的适应度地形更为光滑，有利于相关算法中粒子的平滑移动。

3.3.2 基于 ICPSO 算法的 BER 最小化问题求解

BER 最小化优化问题的目标函数高度非线性多峰、三维约束形成极窄“针状”可行域、以及约束处理双重困境等特征要求算法同时具备约束边界的外推探索能力和可行域内部的精细挖掘能力。文献[27]提出的 ICPSO 算法的 ε -Deb 自适应容差机制能够在搜索初期松弛约束以维持种群多样性、后期硬化约束以确保可行性，有效应对极窄可行域；其 DE 局部微调机制结合 PSO 的全局搜索形成双层优化架构，能在多峰地形中实现精细寻优，因此被采纳用于求解本问题。算法 2 给出了其核心流程。

算法 2：最小误比特率的 ICPSO 算法

(1) 输入：总频点数上限 $N_{c,max}$ ，粒子数 N_2 ，可用频点集合 M_{set} ，中断概率上限 $P_{out,max}$ ，资源占用率上限 U_{max} ，发射功率上限 E_{max} ，搜索下界 l_b ，搜索上界 u_b ，最大迭代次数 T_{max} ，惯性权重上限 w_{max} ，惯性权重下限 w_{min} ，认知系数 c_1 ，社会系数 c_2 ，初始约束容差 ε_0 ，容差收缩指数 c_p ，DE 异化参数 F_{de} ，能量效率下限 $\eta_{EE,min}$

(2) 输出：全局最优解 $g_{best} = BER_{min}$ 以及对应的 N_c, M, E

(3) 初始化：载入参数，并对各变量初始值进行计算，选取个体最优 p_{best} 和全局最优 g_{best} ，非线性收缩取 $c_p > 1$

(4) for 当前迭代次数 t (最大迭代次数 T_{max})

(5) 计算约束容差 $\varepsilon(t) = \varepsilon_0 \cdot \left(1 - \frac{t}{T_{max}}\right)^{c_p}$ 、



违反度 $cv_i = \max(0, U(x_i) - U_{max}) + \max(0, P_{out}(x_i) - P_{out,max}) + \max(0, \eta_{EE,min} - \eta_{EE}(x_i))$ 、惯性权重 $w(t) = w_{max} - (w_{max} - w_{min}) \cdot \frac{t}{T_{max}}$

(6) PSO更新: 1. 粒子速度 $v_i = w(t) \cdot v_i + c_1 \cdot r_1 \odot (p_{best,i} - x_i) + c_2 \cdot r_2 \odot (g_{best} - x_i)$, 此处令 $c_2 > c_1$, 强化社会学习, 弱化个体学习; 2. 速度裁剪 $x_i = clip(x_i + clip(v_i, -0.2(u_b - l_b), 0.2(u_b - l_b)), l_b, u_b)$

(7) 使用 ε -Deb 原则选取 p_{best}

(8) DE 微调: 选取三个不同的局部最优解 $p_{best,r_1}, p_{best,r_2}, p_{best,r_3}$, 计算 $u = p_{best,r_1} + F_{de} \cdot (p_{best,r_2} - p_{best,r_3})$

(9) 再次使用 ε -Deb 原则选取 p_{best}

(10) end for

BER 最小化优化的 BER 目标函数由于涉及指数积分和三重求和而呈现高度非线性, 三维约束 (U, P_{out}, η_{EE}) 从高维搜索空间中切割出极度狭窄的“针状”可行域, 对求解算法提出了双重核心挑战: 一是如何在窄可行域下维持有效的搜索多样性, 二是如何在高度非线性的目标函数曲面上实现精细寻优。ICPSO 算法通过“自适应约束松弛”和“差分局部精化”的双引擎架构系统性地应对上述挑战。在约束处理维度, ε -Deb 自适应容差机制在搜索初期设置较大的约束容差 ε , 允许粒子在不可行域与可行域之间广泛搜索以充分探测搜索空间结构, 避免因可行域过于狭窄导致种群初始化阶段即丧失多样性; 随着迭代推进, 容差按指数函数 $\varepsilon(t)$ 非线性收缩 ($c_p > 1$), 约束边界逐步硬化, 引导粒子平滑迁移至可行域内部并最终确保解的严格可行性。在搜索精度维度, DE 局部微调机制在 PSO 全局速度更新后, 对每个粒子的个体最优解 p_{best} 进行差分变异操

作, 首先随机选取三个不同的 p_{best} 构建差分向量并叠加至当前 p_{best} , 实现对优秀解的持续精化。该机制本质上在 PSO 的粗粒度全局搜索与 DE 的细粒度局部搜索之间建立了一条双向信息通道: PSO 为 DE 提供高质量初始点, DE 将局部精化结果反馈至 PSO 的下一轮速度更新中, 形成“全局定位、局部精化、再全局校正”的闭环优化流程。上述双引擎架构的深层适配逻辑在于: 窄可行域问题要求算法同时具备约束边界的外推探索能力和可行域内部的精细挖掘能力, ICPSO 通过 ε -Deb 机制满足前者、通过 DE 微调机制满足后者, 二者在迭代时间轴上形成“先探索后精化”的协同分工, 恰好匹配了此类约束优化问题的内在结构特征。与依赖静态约束处理或单一搜索模式的传统元启发式算法相比, ICPSO 的时变容差和双层优化架构在约束处理成功率和求解精度上具有本质优势。

4 仿真分析

在仿真中, 信噪比定义为 $SNR(dB) = 10 \cdot \log_{10}(\frac{E}{N_0})$, 其中 N_0 表示噪声功率谱密度。这里采用瑞利衰落信道进行仿真, 信道系数 h 建模为循环对称复高斯随机变量, 且 $h \sim CN(0, \sigma_h^2)$ 。其中, 表 2 列出了三组仿真实验共用的统一参数设置。如无特别说明, 各组仿真均采用此默认参数配置。

4.1 瑞利衰落信道 BER 性能验证

为验证第 2 节混合干扰 BER 理论推导的正确性, 本节在不同信噪比 SNR、不同干扰幅度因子 β_l 和不同可用频点数 M 的条件下, 对比瑞利衰落信道下 BER 理论计算值与蒙特卡洛仿真值。除控制的变量外, 其余参数采用表 2 中的统一配置。

图 2 综合呈现了三组性能曲线的对比结果。三幅图的代表理论值的实线和仿真的圆圈均高度重合, 说明本文理论推导的正确性。图 2 (a) 首

表2 仿真实验统一参数设置

参数类别	参数符号	取值	说明
系统参数	N_c	256	总频点数
	M	8	可用频点数
	E	1	发射功率
	$N_{c,max}$	1000	总频点数设计上界
	M_{max}	64	可用频点数设计上界
	E_{max}	100	发射功率设计上界
干扰参数	K	10	总干扰频点数
	(x, y, z)	(3, 3, 4)	(恒定, 随机, 反应式) 干扰数
	α	0.5	反应式干扰率
	β_I	1.2	干扰幅度因子

先比较了经典 IM-FHSS 在瑞利衰落信道下有无干扰时的仿真与理论 BER 性能。 $N_c=1000$ 方案比 $N_c=500$ 方案取得更优的 BER 性能, 尤其在高 SNR 区域, 因为其更低的被攻击概率。在低 SNR 区域, 曲线近乎重叠, 表明信道衰落主导了误比特性能。随着 SNR 增加, 系统受干扰攻击的影响变得更加显著。

随后, 图2 (b) 展示了瑞利衰落信道下 BER 随 β_I 变化的性能。 BER 随 β_I 增大而上升。此外, 在高 SNR 条件下出现 BER 平台, 表明干扰攻击在此区域成为误比特的主要来源。

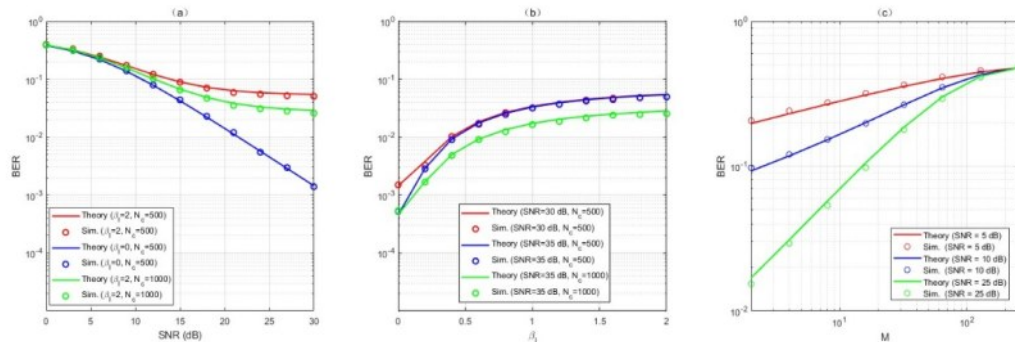
最后, 图2 (c) 比较了瑞利衰落信道下系统受干扰攻击时在不同 M 值的 BER 性能。 BER 随 M 的增大而升高的趋势在高 SNR 下更加明显, 表明干扰攻击占据主导地位。曲线之间的差距逐渐缩小, 进一步凸显了合理选择 M 的重要性。

4.2 资源最小化优化仿真

为全面评估 NRRMWOA 算法在资源最小化优化问题中的性能, 本节将 NRRMWOA 与五种代表性算法进行对比, 涵盖启发式算法、凸优化方法和深度强化学习方法: 标准 WOA、PSO、GA、逐次凸近似-块坐标下降算法 (successive convex approximation-block coordinate descent, SCA-BCD) [30] 以及 CrossQ 深度强化学习算法 [31]。在本实验中, $NFM=3000$, 各算法关键参数设置如表3。

图3和图4分别展示了各算法在多指标收敛曲线和综合性能两个维度的对比结果。NRRMWOA 在所有评估指标上均展现出显著的优势, 具体分析如下。

由图3 (a) 可知, NRRMWOA 在搜索初期资源占用率即快速下降, 在 $NFE \approx 330$ 时即达到稳定收敛, 收敛速度明显快于其他算法, 且收敛后曲线保持平稳, 未出现持续震荡。这种收敛形态与非线性收缩因子的时变调节过程直接对应: 搜索前期收缩因子取值较大, 鲸鱼个体以随机搜索机制为主导在决策空间内广域探索, 使种群迅速向由误比特率和中断概率两项非线性约束切割出的可行窄谷收缩; 进入搜索后期, 收缩因子加速衰减, 包围机制与螺旋更新机制交替执行, 种群由全局探索平滑切换至局部开发模式, 围绕当前最优解快速收敛。图3 (b) 和图3 (c) 进一步表明, NRRMWOA 的误比特率和中断概率曲线

图2 瑞利衰落信道下 BER 性能验证: (a) BER 随 SNR 变化; (b) BER 随 β_I 变化; (c) BER 随 M 变化



快速上升至约束上限附近并稳定保持在上限以内,说明其能够将解精确推送至约束边界处,在不违反通信质量约束的前提下充分压缩资源占用,契合了资源最小化问题最优解位于可行域边界附近的特性。相比之下,其他算法的探索与开发的切换节奏与该问题地形不匹配,收敛速度明显滞后。值得关注的是,CrossQ算法最终收敛结果明显不符合要求,反映出深度强化学习在此类离散-连续混合变量优化问题中的泛化能力尚需进一步提升。

图4进一步从最优解质量、平均耗时和运行稳定性三个维度对各算法进行了量化评估。由图4(a)和图4(b)可知,NRRMWOA耗时最短地得到了最优资源占用率 $U \approx 0.145$ 。这一优势源于动态螺旋参数设计:螺旋半径随迭代持续扩展,使算法在搜索后期能以渐进增大的步长精细扫描最优解邻域,在平坦的目标函数地形中区分

大量取值相近的可行解,避免了标准WOA因螺旋半径固定而围绕同一局部区域无效循环、错失更优解的问题。在运行稳定性方面,稳定性指标使用 $-\lg(\sigma + 10^{-5})$ 进行计算,其中 σ 为多次独立运行所得最优值的标准差,指标值越大表明多次独立运行结果的标准差越小。由图4(c)可知,NRRMWOA取得了最高的指标值。这种高稳定性是非线性收缩因子与动态螺旋参数确定性时变调度共同作用的体现:两项参数均按既定规律随迭代演化,降低了搜索轨迹对随机初始种群的敏感性,保证了算法在不同初始条件下均能定位到同一优质区域。这一特性在实际工程部署中意味着算法无需大量重复独立运行后取最优结果,少量次数运行即可获得接近全局最优的高质量解,从而显著降低在线优化环节的计算开销和响应时延。

表3 资源最小化优化中各算法关键参数设置

算法	关键参数设置
NRRMWOA	有效种群规模21;包围概率0.4;螺旋更新概率0.6
WOA	收缩因子由2线性递减至0;螺旋常数1;包围与螺旋更新概率均为0.5
PSO	惯性权重由0.9线性递减至0.4;学习因子均为2
GA	锦标赛选择规模3;模拟二进制交叉概率0.9、分布指数20;多项式变异概率0.1、分布指数20
SCA-BCD	多起点块坐标下降(起点数受统一预算约束); N_c 维有限差分步长15; M 维遍历离散集合; E 维黄金分割搜索(窗口 ± 10 ,最多10轮)
CrossQ	状态/动作维度6/3;隐层神经元32;批大小16;学习率 3×10^{-4} ;经验回放池容量5000

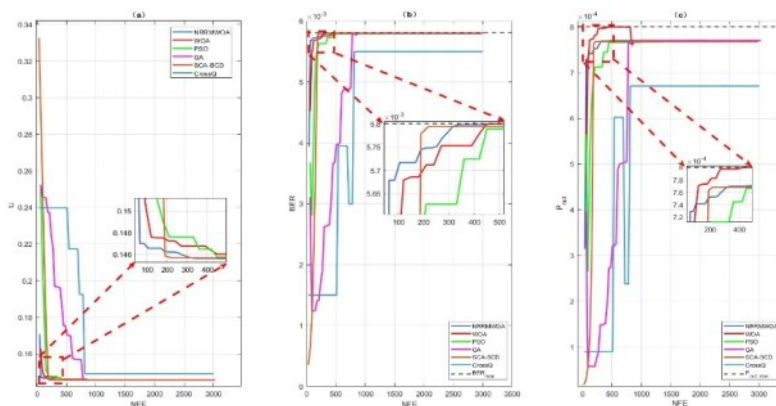


图3 资源最小化优化中各算法收敛曲线:(a)资源占用率收敛曲线;(b)误比特率收敛曲线;(c)中断概率收敛曲线

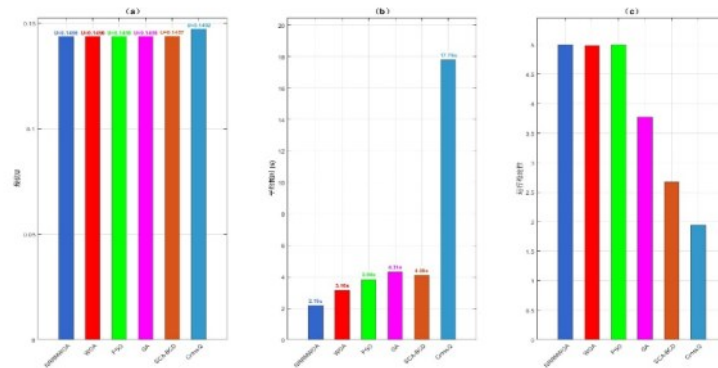


图4 资源最小化优化中各算法综合性能:(a)最优资源占用率;(b)算法运行平均耗时;(c)算法运行稳定性

4.3 BER最小化优化仿真

资源最小化优化的仿真结果表明,在IM-FHSS通信资源优化问题中,启发式优化算法在求解精度和收敛速度方面整体优于凸优化方法和深度强化学习方法。基于这一认识,BER最小化优化的对比实验将范围聚焦于启发式算法族内部,以期在更精细的粒度上评估不同启发式搜索策略的差异。对比算法包括:标准PSO、GWO、WOA、ABC、DE和ICPSO。由于所有对比算法均为种群迭代式启发式算法,具有同构的计算结构,此处以迭代轮数作为横轴进行更直观的性能对比。在本实验中,各算法统一采用种群规模20与最大迭代次数200作为计算预算,并均独立运行3000次,各算法关键参数设置如下表4。

图5和图6分别展示了各算法在多指标收敛曲线和综合性能两个维度的对比结果。ICPSO在所有指标上均表现出最优性能,具体分析如下。

由图5的收敛曲线可知,ICPSO在搜索初期

BER值下降斜率显著大于其他算法,并在约20轮迭代内迅速收敛至 10^{-4} 量级,随后曲线平滑过渡并保持稳定,未出现明显震荡。这种收敛形态反映了自适应约束容差机制在处理BER最小化问题“针状”可行域时的动态匹配过程。该问题的可行域由资源占用率、中断概率和能量效率三个非线性不等式严格限制,空间体积极小。图5中其他算法曲线在搜索初期因严格评估约束,导致大量粒子被排斥在可行域外,种群多样性迅速丧失,所以收敛较慢或者无法收敛到最小BER。而ICPSO初期曲线的大幅下降,表明较大的初始约束容差有效缓解了初期约束过严导致的种群“死亡”现象,使算法能够在大范围内快速锁定可行域边界;后期曲线的平滑过渡且无震荡,则表明容差的非线性收缩过程与粒子向可行域内部收敛的过程实现了良好的动态匹配,避免了粒子在约束边界附近反复穿越导致的适应度震荡。

图6进一步从收敛至最优解的成功率、标准

表4 BER最小化优化中各算法关键参数设置

算法	关键参数设置
PSO	惯性权重由0.9线性递减至0.4;学习因子均为2
GWO	收敛因子由2线性递减至0;由 α 、 β 、 δ 头狼引导位置更新
WOA	收缩因子由2线性递减至0;螺旋常数1;包围与螺旋更新概率均为0.5
ABC	蜜源数10;蜜源放弃阈值20
DE	缩放因子0.5;交叉概率0.9
ICPSO	惯性权重由0.7线性递减至0.4;学习因子分别为1.5和2.5;DE局部微调(缩放因子0.3、交叉概率0.5)



差和最优解质量三个维度对各算法进行了量化评估。由图 6 (a) 可知, ICPSO 的成功率达到 95.3%, 远高于标准 PSO 的 50% 和其他算法。 ε -Deb 可行性规则的设计为高成功率提供了可靠保障: 搜索前期利用松弛约束引导粒子从不可行域向可行域迁移, 搜索后期通过容差收缩确保解的严格可行性。相比之下, 传统罚函数法可能陷入不可行域的伪局部最优, 而静态可行规则则因可行域过窄导致种群多样性迅速丧失。图 6 (b) 表明, ICPSO 在多次独立运行中展现出极低的标准差。这种高稳定性是自适应约束处理与双层搜索架构协同作用的体现。 ε -Deb 机制保证了算法在不同初始种群下均能以高概率成功定位到狭窄的可行域, 而差分微调机制则确保了在可行域内部寻优过程的确定性。这意味着 ICPSO 无需依赖大量重复运行来筛选最优结果, 仅需少量次运行即可稳定输出接近全局最优的高质量资源分配方案, 从而显著降低在线优化环节的计算开销和响应时延。由图 6 (c) 可知, ICPSO 获得了最小的 BER 值。这源于 ICPSO 的 DE 局部微调机制, 对每个个体最优解进行进一步优化, 类似于粗搜索后跟精搜索的两阶段优化策略, 确保全局最优解不被遗漏。图 6 中其他算法虽能收敛但精度受限,

表明其搜索机制在复杂地形中易受局部极值吸引。ICPSO 在 PSO 完成粗粒度全局定位后, 通过差分变异对个体最优解进行细粒度局部精化。这种双层搜索架构使算法能够在多峰地形中对优质区域进行深度挖掘, 从而精准定位到全局最优解, 而非停留在次优的局部极值点。

本节首先验证了瑞利衰落信道下 IM-FHSS 系统理论 BER 模型的准确性, 为后续资源优化确立了可靠的性能评估基准。在此基础上, 仿真验证了两种资源分配策略的场景互补性: 资源最小化策略有效降低系统开销, 适用于资源受限场景; BER 最小化策略在严苛约束下实现极低误比特率, 满足高可靠通信需求。此外, 结果证实针对该系统高维、非线性的优化难题, 本文选用的启发式算法在求解精度与鲁棒性上均显著优于传统方法, 为 IM-FHSS 系统在混合干扰环境下的精确性能评估与高效资源优化提供可靠的工程实现的理论支撑。

5 结束语

本文以混合干扰环境下 IM-FHSS 系统的抗干扰资源分配策略为研究重点, 围绕复杂电磁环境下资源的最优配置问题开展了系统研究。为给策

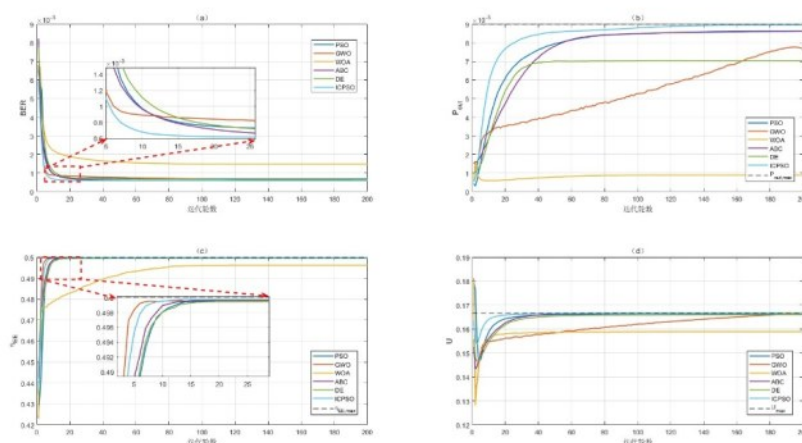


图5 BER 最小化优化中各算法收敛曲线:(a)误比特率收敛曲线;(b)中断概率收敛曲线;(c)有效频谱效率收敛曲线;(d)资源占用率收敛曲线

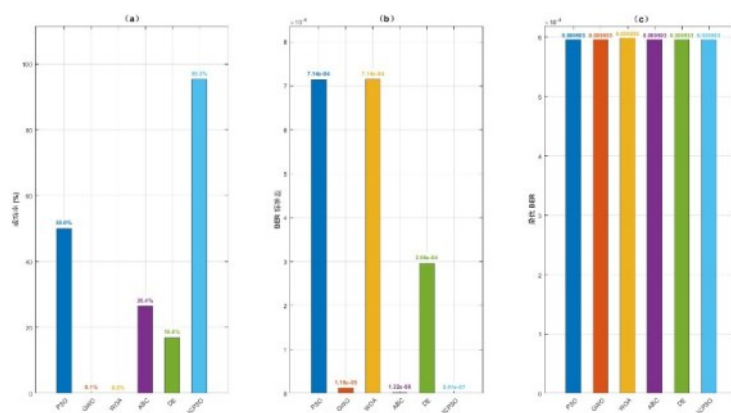


图6 BER最小化优化中各算法综合性能:(a)收敛至最优解的成功率;(b)最小解的标准差;(c)最优BER

略设计提供准确的性能评估依据,基于超几何分布概率模型推导了AWGN与瑞利衰落信道下的完整误比特率表达式,理论值与蒙特卡洛仿真高度吻合。在此基础上,定义了中断概率、能量效率和资源占用率3项核心性能指标,分别建立了资源最小化与误比特率最小化两个互补优化模型,并针对其混合整数非线性、非凸多峰等复杂特征分别采用NRRMWOA与ICPSO算法高效求解。仿真结果表明,所提算法在求解精度、收敛速度和稳定性上均显著优于传统方法,可为混合干扰环境下IM-FHSS系统的抗干扰资源优化提供可靠的理论与工程支撑。未来计划将拓展至多用户协作场景与更具策略性的动态干扰模型。

参考文献:

- [1] GOUISSEM A, ABUALSAUD K, YAACOUB E, et al. Accelerated IoT anti-jamming: a game theoretic power allocation strategy[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(12): 10607-10620.
- [2] KE Y, NI Z H, ZHANG D, et al. Information freshness in multi-hop satellite IoT systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(7): 6014-6029.
- [3] LIU S, YANG H L, ZHENG M T, et al. Multi-UAV-assisted MEC in internet of vehicles with combined multi-modal semantic communication under jamming attacks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(8): 7600-7614.
- [4] QIAO S Q, SHAO Y Z, KANG G D, et al. Code-assisted broad-

band jamming suppression in multisatellite collaborative secure communication[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(2): 3162-3175.

- [5] PHAN D M, NGUYEN T H P. An enhanced method to improve signal reception performance for 5G NR physical uplink control channel with frequency hopping configuration[C]. 2021 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC), 2021: 13-17.
- [6] CHEN C, CHEN Y, HAN Y, et al. Achieving centimeter-accuracy indoor localization on WiFi platforms: a frequency hopping approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(1): 111-121.
- [7] CHENG G, LIU W, LI Y Z, et al. Spectrum aware on-demand routing in cognitive radio networks[C]. 2007 2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2007: 571-574.
- [8] QI P H, DU Y, WANG D Y, et al. Wideband spectrum sensing based on bidirectional decision of normalized spectrum for cognitive radio networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 140833-140845.
- [9] KIANOUSH S, SAVAZZI S, RAMPA V. Tracking of frequency selectivity for device-free detection of multiple targets[C]. 2017 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), 2017: 1253-1259.
- [10] LI Y Y, XU Y H, LI W, et al. Achieving hiding and smart anti-jamming communication: a parallel DRL approach against moving reactive jammer[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(9): 8377-8390.
- [11] OUYANG Z H, XUE L, DING F. Research on the influence of track jamming on radar data processing[C]. 2020 Chinese Automation Congress (CAC), 2020: 1244-1247.

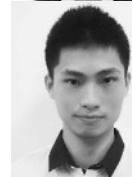


- [12] FAN Z Z. Testing on anti-jamming performance of tracking loop for frequency hopping system[C]. 2021 14th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID), 2021: 101-104.
- [13] SHI Y X, AN K, LI Y S. Index modulation based frequency hopping: anti-jamming design and analysis[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(7): 6930-6942.
- [14] BAŞAR E, AYGÖLÜ Ü, PANAYIRCI E, et al. Orthogonal frequency division multiplexing with index modulation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(22): 5536-5549.
- [15] DOĞAN TUSHA S, TUSHA A, BASAR E, et al. Multidimensional index modulation for 5G and beyond wireless networks [J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(2): 170-199.
- [16] DANG S P, COON J P, CHEN G J. Adaptive OFDM with index modulation for two-hop relay-assisted networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 1923-1936.
- [17] SHI Y X, LU X J, AN K, et al. Efficient index-modulation-based FHSS: a unified anti-jamming perspective[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(2): 3458-3472.
- [18] 施育鑫, 李玉生, 安康. 基于干扰认知的索引调制跳频抗干扰方法. 电波科学学报, 2023, 38(5): 757-763.
- SHI Y X, LI Y S, AN K. Index modulation based frequency hopping spread spectrum assisted with jamming cognition. Chinese Journal of Radio Science, 2023, 38(5): 757-763.
- [19] LIANG L P, CHENG W C, ZHANG W, et al. Integrated sensing and communication for anti-jamming with OAM[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25: 429-444.
- [20] LI X R, CHEN B X, CHEN X Y, et al. An efficient hybrid jamming suppression method for multichannel synthetic aperture radar based on group iterative separation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-16.
- [21] PANDA S K, LIN M, ZHOU T. Energy-efficient computation offloading with DVFS using deep reinforcement learning for time-critical IoT applications in edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(8): 6611-6621.
- [22] YANG J, GE X H, THOMPSON J, et al. Power-consumption outage in beyond fifth generation mobile communication systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(2): 897-910.
- [23] XIU Y, ZHAO Y, WANG K H, et al. Delay minimization for movable antennas-enabled anti-jamming communications with mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Communications, 2026, 74: 6243-6258.
- [24] HOUSSEIN E H, SAEED M K, HU G, et al. Metaheuristics for solving global and engineering optimization problems: review, applications, open issues and challenges[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2024, 31(8): 4485-4519.
- [25] CANTURK D, KUCUKYILMAZ T, DOKEROGLU T. A survey on pioneering metaheuristic algorithms between 2019 and 2024[J]. Computers and Industrial Engineering, 2025.
- [26] WU L, XU D, GUO Q, et al. A nonlinear randomly reuse-based mutated whale optimization algorithm and its application for solving engineering problems[J]. Applied Soft Computing, 2024, 167: 112271.
- [27] SUN Y, GAO Y L. An improved composite particle swarm optimization algorithm for solving constrained optimization problems and its engineering applications[J]. AIMS Mathematics, 2024, 9(4): 7917-7944.
- [28] GRANELL E, ANDRADE-MORELLI S, RUIZ-SÁNCHEZ E, et al. Energy consumption study of network access switches to enhance energy distribution[C]. 2012 IEEE Globecom Workshops, 2012: 1496-1501.
- [29] ABO-ZAHHAD M, FARRAG M, ALI A, et al. An energy consumption model for wireless sensor networks[C]. 5th International Conference on Energy Aware Computing Systems & Applications, 2015: 1-4.
- [30] XU J P, BAI L, XIE X, et al. Collaborative secret and covert communications for multi-user multi-antenna uplink UAV systems: design and optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025, 24(7): 6020-6035.
- [31] PARK Y, JUN W, LEE S. SAFE-Q: safety-aware end-to-end driving using CrossQ deep reinforcement learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2026, 26(2): 2848-2855.

[作者简介]



袁浩源 (2000-), 男, 学士, 国防科技大学电子科学学院硕士研究生, 主要研究方向为索引调制、通信抗干扰。



施育鑫 (1995-), 男, 博士, 国防科技大学第六十三研究所助理研究员, 主要研究方向为索引调制、OFDM、通信抗干扰。



李玉生 (1974-), 男, 硕士, 国防科技大学第六十三研究所研究员, 主要研究方向为通信抗干扰。