

PRS-IM融合的低 PAPR 通信感知一体化波形联合优化设计

廖希¹, 艾荫画¹, 王洋¹, 周继华², 赵涛²

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 西南大学计算机与信息科学学院, 400715)

摘要: 为解决通信信号与感知信号融合时随机调制符号引起的高 PAPR 与 RSSL 问题, 本文提出一种基于 PRS-IM 的低 PAPR 波形设计方法。该方法融合 PRS、IM 与 QAM, 构建 PRS-IM-QAM 波形结构, 在满足通信可靠的功率约束下, 建立 PSLR 与 PAPR 联合优化模型。针对 PSLR 优化中非凸极小极大分式规划问题, 引入 Charnes-Cooper 变换, 将其转化为二阶锥规划形式的凸优化问题; 针对 PAPR 优化问题进一步提出 TLADMM 算法, 通过子问题的内层迭代降低计算开销。优化结果表明: PRS-IM-QAM 的 RSSL 从 -35dB 降至 -45dB, PAPR 降低至约 4.5dB。性能对比结果表明: PRS-IM-QAM 通信性能略差于 16QAM, 与 PRS 基准信号相比, PRS-IM-QAM 仅牺牲约 0.75 m 距离分辨能力可将弱目标探测能力提升约 20dB。

关键词: 通信感知一体化; 波形设计; 索引调制; Charnes-Cooper 变换; ADMM; PAPR

中图分类号: TN92

文献标志码: A

Joint Optimization Design of Low-PAPR Integrated Sensing and Communication Waveform Based on PRS-IM Fusion

LIAO Xi¹, AI Yinhua¹, WANG Yang¹, ZHOU Jihua², ZHAO Tao²

1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

2. College of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China

Abstract: To address the high PAPR and RSSL caused by random modulation in integrated sensing and communication, this paper proposes a PRS-IM-based low-PAPR waveform design method. Integrating PRS, IM, and QAM, a PRS-IM-QAM waveform structure is constructed. Under reliable communication power constraints, a joint PSLR and PAPR optimization model is established. For the nonconvex minimax fractional PSLR optimization problem, the Charnes-Cooper transform converts it into a second-order cone programming convex problem. For PAPR optimization, a TLADMM algorithm with inner-loop iterations reduces computational cost. Results show that PRS-IM-QAM reduces RSSL from about -35 dB to -45 dB and PAPR to about 4.5 dB. Its communication performance is slightly worse than 16QAM. Compared with the PRS benchmark, it sacrifices only about 0.75 m range resolution while significantly improving weak-target detection by approximately 20 dB.

Key words: ISAC, Waveform design, Index modulation, Charnes-Cooper transform, ADMM, PAPR

1 引言

通信感知一体化 (Integrated Sensing and Com-

munication, ISAC) 技术因资源利用率高和可通过复用通信信号实现目标感知的特点正成为支撑数字孪生、智慧城市、工业物联网以及由无人机驱动的

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: 2026-10-13

通信作者: 廖希, E-mail: liaoxi@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(No.62371082); 新重庆青年创新人才项目(No.CSTB2025YITP-QCRC0045); 重庆市教育委员会科学技术研究项目(No.KJZD-K202400606)

Foundation Items: National Natural Science Foundation of China (No.62371082), The Nature Science Foundation of Chongqing (No.CSTB2025YITP-QCRC0045), Technology Project of Chongqing Education Commission (No.KJZD-K202400606)

众多新兴应用的关键使能技术^[1-2]。

随着无人机在低空安防和空域管控领域规模化应用,传统雷达因受制于硬件成本和频谱资源约束,难以实现大范围低成本的弱目标常态化监测,依托 ISAC 技术实现低空弱目标监测已成为重要发展趋势。作为 ISAC 的关键空口技术,ISAC 波形为通信与感知深度融合提供理论与技术支撑,已成为当前重点研究方向之一^[3]。在现有研究中,ISAC 波形可按资源复用方式分为频分、时分和空分三大体制。基于频分体制的正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)技术因频谱效率高、测距性能好、资源调度灵活和与现有蜂窝系统的高度兼容性,被视为构建 ISAC 系统的首选波形^[4]。然而,通信符号幅度和相位的随机性会进一步破坏整体信号的自相关特性,使信号距离谱旁瓣电平(Range Spectrum Sidelobe Level, RSSL)呈现随机抬升,这严重影响了信号的感知性能。此外,基于 OFDM 的 ISAC 信号也继承了传统 OFDM 信号的高峰均功率比(Peak-to-Average Power Ratio, PAPR)问题。因此,相较于传统 OFDM 信号,基于 OFDM 的 ISAC 信号不是单一发射链路的高 PAPR 问题,而是信号自相关性恶化与高 PAPR 的耦合问题。针对自相关性恶化问题,目前主要有三类优化思路:其一,通过序列优化和感知导频引入改善波形自相关特性^[5-6];其二,通过概率星座整形优化调制分布^[7],改善功率谱分布从而提升波形自相关性;其三,在接收端对信号进行失配、滤波^[8-9]和资源分配^[10],利用接收处理技术提升参数估计精度。

序列优化和导频引入因良好感知效果与高频谱利用率受到广泛关注。一方面,有研究利用第三代合作伙伴计划(3rd Generation Partnership Project, 3GPP)在 Release 18^[11]中提供的专为感知设计的定位参考信号(Positioning Reference Signal, PRS),将部分时隙的频域资源分配给 PRS 信号通过多帧累积^[12-13]的方式实现弱目标感知定位。另一方面,东南大学刘凡教授团队^[14-16]引入 ZC 序列、PSS 序列作为感知基准,通过概率星座整形的方法降低随机信号对导频信号感知性能的影响,提升了波形感知性能^[5]并实现了有效测距。但是,参考信号多帧累积的方法使得感知信号占据了绝大多数时隙,导致此类波形的通信实时性显著下降,难以兼顾通信性

能。星座整形仅优化调制符号概率分布,未改变 OFDM 多载波叠加带来的峰值随机特性,因此无法从根源抑制固有的高 PAPR 问题。过高的 PAPR 将导致信号经过非线性功率放大器后产生失真,严重降低通信质量并破坏感知性能^[17-18]。目前,已有大量针对 PAPR 优化的研究被提出,典型方法包括选择性映射法(Selective Mapping, SLM)^[19]、部分传输序列法(Partial Transmit Sequence, PTS)^[20]、音调预留(Tone Reservation, TR)^[21]法等经典 PAPR 抑制技术。这些方法分别通过构造相位旋转矩阵、优化传输序列设计以及预留频谱资源,在保证信号无失真的前提下有效抑制 PAPR。不足的是,SLM 法需要生成多个候选信号并传输或约定相应的侧信息,PTS 法则需要进行多个子块相位因子的联合搜索,二者均会增加计算复杂度。此外,侧信息传输还会降低通信资源利用率。因此,SLM 和 PTS 难以直接适用于通信感知一体化系统。相比之下,TR 算法凭借抑制效果优异和优化结果可控的优势,成为 PAPR 抑制的优选方案^[21-22]。作为 TR 法的变种,石明利等人^[3]和 HUANG Y 等人^[23]都尝试引入交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)代替传统 TR 优化方法,通过频域凸优化将 PAPR 抑制至约 4-5 dB。传统 ADMM 算法虽具备良好的抑峰性能,但当子载波数增加时,其子问题求解规模和迭代计算量显著增加,若采用内点法求解相关凸子问题,计算复杂度通常呈高阶多项式增长,因此难以满足大规模 ISAC 系统的实时处理需求。综上所述,感知信号规则、通信调制符号随机,二者天然存在性能冲突,二者融合带来的高 RSSL 与高 PAPR 耦合问题难以得到有效解决。因此,设计一体化波形架构与配套优化策略,在实现通信信号与感知信号融合的前提下兼顾双向性能,具有重要的理论与工程研究价值。

针对这一挑战,本文聚焦低空弱目标感知需求,设计了 PRS 与随机信号结合的波形结构,基于 TR 思想提出距离谱峰值旁瓣比(Peak-to-Sidelobe Ratio, PSLR)与 PAPR 联合优化方法,旨在通过少量的频域资源对信号的 PSLR 和 PAPR 进行有效优化。结果表明,所提信号在保证通信性能的同时,可实现更优的弱目标感知性能,并具备适配非线性功率放大器的低 PAPR 特性。

本文的主要贡献如下:

1) 提出了一种 PRS-IM-QAM (其中 QAM 为正交幅度调制 (Quadrature Amplitude Modulation)) 融合的一体化波形结构。该结构通过索引调制 (Index Modulation, IM) 技术建立感知信号与通信信号之间的“桥梁”为功率与相位联合优化提供了额外的自由度。使整个频段均可用于感知,有效提升了感知资源利用率。

2) 针对通信信号与感知信号结合引发的 PSLR 与 PAPR 耦合问题,本文建立了 PSLR 和 PAPR 的联合优化模型。现有研究多聚焦于单一 PSLR 或 PAPR 优化,而本文为该结构建立了统一且可求解的联合优化框架。

3) 针对 PAPR 优化问题,提出双层交替方向乘法 (Two-Layer Alternating Direction Method of Multipliers, TLADMM)。该方法通过变量分裂、闭式更新与投影迭代,有效避免了传统 ADMM 内点法的高阶多项式计算复杂度,显著提升了大带宽波的计算可扩展性与实时实现潜力。

本文的组织结构如下:第1节分析了通信与感知信号融合存在的 PSLR 与 PAPR 耦合问题,并概述相关研究进展及本文的主要贡献。第2节设计 PRS-IM-QAM 的 ISAC 信号模型,并引入通感系数实现资源的动态分配。第3节首先给出通信性能的功率约束条件,确保索引调制的可靠解调;然后建立 PSLR 与 PAPR 的联合优化模型,针对非凸极小极大分式规划问题引入 Charnes-Cooper 变换将其转化为凸优化问题;最后提出 TLADMM 方法对 PAPR 进行高效优化。第4节通过仿真实验验证了所提波形误码率 (Bit Error Rate, BER)、弱目标探测能力和目标分辨能力并分析了通感系数对感知性能的影响。此外,还对所提 PSLR 优化算法和 TLADMM 算法的优化效果进行了实验验证,并分析对比了 TLADMM 算法和 ADMM 算法的收敛性、收敛效果和算法复杂度。第5节对全文工作进行总结,并指出了进一步研究方向。

2 信号模型

2.1 OFDM 信号模型

在第五代新空口 (5G New Radio, 5G NR) 标准中,一帧分为若干时隙,一个时隙又包含若干 OFDM 符号,每个 OFDM 符号由 N 个子载波构成。

在发射阶段,发射机将由 12 个子载波组成的资源块 (Resource Block, RB) 作为 5G NR 频域调度的基本粒度,从符号索引 1 开始发送时域信号。根据 OFDM 原理,含 N 个子载波的 OFDM 符号时域信号 $s(t)$ 表达式为:

$$s(t) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N A_n e^{j\varphi_n} e^{j2\pi n \Delta f t} \cdot \text{rect}\left(\frac{t - T_s/2}{T_s}\right) \quad (1)$$

其中, A_n 和 φ_n 分别表示第 n 个子载波的幅度与相位, Δf 为子载波间隔, T_s 为符号持续时间, $\text{rect}(\cdot)$ 为矩形函数。

2.2 通感一体化信号模型

本文根据 5G NR 将子载波资源划分为通信 RB 与感知 RB,通信 RB 通过 IM-QAM 技术进行调制,感知 RB 调制为 PRS 信号,构成兼具通信功能与感知功能的 ISAC 波形,命名为 PRS-IM-QAM。定义通信信号与总 RB 数比值为通感系数 α , 表示为:

$$\alpha = \frac{N_I}{N_P + N_I} \quad (2)$$

其中, N_I 、 N_P 和 N_{RB} 分别表示通信 RB、PRS 感知 RB 和总 RB 的数量,且满足 $N_I + N_P = N_{\text{RB}}$ 。因此, $\alpha \in (0,1)$ 表示通信 RB 占总 RB 的比例。

本文设计的 PRS-IM-QAM 信号,其核心思想在于融合而非简单叠加。如图 1 所示,感知 RB 和通信 RB 在频域上邻接分布,共同构成完整的 ISAC 波形。与 PRS 作为独立感知导频、通信信号仅用于传输数据的方式不同,本文通过 IM 技术引入索引子载波 (Indexed Subcarrier, IS),在感知信号与通信信号之间建立了折衷“桥梁”。IS 的功率和相位可作为优化变量,为优化整个波形的 PSLR 和 PAPR 提供了功率和相位自由度。这使得波形的整个占用带宽均可用于感知处理,相较于传统频谱共享的方式,本结构有效提高了感知资源利用率和观测带宽。

2.2.1 通信信号的调制

在 PRS-IM-QAM 结构下,通信信号由 IM 技术与 QAM 生成,IM 将子载波分为数据子载波 (Data Subcarrier, DS) 和 IS,DS 通过 QAM 调制生成通信符号,IS 携带的比特信息由其相对位置所决定。以比特流 10110111000101 为例,一个 RB 包含 12 个子载波,并按照 4IM-16QAM 方案划分为 3 个 IM 块,每个 IM 块包含 4 个子载波。其中,前两比特 10 用于映射索引子载波,映射方式为比特组成的二进制

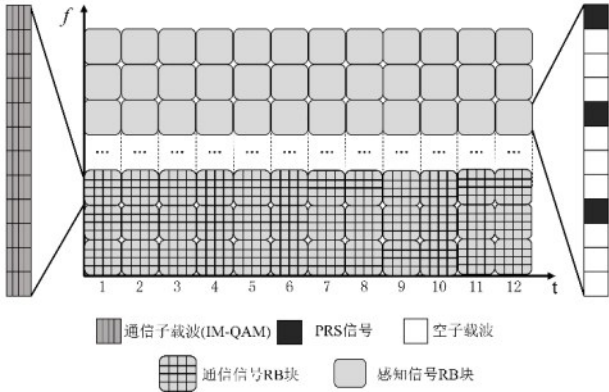


图1 PRS-IM-QAM子载波结构

换算为十进制加一, 则比特 10 对应的位置为第 3 个子载波, IS 的初始功率设为 1, 相位随机取值。随后, 第 1、第 2 和第 4 个子载波分别由比特序列 1101、1100 和 0101 进行 16QAM 映射。由此可得, 比特流 10110111000101 所对应的通信 RB 信号中一个 IM 块的信号表示为 $[\chi_{1101} \chi_{1100} \chi_{IS} \chi_{0101}]^T$ 。其中, $\chi_{\text{比特流}}$ 表示在该比特流下 16QAM 调制的星座符号, χ_{IS} 表示 IS 对应的星座符号。

2.2.2 感知信号的调制

3GPP 在 Release 18 中定义的 PRS 信号相较于现有参考信号具有更高资源密度和更优相关性, 且可以从系统带宽中任意 RB 开始传输。PRS 序列定义为^[11]:

$$r(i) = \frac{1}{\sqrt{2}}(1 - 2c(2i)) + j \frac{1}{\sqrt{2}}(1 - 2c(2i + 1)) \quad (3)$$

其中, $i = 1, 2, 3, \dots, L$ 为 PRS 序列索引, L 由带宽大小和梳状间隔所决定, 伪随机序列 c 采用 31 阶 Gold 序列生成。

在资源映射阶段, PRS 序列在功率缩放因子作用下映射到资源粒子, 满足:

$$\Psi_k = \beta_{\text{PRS},i} \cdot r(i), k = 12N_l + i \cdot K_{\text{comb}} \quad (4)$$

其中, k 表示频域索引, $\beta_{\text{PRS},i}$ 为第 i 个 PRS 粒子的功率缩放因子, 基准取值为 1, Ψ_k 为第 k 个子载波的映射符号, K_{comb} 为 PRS 信号梳状间隔, 取值范围集合为 $\{2, 4, 6, 12\}$, 感知 RB 中未被 PRS 占用的子载波为空, 不承载功率与相位信息。

3 问题建模与优化算法

3.1 索引子载波的功率下界

本文所提 PRS-IM-QAM 在频域上分为 PRS 与 IM-QAM, 所提信号通信性能完全等价于 IM-

QAM。根据 HAWKINS H 等人^[22]的研究, IM-QAM 的通信性能与 IS 的功率和子载波结构有关。受 5G NR 中一个 RB 包含 12 个子载波的约束, 本方案中的 IM 阶数可选范围限定为二阶或四阶。若采用二阶 IM, 通信 RB 内将有半数子载波被配置为 IS—即在每两个子载波中仅有一个子载波专门用于通信数据传输。这会导致通信频谱效率显著下降。相比之下, 四阶索引调制将 IS 占比降至四分之一, 在保障波形优化自由度的同时, 最大限度地保留了通信资源。因此, 四阶 IM 更具备工程合理性, 故本信号子载波结构固定为四阶 IM。

在解调阶段, 根据通信信号调制原理, 解调需先解调出该组 IM 的索引比特, 即识别出 IS 所处的索引, 之后通过 QAM 星座判决可解调出剩余子载波所携带的比特信息。本文选用功率最值法确定 IS, 这就要求 IS 在噪声功率扰动下的功率始终能大于 DS 在噪声功率扰动下的功率。对于四阶 IM 调制 (IM 块由 1 个 IS 和 3 个 DS 组成), 设 DS 都调制为 QAM 最大功率 P_{Qmax} 的星座符号, IS 的最低功率下界为 P_{min} , 噪声功率为 σ^2 , 则该 IM 块中至少一个 DS 被误判为 IS 的误判概率 P_e 表示为:

$$P_e = 1 - \left[1 - Q \left(\sqrt{\frac{P_{\text{min}} - P_{\text{Qmax}}}{2\sigma^2}} \right) \right]^3 \quad (5)$$

取误判概率小于 0.01, 可将 IS 下界功率的求解问题表示为:

$$Q \left(\sqrt{\frac{P_{\text{min}} - P_{\text{Qmax}}}{2\sigma^2}} \right) \leq 1 - \sqrt[3]{0.99}, P_{\text{min}} > P_{\text{Qmax}} \quad (6)$$

求解式 (6) 后可得到对应的 IS 功率下界作为后续优化的功率优化边界条件。

3.2 基于零多普勒切片的距离维感知性能优化

在雷达感知中, 模糊函数 (Ambiguity Function, AF) 可描述波形在时延-多普勒二维平面的响应。然而, 本文的研究边界为通信随机调制符号引起的 PSLR 和高 PAPR 问题, 优化变量为单个 OFDM 符号的频域功率与符号相位。该优化过程不涉及慢时间维相位设计, 因此多普勒/速度维性能并非本文优化变量所能直接决定。基于此, 本文仅取模糊函数的零多普勒切片作为距离维匹配滤波输出, 用于刻画波形的距离维自相关特性。波形距

离谱表示为:

$$\chi(\tau, 0) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) s^*(t - \tau) dt \quad (7)$$

式 (7) 等价于 $s(t)$ 的自相关函数, 基带自相关函数在离散时延 τ 处的表达式为:

$$R(\tau) = \chi(\tau, 0) = \frac{T_s}{N} \sum_{n=1}^N |A_n|^2 e^{j2\pi n \Delta f \tau} \quad (8)$$

由于 IM 将子载波划分为 IS 和 DS, 其中, IS 的功率是可优化的, 因此可根据这一分类将 τ 时刻自相关函数的表达式写为:

$$R(\tau) = \frac{T_s}{N} \left(\sum_{n \in \Omega_{\text{opt}}} P_{\text{opt},n} e^{j2\pi n \Delta f \tau} + \sum_{n \in \Omega_{\text{fix}}} P_{\text{fix},n} e^{j2\pi n \Delta f \tau} \right) \quad (9)$$

其中, Ω_{opt} 和 Ω_{fix} 分别为优化子载波 IS 和固定子载波 (DS 和 PRS) 的索引集合, $P_{\text{opt},n}$ 和 $P_{\text{fix},n}$ 为索引为 n 的子载波对应的功率。

PSLR 决定了 RSSL 的相对水平, 是波形目标感知性能的关键指标, 直接反映了波形的弱目标分辨能力。PSLR 定义为距离谱旁瓣峰值与峰值的比值, 本文将 PSLR 的优化问题进行了如下建模:

$$\begin{aligned} \mathcal{P}_1: \min_{P_{\text{opt},n}} \max_{\tau \in \mathcal{T}_{sl}} & \frac{\left| \sum_{n \in \Omega_{\text{opt}}} P_{\text{opt},n} e^{j2\pi n \Delta f \tau} + \sum_{n \in \Omega_{\text{fix}}} P_{\text{fix},n} e^{j2\pi n \Delta f \tau} \right|}{\sum_{n \in \Omega_{\text{opt}}} P_{\text{opt},n} + \sum_{n \in \Omega_{\text{fix}}} P_{\text{fix},n}} \\ \text{s.t. } & P_{\min} \leq P_n \leq P_{\max}, \quad \forall n \in \Omega_{\text{opt}} \\ & P_n = P_{\text{fix},n}, \quad \forall n \in \Omega_{\text{fix}} \\ & P_n \geq 0, \quad \forall n \in \Omega = \Omega_{\text{opt}} \cup \Omega_{\text{fix}} \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $\mathcal{T}_{sl}$ 为时延 τ 集合, Ω 为所有子载波索引集合, $P_{\max}$ 为 IS 功率上界, 取值根据发射机支持的功率范围设定, P_n 为索引为 n 的子载波功率。

问题 $\mathcal{P}_1$ 是一个极小极大化分数规划问题, 目标函数的分子包含关于功率变量的复数线性组合的绝对值, 且分母中含有优化变量 $P_{\text{opt},n}$, 因此原问题不能直接按照一般凸优化问题求解, 需先对问题进行简化转换。在对原问题进行变量变换之前, 首先证明其最优值能够达到。

命题 1: 问题 $\mathcal{P}_1$ 的最优值存在。

设优化子载波集合 Ω_{opt} 和固定子载波集合 Ω_{fix} 均为有限集合, 时延搜索集合 $\mathcal{T}_{sl}$ 为有限集合, 或为有界闭集。假设 $0 < P_{\min} \leq P_{\max} < +\infty$ 且固定子载波功率满足 $P_{\text{fix},n} \geq 0$ 。如果问题 $\mathcal{P}_1$ 的可行域非空,

则其最优值存在, 并且能够由某个可行功率向量 $\mathbf{P}^*$ 达到。

证明:

记功率优化变量为 $\mathbf{P}_{\text{opt}} = \{P_{\text{opt},n}; n \in \Omega_{\text{opt}}\}$ 由约束 $P_{\min} \leq P_{\text{opt},n} \leq P_{\max}, n \in \Omega_{\text{opt}}$ 可知优化变量属于有限维有界闭区间的笛卡尔积。因此, 优化子载波对应的可行集合是有界闭集。固定子载波的功率由 $P_n = P_{\text{fix},n}, n \in \Omega_{\text{fix}}$ 唯一确定, 不会破坏可行域的闭性和有界性。于是, 问题 $\mathcal{P}_1$ 的整体可行域为有限维欧氏空间中的非空紧集, 表示为:

$$\mathcal{C}_1 = \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{P}: P_{\min} \leq P_n \leq P_{\max}, n \in \Omega_{\text{opt}}; \\ P_n = P_{\text{fix},n}, n \in \Omega_{\text{fix}}; \\ P_n \geq 0, n \in \Omega \end{array} \right\} \quad (11)$$

进一步地, 由于 $P_{\min} > 0$, 且 Ω_{opt} 非空, 有

$$\sum_{n \in \Omega} P_n \geq \sum_{n \in \Omega_{\text{opt}}} P_n \geq |\Omega_{\text{opt}}| P_{\min} > 0. \text{ 因此, 问题}$$

$\mathcal{P}_1$ 的分母在整个可行域上严格为正, 不存在分母为零的情况。对任意固定时延 $\tau \in \mathcal{T}_{sl}$, 函数

$$f(\mathbf{P}, \tau) = \frac{\left| \sum_{n \in \Omega_{\text{opt}}} P_n e^{j2\pi n \Delta f \tau} + \sum_{n \in \Omega_{\text{fix}}} P_n e^{j2\pi n \Delta f \tau} \right|}{\sum_{n \in \Omega} P_n} \text{ 的分子是}$$

功率变量的复数线性函数的模, 因而连续; 分母在可行域上严格为正, 故 $f(\mathbf{P}, \tau)$ 关于 $\mathbf{P}$ 连续。

当 $\mathcal{T}_{sl}$ 为有限集合时, $F(\mathbf{P}) = \max_{\tau \in \mathcal{T}_{sl}} f(\mathbf{P}, \tau)$ 是

有限个连续函数的最大值, 因此连续。当 $\mathcal{T}_{sl}$ 为有界闭集时, 由于 $f(\mathbf{P}, \tau)$ 关于 $(\mathbf{P}, \tau)$ 连续, 且 $\mathcal{T}_{sl}$ 为紧集, 根据最大值定理, $F(\mathbf{P})$ 同样关于 $\mathbf{P}$ 连续。因此, 目标函数 $F(\mathbf{P})$ 在非空紧集 $\mathcal{C}_1$ 上连续。根据魏尔斯特拉斯极值定理, 存在某个 $\mathbf{P}^* \in \mathcal{C}_1$ 使得 $F(\mathbf{P}^*) = \min_{\mathbf{P} \in \mathcal{C}_1} F(\mathbf{P})$ 。所以, 问题 $\mathcal{P}$ 的最优值存在并能够达到。

命题 1 得证。

在命题 1 的基础上, 进一步对问题 $\mathcal{P}_1$ 进行等价化简。本文引入 Charnes-Cooper 变换, 定义一个严格大于 0 的标量缩放因子 h 和一个全新的等效功率变量 $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, 表示为:

$$\mathbf{B} = h \times \mathbf{P} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 为 N 个子载波的功率谱。

根据维纳-辛欣定理, 信号自相关函数与其功

率谱密度互为傅里叶变换对。利用这一定理，将等效功率变量带入，可将问题 $\mathcal{P}_1$ 写为：

$$\max_{\text{PSLR}} \left\{ \text{PSLR} = \frac{\max \left| \mathbf{W}_s^T \left(\frac{\mathbf{B}}{h} \right) \right|}{\left| \mathbf{W}_1^T \left(\frac{\mathbf{B}}{h} \right) \right|} = \frac{\max \left| \mathbf{W}_s^T \mathbf{B} \right|}{\left| \mathbf{W}_1^T \mathbf{B} \right|} \right\} \quad (13)$$

其中 $\mathbf{W}_s \in \mathbb{C}^{N \times (N-1)}$ 为离散傅里叶逆变换矩阵 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 的 2 到 N 列, $\mathbf{W}_1 \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 的第 1 列。

由于目标函数对于 $\mathbf{B}$ 和 $\mathbf{P}$ 在比例缩放上是不变的, 本文令变换后的主瓣幅度等于 1, 此时, 目标函数简化为求分子的极小值, 通过引入松弛变量 $v = \max \left| \mathbf{W}_s^T \mathbf{B} \right|$ 代表旁瓣峰值最大值, 最终将原问题转化为严格的凸优化问题:

$$\begin{aligned} \mathcal{P}_2: \quad & \min \{v\} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{W}_1^T \mathbf{B} = 1 \\ & \left| \mathbf{W}_g^T \mathbf{B} \right| \leq v, \quad \forall g \in \Omega \text{ 且 } g \neq 1 \\ & B_n = h \cdot P_n, \quad \forall n \in \Omega_{\text{fix}} \\ & h \cdot P_{\min} \leq B_n \leq h \cdot P_{\max}, \quad \forall n \in \Omega_{\text{opt}} \\ & B_n \geq 0, \quad n = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{W}_g$ 为 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 的第 g 列, B_n 为等效功率变量的第 n 个变量。

经转换后, 原非凸极小极大分式规划问题被转化为一个二阶锥规划的凸优化问题, 借助 CVX 工具可进行优化求解, 得到优化后的功率谱 $\hat{\mathbf{P}} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 。

3.3 PAPR 的优化

在 3.2 节中, 通过优化子载波的功率谱 $\hat{\mathbf{P}}$, 最小化了距离谱的旁瓣, 解决了信号自相关性恶化的问题。然而, PAPR 受子载波功率和相位同时影响。但在功率谱 $\hat{\mathbf{P}}$ 固定的条件下, PAPR 的优化问题从功率与相位的耦合问题解耦为单一的相位优化问题。解耦后原求解问题变得更清晰且能分别采用高效的凸优化和迭代算法进行处理。为准确估计连续时间波形的 PAPR, 常需对离散时域发射波形 $s(t)$ 进行至少 4 倍的过采样^[23]。设 ω 为过采样因子, $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 为频域信号流, 则归一化过采样时域信号流 $\bar{\mathbf{s}} \in \mathbb{C}^{\omega N \times 1}$ 可表示为:

$$\bar{\mathbf{s}} = \bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x} \quad (15)$$

其中, $\bar{\mathbf{W}} \in \mathbb{C}^{N \times \omega N}$ 是采样因子为 ω 的 IDFT 矩阵,

$\bar{\mathbf{W}}(n_1, n_2) = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{-j2\pi n_1 n_2 / (\omega N)}$ 是矩阵 $\bar{\mathbf{W}}$ 的第 n_1 行 n_2 列, $n_1 = 0, 1, \dots, N-1$, $n_2 = 0, 1, \dots, \omega N-1$ 。

PAPR 的定义为时域信号峰值功率与信号平均功率的比值, 时域信号的瞬时功率表达式为:

$$p(t) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N A_n e^{j\varphi_n} e^{j2\pi n \Delta f t} \right|^2 \cdot \text{rect} \left(\frac{t - T_s}{T_s} \right) \quad (16)$$

从式 (16) 可知, 时域信号峰值功率与频域信号幅度与相位相关, 但在求解式(14)后, 频域信号功率谱固定, 即波形的平均功率固定, 因此, PAPR 的大小仅与时域信号的峰值功率相关, 时域信号峰值功率在功率谱固定的情况下又只与信号相位相关。因此, PAPR 优化是一个相位优化问题。 $\bar{\mathbf{s}}$ 的 PAPR 表示为:

$$\text{PAPR} = \frac{\|\bar{\mathbf{s}}\|_{\infty}^2}{\|\bar{\mathbf{s}}\|_F^2 / (\omega N)} = \frac{\|\bar{\mathbf{s}}\|_{\infty}^2}{\sum_{n=0}^{N-1} \hat{\mathbf{P}}(n) / N} \quad (17)$$

由于波形的 PAPR 仅由分子 $\|\bar{\mathbf{s}}\|_{\infty}^2$ 峰值功率所决定, 式 (17) 的求解问题可重写为:

$$\begin{aligned} \mathcal{P}_3: \quad & \min_{\mathbf{x}_n, n \in \Omega_{\text{opt}}} \|\bar{\mathbf{s}}\|_{\infty}^2 \\ \text{s.t.} \quad & C_1^p: |\mathbf{x}|^2 = \hat{\mathbf{P}}; \\ & C_2^p: \mathbf{x}_n = \sqrt{P_{\text{fix}, n}} e^{j\varphi_{\text{fix}, n}}, \quad \forall n \in \Omega_{\text{fix}}; \\ & C_3^p: \bar{\mathbf{s}} = \bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x} \end{aligned} \quad (18)$$

约束 C_1^p 与固定相位约束共同构成幅度和相位耦合的非凸可行域, 因此问题 (18) 是一个非凸的优化问题, 需进行进一步转化求解。在进行问题转换前, 本文先证明问题 $\mathcal{P}_3$ 的最优值能够达到。

命题 2: 问题 $\mathcal{P}_3$ 的最优值存在。

假设功率谱满足 $0 < P_n < +\infty$, $n \in \Omega$, 且固定子载波集合与优化子载波集合不相交并构成全部子载波集合, 即 $\Omega = \Omega_{\text{opt}} \cup \Omega_{\text{fix}}$ 则问题 $\mathcal{P}_3$ 的可行域为非空紧集, 且其最优值存在并能够达到。

证明:

由功率约束 $|\mathbf{x}_n|^2 = P_n$ 可知, 每个优化子载波的频域符号均可表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_n &= \sqrt{P_n} e^{j\theta_n} \\ \mathcal{C}_{\text{opt}} &= \prod_{n \in \Omega_{\text{opt}}} \left\{ \sqrt{P_n} e^{j\theta_n}: \theta_n \in [0, 2\pi] \right\} \end{aligned} \quad (19)$$

因此, 优化子载波的可行集合是有限个圆周的笛卡尔积:

$$\mathcal{C}_{\text{opt}} = \prod_{n \in \Omega_{\text{opt}}} \left\{ \sqrt{P_n} e^{j\theta_n} : \theta_n \in [0, 2\pi] \right\} \quad (20)$$

每个圆周都是有界闭集,有限个有界闭集的笛卡尔积仍然是有界闭集。对于固定子载波,其取值由 $A_n = \sqrt{P_{\text{fix},n}} e^{j\varphi_{\text{fix},n}}$ 唯一确定。因此,问题 $\mathcal{P}_3$ 的整体频域可行域:

$$\mathcal{C}_3 = \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{x} : |\mathbf{x}_n|^2 = P_n, n \in \Omega_{\text{opt}}; \\ \mathbf{x}_n = \sqrt{P_{\text{fix},n}} e^{j\varphi_{\text{fix},n}}, n \in \Omega_{\text{fix}} \end{array} \right\} \quad (21)$$

$\mathcal{C}_3$ 是有限维复欧氏空间中的有界闭集,即紧集。

此外, $\mathcal{C}_3$ 非空。对于每一个优化子载波,任意选择一个相位 $\theta_n \in [0, 2\pi]$ 即可满足幅度约束,固定子载波则直接取其给定的固定值。因此,至少存在一个频域信号 $\mathbf{x}$ 满足全部约束。

过采样时域信号由式 (15) 给出,由于线性变换是连续映射,函数 $f(\mathbf{x}) = \|\bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x}\|_\infty^2$ 关于 $\mathbf{x}$ 连续。于是,目标函数在非空紧集 $\mathcal{C}_3$ 上连续。根据魏尔斯特拉斯极值定理,存在 $\mathbf{x}^* \in \mathcal{C}_3$ 使得:

$$\|\bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x}^*\|_\infty^2 = \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{C}_3} \|\bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x}\|_\infty^2 \quad (22)$$

因此,问题 $\mathcal{P}_3$ 的最优值存在并能够达到。

命题2得证。

本文通过改进 ADMM 算法,提出 TLADMM 算法将原问题分解为多个子问题,通过引入对偶变量和惩罚项,在子问题间交替迭代求解该非凸问题。求解过程如下:

步骤1: 构造式 (18) 的增广拉格朗日函数:

$$L_\rho(\bar{\mathbf{s}}, \mathbf{x}, \mathbf{e}) = \|\bar{\mathbf{s}}\|_\infty^2 + \frac{\rho}{2} \|\bar{\mathbf{s}} - \bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x} + \mathbf{e}\|_F^2 \quad (23)$$

通过交替更新 $\bar{\mathbf{s}}$ 、 $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{e}$ 三个变量求解式 (18):

$$\bar{\mathbf{s}}^{(m+1)} = \arg \min_{\bar{\mathbf{s}}} L_\rho(\bar{\mathbf{s}}, \mathbf{x}^{(m)}, \mathbf{e}^{(m)}) \quad (24)$$

$$\mathbf{x}^{(m+1)} = \arg \min_{\mathbf{x}} L_\rho(\bar{\mathbf{s}}^{(m+1)}, \mathbf{x}, \mathbf{e}^{(m)}) \quad (25)$$

$$\mathbf{e}^{(m+1)} = \mathbf{e}^{(m)} + (\bar{\mathbf{s}}^{(m+1)} - \bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x}^{(m+1)}) \quad (26)$$

其中, m 表示第 m 次迭代, ρ 为惩罚因子, $\mathbf{e}$ 为缩放对偶变量。

式 (24) 的求解问题可表示为:

$$\min_{\bar{\mathbf{s}}} \left\{ \|\bar{\mathbf{s}}\|_\infty^2 + \frac{\rho}{2} \|\bar{\mathbf{s}} - \bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x}^{(m-1)} + \mathbf{e}^{(m-1)}\|_F^2 \right\} \quad (27)$$

由于目标函数包含无穷范数项,属于非光滑凸

优化问题,因此引入辅助变量以便使用 ADMM 分裂求解。通过引入辅助变量 μ 再次将问题 (27) 等价:

$$\begin{aligned} \min_{\bar{\mathbf{s}}, \mu} & \left\{ \mu^2 + \frac{\rho}{2} \|\bar{\mathbf{s}} - \ell^{(m-1)}\|_F^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \|\bar{\mathbf{s}}\|_\infty \leq \mu \end{aligned} \quad (28)$$

其中, $\ell^{(m-1)} = \bar{\mathbf{W}}^H \mathbf{x}^{(m-1)} - \mathbf{e}^{(m-1)}$ 。经过等价转化后,该问题转化为了二阶锥规划问题,可通过 CVX 工具内点法进行求解。但由于内点法的复杂度为 $\mathcal{O}(N^3)$,其计算量随着子载波数的增加呈高阶多项式增长。为降低优化复杂度,本文再次对子问题进行分解。

步骤2: 进行子问题分解;

引入辅助变量 $\mathbf{z} = \bar{\mathbf{s}}$, 将式 (28) 写为:

$$\begin{aligned} \min_{\bar{\mathbf{s}}, \mu} & \left\{ \mu^2 + \frac{\rho}{2} \|\bar{\mathbf{s}} - \ell^{(m-1)}\|_F^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \bar{\mathbf{s}} = \mathbf{z} \\ & \|\mathbf{z}\|_\infty \leq \mu \end{aligned} \quad (29)$$

再次构造增广拉格朗日函数:

$$\mathcal{L}_\eta(\bar{\mathbf{s}}, \mathbf{z}, \mu, \mathbf{u}) = \mu^2 + \frac{\rho}{2} \|\bar{\mathbf{s}} - \ell\|_F^2 + \frac{\eta}{2} \|\bar{\mathbf{s}} - \mathbf{z} + \mathbf{u}\|_F^2 \quad (30)$$

类似的,得到关于 $\bar{\mathbf{s}}$ 、 $\mathbf{z}$ 、 $\mathbf{u}$ 的子问题。

其中 $\eta > 0$ 为内惩罚参数, $\mathbf{u}$ 为内层对偶变量。

步骤3: 内层迭代求解更新 $\bar{\mathbf{s}}^{(m+1)}$;

对式 (30) 关于 $\bar{\mathbf{s}}$ 求偏导并令其为零,整理得到 $\bar{\mathbf{s}}^{(m+1)}$ 的更新公式:

$$\bar{\mathbf{s}}^{(r+1)} = \frac{\rho \cdot \ell^{(m-1)} + \eta(\mathbf{z}^{(r)} - \mathbf{u}^{(r)})}{\rho + \eta} \quad (31)$$

$\mathbf{z}$ 的子问题为投影到无穷范数球问题,表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{z}^{(r+1)} &= \arg \min_{\mathbf{z}} \left\{ \frac{\eta}{2} \|\mathbf{z} - (\bar{\mathbf{s}}^{(m+1)} + \mathbf{u}^{(r)})\|_F^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{z}\|_\infty \leq \mu^{(r)} \end{aligned} \quad (32)$$

得到更新公式:

$$\mathbf{z}_i^{(r+1)} = \begin{cases} \mathbf{v}_i, & |\mathbf{v}_i| \leq \mu^{(r)} \\ \mu^{(r)} \cdot \frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|}, & |\mathbf{v}_i| > \mu^{(r)} \end{cases} \quad (33)$$

其中, $\mathbf{v}_i = \bar{\mathbf{s}}_i^{(m+1)} + \mathbf{u}_i^{(r)}, i = 1, 2, \dots, \omega N$ 。

μ 的子问题表示为:

$$\begin{aligned} \mu^{(r+1)} &= \arg \min_{\mu} \mu^2 \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{z}^{(r+1)}\|_\infty \leq \mu \end{aligned} \quad (34)$$

由于目标函数对 μ 单调递增, 最优解处不等式约束取等号。根据卡罗-库恩-塔克 (Karush-Kuhn-Tucker conditions, KKT) 条件, 可得到 μ 的边界更新形式:

$$\mu^{(r+1)} = \|z^{(r+1)}\|_{\infty} = \max_n |z_n^{(r+1)}|. \quad (35)$$

对偶变量 $u^{(r+1)}$ 的更新公式为:

$$u^{(r+1)} = u^{(r)} + \bar{s}^{(m+1)} - z^{(r+1)} \quad (36)$$

步骤4: 求解更新 $x^{(m+1)}$;

根据式 (25), $x^{(m+1)}$ 的求解问题为:

$$\begin{aligned} x^{(m+1)} &= \arg \min_x \|\bar{s}^{(m+1)} - \bar{W}^H x + e^{(m)}\|_F^2 \\ \text{s.t. } &C_1^p, C_2^p \end{aligned} \quad (37)$$

首先, 求解该问题的无约束问题:

$$\tilde{x} = \arg \min_x \|\bar{s}^{(m+1)} - \bar{W}^H x + e^{(m)}\|_F^2 \quad (38)$$

然后, 对 x 求导并令其为零, 若 $\bar{W}$ 行满秩, 则:

$$\tilde{x} = (\bar{W}^H)^{\dagger} (\bar{s}^{(m+1)} + e^{(m)}) = \frac{1}{\omega} \bar{W} (\bar{s}^{(m+1)} + e^{(m)}) \quad (39)$$

最后, 将 $\tilde{x}$ 投影到约束集 C_1^p, C_2^p 更新 $x^{(m+1)}$, 投影规则如下:

$$x_n^{(m+1)} = \sqrt{P_{\text{fix},n}} \cdot e^{j\varphi_{\text{fix},n}}, \quad \forall n \in \Omega_{\text{fix}} \quad (40)$$

$$x_n^{(m+1)} = \begin{cases} \sqrt{P_{\text{opt},n}} \cdot e^{j\angle\theta_{\text{rand}}}, & |\tilde{x}_n| < \varepsilon, \quad \forall n \in \Omega_{\text{opt}} \\ \sqrt{P_{\text{opt},n}} \cdot e^{j\angle\tilde{x}_n}, & |\tilde{x}_n| > \varepsilon, \quad \forall n \in \Omega_{\text{opt}} \end{cases} \quad (41)$$

其中, ε 为数值稳定性阈值, θ_{rand} 为随机相位。

步骤5: 根据式 (26) 更新 $e^{(m+1)}$, 之后对结果进行收敛性检查, 若收敛则算法终止, 反之, 继续迭代。

4 结果分析

本节通过仿真实验展示了 PRS-IM-QAM 波形的通信性能、感知性能和 PAPR 抑制有效性。以 16QAM 信号和 PRS 信号为基准对 PRS-IM-QAM 的通信性能和感知性能进行对比。在感知实验中, 存在 2 个相近的感知目标。情形一: 2 个相距较远的感知目标具有不同的回波功率; 情形二: 2 个相邻的感知目标具有相同回波功率。通过对上述情形进行分析, 揭示波形的弱目标感知能力和距离感知能力。相关仿真参数如表 2 所示。

本系统占用带宽约 95 MHz, 在理论上, 其距离分辨率的极限由信号的带宽决定。根据瑞利分辨准则, 两个相邻目标恰能被分辨的临界间隔对应第一零点间隔, 计算公式为:

$$\Delta R = \frac{c}{2B_w} \approx 1.58m \quad (42)$$

其中, c 为光速 $3 \times 10^8 \text{ m/s}$, B_w 为信号带宽。

表 1

TLADMM 算法

算法 1: TLADMM 算法

输入: 频域信号 $x^{(0)}$ 、内层辅助变量 $z^{(0)}$ 、内层峰值基准 $\mu^{(0)}$ 、内层对偶变量 $u^{(0)}$ 、内层惩罚参数 η 、外层惩罚参数 ρ 、外层缩放对偶变量 $e^{(0)}$ 、过采样 DFT 矩阵 $\bar{W}$, 数值稳定性阈值 ε , 内层最大迭代次数 T_{in} , 外层最大迭代次数 T_{out} , 内层收敛阈值 δ , 外层收敛阈值 ς , 外层迭代计数器 m , 内层迭代计数器 r 。

输出: 优化后频域信号 x 、优化后时域信号 $\bar{s}$ 。

初始化: $z^{(0)} = 0$, $\mu^{(0)} = 0$, $u^{(0)} = 0$, $e^{(0)} = 0$

1: FOR $0 \leq m \leq T_{\text{out}}$

2: FOR $0 \leq r \leq T_{\text{in}}$

3: 根据式 (31) 内层迭代更新 $\bar{s}^{(m+1)}$;

4: 求解 z 的子问题, 根据式 (33) 更新 $z^{(r+1)}$;

5: 根据 KKT 条件, 利用式 (35) 更新 $\mu^{(r+1)}$;

6: 通过式 (36) 更新对偶变量 $u^{(r+1)}$;

6: IF $(\bar{s}^{(m+1)} - z^{(r+1)}) < \delta$

7: BREAK;

8: END

9: END

10: 求解式 (38) 的无约束解问题并将其投影到约束集, 根据式 (40)、式 (41) 更新 $x^{(m+1)}$;

11: 利用式 (26) 更新 $e^{(m+1)}$;

12: IF $(\bar{s}^{(m+1)} - \bar{s}^{(m)}) \leq \varsigma$ // 收敛性检查

13: BREAK;

14: END

15: END

若以更贴合工程信号检测的3dB主瓣宽度作为分辨依据,对于典型的sinc函数型脉冲,其对应的理论3dB间隔约为:

$$\Delta R_{3\text{dB}} = 0.886 \cdot \frac{c}{2B_w} \approx 1.40\text{m} \quad (43)$$

为了准确估计连续时间 PAPR, 数字上 $\omega = 4$ 进行四倍过采样, 时域采样采用 400 MHz 时钟得到 2.5 ns 的采样间隔, 对应距离步长 0.375 m。这并非代表本系统的距离分辨率可达到 0.375m, 该步长仅用于在数字域中精细刻画距离谱的包络形态与旁瓣零点位置, 以保证 PSL 及连续时间 PAPR 的评估精度。

表2 ISAC 系统仿真参数

系统参数名称	大小/单位	系统参数名称	大小/单位
中心频率 f_c	39GHz	IM 调制阶数	4
系统带宽	100MHz	占用带宽	95.06MHz
理想采样间隔	2.5ns	采样距离步长	0.375m
子载波间隔 Δf	60kHz	QAM 阶数	16
可用子载波数 N	1584 个	通感系数 α	0.5
资源块 (RB)	132 个	过采样系数	4
内层惩罚参数	0.1-0.9	外层惩罚参数	0.1-0.9
内层迭代次数	20 次	外层迭代次数	1000 次

4.1 通信性能分析

本文在通信性能分析中选用 16QAM 信号作为基准, 主要基于以下考虑: 其一, 16QAM 是本文所提 PRS-IM-QAM 波形中 DS 所采用的基础调制方式, 将其作为基准能最直接地反映引入 PRS 和 IM 结构后对通信误码率的影响; 其二, 16QAM 作为高效的调制方式, 在现有通信系统中应用广泛, 以其为基准便于评估本文波形与标准通信波形之间的性能差距。

图2展示了不同 IS 功率的 PRS-IM-16QAM 与 16QAM 的 BER 曲线。从图中可以看出, PRS-IM-16QAM 的 BER 与 IS 功率呈凸曲线变化。中等水平 IS 功率 PRS-IM-16QAM 信号 BER 低于过低 IS 功率和过高 IS 功率的 PRS-IM-16QAM 信号, 这是因为过低 IS 功率未能达到式 (6) 所提的功率下界, IS 的判决错误率偏高导致波形 BER 升高, 随着 IS 功率突破功率下界, BER 随之提高达到 BER 最优峰值。但随着 IS 功率的逐步增大, IS 挤占通信符号

的功率资源又进一步导致波形 BER 的升高。因此, 实际的功率上界 $P_{\max}$ 需根据发射机总功率进行界定。相较于 16QAM 信号, PRS-IM-16QAM 信号需更高的发射功率才能达到和 16QAM 相同 BER, 这提高了功率消耗, 从感知考虑, 更高的发射功率可以带来更高的回波功率, 有助于感知参数的提取。

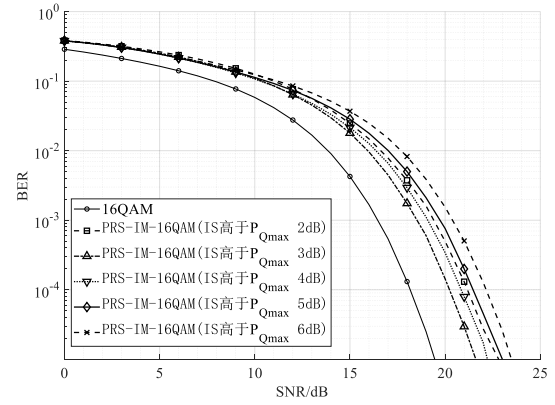


图2 通信性能分析

4.2 感知性能分析

本小节对 PRS 信号和 PRS-IM-QAM (优化前/优化后) 的优化效果和感知性能进行了对比分析, 优化效果如图3所示、感知性能对比如图4和图5所示。图3结果表明, 采用本文所提 PSLR 优化算法对 PRS-IM-QAM 信号进行优化, PRS-IM-QAM 优化前旁瓣峰值高于未优化 PRS-IM-QAM 旁瓣峰值约 10dB, 这表示优化后的 PRS-IM-QAM 信号具有更低的距离谱旁瓣, 能有效降低强能量信号对弱目标或弱信号的遮蔽效应, 有效提升了波形的弱目标感知能力, 并充分证实了优化算法的有效性。

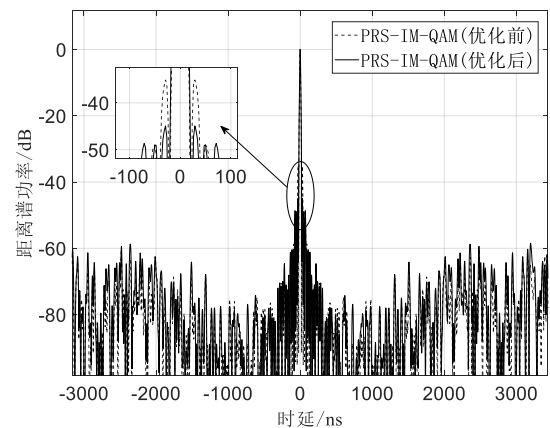


图3 RSSL 优化对比图

图4展示了情形一的PRS信号与优化后的PRS-IM-QAM信号的弱目标感知性能对比。从图4(a)可知,当弱目标回波功率相较于强目标低10 dB时,两信号对应的弱目标峰值均高于强目标最大旁瓣峰值,说明在该功率差下两类波形均可实现弱目标的有效探测。随着弱目标回波功率进一步衰减,从图4(b)、图4(c)能够明显看出,PRS信号的弱目标峰值低于强目标最大旁瓣峰值,这表明弱目标的回波信号被强目标所掩盖。PRS信号已经丧失弱目标探测能力。而本文所提PRS-IM-QAM信号在弱目标低30dB时弱目标峰值仍略高于强目标的旁瓣,PRS-IM-QAM信号仍可获取到弱目标回波实现弱目标感知信息的提取。这说明本文设计的PRS-IM-QAM波形具备更优异的弱目标探测能力,能对反射回波较弱的目标进行有效感知。

图4中PRS-IM-QAM信号的主瓣宽度宽于PRS信号,这表明PRS-IM-QAM信号的距离分辨能力是弱于PRS信号的,为有效量化距离分辨能力的差距。保持两目标回波强度相同,改变两目标距离以说明波形的距离分辨能力,在工程上常使用3dB分辨率作为极限分辨距离,即本系统带宽可以分辨的最小距离约为1.4m,按照数字采样步长,仿真以3、4、5、6步长分别设置了空间间隔依次为1.125m、1.5 m、1.875 m和2.25 m的两目标,通过匹配滤波法得到距离-幅度响应图。图5(a)中PRS-IM-QAM信号没有出现双峰特性,PRS信号虽出现双峰特性,但并未达到3dB的有效凹陷深度,不能作为目标可分辨的判定,二者均无法识别出两个不同目标。图5(b)、图5(c)和图5(d)表明,PRS-IM-QAM信号在1.875m时其凹陷深度才逐渐逼近3dB,在2.25m时凹陷深度可稳定大于3dB,即PRS-IM-QAM信号的极限分辨距离约在1.875m-2.25m之间,而PRS信号在目标间距大于等

于1.5m时就出现稳定低于3dB的凹陷深度,由此说明,在同等带宽条件下,PRS-IM-QAM波形的距离分辨性能相较传统PRS信号有所下降,目标距离可分辨距离降低约0.75 m。

图6展示了通感系数 α 与波形主瓣宽度的变化关系。由于本文将 α 定义为通信RB占总占用RB的比例, α 增大意味着通信资源占比提高、PRS感知资源占比降低。仿真结果表明,在本文给定的RB数、PRS结构、IM块结构、功率约束和接收模型下,随着通感系数 α 的增大,波形的主瓣宽度逐渐变小。这表明提高通信信号的RB占比,波形的距离分辨率能得到小幅提升。图7给出了PSLR随 α 的变化情况。当 α 较小时,可优化通信子载波数量有限,难以有效抵消随机通信符号和PRS映射共同形成的旁瓣。当 α 达到约0.34时,波形的弱目标感知性能陡然提升形成阶段性峰值,这表明在该资源分配下,优化算法可构造出与PRS导频旁瓣相反分量对距离谱峰值旁瓣形成高度抵消,接近最优抵消构型。当 α 越过临界值0.34时,子载波配比偏离最优抵消构型,优化收敛至局部次优解,PSLR小幅抬升,后续随通信资源占比进一步增加,充足的优化自由度再次驱动旁瓣电平持续降低。结果表明,当 α 较大时,波形的感知性能表现良好,此时波形兼顾高通信性能与高感知性能。但较高的 α 会导致PRS信号的占比偏低,严重降低信道估计的准确性,影响实测感知参数,从而降低感知精度。因此在本文所采用的RB数量、PRS映射方式、IM结构、功率约束和接收处理条件下, α 的取值应大于0.34,具体取值可根据通信和感知需求进行确定以平衡通信速率、信道估计与感知精度。

4.3 算法收敛性与复杂度分析

由于本文所提PRS-IM-QAM波形结构的特殊性,经典的SLM和PTS等PAPR抑制方法难以直接

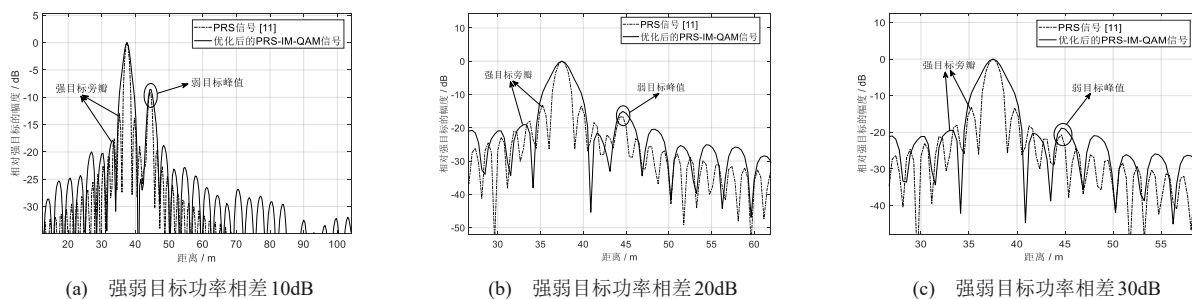


图4 距离间隔相同回波功率不同的两个目标(情形一)

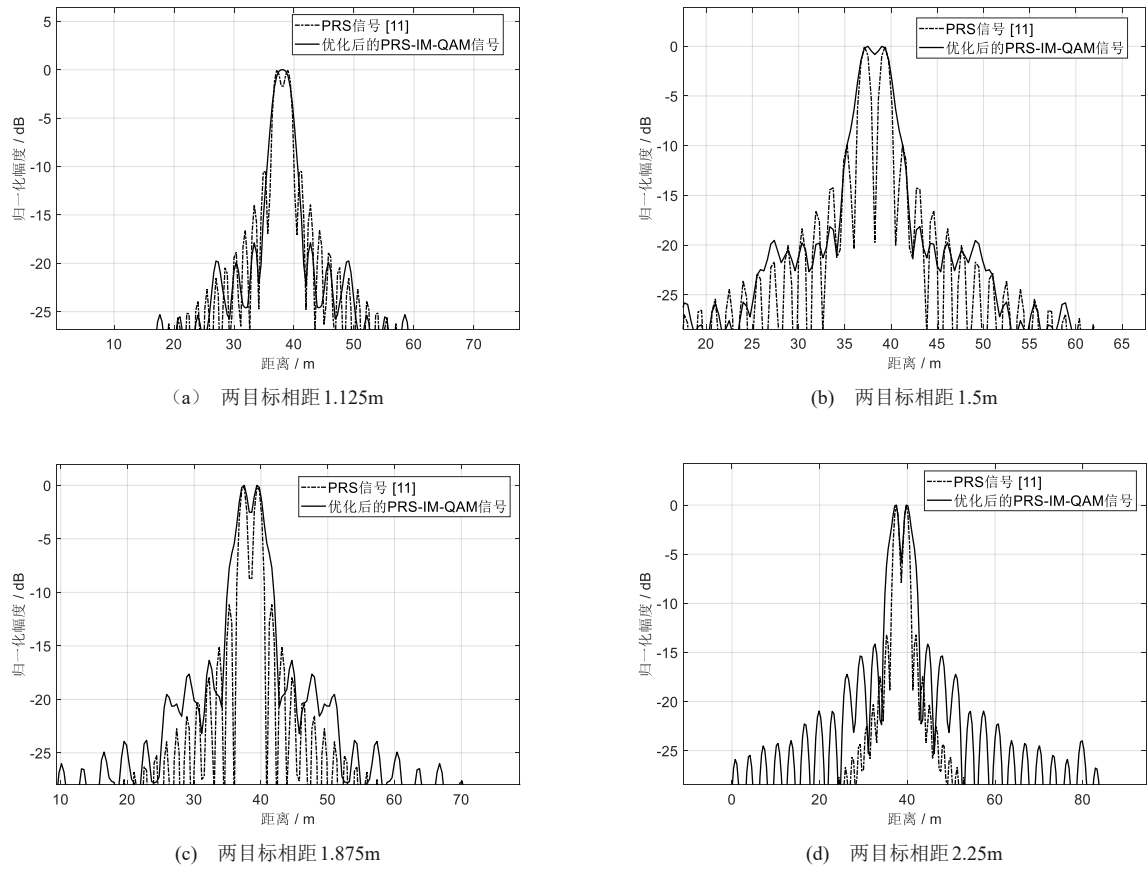


图5 距离间隔不同回波功率相同的两个目标(情形二)

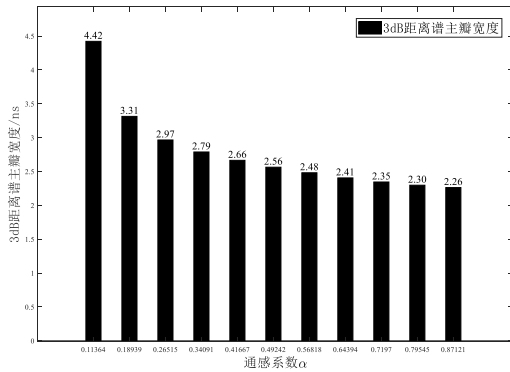


图6 距离谱主瓣宽度变化图

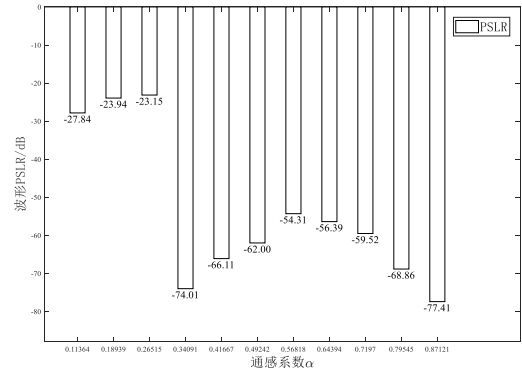


图7 距离谱PSLR变化图

应用。SLM需要生成多个候选信号并传输侧信息，PTS需进行多子块相位因子的联合搜索，二者均涉及对波形结构的较大改动且显著增加计算复杂度，无法在本文的联合优化框架下进行公平比较。因此，本文聚焦于与同属TR思想框架下的传统ADMM方法进行对比。TR/ADMM类方法通过频域凸优化实现PAPR抑制，与本文的联合优化框架

兼容性最好。然而，传统ADMM在求解相关凸子问题时，常采用内点法，其计算复杂度随子载波数呈高阶多项式增长。本节首先分析了本算法的收敛特性然后通过对比相同约束框架下的收敛效果和标准ADMM算法和所提的TLADMM算法复杂度以说明本算法的优良性与工程可行性。

收敛速度和收敛特性仿真结果如图8-图9所

示。如图所示,不同惩罚因子组合下,波形的 PAPR 都得到了有效的改善,在本文仿真参数设置下,TLADMM 算法通常在外层迭代约 100~160 次后逐渐达到稳定收敛状态,PAPR 收敛至约 4.5dB 左右,验证了算法在实际场景下的可行性。但从图 8 的收敛曲线可知,当内层惩罚因子固定为外层惩罚因子的 0.1 倍时,外层惩罚因子越大,其前 20 次左右迭代的收敛速度略快,最终的收敛稳定性更优。保持外层惩罚因子的不变,改变内层惩罚因子占比,仿真结果如图 9 所示。随着内层惩罚因子的增大,算法前 20 次迭代收敛速度更快,但算法优化的稳定性和优化效果却大幅下降。当内层惩罚因子较低时算法在前约 20 次迭代内收敛速度虽较低,但算法的收敛稳定性与收敛效果却显著提升。因此,在 PAPR 限制高的场景可降低内层惩罚参数的取值,在实时性要求高的场景可适当提升外层参数约束。

图 10 展示了相同信号框架下 ADMM 算法与本文所提 TLADMM 算法的优化效果对比。从图中可以看出,TLADMM 算法在最优的内外层惩罚因子组合下的优化效果与 ADMM 不同惩罚因子下的优化效果相差较小。对比于 ADMM 算法惩罚因子为 0.5 的曲线,TLADMM 算法优化效果略低于 ADMM 算法,但优化结果都处于线性功率放大器的可接受范围。由于时间复杂度难以通过仿真说明,因此本文对两算法的复杂度进行了分析,表 3 展示了所提 TLADMM 算法和传统 ADMM 算法的计算复杂度对比。以 N 个子载波数的信号为例,TLADMM 的外层与内层最大迭代次数分别为 T_{out} 和 T_{in} ,ADMM 的迭代次数为 T 。TLADMM 在一次外层迭代中,内层变量的更新均可由闭式解、投影或 KKT 条件获得,其单次复杂度为 $\mathcal{O}(N)$,外层 x 的更新主要涉及快速傅里叶变换/逆快速傅里叶变换和逐元素投影,复杂度为 $\mathcal{O}(N \log N)$ 。因此,TLADMM 的复杂度可表示为 $\mathcal{O}(T_{out}(T_{in}N + N \log N))$ 。传统 ADMM 在每轮迭代中使用内点法,其复杂度通常为高阶多项式,复杂度表示为 $\mathcal{O}(N^3)$,迭代下的复杂度可表示为 $\mathcal{O}(TN^3)$ 。从实时角度看,本文所提 TLADMM 算法的核心运算均具有较好的并行化特性,具备实时部署潜力。在工程实现上,本算法可在现场可编程门阵列、数字信号处理器或图形处理器等硬件平台上通过流水线并

行方式实现。由此可见,所提 TLADMM 通过分裂-闭式迭代机制能有效降低单轮计算开销。因此,本文所提算法具备更优良的特性,能在保证相近 PAPR 抑制效果的前提下,大幅降低计算开销。

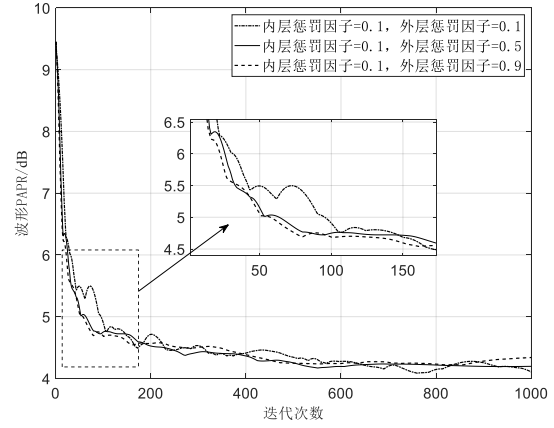


图 8 外层惩罚因子对算法的影响

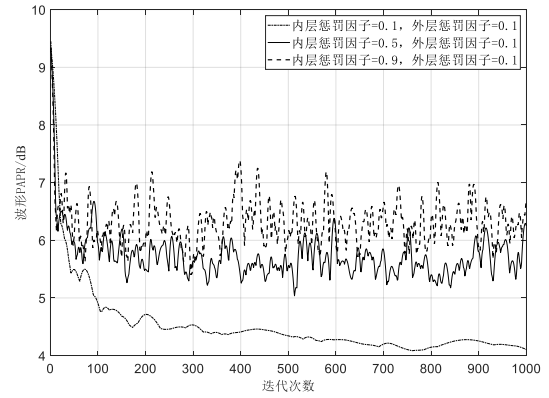


图 9 内层惩罚因子对算法的影响

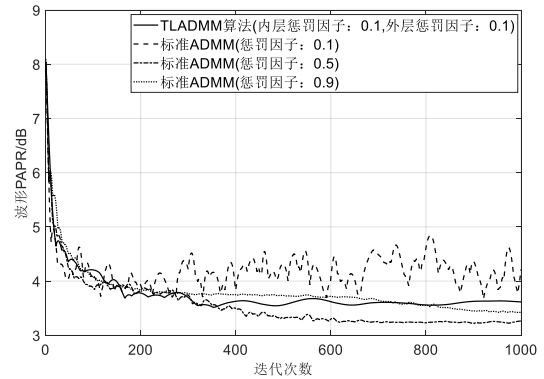


图 10 TLADMM 与 ADMM 的优化效果对比图

表3 算法复杂度对比表

算法名称	算法复杂度
TLADMM	$\mathcal{O}(T_{\text{out}}(T_{\text{in}}N + N\log N))$
传统 ADMM ^{[3][23]}	$\mathcal{O}(T \cdot N^3)$

5 结束语

本文针对 ISAC 波形中通信与感知信号融合时产生的 PSLR 与高 PAPR 耦合问题, 设计了一种 PRS-IM-QAM 融合波形结构, 并给出了完整的联合优化方案。该结构通过索引子载波为波形优化提供了额外自由度, 使整个频段均可参与感知处理。在优化方法上, 本文通过 Charnes-Cooper 变换将非凸极小极大分式规划问题转化为凸优化问题, 实现了功率谱的有效优化; 进一步提出 TLADMM 算法, 通过子问题分裂与闭式更新, 显著降低了 PAPR 优化的计算复杂度。仿真结果表明, 本文所提 PRS-IM-QAM 信号在仅牺牲约 0.75m 距离分辨能力并增加有限发射功率的工程可接受代价下, 能够将 RSSL 从 -35dB 抑制至 -45dB, PAPR 降低至约 4.5dB, 弱目标探测能力较 PRS 基准信号提升约 20dB。这充分验证了本文方法在低空安防、无人机监测等场景下, 以较小性能代价显著增强弱目标感知能力和硬件友好性的工程应用价值。同时, 本文提出的“结构设计+联合优化+低复杂度求解”三位一体的解决思路, 对后续研究更复杂的多目标、多径、MIMO 或更高阶调制 ISAC 波形设计具有理论参考意义。需要指出的是, 本文的 PSLR 优化与感知性能评估均基于模糊函数零多普勒切片, 不涉及速度估计精度、多普勒分辨率或二维 AF 联合旁瓣抑制。后续工作将进一步研究时延-多普勒二维 AF 约束下的波形与功率谱联合优化, 引入多普勒旁瓣、速度分辨率和多普勒鲁棒性指标, 并考虑多目标、多径、硬件受限条件下的鲁棒性与在线实现问题。



赵清 (1983-), 男, 河南南阳人, 硕士, 西南大学教授、主要研究方向为智能通信、低空通感网络、空天信息和无线。

参考文献:

[1] CHAFII M, BARIAH L, MUHAIDAT S, et al. Twelve Scientific Challenges for 6G: Rethinking the Foundations of Communications Theory

[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(2): 868-904.

[2] MU J S, ZHANG R H, CUI Y H, et al. UAV meets integrated sensing and communication: challenges and future directions[J]. IEEE Communications Magazine, 2023, 61(5): 62-67.

[3] 石明利, 李晓辉, 吕思婷, 等. 基于多目标公平感知的通感一体化恒模波形设计[J]. 通信学报, 2024, 45(10): 31-40.

SHI M L, LI X H, LYU S T, et al. Constant modulus waveform design for integrated sensing and communication based on multi-objective fairness perception[J]. Journal on Communications, 2024, 45(10): 31-40.

[4] WU Y, LEMIC F, HAN C, et al. Sensing integrated DFT-spread OFDM waveform and deep learning-powered receiver design for terahertz integrated sensing and communication systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(1): 595-610.

[5] WANG Y, CAO Y H, YEO T S, et al. Joint sequence optimization-based OFDM waveform design for integrated radar and communication systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(12): 12734-12748.

[6] KESKIN M F, WYMEERSCH H, KOIVUNEN V. MIMO-OFDM joint radar-communications: is ICI friend or foe? [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(6): 1393-1408.

[7] DU Z, LIU F, XIONG Y F, et al. Reshaping the ISAC tradeoff under OFDM signaling: a probabilistic constellation shaping approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2024, 72: 4782-4797.

[8] 张霄霄, 梁兴东, 王杰, 等. 融合失配处理和 LMS 滤波的雷达通信一体化 OFDM 信号距离旁瓣抑制技术[J]. 信号处理, 2021, 37(9): 1727-1738.

ZHANG X X, LIANG X D, WANG J, et al. Range sidelobe suppression technique for radar-communication integrated OFDM signals combining mismatch processing and LMS filtering[J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(9): 1727-1738.

[9] KARAMI E, SAARNISAARI H. Windowed overlapped frequency domain block filtering approach for direct sequence signal acquisition[J]. Digital Communications and Networks, 2018, 4(3): 209-216.

[10] MURA S, TAGLIAFERRI D, MIZMIZI M, et al. Optimized waveform design for OFDM-based ISAC systems under limited resource occupancy[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025, 24(6): 5241-5254.

[11] 3GPP. Release 18 and beyond (Rel-18+) mobile communication system technical specifications[S/OL]. 2024[2026-05-27].

[12] WANG X, HAO Z, LIU X, et al. Energy accumulation in 5G PRS-based weak target sensing[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(9): 2688-2692.

[13] WEI Z, WANG Y, MA L, et al. 5G PRS-based sensing: a sensing reference signal approach for joint sensing and communication system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(3): 3250-3263.

[14] LIU F, LIU Y F, CUI Y H, et al. Sensing with communication signals: from information theory to signal processing[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2025, 44: 1-30.

[15] LIU F, LIU Y, CUI Y, et al. Uncovering the iceberg in the sea: fundamentals of pulse shaping and modulation design for random ISAC signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2025, 73: 2511-2526.

[16] SHI H L, LIU F, XIONG Y F, et al. Sensing with random communication signals[J]. IEEE Network, 2026, 40(1): 98-106.

[17] TIAN L, MA Y, LEI W, et al. A direct construction of ZCZ sequences with low peak-to-average power ratio[J]. IEEE Communications Letters

ters, 2024, 28(2): 273-277.

- [18] HAN S H, LEE J H. An overview of peak-to-average power ratio reduction techniques for multicarrier transmission[J]. IEEE Wireless Communications, 2005, 12(2): 56-65.
- [19] WOO J Y, JOO H S, KIM K H, et al. PAPR analysis of class-III SLM scheme based on variance of correlation of alternative OFDM signal sequences[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(6): 989-992.
- [20] KUMAR A, GAUR N, NANTHAAMORNPHONG A. Optimizing PAPR, BER, and PSD efficiency: using phase factors generated by bacteria foraging algorithm for PTS and SLM methods[J]. IEEE Access, 2024, 12: 54964-54977.
- [21] NGUYEN T K, NGUYEN H H, BEDEER E, et al. Novel PAPR reduction method for OFDM signals with tone reservation and index modulation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25: 4261-4275.
- [22] HAWKINS H, XU C, YANG L L, et al. IM-OFDM ISAC outperforms OFDM ISAC by combining multiple sensing observations[J]. IEEE Open Journal of Vehicular Technology, 2024, 5: 312-329.
- [23] HUANG Y, WU G, YANG P, et al. An adaptive MDS-coded OFDM waveform for low-altitude ISAC: design and optimization[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2026, 44: 531-544.



廖希（1988- ），女，四川绵阳人，博士，重庆邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为面向 6G 新场景新频段的电波传播与信道建模、广域无线通信、散射反射通信。



艾荫画（2001- ），男，四川成都人，硕士，重庆邮电大学硕士生，主要研究方向为移动通信、低空通感网络。



王洋（1986- ），男，重庆人，博士，重庆邮电大学国际学院院长、教授、博士生导师，主要研究方向为轨道角动量通信、太赫兹与毫米波信道测量与建模、智能阵列反射面。



周继华（1979- ），男，重庆人，博士，西南大学教授、主要研究方向为智能通信、低空通感网络、空天信息、卫星互联网。