面向多目标感知的RSMA辅助ISAC系统鲁棒波束成形设计

董颖，蒋尊欢，唐红刚，王春悦
（吉林大学通信工程学院，吉林 长春 130021）

摘要：针对6G中频谱稀缺及非完美信道导致波束成形性能恶化的问题，提出了一种面向多目标感知的速率分割多址（RSMA）辅助通感一体化（ISAC）系统的鲁棒波束成形设计方法。针对统计误差信道模型，将雷达感知过程划分为目标探测与跟踪阶段，以克拉美–罗界为感知指标，以最大最小通信平均速率为公平性指标，构建一个RSMA辅助ISAC系统的鲁棒波束成形设计优化问题。为解决该不确定性非凸优化问题，提出一种基于采样平均近似（SAA）方法和逐次凸逼近（SCA）算法的双层惩罚迭代优化算法，利用SAA方法、半正定松弛（SDR)与SCA算法将原不确定性非凸问题转化为确定性凸问题并进行求解。仿真结果表明，在目标跟踪阶段，当目标数为M = 2、信噪比为20 dB时，相较于空分多址接入（SDMA）辅助的ISAC方案，所提方案可使用户公平速率提升约14%，感知精度提升约22%。

关键词：通感一体化；速率分拆多址接入；波束成形设计；非完美信道状态信息
中图分类号：TN92
文献标志码：A
doi：10.11959/j.issn.1000–436x.TXXB260225

Robust beamforming design for RSMA-ISAC systems oriented to multi-target sensing

Dong Ying, Jiang Zunhuan, Tang Honggang, Wang Chunyue
School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130021, China

Abstract: To address the degradation of beamforming performance caused by spectrum scarcity and imperfect channel state information in 6G systems, a robust beamforming design method was proposed for rate splitting multiple access (RSMA)-assisted integrated sensing and communication (ISAC) systems with multi-target sensing. Under the imperfect channel state information at the transmitter (CSIT) with a statistical error channel model, the radar sensing process was divided into target detection and target tracking stages. The Cramér-Rao bound (CRB) was adopted as the sensing metric, while the max-min average communication rate was employed as the fairness metric. Accordingly, a robust beamforming optimization problem for the RSMA-assisted ISAC system was formulated. To solve the uncertain non-convex optimization problem, a double-layer penalized iterative optimization algorithm based on sample average approximation (SAA) and successive convex approximation (SCA) was proposed. The original uncertain non-convex problem was transformed into a deterministic convex problem through SAA, semidefinite relaxation (SDR), and SCA methods. Simulation results demonstrate that, in the target tracking stage with M = 2 and the signal-to-noise ratio (SNR) of 20 dB, the proposed scheme achieves approximately 14% improvement in user fair rate and 22% improvement in sensing accuracy compared with the space division multiple access (SDMA)-assisted ISAC scheme.

Key words: integrated sensing and communication, rate splitting multiple access, beamforming design, imperfect channel state information

收稿日期：2026–04–24；**修回日期：**2026–06–09
通信作者：蒋尊欢，1529332306@qq.com
基金项目：国家自然科学基金资助项目（No.62472194）；吉林省科技发展计划基金资助项目（No.20230201016GX）
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62472194), The Science of Technology Department of Jilin Province (No.20230201016GX)

0 引言

随着无线通信技术的迭代演进，6G正加速向高智能化发展，复杂环境下通信与感知的深度融合已成为支撑6G多元业务的关键需求[1]。通感一体化（integrated sensing and communication，ISAC）技术通过共享频谱、硬件及信号处理资源实现通信与感知功能的协同统一，已被国际电信联盟（International Telecommunication Union，ITU）确定为6G的六大应用场景之一[2-5]。

为破解ISAC系统多用户场景下的通感互扰瓶颈难题，速率分割多址接入（rate splitting multiple access，RSMA）技术被引入，形成RSMA-ISAC架构。该架构首次在文献[6]中被提出，文中明确指出了RSMA的公共流带来三大优势，即有效管理通信用户间的干扰、精确协调通信与感知功能间的干扰、灵活调整雷达波束。同时，RSMA的分层传输特性使其具备优异的节能潜力，并能有效保障多用户通信公平性、增强系统物理层安全性。RSMA与ISAC的结合已成为突破传统ISAC系统性能瓶颈的有效途径[7]。此外，在多用户多输入多输出（multi-user multiple input multiple output，MU-MIMO）系统中，基站（base station，BS）的预编码方案与波束成形设计严重依赖信道状态信息（channel state information，CSI）。非完美CSI阻碍了用户间干扰的完全消除，导致波束成形性能下降，进而使系统的抗干扰能力、能效及频谱效率受到不同程度的影响[8]，这一问题严重影响了RSMA-ISAC系统通感性能的提升，成为当前面临的核心瓶颈。因此，研究RSMA-ISAC系统的鲁棒波束成形设计具有至关重要的理论意义与现实应用价值。

本文聚焦统计误差信道模型下多目标感知场景，综合考虑通信与感知性能的联合优化，将感知过程划分为目标探测与跟踪两个阶段，以克拉美–罗界（Cramér-Rao bound，CRB）为感知性能指标，以最大最小通信平均速率表征用户公平速率，构建波束成形设计的约束优化问题，进而提出一种基于采样平均近似（sample average approximation，SAA）方法和逐次凸逼近（successive convex approximation，SCA）算法的双层惩罚迭代优化算法进行求解。该研究不仅能够有效解决多目标感知任务的复杂性问题，还能为复杂信道环境下通感融合系统的鲁棒设计提供理论参考与技术支撑，突破传统ISAC系统的性能瓶颈。

1 相关工作

1.1 现存工作

目前，多址接入技术已被验证为ISAC系统中有效的干扰管理手段，不同多址接入技术与ISAC系统的融合可以有效提升系统的性能上限。其中，依托空分多址接入（space division multiple access，SDMA）技术的SDMA-ISAC通过空间隔离实现小规模用户通信与目标感知功能的共存，是ISAC系统的传统方案；引入非正交多址接入（non-orthogonal multiple access，NOMA）技术的NOMA-ISAC方案则通过功率域资源共享，使通信与感知在同一时频资源上叠加共存，有效扩展了ISAC系统的通感性能边界。文献[9]首次提出了NOMA-ISAC系统方案，将一部分感知信号处理为虚拟通信信号，并通过串行干扰消除（successive interference cancellation，SIC）技术在每个通信用户处消除。文献[10]进一步从多址视角证明，相较于传统的ISAC，NOMA-ISAC可以提供额外的用户自由度，从而获得更好的通感性能。文献[11]则在NOMA-ISAC的基础上更进一步地提出了半集成通信和感知（semi-integrated sensing and communication，Semi-ISAC）的新概念，探讨了从OMA到NOMA技术演进的适配性。尽管NOMA-ISAC有效提升了频谱效率与系统容量，但也加剧了通感间的互干扰，这对接收机处理与系统优化提出了更高要求。

相较于NOMA等技术，RSMA凭借其灵活的架构，在多用户公平调控、干扰精准抑制与通感资源协同复用等方面更具优势，尤其是在面临信道波动、服务质量保障等问题时表现出了更突出的性能[12]。文献[13]率先聚焦两者的技术交互，首先提出RSMA-ISAC的概念，强调在ISAC系统中引入RSMA公共流的关键优势。文献[14]在文献[13]的基础上进一步完善了RSMA-ISAC系统的理论框架。文献[15]进一步深入研究了二者的融合，指出RSMA可通过公共信号承载感知参数、私有信号承载用户通信数据的方式，实现通感资源的高效复用。文献[16]探讨了RSMA-ISAC系统在低轨道地球卫星（low earth orbit satellite，LEO）通信中的应用，设计了RSMA辅助ISAC的卫星系统，并结

合最大最小公平（max-min fairness, MMF）准则，提出了一个同时满足卫星链路的资源约束与通感协同需求的能效波束成形设计方案。文献[17]提出了RSMA辅助的安全下行ISAC系统，利用公共信号与专用信号作为人工噪声抑制信息泄露，构建了一个联合波束成形与速率分割的优化问题，并通过SCA算法求解该非凸优化问题。文献[18]研究了一种面向近场的RSMA-ISAC框架，通过复用通信波束来实现目标感知，构建了以最小化感知CRB为优化目标的离散非凸优化问题，并采用二次变换与模拟退火迭代算法进行求解。

然而，当前RSMA-ISAC领域的相关研究仍存在明显不足。首先，现有研究大多基于完美CSI假设进行设计，未充分考虑实际部署中难以获得完美CSI的情况。若忽略已知CSI与真实CSI之间的偏差直接进行波束成形设计，将显著影响系统在真实环境下的可部署性与鲁棒性。其次，现有工作多聚焦于单目标感知任务，未能系统考虑实际场景中更为广泛的多目标感知任务需求，而多目标感知将显著增加信号处理复杂度与资源调度难度，现有方法难以适应实际复杂场景。最后，在ISAC系统的雷达感知性能建模方面，传统指标如雷达信干噪比和波束图等虽能够度量感知性能，但难以精确刻画感知精度，因此无法保障感知性能建模的准确性和优化设计的有效性。

针对上述问题，本文提出面向多目标感知的RSMA-ISAC鲁棒波束成形设计，将多目标感知过程划分为目标探测与目标跟踪阶段，并分别提出了对应的鲁棒波束成形设计方案。所提方案不仅突破了传统单目标和完美CSI假设的局限，还通过引入CRB指标实现感知性能的精确建模，从而达成通信与感知的协同优化。本文充分挖掘了RSMA-ISAC在复杂环境下的技术潜力，为系统的实际部署与性能优化提供了坚实的理论支撑。

1.2　本文工作

本文面向多目标感知任务的场景，以通感性能协同优化为目标，研究非完美信道下RSMA-ISAC系统的鲁棒波束成形设计问题。针对多目标感知任务的特点，将雷达感知场景划分为无先验信息的目标探测与有先验信息的目标跟踪两个阶段，并分别推导出各阶段的CRB感知性能评价指标；同时，采用最大最小通信平均速率（average rate，AR）表征用户公平性。结合所提信号模型，在通信与雷达感知资源约束下，以最大化用户公平速率与目标感知精度为目标，构建一个涉及波束成形设计及通感资源分配的有约束优化问题。为求解该不确定性非凸优化问题，本文提出一种基于SAA方法和SCA算法的双层惩罚迭代优化算法。首先，针对优化问题的不确定性，采用SAA方法将随机速率问题采样为确定性问题；然后，针对优化问题的非凸性，利用SCA算法将平均速率函数转换为凸形式。通过上述步骤，实现了原始不确定性非凸优化问题向确定性凸优化问题的转换，并最终利用凸优化工具进行求解。

2　系统模型

本文首先构建了如图1所示的多用户多目标的RSMA-ISAC系统模型。BS可同时服务于多个单天线通信用户与多个雷达感知目标，且BS的天线阵列为均匀线性阵列（uniform linear array，ULA）部署，天线间距均为半波长间距。基站的发射天线数量为N_t，接收天线数量为N_r，天线的总功率为P_t，通信用户集合为$\mathcal{K}=\{1,2,\cdots,K\}$，感知目标集合为$\mathcal{M}=\{1,2,\cdots,M\}$。

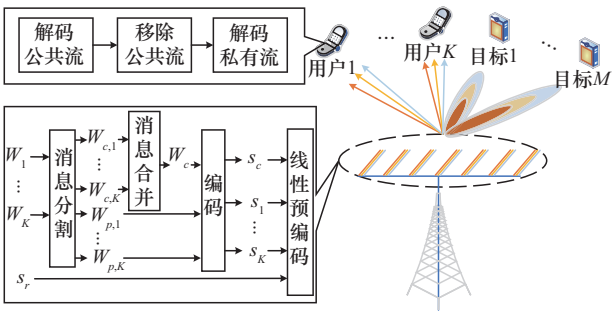


图1　多用户多目标的RSMA-ISAC系统模型

下行通信过程采用单层RSMA结构，系统的工作过程可划分为$\mathcal{L}=\{1,2,\cdots,L\}$个时隙。在第$l$个传输时隙，用户传输消息$W_k$被划分为公共消息$W_{c,k}$和私有消息$W_{p,k}$，所有的公共消息$\{W_{c,1},W_{c,2},\cdots,W_{c,K}\}$共同编码为公共数据流$s_c(l)$，所有的私有消息$\{W_{p,1},W_{p,2},\cdots,W_{p,K}\}$分别编码为私有数据流$\{s_1(l),s_2(l),\cdots,s_K(l)\}$。为了保证多目标场景下感知系统工作的准确性，增加额外的雷达感知信息流$s_r(l)$提供额外的雷达自由度。因此，发射端最终的传输数据流可以表示为$\boldsymbol{s}(l)=$

$[s_c(l),s_1(l),s_2(l),\cdots,s_K(l),s_r(l)]\in\mathbb{C}^{(K+2)\times 1}$。发射端的波束成形矩阵用$\boldsymbol{P}$表示，并对所有数据流进行独立编码，即$\boldsymbol{P}=[\boldsymbol{p}_c,\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\cdots,\boldsymbol{p}_K,\boldsymbol{p}_r]\in\mathbb{C}^{N_t\times(K+1)}$，其中预编码器与传输的数据流相互对应。因此，基站的发送信号可以表示为：

$$\boldsymbol{x}(l)=\boldsymbol{p}_c s_c(l)+\sum_{i=1}^{K}\boldsymbol{p}_i s_i(l)+\boldsymbol{p}_r s_r(l) \tag{1}$$

假设各数据流相互独立，即数据流满足$\boldsymbol{s}(l)\boldsymbol{s}(l)^{\mathrm{H}}=\boldsymbol{I}_{K+1}$，那么由式(1)可知，信号的协方差矩阵为$\boldsymbol{R}_x=\frac{1}{L}\sum_{i=1}^{K}\boldsymbol{x}(l)\boldsymbol{x}^{\mathrm{H}}(l)=\boldsymbol{P}\boldsymbol{P}^{\mathrm{H}}$。同时，由于通信系统的传输功率需要小于天线总功率，还需要满足$\|\boldsymbol{p}_c\|^2+\sum_{i=1}^{n}\|\boldsymbol{p}_i\|^2+\|\boldsymbol{p}_r\|^2\leqslant P_t$。对于下行通信链路，通信用户$k$的接收信号为：

$$y_k(l)=\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_c s_c(l)+\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\sum_{i=1}^{K}\boldsymbol{p}_i s_i(l)+\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_r s_r(l)+n_k(l) \tag{2}$$

其中，$\boldsymbol{h}_k$为信道增益，$n_k(l)\sim\mathcal{CN}(0,\sigma_n^2)$表示复高斯白噪声，$\sigma_n^2$为方差。

设$\boldsymbol{G}$为感知目标响应矩阵，由于目标感知需要通过接收发射数据流$\boldsymbol{s}(l)$的回波信号来进行，令$n_r(l)$表示方差大小为σ_R^2的雷达噪声，则BS接收天线处得到的回波信号$y_r(l)$可表示为：

$$y_r(l)=\boldsymbol{G}\boldsymbol{x}(l)+n_r(l) \tag{3}$$

目标响应矩阵可以表示为：

$$\boldsymbol{G}=\sum_{m\in\mathcal{M}}\alpha_m\boldsymbol{b}(\theta_m)\boldsymbol{a}^{\mathrm{H}}(\theta_m) \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_m]$表示目标的复反射系数；$\boldsymbol{a}(\theta_m)\in\mathbb{C}^{N_t\times 1}$和$\boldsymbol{b}(\theta_m)\in\mathbb{C}^{N_r\times 1}$分别表示发射天线阵列转向矢量和接收天线阵列转向矢量，由天线阵元间距d、传输信号波长λ和目标角度θ_m决定，可分别表示为：

$$\boldsymbol{a}(\theta_m)=\left[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}d\sin(\theta_m)},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}d(N_t-1)\sin(\theta_m)}\right]^{\mathrm{H}} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{b}(\theta_m)=\left[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}d\sin(\theta_m)},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\frac{2\pi}{\lambda}d(N_r-1)\sin(\theta_m)}\right]^{\mathrm{H}} \tag{6}$$

针对多目标感知任务的特性，本文划分了两种不同的感知场景：场景I为无先验信息的目标探测阶段，此时基站没有掌握任何目标的先验信息，需对全域感知目标的整体状态响应矩阵进行估计；场景II为有先验信息的目标跟踪阶段，此时基站已获知目标方位、数量等粗略先验信息，核心任务是对目标的精细化参数进行高精度估计。

3 问题表述

3.1 通信模型

为体现用户间的公平性，本文将最大最小用户通信速率作为通信公平性指标。接收端用户首先将所有私有数据流视为干扰，并对公共数据流进行解码。然后通过SIC移除已正确解码的公共数据流，再将其他私有数据流视为干扰，解码自身的私有数据流。因此，基于式(2)，可以得到用户k解码公有数据流的SINR为：

$$\gamma_{c,k}=\frac{|\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_c|^2}{\sum_{i=1}^{K}|\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_i|^2+|\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_r|^2+\sigma_n^2},\forall k\in\mathcal{K} \tag{7}$$

用户k在解码私有数据流时，通过SIC移除已经被正确解码的公共数据流，因此用户k解码私有数据流的SINR可以表示为：

$$\gamma_{p,k}=\frac{|\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_k|^2}{\sum_{i=1,i\neq k}^{K}|\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_i|^2+|\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{p}_r|^2+\sigma_n^2},\forall k\in\mathcal{K} \tag{8}$$

由式(7)和式(8)，单位带宽下用户k的公共可达速率$R_{c,k}$和私有可达速率$R_{p,k}$分别为：

$$R_{c,k}=\mathrm{lb}(1+\gamma_{c,k}) \tag{9}$$

$$R_{p,k}=\mathrm{lb}(1+\gamma_{p,k}) \tag{10}$$

由于所有的用户都需要成功解码公有数据流，因此RSMA结构下的公共速率必须满足条件$R_c=\min_k\{R_{c,k}|k\in\mathcal{K}\}$。用$C_k$表示用户$k$的实际公有速率，整个系统的公共速率可以看作所有用户的公共速率之和，即满足$\sum_{i=1}^{K}C_k=R_c$。

用户k的最终可实现速率R_k包括公共速率C_k以及私有速率$R_{p,k}$，可表示为：

$$R_k=C_k+R_{p,k} \tag{11}$$

用户公平速率可以用最小用户速率的形式表示，如式(12)所示。

$$R_f=\min_k C_k+R_{p,k},\forall k\in\mathcal{K} \tag{12}$$

3.2 信道模型

在实际通信系统中，受信道估计误差、反馈时延及量化误差等不确定性因素的影响，完美CSI的

获取面临较大挑战。用户设备通过下行导频可实现实时信道估计，且由于其射频硬件结构相对简单、相位噪声较低、硬件组件较少，因此能够近乎完美地获取接收端信道状态信息（channel state information at the receiver，CSIR）。与之相反，发射端信道状态信息（channel state information at the transmitter，CSIT）的完美获取存在显著挑战。在频分双工（frequency division duplex，FDD）系统中，CSIT的获取依赖于用户反馈，从而引入量化误差、反馈延迟及压缩伪影等问题；在时分双工（time division duplex，TDD）系统中，尽管信道互易性为CSIT的获取提供了理论可能，但硬件的非理想特性使上行链路估计信道与实际下行链路信道之间存在偏差，叠加导频污染与时变信道效应的影响，最终导致CSIT失准。基于上述分析，本文的信道模型假定CSIT为非理想状态，CSIR为理想状态。对于用户k，通信信道增益通过$\boldsymbol{h}_k$表示，考虑统计误差信道模型为：

$$\boldsymbol{h}_k = \hat{\boldsymbol{h}}_k + \tilde{\boldsymbol{h}}_k \tag{13}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{h}}_k$表示估计的信道增益，$\tilde{\boldsymbol{h}}_k \sim \mathcal{CN}(0,\varepsilon_{e,k})$表示信道的估计误差，是一个满足复高斯分布的随机变量。定义$\boldsymbol{H}=[\boldsymbol{h}_1,\boldsymbol{h}_2,\cdots,\boldsymbol{h}_K]$表示真实信道集合，$\hat{\boldsymbol{H}}=[\hat{\boldsymbol{h}}_1,\hat{\boldsymbol{h}}_2,\cdots,\hat{\boldsymbol{h}}_K]$表示估计信道集合，$\tilde{\boldsymbol{H}}=[\tilde{\boldsymbol{h}}_1,\tilde{\boldsymbol{h}}_2,\cdots,\tilde{\boldsymbol{h}}_K]$表示估计误差集合。

3.3　感知模型

在ISAC系统中，感知信号与通信信号可共享同一传输链路及信号资源。为提升波束成形设计的性能，引入CRB作为雷达感知性能的核心评价指标。CRB为距离、速度、角度等关键参数的无偏估计量提供了理论下限，是衡量雷达系统估计精度与分辨能力的基准性指标。通过优化波束成形设计以最小化CRB，可有效提升系统的参数估计能力，保障系统感知功能的稳健性与可靠性。

CRB可以通过费希尔信息矩阵（Fisher's information matrix，FIM）求出，FIM的核心作用是量化观测数据中所蕴含的未知参数信息量，其逆矩阵（若可逆）即CRB的解析表达式。令$\boldsymbol{\Xi}=[\theta,\alpha]^{\mathrm{T}}$为未知的参数向量，$\boldsymbol{y}$为接收的观测数据，FIM可以表示为：

$$\boldsymbol{J}[\boldsymbol{\Xi}] = \mathbb{E}\left[\left(\frac{\partial \ln p(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\Xi})}{\partial \boldsymbol{\Xi}}\right)\left(\frac{\partial \ln p(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\Xi})}{\partial \boldsymbol{\Xi}}\right)^{\mathrm{H}}\right] \tag{14}$$

其中，$\ln p(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\Xi})$表示BS接收到的回波信号关于待测参数$\boldsymbol{\Xi}$的似然函数。

（1）目标探测阶段

假设BS没有获取目标的先验知识，即此时为目标探测阶段，需要估计出完整的多目标响应矩阵。给定多目标响应矩阵$\boldsymbol{G}$后，通过发射数据流$\boldsymbol{s}(l)$的回波信号可进行目标感知。

首先将雷达信号模型重新表示为矩阵形式，令$\boldsymbol{Y}_r=[y_r(1),y_r(2),\cdots,y_r(L)]$，$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}(1),\boldsymbol{x}(2),\cdots,\boldsymbol{x}(L)]$且$\boldsymbol{N}_r=[n_r(1),n_r(2),\cdots,n_r(L)]$，式(3)可表示为：

$$\boldsymbol{Y}_r = \boldsymbol{G}\boldsymbol{X} + \boldsymbol{N}_r \tag{15}$$

若令$\boldsymbol{A}=[\boldsymbol{a}(\theta_1),\boldsymbol{a}(\theta_2),\cdots,\boldsymbol{a}(\theta_M)]\in\mathbb{C}^{M\times N_t}$，$\boldsymbol{B}=[\boldsymbol{b}(\theta_1),\boldsymbol{b}(\theta_2),\cdots,\boldsymbol{b}(\theta_M)]\in\mathbb{C}^{N_r\times M}$，且有$\boldsymbol{U}=\mathrm{diag}([\alpha_1,\alpha_2\cdots,\alpha_M]^{\mathrm{T}})\in\mathbb{C}^{M\times M}$，则目标响应矩阵式(4)可以表示为：

$$\boldsymbol{G} = \boldsymbol{B}\boldsymbol{U}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \tag{16}$$

对式(15)进行矢量化后可以得到：

$$\tilde{\boldsymbol{y}}_r = (\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}} \otimes \boldsymbol{I}_{N_r})\tilde{\boldsymbol{g}} + \tilde{\boldsymbol{n}}_r \tag{17}$$

其中，$\tilde{\boldsymbol{y}}_r=\mathrm{vec}(\boldsymbol{Y}_r)$，$\tilde{\boldsymbol{g}}=\mathrm{vec}(\boldsymbol{G})$，$\tilde{\boldsymbol{n}}_r=\mathrm{vec}(\boldsymbol{N}_r)$。可知矢量化的雷达信号模型服从高斯分布$\tilde{\boldsymbol{y}}_r \sim \mathcal{N}((\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} \otimes \boldsymbol{I}_{N_r})\tilde{\boldsymbol{g}},\sigma_r^2\boldsymbol{I})$。

那么，目标响应矩阵$\boldsymbol{G}$的FIM矩阵为：

$$\boldsymbol{J} = \frac{L}{\sigma_r^2}\boldsymbol{R}_X^{\mathrm{T}} \otimes \boldsymbol{I}_{N_r} \tag{18}$$

为保证雷达感知性能优化，采用CRB矩阵的标量函数作为性能指标，如迹、行列式和最小特征值。本文采用其迹作为标量性能指标，有：

$$\boldsymbol{C}_1 = \frac{N_r\sigma_r^2}{L}\mathrm{Tr}(\boldsymbol{R}_X^{-1}) \tag{19}$$

（2）目标跟踪阶段

假设BS关于目标具有部分先验知识，此时需要更加精细化的估计具体参数。BS需要通过估计目标的相关参数来跟踪M个目标，它们的初始参数分别是事先已知的矩阵。本文将目标的复反射系数$\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_M]$和角度$\boldsymbol{\theta}=[\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_M]$作为需要估计的未知参数，其中，复反射系数$\boldsymbol{\alpha}$的实部与虚部分别表示为$\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{r}}$和$\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{i}}$，估计参数集合表示为$\boldsymbol{\Xi}=[\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{r}},\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{i}}]$，$\boldsymbol{\theta}$、$\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{r}}$和$\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{i}}$分别用$\boldsymbol{\Xi}(1)$、$\boldsymbol{\Xi}(2)$和$\boldsymbol{\Xi}(3)$表示。

采取与场景I相同的假设，即设BS的接收天线

数为N_r，通过发射数据流$\boldsymbol{s}(l)$来感知目标，BS在接收天线处得到的反射回波信号$y_r(l)$可表示为：

$$y_r(l)=\boldsymbol{BUA}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}(l)+n_r(l) \tag{20}$$

如果令$\boldsymbol{u}_{\boldsymbol{\Xi}}(l)=\boldsymbol{BUA}^{\mathrm{T}}x(l)$，则容易得到$y_r(l)\sim\mathcal{N}(\boldsymbol{u}_{\boldsymbol{\Xi}}(l),\sigma_r^2\boldsymbol{I}_{N_r})$。因此，对应的FIM矩阵为：

$$\begin{aligned}&[\boldsymbol{J}_{\boldsymbol{\Xi}}]_{i,j}=\frac{2}{\sigma_r^2}\mathrm{Re}\left\{\mathrm{Tr}\left[\left(\frac{\partial\boldsymbol{u}_{\boldsymbol{\Xi}}(l)}{\partial\boldsymbol{\Xi}(n)_i}\right)^{\mathrm{H}}\left(\frac{\partial\boldsymbol{u}_{\boldsymbol{\Xi}}(l)}{\partial\boldsymbol{\Xi}(k)_j}\right)\right]\right\}\\&n,k=[1,2,3],i,j=[1,\cdots,M]\end{aligned} \tag{21}$$

通过观察可知，式(21)可以展开为一个$3M\times 3M$的矩阵，矩阵内部每一项都是对应参数的CRB。以$n=1$、$k=1$为例，通过式(21)即可求得关于方向角$\boldsymbol{\theta}$的FIM矩阵。为便于求解，令$\dot{\boldsymbol{A}}=\left[\frac{\partial\boldsymbol{a}(\theta_1)}{\partial\theta_1},\frac{\partial\boldsymbol{a}(\theta_2)}{\partial\theta_2},\cdots,\frac{\partial\boldsymbol{a}(\theta_M)}{\partial\theta_M}\right]\in\mathbb{C}^{N_t\times M}$表示矩阵$\boldsymbol{A}$关于$\boldsymbol{\theta}$的求导，$\dot{\boldsymbol{B}}=\left[\frac{\partial\boldsymbol{b}(\theta_1)}{\partial\theta_1},\frac{\partial\boldsymbol{b}(\theta_2)}{\partial\theta_2},\cdots,\frac{\partial\boldsymbol{b}(\theta_M)}{\partial\theta_M}\right]\in\mathbb{C}^{N_r\times M}$表示矩阵$\boldsymbol{B}$关于$\boldsymbol{\theta}$的求导，定义选择向量$\boldsymbol{e}_i$表示单位矩阵的第$i$列，则$\boldsymbol{J}_{\boldsymbol{\Xi}}$中的每一项可以分别表示为：

$$\begin{aligned}J_{\theta\theta}=&\frac{2}{\sigma_r^2}\mathrm{Re}\{(\dot{\boldsymbol{B}}^{\mathrm{H}}\dot{\boldsymbol{B}})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}})+\\&(\dot{\boldsymbol{B}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}})+\\&(\boldsymbol{B}^{\mathrm{H}}\dot{\boldsymbol{B}})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\dot{\boldsymbol{A}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}})+\\&(\boldsymbol{B}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\dot{\boldsymbol{A}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}})\}\end{aligned} \tag{22}$$

$$\begin{aligned}J_{\theta\alpha^r}=&\frac{2L}{\sigma_r^2}\mathrm{Re}\{(\dot{\boldsymbol{B}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})+\\&(\boldsymbol{B}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\dot{\boldsymbol{A}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})\}\end{aligned} \tag{23}$$

$$J_{\alpha^r\alpha^r}=\frac{2L}{\sigma_r^2}\mathrm{Re}\{(\boldsymbol{B}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})\} \tag{24}$$

$$\begin{aligned}J_{\theta\alpha^i}=&-\frac{2L}{\sigma_r^2}\mathrm{Im}\{(\dot{\boldsymbol{B}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})+\\&(\boldsymbol{B}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{U}^{*}\dot{\boldsymbol{A}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})\}\end{aligned} \tag{25}$$

$$J_{\alpha^r\alpha^i}=-\frac{2L}{\sigma_r^2}\mathrm{Im}\{(\boldsymbol{B}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B})\odot(\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})\} \tag{26}$$

$$J_{\alpha^i\alpha^i}=\frac{2L}{\sigma_r^2}\mathrm{Re}\left\{\left(\boldsymbol{B}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{B}\right)\odot\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\right)\right\} \tag{27}$$

其中，式(25)和式(26)与其他几项不同，这是因为对目标复反射系数的虚部$\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{i}}$进行求导时会出现虚指数j，通过实部与虚部之间的代数关系$\mathrm{Re}\{\mathrm{j}z\}=-\mathrm{Im}\{z\}$，可以将其变换为如式(25)和式(26)所示格式。

由于该FIM矩阵是一个对称矩阵，而本文需要的CRB只需要对该FIM矩阵进行求逆。因此，为更加简单清晰地表示场景II的CRB矩阵，定义$J_{11}=\frac{\sigma_r^2}{2L}J_{\theta\theta}$，$J_{12}=\frac{\sigma_r^2}{2L}J_{\theta\alpha^r}$，$J_{22}=\frac{\sigma_r^2}{2L}J_{\alpha^r\alpha^r}$，此时CRB矩阵可以通过$J_{11}$、$J_{12}$和$J_{22}$表示为：

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{C}_2=\boldsymbol{J}_{\boldsymbol{\Xi}}^{-1}=\\&\left[\frac{2L}{\sigma_r^2}\begin{pmatrix}\mathrm{Re}\{J_{11}\}&\mathrm{Re}\{J_{12}\}&-\mathrm{Im}\{J_{12}\}\\\mathrm{Re}\{J_{12}^{\mathrm{T}}\}&\mathrm{Re}\{J_{22}\}&-\mathrm{Im}\{J_{22}\}\\-\mathrm{Im}\{J_{12}^{\mathrm{T}}\}&-\mathrm{Im}\{J_{22}^{\mathrm{T}}\}&\mathrm{Re}\{J_{22}\}\end{pmatrix}\right]^{-1}\end{aligned} \tag{28}$$

3.4 问题建立

为联合优化雷达感知精度与通信用户公平性，本文将最小化CRB的取值等价为最大化CRB矩阵的最小特征值g，并引入权重变量μ。此时，场景I的优化问题可以表示为：

$$\begin{aligned}S_{\mathrm{I}}:&\min_{\boldsymbol{c},\boldsymbol{P},g_1}\ -R_f-\mu_1 g_1\\&\text{s.t. C1: }C_k\geqslant 0,\forall k\in\mathcal{K}\\&\text{C2: }\sum_{i=1}^{K}C_k\leqslant R_{c,k}\\&\text{C3: }R_f\leqslant C_k+R_{p,k},\forall k\in\mathcal{K}\\&\text{C4: }\mathrm{diag}(\boldsymbol{R}_x)=\frac{P_t\boldsymbol{1}^{N_t\times 1}}{N_t}\\&\text{C5: }\boldsymbol{C}_1\succcurlyeq g_1\boldsymbol{I}_{N_t}\\&\text{C6: }\boldsymbol{h}_k\in\mathbb{H}_k\end{aligned} \tag{29}$$

其中，$\boldsymbol{c}=[C_1,C_2,\cdots,C_k]$表示公共速率变量，$g_1$表示场景I下CRB矩阵的最小特征值。优化问题中的目标函数表示该最大化系统的用户公平速率与CRB矩阵的最小特征值的加权和；C1表示RSMA结构要求的最小公共速率约束；C2表示对于每一用户公共速率大小的限制，保证了传输的公共消息可以被所有用户成功解码；C3表示系统的用户公平条件，保证了系统中每一用户分配的速率相同；C4是天线的恒模约束，以避免输出波形非线性失真，其中P_t表示天线的总功率；C5是雷达的CRB约束，表示g_1作为CRB矩阵的最小特征值；C6表示信道的不确定性集。

类似地，场景II的优化问题可以表示为：

$$
\begin{aligned}
S_{\mathrm{II}}: \min_{\boldsymbol{c},\boldsymbol{P},g_2} \ & -R_f - \mu_2 g_2 \\
\text{s.t. } & \mathrm{C1}: C_k \geqslant 0, \forall k \in \mathcal{K} \\
& \mathrm{C2}: \sum_{i=1}^{K} C_k \leqslant R_{c,k} \\
& \mathrm{C3}: R_f \leqslant C_k + R_{p,k}, \forall k \in \mathcal{K} \\
& \mathrm{C4}: \operatorname{diag}(\boldsymbol{R}_x) = \frac{P_t \mathbf{1}^{N_t \times 1}}{N_t} \\
& \mathrm{C5}: \boldsymbol{C}_2 \succcurlyeq g_2 \boldsymbol{I}_{N_t} \\
& \mathrm{C6}: \boldsymbol{h}_k \in \mathbb{H}_k
\end{aligned} \tag{30}
$$

优化问题S_{II}与S_{I}的结构是类似的，区别在于两个问题考虑的场景阶段不相同，从而导致两个场景得到的CRB矩阵完全不同。

由于通信速率与CRB矩阵均具有非凸特性，因此所构建的优化问题本质上为非凸优化问题。此外，统计误差信道带来的不确定信道估计误差集合进一步使该问题升级为不确定非凸优化问题，显著增加了直接求解的难度。为此，本文提出一种结合SAA方法和SCA算法的优化算法，将原问题转化为确定性凸优化问题，并利用CVX工具包进行求解。

4　基于SAA方法和SCA算法的双层惩罚迭代优化算法

针对上述随机非凸优化问题，本文分别从不确定性转换与非凸性转换两个方面加以解决。首先，对于统计误差信道带来的不确定性，利用SAA方法将原不确定问题转换为近似的确定性问题。其次，针对通信速率函数与CRB矩阵带来的非凸性，通过半正定松弛（semidefinite relaxation, SDR）算法和SCA算法将其转换为一个易于求解的凸优化问题，从而实现对原问题的有效求解。

4.1　SAA方法

由于AR是对有限样本的算术平均，如果直接对得到的信道有限误差样本的速率取平均，则不需要假设信道的遍历性，就可以很好地适配统计误差信道下波束成形设计的要求。因此，本文对给定CSIT误差分布的估计信道$\hat{\boldsymbol{H}}$引入AR。对于给定的估计信道$\hat{\boldsymbol{H}}$，用户k的平均公共速率和私有速率可以分别表示为：

$$\bar{R}_{c,k} = \mathbb{E}_{\hat{\boldsymbol{H}}}[R_{c,k}] \tag{31}$$

$$\bar{R}_{p,k} = \mathbb{E}_{\hat{\boldsymbol{H}}}[R_{p,k}] \tag{32}$$

由于问题S_{I}和S_{II}的随机性源于AR的随机性，为了获得随机AR值对应的近似确定性表达式，本文利用SAA方法，用采样平均近似值代替随机AR值。

假定某一时刻的估计信道矩阵为$\hat{\boldsymbol{H}}$，若已知信道的概率密度函数，那么定义信道矩阵为：

$$\mathbb{H}^{(N)} \triangleq \{ \boldsymbol{H}^{(n)} = \hat{\boldsymbol{H}} + \tilde{\boldsymbol{H}}^{(n)} | \hat{\boldsymbol{H}}, n \in N \} \tag{33}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{H}}$表示已知的估计信道矩阵，$\tilde{\boldsymbol{H}}^{(n)}$表示第$n$次采样的信道误差矩阵，$\boldsymbol{H}^{(n)}$表示第$n$次采样的真实信道矩阵。定义$R_{c,k}^{(n)}$和$R_k^{(n)}$为联合衰落信道状态下$\{\boldsymbol{H}^{(n)}, \hat{\boldsymbol{H}}\}$用户$k$处的瞬时速率，那么通过蒙特卡罗采样（Monte Carlo sampling，MCS）得到平均速率的采样平均函数分别为：

$$\bar{R}_{c,k}^{(N)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} R_{c,k}^{(n)} \tag{34}$$

$$\bar{R}_{k}^{(N)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} R_{k}^{(n)} \tag{35}$$

其中，n表示MCS次数。由于统计误差信道模型中的误差项服从复高斯分布，通过MCS方法生成的信道误差样本是独立同分布的，从而满足大数定理成立的前提。依据强大数定律，当采样次数N趋于无穷时，采样AR值几乎必然收敛于真实AR值，即SAA方法所得确定性问题能够逐渐逼近原随机优化问题。此时，确定的采样平均函数可以表示为：

$$\bar{R}_{c,k} = \lim_{N \to +\infty} \bar{R}_{c,k}^{(N)} \tag{36}$$

$$\bar{R}_{k} = \lim_{N \to +\infty} \bar{R}_{k}^{(N)} \tag{37}$$

将式(36)和式(37)代入问题S_{I}和S_{II}中，同时统一使用平均公共速率$\bar{C}_k, \forall k \in \mathcal{K}$代替原公共速率，那么，就将原不确定性问题$S_{\mathrm{I}}$和$S_{\mathrm{II}}$表述为确定性问题。

根据中心极限定理，SAA方法的近似误差满足$\mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{N}}\right)$的收敛速度。综合考虑计算复杂度与近似精度，本文选取$N = 100$作为采样次数，此时目标函数值已基本稳定，能够较好地实现性能与复杂度之间的平衡。

4.2　基于SDR和SCA算法的优化算法

虽然利用SAA方法可将不确定性问题转换为一个确定性问题，但此时这两个优化问题仍然是非凸的，难以直接求解。为此，本文首先通过SDR

算法将其转换为半正定规划（semidefinite programming，SDP）问题；然后利用SCA算法构建内循环，通过速率函数的一阶泰勒展开式将原非凸的速率函数转换为一个凸形式，从而将原非凸问题转换为一个凸问题。

首先，以公共速率为例，利用SDR算法定义 $\boldsymbol{P}\triangleq\boldsymbol{p}\boldsymbol{p}^{\mathrm{H}}$，即令 $\boldsymbol{P}_c\triangleq\boldsymbol{p}_c\boldsymbol{p}_c^{\mathrm{H}}$,$\mathrm{rank}(\boldsymbol{P}_c)=1$、$\boldsymbol{P}_k\triangleq\boldsymbol{p}_k\boldsymbol{p}_k^{\mathrm{H}}$,$\mathrm{rank}(\boldsymbol{P}_k)=1,\forall k\in\mathcal{K}$、$\boldsymbol{P}_r\triangleq\boldsymbol{p}_r\boldsymbol{p}_r^{\mathrm{H}}$,$\mathrm{rank}(\boldsymbol{P}_r)=1$ 和 $\boldsymbol{Q}_k\triangleq\boldsymbol{h}_k\boldsymbol{h}_k^{\mathrm{H}}$，则 $\bar{R}_{c,k}$ 可以表示为：

$$\bar{R}_{c,k}=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left(G_{c,k}(n)-F_{c,k}(n)\right) \tag{38}$$

其中，令 $G_{c,k}(n)=\mathrm{lb}\left(\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\boldsymbol{P}\right)\right)$，$F_{c,k}(n)=-\mathrm{lb}\left(\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum\limits_{i=1,i\in\mathcal{K}}\boldsymbol{P}_i+\boldsymbol{P}_r\right)\right)\right)$。

然后，利用SCA算法，对式(38)的负数项 $F_{c,k}(n)$ 进行一阶泰勒展开，将其在每一次迭代中都近似为一阶泰勒展开式。在第 j 次优化迭代过程中，对 $F_{c,k}(n)$ 在点 $\boldsymbol{P}^j$ 进行一阶泰勒展开，得到其下界为：

$$\begin{aligned}F'_{c,k}(n)=&-\mathrm{lb}\left(\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)\right)-\\&\frac{1}{\ln 2}\frac{\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\left(\sum\limits_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i+\boldsymbol{P}_r\right)-\left(\sum\limits_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)\right)}{\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum\limits_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)}\end{aligned} \tag{39}$$

用 $F'_{c,k}(n)$ 替换式(38)中的 $F_{c,k}(n)$ 后，就能够将每一次迭代中非凸的速率函数 $\bar{R}_{c,k}$ 表示为凸形式，即：

$$\begin{aligned}(\bar{R}_{c,k})_{\mathrm{lb}}=&\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left(\mathrm{lb}\left(\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\boldsymbol{P}\right)\right)-\right.\\&\left.\mathrm{lb}\left(\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)\right)-\right.\\&\left.\frac{1}{\ln 2}\frac{\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\left(\sum\limits_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i+\boldsymbol{P}_r\right)-\left(\sum\limits_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)\right)}{\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum\limits_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)}\right)\end{aligned} \tag{40}$$

同理，私有平均速率 $\bar{R}_{p,k}$ 的凸形式也可表示为：

$$\begin{aligned}(\bar{R}_{p,k})_{\mathrm{lb}}=&\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left(\mathrm{lb}\left(\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum_{i=1}^{K}\boldsymbol{P}_i+\boldsymbol{P}_r\right)\right)\right)-\right.\\&\left.\mathrm{lb}\left(\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum_{i=1,i\neq k}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)\right)-\right.\\&\left.\frac{1}{\ln 2}\frac{\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\left(\sum\limits_{i=1,i\neq k}^{K}\boldsymbol{P}_i+\boldsymbol{P}_r\right)-\left(\sum\limits_{i=1,i\neq k}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)\right)}{\sigma_n^2+\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{Q}_k^{(n)}\left(\sum\limits_{i=1,i\neq k}^{K}\boldsymbol{P}_i^j+\boldsymbol{P}_r^j\right)\right)}\right)\end{aligned} \tag{41}$$

至此，原优化问题中速率函数的非凸性可以通过SCA算法解决。具体而言，本文先随机生成满足半正定约束的波束成形矩阵，并通过归一化处理使其满足系统总发射功率约束，再将其作为SCA算法的初始点。由于每次迭代构建的凸近似问题均为原问题的下界近似，且在当前迭代点处满足目标函数值与梯度一致性，因此算法迭代过程中目标函数值单调不减。同时，在总功率约束下目标函数一定存在上界，因此算法能够保证收敛。需要指出的是，由于原问题属于非凸优化问题，因此SCA算法只能保证收敛到满足KKT条件的局部最优解。

同时，由于SDR算法引入了秩1约束，使原问题又新增了一个非凸约束。若直接省略该约束，则会引发所得解的秩不等于1的问题。为了保证所得解的秩逼近1，本文将该约束作为惩罚项放入目标函数中并构建一个外部循环，从而通过双层迭代的方式进行求解。

4.3 惩罚函数法

在利用惩罚函数法将秩1函数作为惩罚函数的基础上，建立具有双层惩罚结构的求解过程并进行求解，内层负责求解固定惩罚项下的解，外层负责更新惩罚项比重，使最终解尽可能逼近秩1解。

首先将原秩1约束替换为等价的数学形式，即 $\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_c)=\|\boldsymbol{P}_c\|$、$\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k)=\|\boldsymbol{P}_k\|,\forall k\in\mathcal{K}$ 和 $\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_r)=\|\boldsymbol{P}_r\|$，进而定义惩罚项表达式为：

$$\begin{aligned}f_{\mathrm{rank}}=&\frac{1}{\eta}\left\{\left[\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_c)-\|\boldsymbol{P}_c\|\right]+\right.\\&\left.\sum_{k\in\mathcal{K}}\left[\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k)-\|\boldsymbol{P}_k\|\right]+\left[\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_r)-\|\boldsymbol{P}_r\|\right]\right\}\end{aligned} \tag{42}$$

其中，η 为惩罚因子，反映了惩罚项对目标函数的影响程度。当 η 取值较小时，惩罚项能够使最终解更好地满足所施加的约束条件，但相应代价是目标

函数会受到惩罚项的显著影响。

惩罚因子按式(43)进行更新：

$$\eta^{(n+1)}=\lambda\cdot\eta^{(n)} \tag{43}$$

其中，λ表示惩罚因子的迭代控制变量。

值得注意的是，惩罚因子的初值设置会影响算法初始阶段对秩约束与目标函数之间的平衡。若初值过小，则算法会过早强化秩1约束，影响系统的通信与感知性能优化；若初值过大，则算法初始阶段会优先保证通信与感知性能优化，但会降低惩罚项的收敛效率。同时，惩罚因子的迭代控制变量λ用于控制惩罚项的增长速度，λ过小将使惩罚项比重增长过快，从而使算法振荡甚至影响收敛稳定性，λ过大则会大大降低收敛效率。综上，本文将采用逐步增强惩罚项的方式，将惩罚因子初值设置为较大值，将迭代控制变量设置为一个适中值。

$\|\boldsymbol{P}_c\|$、$\|\boldsymbol{P}_r\|$和$\|\boldsymbol{P}_k\|,\forall k\in\mathcal{K}$的存在使式(42)具有非凸性。以$\|\boldsymbol{P}_c\|$为例，$\|\boldsymbol{P}_c\|$的下界可表示为：

$$\|\boldsymbol{P}_c\|\geqslant\left(\|\boldsymbol{P}_c\|\right)_{\mathrm{lb}}=\|\boldsymbol{P}_c^{(n)}\|+\mathrm{Tr}\left(v_{\max,c}^{(n)}(v_{\max,c}^{(n)})^H(\boldsymbol{P}_c-\boldsymbol{P}_c^{(n)})\right) \tag{44}$$

其中，$v_{\max,c}^{(n)}$表示第n次外部迭代时$\boldsymbol{P}_c^{(n)}$中最大特征值的特征向量。同理可以分别得到关于$\|\boldsymbol{P}_r\|$和$\|\boldsymbol{P}_k\|,\forall k\in\mathcal{K}$的下界$\left(\|\boldsymbol{P}_r\|\right)_{\mathrm{lb}}$和$\left(\|\boldsymbol{P}_k\|\right)_{\mathrm{lb}},\forall k\in\mathcal{K}$。因此式(42)可以转换为凸形式：

$$f_{\mathrm{rank}}^{(n)}=\frac{1}{\eta}\left\{\left[\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_c)-\left(\|\boldsymbol{P}_c\|\right)_{\mathrm{lb}}\right]+\sum_{k\in\mathcal{K}}\left[\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k)-\left(\|\boldsymbol{P}_k\|\right)_{\mathrm{lb}}\right]+\left[\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_r)-\left(\|\boldsymbol{P}_r\|\right)_{\mathrm{lb}}\right]\right\} \tag{45}$$

综上，优化问题S_{I}就转换为一个确定的凸优化问题：

$$\begin{aligned}S_{\mathrm{I}}'\text{:}\ &\min_{\bar{\boldsymbol{c}},\boldsymbol{P}_c,\boldsymbol{P}_r,\{\boldsymbol{P}_k\}_{k\in\mathcal{K}},R_f,g_1}\ -R_f-\mu_1 g_1+f_{\mathrm{rank}}^{(n)}\\ \text{s.t. }&\mathrm{C1}:\bar{C}_k\geqslant 0,\forall k\in\mathcal{K}\\ &\mathrm{C2}:\sum_{i=1}^{K}\bar{C}_k\leqslant(\bar{R}_{c,k})_{\mathrm{lb}}\\ &\mathrm{C3}:\mathrm{diag}(\boldsymbol{R}_x)=\frac{P_t\boldsymbol{1}^{N_t\times 1}}{N_t}\\ &\mathrm{C4}:R_f\leqslant(\bar{R}_{p,k})_{\mathrm{lb}}+\bar{C}_k,\forall k\in\mathcal{K}\\ &\mathrm{C5}:\boldsymbol{C}_1\succcurlyeq g_1\boldsymbol{I}_{N_t}\\ &\mathrm{C6}:\boldsymbol{P}_c\succcurlyeq 0,\boldsymbol{P}_k\succcurlyeq 0,\boldsymbol{P}_r\succcurlyeq 0,\forall k\in\mathcal{K}\end{aligned} \tag{46}$$

同理，S_{II}转换为：

$$\begin{aligned}S_{\mathrm{II}}'\text{:}\ &\min_{\bar{\boldsymbol{c}},\boldsymbol{P}_c,\boldsymbol{P}_r,\{\boldsymbol{P}_k\}_{k\in\mathcal{K}},R_f,g_2}\ -R_f-\mu_2 g_2+f_{\mathrm{rank}}^{(n)}\\ \text{s.t. }&\mathrm{C1}:\bar{C}_k\geqslant 0,\forall k\in\mathcal{K}\\ &\mathrm{C2}:\sum_{i=1}^{K}\bar{C}_k\leqslant(\bar{R}_{c,k})_{\mathrm{lb}}\\ &\mathrm{C3}:\mathrm{diag}(\boldsymbol{R}_x)=\frac{P_t\boldsymbol{1}^{N_t\times 1}}{N_t}\\ &\mathrm{C4}:R_f\leqslant(\bar{R}_{p,k})_{\mathrm{lb}}+\bar{C}_k\\ &\mathrm{C5}:\boldsymbol{C}_2\succcurlyeq g_2\boldsymbol{I}_{3M}\\ &\mathrm{C6}:\boldsymbol{P}_c\succcurlyeq 0,\boldsymbol{P}_k\succcurlyeq 0,\boldsymbol{P}_r\succcurlyeq 0,\forall k\in\mathcal{K}\end{aligned} \tag{47}$$

通过求解问题式(46)和式(47)，即可得到在目标探测和目标跟踪两个场景下的鲁棒波束成形设计方案。

以目标跟踪阶段为例，该算法仍然是一个双层循环结构。首先通过SAA方法得到不确定性信道下的平均速率，然后利用内部循环中的SCA算法求解松弛秩1约束后的凸优化问题，最后在外部循环中利用惩罚函数法逐步增加秩1约束的严格性。具体实现流程如算法1所示。

算法1　基于SAA方法和SCA算法的双层惩罚迭代优化算法

输入　参数P_t，ρ，ϵ，λ，收敛阈值δ_1和δ_2

输出　最优变量$\boldsymbol{P}_c^*$，$\{\boldsymbol{P}_k^*\}_{k\in\mathcal{K}}$和$R_f^*$

1) 初始化：首先，初始化变量$\eta\leftarrow\eta^{[n]}$，$R_f^{[j]}\leftarrow 0$和$f_{\mathrm{rank}}^{[n]}\leftarrow 1$，初始化波束成形矩阵$\boldsymbol{P}_c\leftarrow\boldsymbol{P}_c^{[j]},\{\boldsymbol{P}_k\}_{k\in\mathcal{K}}\leftarrow\{\boldsymbol{P}_k^{[j]}\}_{k\in\mathcal{K}}$，其中迭代次数初始化为$n\leftarrow 0,j\leftarrow 0$
2) 重复：
3)　$n\leftarrow n+1$
4)　　重复：
5)　　$j\leftarrow j+1$
6)　　通过代入$\boldsymbol{P}_c^{[j-1]}$，$\{\boldsymbol{P}_k^{[j-1]}\}_{k\in\mathcal{K}}$，求解问题式(47)得到$\boldsymbol{P}_c^*$，$\{\boldsymbol{P}_k^*\}_{k\in\mathcal{K}}$和$R_f^*$
7)　　更新变量$\boldsymbol{P}_c^{[j]}\leftarrow\boldsymbol{P}_c^*$和$\{\boldsymbol{P}_k^{[j]}\}_{k\in\mathcal{K}}\leftarrow\{\boldsymbol{P}_k^*\}_{k\in\mathcal{K}}$
8)　　直到满足收敛条件$\left|R_f^*-R_f^{[n]}\right|\leqslant\delta_1$
9)　　更新变量$\boldsymbol{P}_c^{[0]}\leftarrow\boldsymbol{P}_c^{[j]}$，$\{\boldsymbol{P}_k^{[0]}\}_{k\in\mathcal{K}}\leftarrow\{\boldsymbol{P}_k^{[j]}\}_{k\in\mathcal{K}}$
10)　代入$\boldsymbol{P}_c^{[0]}$和$\{\boldsymbol{P}_k^{[0]}\}_{k\in\mathcal{K}}$，通过计算式(45)

得到$f_{\text{rank}}^{[n]}$

11) 通过式(43)更新$\eta^{[n-1]} \leftarrow \eta^{[n]}$，更新$j \leftarrow 0$

12) 直到满足收敛条件$\left| f_{\text{rank}}^{[n]} - f_{\text{rank}}^{[n-1]} \right| \leqslant \delta_2$

4.4 算法复杂度分析

本文提出的基于SAA方法和SCA算法的双层惩罚迭代优化算法主要包括SAA采样、SDR半正定松弛、SCA逐次凸逼近以及惩罚函数双层迭代优化等步骤，其计算复杂度主要来源于每次迭代过程中凸优化子问题的求解。

在每一次SCA算法的内层迭代过程中，均需求解一个经过SDR处理后的SDP问题，由于优化变量均为维度为$N_t \times N_t$的半正定矩阵，因此采用内点法求解时，其单次复杂度约为$\mathcal{O}((K+2)^3 N_t^6 \lg(\frac{1}{\epsilon}))$，$\epsilon$为求解精度。同时，考虑SAA阶段，需要生成$N$组信道误差样本，因此约束规模会随着采样次数$N$线性增长。因此，综合考虑SAA采样以及双层迭代结构后，所提算法的整体复杂度约为$\mathcal{O}(I_{\text{out}} I_{\text{in}} N (K+2)^3 N_t^6 \lg(\frac{1}{\epsilon}))$，其中$I_{\text{in}}$和$I_{\text{out}}$分别为SCA算法的内层迭代次数和惩罚函数外层迭代次数。一般而言，通信用户数K远小于发射天线数N_t，因此计算复杂度可以简化表示为$\mathcal{O}(I_{\text{out}} I_{\text{in}} N N_t^6)$。

5 性能评估

本文仿真参数设置主要参考文献[14]和文献[19]中的参数配置。

假设BS的发射天线数$N_t = 8$，接收天线数为$N_r = 10$，BS天线采用ULA结构，阵元间距为半波长。BS服务的通信用户个数为$K = 4$，提供雷达感知服务的目标个数为$M = 4$，目标方向角度θ分别为$\left[0^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ\right]$。天线功率$P_t = 20$ dB，通信和雷达的噪声功率为$\sigma_n^2 = \sigma_r^2 = -120$ dB。雷达截面积的复反射系数$\alpha \sim \mathcal{CN}(1,1)$。归一化的信道估计矩阵为$\hat{\boldsymbol{H}}$，其中的每一个元素均服从均值为0、方差为1的复高斯分布。采用相同的方式生成N个估计误差信道矩阵$\hat{\boldsymbol{H}}^{(n)}$。在此基础上，构建信道集合$\mathbb{H}^{(N)} = \left\{ \boldsymbol{H}^{(n)} = \sqrt{1-\sigma_e^2}\,\hat{\boldsymbol{H}} + \sqrt{\sigma_e^2}\,\tilde{\boldsymbol{H}}^{(n)} | n = [1,\cdots,N] \right\}$，$\sigma_e^2 = P_t^{-\kappa}$表示误差信道的方差，大小由发射功率决定，其中$\kappa$为衰减因子，取值为0.5，用于描述随着发射功率变化时信道估计误差衰减的程度。算法中惩罚因子的初始取值为$\eta = 1 \times 10^4$，惩罚因子的迭代控制变量$\lambda = 0.4$。

5.1 目标探测阶段的性能分析

在算法的收敛性方面，目标探测阶段的鲁棒波束成形设计方案具有良好的收敛性，如图2所示。

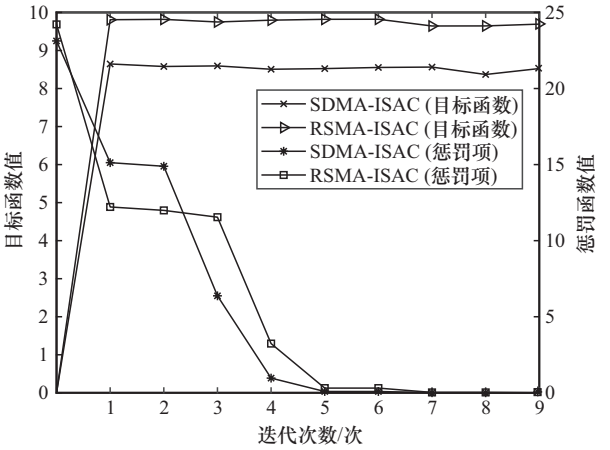


图2 目标探测阶段的算法收敛曲线

从图2中可以看出，采用基于SAA方法和SDR的双层惩罚迭代优化算法，其目标函数值的收敛性是有保障的。RSMA-ISAC与SDMA-ISAC两种方案都能在10次迭代以内完成快速收敛，而且其惩罚函数值都可以在约6次迭代时趋于0，验证了所提算法能够确保所得解逼近秩1解。

图3与图4分别描绘了在目标探测阶段，当目标数不同（$M = 2$与$M = 4$）时，RSMA-ISAC与SDMA-ISAC两种系统在感知性能与通信性能方面的表现。

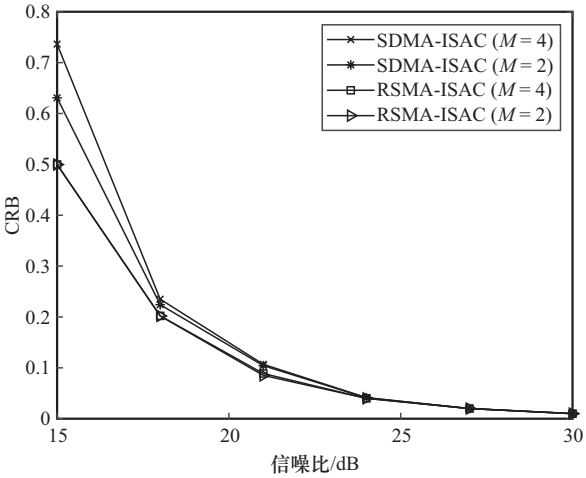


图3 目标探测阶段CRB随SNR的变化曲线

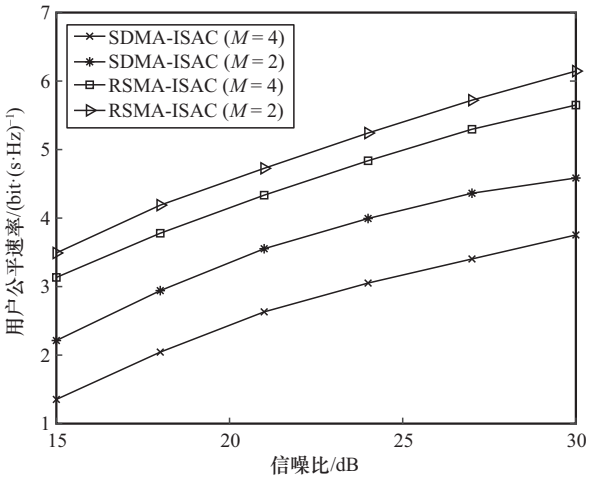


图4　目标探测阶段用户公平速率随SNR的变化曲线

图3展示了目标探测阶段CRB随SNR的变化曲线。由图3可知，RSMA-ISAC系统的CRB始终低于SDMA-ISAC系统，表明前者具有更高的感知参数估计精度。具体来说，当SNR为15 dB且目标数 $M = 2$ 时，RSMA-ISAC系统的CRB为0.63，SDMA-ISAC系统的CRB为0.74；当SNR提升至30 dB时，RSMA-ISAC系统和SDMA-ISAC系统的CRB均下降至0.01左右。此外，当目标数从 $M = 2$ 增加到 $M = 4$ 时，SDMA-ISAC系统的CRB出现小幅上升，但RSMA-ISAC系统的CRB基本不变，体现了感知性能上的优势。

图4显示了目标探测阶段用户公平速率随SNR的变化曲线。从图4中可以看出，本文提出的RSMA-ISAC系统在全SNR区间内的通信性能始终优于SDMA-ISAC系统。具体来说，当目标数为 $M = 2$ 且SNR为15 dB时，RSMA-ISAC系统的用户公平速率为3.5 bit/(s·Hz)，SDMA-ISAC系统的用户公平速率为2.2 bit/(s·Hz)；当SNR增加至30 dB时，RSMA-ISAC系统的用户公平速率为6.2 bit/(s·Hz)，SDMA-ISAC系统的用户公平速率仅为4.5 bit/(s·Hz)，二者分别提升了2.7 bit/(s·Hz)和2.3 bit/(s·Hz)。可见，RSMA-ISAC系统在通信性能上的优势随着信噪比的提升而扩大。此外，当目标数从 $M = 2$ 增加到 $M = 4$ 时，两种系统的通信性能均出现不同程度的下降，但SDMA-ISAC的劣化更明显。当目标数增至 $M = 4$ 且SNR为30 dB时，RSMA-ISAC系统的用户公平速率为5.6 bit/(s·Hz)，SDMA-ISAC系统的用户公平速率为3.7 bit/(s·Hz)，分别下降了9.7%和17.8%。这是因为随着目标数的增多，感知系统需要分配更多的资源以保证目标的感知精度，从而导致通信性能的下降。而且，随着感知任务的增加，RSMA-ISAC系统的通信性能更有保障。

5.2　目标跟踪阶段的性能分析

图5给出了所提算法在目标跟踪阶段的收敛性能。从图5中可以看出，RSMA-ISAC系统与SDMA-ISAC系统的目标函数与惩罚项都能实现快速收敛。SDMA-ISAC的惩罚项在第1次迭代时已趋于0，RSMA-ISAC的惩罚项在第10次迭代时才趋于0，但两者均能在约20次迭代内完全收敛，表明所提算法具有良好的收敛性能。

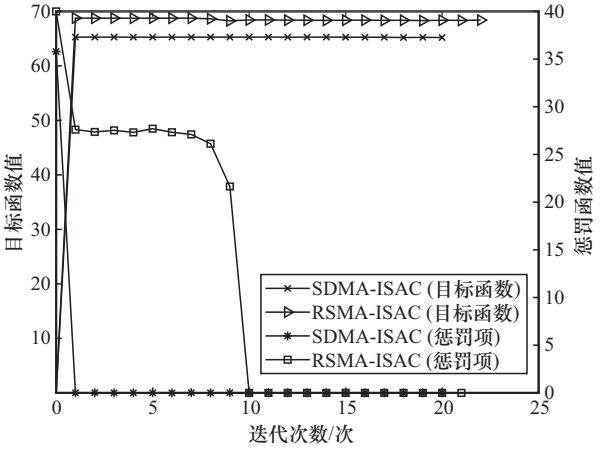


图5　目标跟踪阶段的算法收敛曲线

图6和图7对比分析了RSMA-ISAC系统和SDMA-ISAC系统在相同感知水平下的通信性能，分别给出了目标数不同（$M = 2$ 与 $M = 4$）时用户公平速率随信噪比的变化曲线。从图6和图7中可以看出，当感知性能固定时，两种系统的通信性能均随信噪比的提升而上升，但RSMA-ISAC的用户公平速率始终显著高于SDMA-ISAC，且该优势随SNR增大而进一步扩大。

具体来说，如图6所示，当 M=2、SNR为15 dB时，RSMA-ISAC系统的用户公平速率为0.59 bit/(s·Hz)，SDMA-ISAC系统的用户公平速率仅为0.55 bit/(s·Hz)；当SNR达到30 dB时，RSMA-ISAC系统的用户公平速率为1.2 bit/(s·Hz)，SDMA-ISAC系统的用户公平速率则为0.86 bit/(s·Hz)，对比低信噪比场景，二者分别获得了0.61 bit/(s·Hz)和0.31 bit/(s·Hz)的提升，这表明RSMA-ISAC能够获得更大的通信性能提升。同时，随着目标数的增

加，用户的公平速率将有所下降。如图7所示，当M=4、SNR为30 dB时，RSMA-ISAC系统的用户公平速率为1.13 bit/(s·Hz)，SDMA-ISAC系统的用户公平速率为0.97 bit/(s·Hz)；当SNR为15 dB时，RSMA-ISAC系统的用户公平速率为0.70 bit/(s·Hz)，SDMA-ISAC系统的用户公平速率则为0.69 bit/(s·Hz)，二者仍然存在一定的性能差距。这一结果表明，在雷达感知性能相同的条件下，RSMA-ISAC能够为用户提供略好的通信性能，实现通信与感知性能的协同。

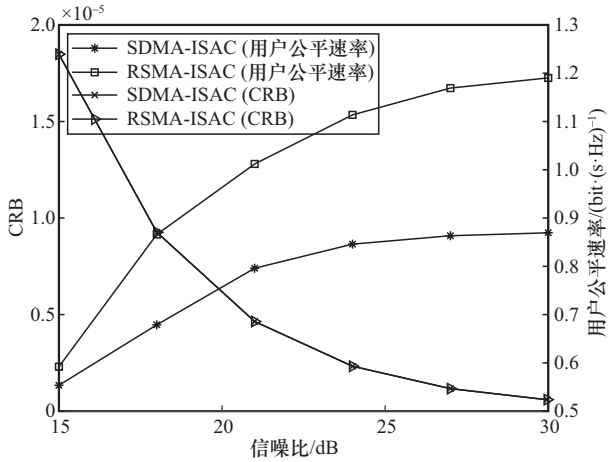


图6　相同感知性能下的通信性能曲线(M = 2)

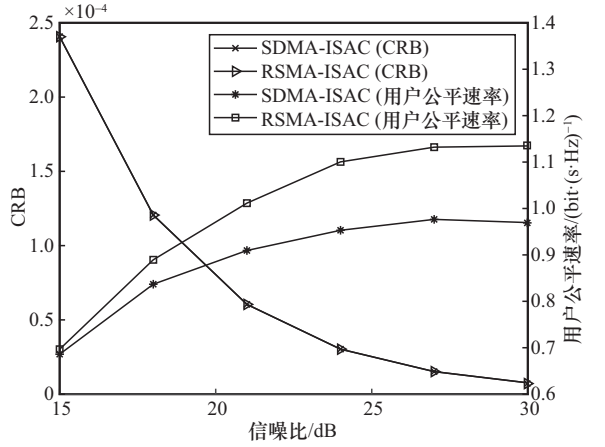


图7　相同感知性能下的通信性能曲线(M = 4)

此外，从图6和图7还可以看出，在感知性能相仿的情形下，RSMA-ISAC系统在多目标场景下仍可以维持更优的通信性能，说明其资源调度、多用户接入机制在多目标感知场景中更具优势。总体而言，用户公平速率随SNR的上升而递增，CRB曲线则随SNR上升而递减，反映了通感性能权衡的规律。RSMA-ISAC系统在这一过程中始终能够在相同感知精度下提供更高的通信速率，验证了其在通感联合设计中的优越性。

最后，本文具体分析了RSMA-ISAC系统与SDMA-ISAC系统在通感性能权衡方面的性能，如图8所示，其中，M=2，横轴为表征通信性能的用户公平速率，纵轴为表征感知性能的感知精度CRB，此时感知目标之间的角度差Δ分别为30°和60°。

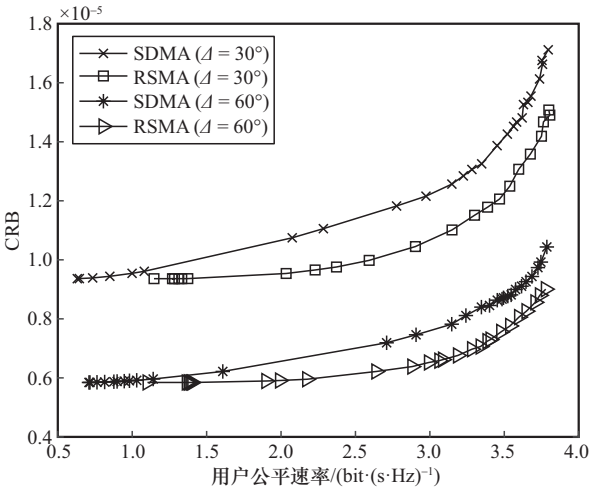


图8　目标跟踪阶段的通感性能权衡曲线

从图8中可以看出，随着ISAC系统为通信功能增加更多的资源（体现为用户公平速率的提升），RSMA-ISAC系统和SDMA-ISAC系统的雷达感知性能都有所下降（体现为CRB的上升），这表明ISAC系统中存在通信与感知功能之间的固有权衡。此外，在相同通信性能水平下，RSMA-ISAC系统的CRB值始终小于SDMA-ISAC系统，说明RSMA-ISAC系统的感知性能要高于同等条件下SDMA-ISAC系统的感知性能。例如，当用户公平速率达到3.7 bit/(s·Hz)时，在$\Delta = 30^\circ$的情况下，RSMA-ISAC系统的CRB为1.5×10^{-5}，SDMA-ISAC系统的CRB则为1.7×10^{-5}；在$\Delta = 60^\circ$的情况下，RSMA-ISAC系统的CRB为0.9×10^{-5}，SDMA-ISAC系统的CRB则为1.05×10^{-5}。这说明RSMA-ISAC在维持同等通信速率的同时，能够实现更高的雷达感知精度。

此外，感知目标之间的角度差Δ对通感性能的影响也十分显著，无论是RSMA-ISAC系统还是SDMA-ISAC系统，当角度差从30°增大到60°时，

相同用户公平速率下的CRB均有明显下降。这说明角度差的增大有效降低了目标区分的难度，从而提高了目标跟踪阶段的参数估计精度。例如，当用户公平速率为3.5 bit/(s·Hz)时，RSMA-ISAC系统在角度差$\Delta = 60^\circ$时的CRB为7.7×10^{-6}，当角度差$\Delta = 30^\circ$时，CRB的值则上升至1.2×10^{-5}；SDMA-ISAC系统类似，$\Delta = 60^\circ$时的CRB为8.7×10^{-6}，而$\Delta = 30^\circ$时的CRB增大至1.4×10^{-5}。综上所述，RSMA-ISAC能够在通信与感知的权衡中实现更好的性能折中。

6　结束语

本文针对统计误差信道下的多目标感知场景，研究了RSMA-ISAC系统用户公平速率优化问题，并提出了一种鲁棒的波束成形设计方案。根据雷达感知任务的差异，分别以目标探测阶段与目标跟踪阶段的CRB作为感知性能指标，构建了一个RSMA辅助的ISAC系统通感联合优化问题，并设计了基于SAA方法与SCA算法的双层惩罚迭代优化算法进行求解。仿真结果表明，所提方案在非完美CSIT条件下，能够在通信公平性与雷达感知精度方面实现双重优势，验证了其有效性和鲁棒性。

未来将进一步研究动态时变信道、用户移动及硬件非理想因素等复杂场景下的鲁棒通感资源优化问题，提升系统的环境适应能力。同时，将基于软件无线电等平台开展原型系统验证，评估算法在真实无线环境中的性能表现与实现开销，并结合6G通感一体化网络的发展需求，探索相关关键技术的标准化与工程化应用路径。

参考文献：

[1] Liu F, Cui Y H, Masouros C, et al. Integrated sensing and communications: toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(6): 1728-1767.

[2] 尉志青, 牛阳阳, 王溢, 等. 通信感知一体化干扰管理: 现状与展望[J]. 北京邮电大学学报, 2022, 45(6): 31-39, 88.
Yu Z Q, Niu Y Y, Wang Y, et al. Integrated sensing and communication interference management: recent advances and future trends[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022, 45(6): 31-39, 88.

[3] 李露, 李福昌, 马艳君, 等. 6G通感智算一体化无线网络技术研究[J]. 信息通信技术与政策, 2023, 49(9): 7-12.
Li L, Li F C, Ma Y J, et al. Research on 6G wireless network technology integrating communication, sensing, intelligence and computing[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2023, 49(9): 7-12.

[4] 石明利, 李晓辉, 吕思婷. 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. ISAC constant modulus waveform design based on multi-target fair sensing[J]. Journal on Communications, 2024, 45(10): 31-40.

[5] 贺博鑫, 刘娅汐, 霍佳皓, 等. 高精度低开销无蜂窝通感一体化网络波束成形优化[J]. 通信学报, 2026, 47(1): 1-12.
He B X, Liu Y X, Huo J H, et al. Beamforming optimization in high-precision and low-overhead cell-free integrated communication and sensing network[J]. Journal on Communications, 2026, 47(1): 1-12.

[6] Zhang J A, Liu F, Masouros C, et al. An overview of signal processing techniques for joint communication and radar sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(6): 1295-1315.

[7] Wei Z Q, Qu H Y, Wang Y, et al. Integrated sensing and communication signals toward 5G-A and 6G: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(13): 11068-11092.

[8] Pin Tan D K, He J, Li Y C, et al. Integrated sensing and communication in 6G: motivations, use cases, requirements, challenges and future directions[C]//Proceedings of the 2021 1st IEEE International Online Symposium on Joint Communications & Sensing (JC&S). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.

[9] Wang Z L, Liu Y W, Mu X D, et al. NOMA empowered integrated sensing and communication[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(3): 677-681.

[10] Mu X D, Wang Z L, Liu Y W. NOMA for integrating sensing and communications toward 6G: a multiple access perspective[J]. IEEE Wireless Communications, 2024, 31(3): 316-323.

[11] Zhang C, Yi W Q, Liu Y W. Semi-integrated-sensing-and-communication (semi-ISaC) networks assisted by NOMA[C]//Proceedings of the ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 3790-3795.

[12] Mishra A, Mao Y J, Dizdar O, et al. Rate-splitting multiple access for 6G: part I: principles, applications and future works[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(10): 2232-2236.

[13] Xu C C, Clerckx B, Chen S W, et al. Rate-splitting multiple access for multi-antenna joint communication and radar transmissions[C]//Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.

[14] Xu C C, Clerckx B, Chen S W, et al. Rate-splitting multiple access for multi-antenna joint radar and communications[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(6): 1332-1347.

[15] Yin L F, Mao Y J, Dizdar O, et al. Rate-splitting multiple access for 6G: part II: interplay with integrated sensing and communications[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(10): 2237-2241.

[16] Liu Z A, Yin L F, Shin W, et al. Rate-splitting multiple access for quantized ISAC LEO satellite systems: a max-Min fair energy-efficient beam design[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(10): 15394-15408.

[17] Wang Z W, Lei X F, Costa D B, et al. Secure transmission design for RSMA-ISAC systems[C]//Proceedings of the 2024 IEEE 24th International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1027-1031.

[18] Zhou J S, Zhou C, Zeng C, et al. Flexible rate-splitting multiple access for near-field integrated sensing and communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(7): 11524-11528.

[19] Joudeh H, Clerckx B. Robust transmission in downlink multiuser MISO systems: a rate-splitting approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(23): 6227-6242.

[作者简介]



董颖（1971– ），女，博士，吉林大学教授，主要研究方向为近距离无线通信技术、通信感知一体化和无线电监测。



蒋尊欢（2001– ），男，吉林大学硕士生，主要研究方向为无线多址接入技术和通信感知一体化。



唐红刚（2002– ），男，吉林大学硕士生，主要研究方向为近场通信、通信感知一体化和无线多址接入技术。



王春悦（1971– ），女，博士，吉林大学副教授，主要研究方向为通信感知一体化和滤波器理论与设计。