

# 面向动态物联网的通信、感知与传能一体化方法\*

唐杰, 范峻媛, 张延波, 王译萱, 李晨希

华南理工大学电子与信息学院, 广东 广州 510006

**摘要:** 将无线能量传输引入通感一体化框架, 提出了一种综合通信需求、移动能量设备追踪与能量补给的通信感知传能一体化系统设计方案, 基站可同时执行通信数据传输、无线能量传输和感知追踪三重功能。其中, 基站利用下行信号同时实现无线能量传输和高效数据通信, 并利用回波信号实现对移动能量设备的定位。首先, 提出了一种迭代式目标追踪算法, 将实时后验追踪误差作为感知性能的衡量指标, 以通信信噪比、感知误差等约束条件下的实时能量补给效率最大化问题为目的建立模型。该通信与感知传能联合波束形成问题为非凸优化问题, 利用半正定松弛、辅助变量等方法将问题转换为凸问题求解。仿真结果表明: 所提出的算法通过优化通信与传能波束有效提高了系统的能量收集效率, 且感知信息同时被用于优化传能和通信链路, 以实现通信、感知、能量补给的一体化融合。

**关键词:** 通感一体化; 无线携能通信; 6G; 波束形成

**中图分类号:** TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2025)04-0022-09

## Integrated communication, sensing and energy transfer for dynamic internet of things

TANG Jie, FAN Junyuan, ZHANG Yanbo, WANG Yixuan, LI Chenxi

School of Electronics and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China

**Abstract:** This paper proposes a system design for integrated sensing, communication, and power transfer (ISCPT) which jointly addresses communication requirements, mobile energy device (MED) tracking, and energy replenishment. The proposed system enables a base station to simultaneously perform three functions: data communication, wireless power transfer, and sensing-based tracking. Specifically, the base station leverages downlink signals for simultaneous wireless power transfer, and efficient data communication, while employing their echoes to localize the MED. An iterative target tracking algorithm is developed, where the real-time posterior tracking error serves as a metric for sensing accuracy. An optimization problem is formulated to maximize real-time energy replenishment efficiency, subject to constraints on communication signal-to-noise ratio (SNR) and sensing error. The joint beamforming problem for communication, sensing, and power transfer, initially formulated as a non-convex optimization problem, is transformed into a convex one via semidefinite relaxation and the introduction of auxiliary variables. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm significantly improves the system's energy harvesting efficiency by jointly optimizing communication and power transfer beamforming. Furthermore, the sensing information is effectively leveraged to

\* 收稿日期: 2025-02-04 录用日期: 2025-03-14 网络首发日期: 2025-05-21  
基金项目: 国家重点研发计划(2024YFE0107900); 国家自然科学基金(62222105);  
广东省自然科学基金(2024A1515010235)  
作者简介: 唐杰(1986年生), 男; 研究方向: 通信感知一体化; E-mail: eejtang@scut.edu.cn

全文阅读



ZR20250020

optimize both power transfer and communication links, thereby achieving the integrated fusion of communication, sensing, and energy replenishment.

**Key words:** integrated sensing, communication and power transfer; simultaneous wireless information and power transfer; 6G; beamforming

随着6G技术的发展,物联网(IoT)正从静态连接向动态智能互联演进,推动智能交通、智慧城市等领域的创新应用。在这一演进过程中,物联网终端设备呈现出显著的动态化特征,从传统的静态设备扩展到自动驾驶车辆、无人机集群、可穿戴设备等机载动态设备。这类移动能量设备(MED, mobile and embedded devices)在运行中面临双重挑战:传统供电方式难以满足其持续供电需求,且动态环境下的实时感知与可靠通信需求显著增加了系统复杂性。因此,在有限硬件与无线资源约束下实现通信、感知与能量传输的协同优化,成为提升动态物联网效能的关键问题。近年来,无线携能通信(SWIPT, simultaneous wireless information and power transfer)技术因其在同一频段内同时实现信息与能量传输的优势,成为物联网领域的研究热点(王世强等, 2015; Qi et al., 2019)。然而,现有SWIPT研究主要关注静态或低速移动场景,对于如何在高速、高动态场景下同时提高通信可靠性与能量传输效率的研究仍然不足。

随着6G通信系统向高频、大带宽、大规模天线阵列发展,高精度、高分辨率的感知与通信功能的有机融合成为可能。通信感知一体化(ISAC, integrated sensing and communication)技术通过在同一硬件平台和频谱资源上实现通信与感知功能的有机耦合,不仅提高了频谱与硬件利用效率,也为各类智能设备提供了高精度定位、环境感知、手势识别等功能,显著提升了系统的综合性能(Cui et al., 2021; Lu et al., 2024)。当前,ISAC技术已广泛应用于车联网、无人机网络等智能应用领域,并在动态物联网场景中展现出显著优势。在无人机通信网络中,有学者提出了一种基于移动感知的无线资源分配方法(Orikumhi et al., 2023),利用用户的移动性特征以降低感知开销,提升系统通信吞吐量。针对车联网,有学者研究了一种雷达辅助的预测波束形成方案(Liu et al., 2020),通过利用车辆回波实现路边单元的联合感知与通信功能,有效减少了通信波束跟踪开销。进一步地, Mu et al.(2021)采用基于深度学习的

ISAC方案实现了高移动性场景下的低延迟、高精度波束跟踪。Zhou et al.(2023)则研究了ISAC场景下感知辅助的环境重构与通信问题,提出了一种基于散点多边形假设的多传输接收点(TRP, transmitter receiver point)感知架构,并开发原型系统验证了感知辅助通信的可行性。然而,这些研究主要聚焦于通信与感知功能的融合,尚未充分考虑动态物联网场景下的能量传输需求,缺乏对通信、感知和无线能量传输三重功能融合的系统性研究。

随着基站功能的不断拓展,通信、感知与能量传输的融合逐渐成为通感一体化领域的重要研究方向之一(杨艳等, 2023; Yang et al., 2023)。通过有效整合ISAC与SWIPT技术的优势,通信感知与能量传输一体化(ISCPT, integrated sensing, communication and power transfer)作为ISAC技术的重要扩展,能够在统一的无线传输平台上同时提供高质量的通信服务、精准的目标感知追踪与高效的无线能量补给,适用于大量低功耗设备的动态物联网场景(Li et al., 2024)。近期,学术界已开始关注ISCPT的相关理论与实现方案。例如,有学者提出一种基于差分凸算法的ISCPT波束优化方法(Zeng et al., 2022),在满足通信服务质量与能量传输效率的同时,优化了感知波束匹配误差,实现了通信、感知与能量传输三重功能的初步融合; Chen et al.(2024)则设计了多用户MIMO场景下的ISCPT波束方案,通过优化多天线基站的波束方向以最小化目标感知的克拉美罗界,有效验证了三重功能联合优化的可行性。尽管ISCPT技术已取得初步进展,并为动态物联网提供了新的解决方案,但当前的通信感知传能一体化研究仍处于早期阶段,尚面临诸多挑战(Magbool et al., 2025)。一方面,现有ISCPT研究多集中在通信、感知或能量传输的单一优化目标,往往将通信接收端、能量接收端与感知目标作为相对独立的实体进行处理,未能充分发挥三者功能协同融合的优势。另一方面,动态物联网场景的复杂性和不确定性进一步增加了ISCPT系统设计与性能优化的难度,如何在动态、高速运动且复杂的环境中

实现通信、感知与能量传输三重功能的同步优化, 仍然是亟待解决的重要问题。

为了解决上述挑战, 本文提出一种面向动态物联网场景的通信感知与无线能量传输全面融合的 ISIPT 系统设计方案。与传统的 ISAC 研究不同, 本文在 ISAC 框架中进一步引入 SWIPT 技术, 提出利用下行无线能量信号的回波实现对目标设备的实时感知追踪, 以同时优化通信性能与能量传输效率。具体而言, 所设计的系统基于多天线基站通过空间波束复用同时实现可靠的数据通信与无线能量补给, 其中无线能量信号兼具能量传输和目标感知的双重功能, 而通信信号则专门用于数据信息的传递。此外, 本文进一步基于感知获得的实时位置信息, 设计了以能量效率最大化为目标的在线波束形成算法, 在确保通信链路质量的前提下, 通过感知功能实现了通信需求与能量传输需求的有效协同与兼容, 从而更好地满足动态物联网的多维需求。

## 1 系统模型

如图 1 所示, 本文提出一种通信感知融合的无线能量补给 ISIPT 系统, 多天线基站利用下行多波束同时实现无线能量传输、数据通信和移动设备的实时感知与追踪。在该系统模型中, 多天线全双工基站服务于  $U$  个通信设备 ID 和一个移动能量设备 (MED)。基站在下行链路中将通信信号传输到单天线 ID, 并向 MED 进行无线能量传输; 在上行链路中, 基站接收回波并从中提取时延等参数用以跟踪与预测 MED 的位置等状态参数。定义  $u \in \{1, 2, \dots, U\}$  表示通信设备集合。基站具备均匀线性阵列的  $N_t$  个发射天线和  $N_r$  个接收天线。在不失一般性的前提下, 假设  $U + 1 < N_t$ 。考虑一个二维笛卡尔坐标系系统, 基站和通信设备的位置坐标记为  $b = [x_b, y_b]^T$ ,  $q_u = [x_u, y_u]^T$ 。

假设能量设备在时间  $T$  内在工作区域内移动, 将系统总时间  $T$  划分为  $I$  个长度均为  $\Delta t$  的时隙, 即  $T = I\Delta t$ 。不失一般性, 假设  $p(i) = [x_p(i), y_p(i)]^T$ ,  $v(i) = [v_x(i), v_y(i)]^T$  分别为 MED 在时隙  $i$  的坐标位置以及运动速度, 其中  $v_x(i)$ 、 $v_y(i)$  分别表示沿坐标系  $x$  和  $y$  轴的速度。进而定义 MED 的状态矩阵为  $\mathbf{X}(i) = [p^T(i), v^T(i)]^T$ 。MED 在单位时隙内视作相对静态的, 即其状态矩阵  $\mathbf{X}(i)$  保持不变。

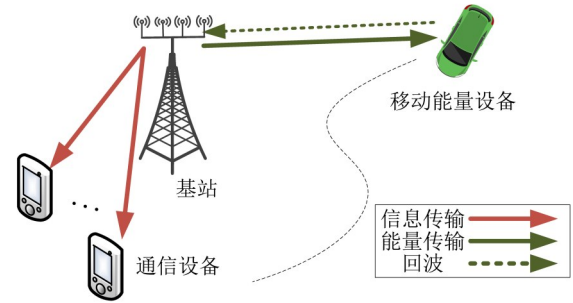


图 1 系统模型图

Fig. 1 Diagram of the system model

假设系统中信道为视距信道, 遵循自由空间路径损耗模型。因此, 基站-ID 信道以及基站-MED 信道可以表示为

$$\mathbf{h}_u = \sqrt{\beta_0 d_{bu}^{-2}} \mathbf{a}_{N_t}^T(\varphi_u),$$

$$\mathbf{g}(i) = \sqrt{\beta_0 d_{bi}^{-2}(i)} \mathbf{a}_{N_t}^T(\varphi(i)),$$

其中  $\beta_0$  表示在参考距离处的信道增益,  $d_{bu}$  和  $d_{bi}(i)$  分别表示基站和 ID 的距离以及在时隙  $i$  时基站和 MED 之间的距离。  $\varphi_u$  和  $\varphi(i)$  为 ID 以及 MED 相对于基站的方位角, 发射阵列导向矢量  $\mathbf{a}_{N_t}(\varphi) = (1, e^{-j\pi \cos \varphi}, \dots, e^{-j\pi(N_t-1)\cos \varphi})$ 。注意到由于 MED 位置的动态变化, 其与基站的信道受到时变的链路距离以及方位角的影响。

### 1.1 下行通信与能量传输模型

为实现通信、感知和能量传输的有效融合, 基站通过下行链路同时满足 MED 的数据通信和无线能量补给需求, 并借助无线能量信号实现目标设备的位置感知与动态追踪。在下行链路中, 每个时隙  $i$  内基站向 MED 以及  $U$  个 ID 传输 SWIPT 信号  $s(i)$ , 具体表示为

$$s(i) = \mathbf{f}(i)s_0 + \sum_{u \in U} \mathbf{w}_u(i)s_u,$$

其中  $\mathbf{w}_u(i)$  和  $\mathbf{f}(i)$  分别表示服务于 ID 和 MED 的通信波束形成向量和能量波束形成向量。  $s_u$  和  $s_0$  分别表示承载信息和承载能量的信号。通信波束负责数据的可靠传输, 而无线能量波束不仅用于为 MED 提供能量补给, 同时也作为感知信号利用其在目标设备上的反射回波, 实时感知和追踪 MED 的位置变化, 以提高无线能量传输效率。假设信息信号是独立同分布且具有 0 均值和单位方差的复高斯随机变量, 即  $s_u \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ 。而专用能量携带信号由于不携带任何信息, 因此可以是任意的随机信号, 前提是其功率谱密度满足特定微

波辐射规律。设定能量信号  $s_0(t)$  由任意分布产生并满足  $\mathbb{E}\{|s_0|^2\} = 1$ 。因此基站所需的发射总功率不应超过系统的功率预算  $P_{\max}$ , 即

$$P_t(i) = \sum_{u \in U} (\mathbf{w}_u(i))^2 + (\mathbf{f}(i))^2 \leq P_{\max}.$$

第  $i$  时隙内 ID 中第  $u$  个设备接收到的信号为

$$c_u(i) = \mathbf{h}_u(i)\mathbf{w}_u(i)s_u + \sum_{j \neq u, j \in U} \mathbf{h}_u(i)\mathbf{w}_j(i)s_j + \mathbf{h}_u(i)\mathbf{f}(i)s_0 + n_u,$$

其中  $n_u \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_u^2)$  为 0 均值高斯加性白噪声。由于能量伪随机信号波形可以在数据传输时被基站以及 ID 提前获取, 因此假设在每个 ID 接收端由能量信号产生的干扰可以被消除, 则第  $u$  个 ID 在时隙  $i$  内的 SINR 表示为

$$\gamma_u(i) = \frac{|\mathbf{h}_u(i)\mathbf{w}_u(i)|^2}{\sum_{j \neq u, j \in U} |\mathbf{h}_u(i)\mathbf{w}_j(i)|^2 + \sigma_u^2}.$$

MED 配备了射频能量收集模块, 从而收集来自基站的射频能量。根据线性能量收集模型 (Li et al., 2022), 将 MED 在时隙  $i$  的可收集能量表示为

$$E(i) = \mu \left( |\mathbf{g}(i)\mathbf{f}(i)|^2 + \sum_{u \in U} |\mathbf{g}(i)\mathbf{w}_u(i)|^2 \right),$$

其中  $\mu \in [0, 1]$  为能量转换效率。

## 1.2 无线感知模型

在传输下行 SWIPT 信号的同时, 全双工基站还将实现对 MED 的追踪功能, 并将感知信息用于提升无线能量传输性能。假设环境内其他散射体的反射干扰回波可被现有的杂波抑制技术有效抑制, 则由 MED 反射并在基站处接收到的回波表示为

$$r(t) = \mathbf{g}_r s(t - \tau) e^{j2\pi\nu t} + n_r(t),$$

其中  $\tau$ 、 $\nu$ 、 $n_r$  分别为回波的多普勒频移、往返信号时延和接收端加性高斯白噪声。 $\mathbf{g}_r$  是回波对应的往返信道, 表示为

$$\mathbf{g}_r = \frac{\chi \beta_0}{2d_{bq}} \mathbf{b}_{N_r}(\varphi) \mathbf{a}_{N_t}^T(\varphi),$$

其中  $\chi = \sqrt{\frac{\kappa}{4\pi d_{bq}^2}}$  为 MED 的反射系数,  $\kappa$  代表 MED 的雷达横截面。

在每时隙  $i$  中, 基站通过匹配滤波等信号处理方法从回波中提取与 MED 相关的感知参数, 即时

延  $\tau(i)$ , 频移  $\nu(i)$  以及方位角  $\theta(i)$ 。感知参数与 MED 的距离以及速度之间的关系有

$$\begin{cases} \tau(i) = \frac{2}{c} \sqrt{(x_p(i))^2 + (y_p(i))^2} + n_{s,\tau}(i), \\ \nu(i) = \frac{2f_c}{c} \frac{v_x(i)x_p(i) + v_y(i)y_p(i)}{\sqrt{(x_p(i))^2 + (y_p(i))^2}} + n_{s,\nu}(i), \\ \theta(i) = \arctan \frac{y_p(i)}{x_p(i)} + n_{s,\theta}(i), \end{cases} \quad (1)$$

其中  $c$  为光速,  $f_c$  为载频。  $n_{s,\tau}$ ,  $n_{s,\nu}$ ,  $n_{s,\theta}$  是测量噪声项, 分别服从高斯分布  $\mathcal{N}(0, \sigma_\tau^2)$ ,  $\mathcal{N}(0, \sigma_\nu^2)$ ,  $\mathcal{N}(0, \sigma_\theta^2)$ 。因此, 基站基于感知参数可测量出 MED 的距离与速度, 即状态参数矩阵  $\mathbf{X}(i)$ 。

定义时隙  $i$  内基站获取的 MED 感知参数矩阵为  $\mathbf{O}(i) = [\tau(i), \nu(i), \varphi(i)]$ , 则重新整理上述回波感知矩阵与状态矩阵关系, 形成 MED 的测量模型

$$\mathbf{O}(i) = z(\mathbf{X}(i)) + \mathbf{n}_s(i), \quad (2)$$

其中  $z(\cdot)$  为非线性测量函数, 代表公式 (1) 中的映射关系, 该函数取决于 MED 在时隙  $i$  的状态矩阵  $\mathbf{X}(i)$ 。 $\mathbf{n}_s$  为测量噪声矩阵, 服从高斯分布  $\mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_s)$ , 其中协方差矩阵的对角项为式 (1) 中的测量噪声方差, 即  $\{\mathbf{Q}_s\}_{1,1} = \sigma_\tau^2$ ,  $\{\mathbf{Q}_s\}_{2,2} = \sigma_\nu^2$ ,  $\{\mathbf{Q}_s\}_{3,3} = \sigma_\theta^2$ 。由文献可知, 测量方差值与基站接收侧的滤波输出信噪比有关, 可以表示为  $\sigma_\tau^2 = \frac{b_1}{\Gamma(i)}$ ,  $\sigma_\nu^2 = \frac{b_2}{\Gamma(i)}$ ,  $\sigma_\theta^2 = \frac{b_3}{\Gamma(i)}$ ,  $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$  为与系统配置相关的大于 0 的常数 (Liu et al., 2020; Zhou et al., 2024; Yao et al., 2022)。基站接收侧的滤波输出信噪比为

$$\Gamma(i) = \frac{\kappa \beta_0^2 G N_r |\mathbf{a}_{N_t}^T(\varphi(i)) \mathbf{f}(i)|^2}{16\pi d_{bq}^4(i) \sigma_r^2}, \quad (3)$$

其中  $G$  是滤波器增益,  $\sigma_r^2$  是基站接收机噪声。综上所述, 基站测量 MED 的实时准确性与测量噪声矩阵  $\mathbf{n}_s$  相关, 进而取决于 MED 在时隙  $i$  内的状态矩阵与基站波束形成向量, 且非线性测量函数与噪声矩阵都是时变的, 必须在每个时隙内对其进行动态更新。

## 1.3 目标追踪模型

鉴于相邻时隙间 MED 的位置与速度是动态变化的, 定义其从时隙  $i-1$  到时隙  $i$  的状态转移模型

(Li et al., 2015) 为

$$\mathbf{X}(i) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{X}(i-1) + \mathbf{n}_p(i),$$

其中  $\mathbf{n}_p$  是过程噪声向量,  $\mathbf{z}_{p_i} \sim \text{CN}(0, \mathbf{Q}_z)$ ,  $\mathbf{A} = [\mathbf{I}_{2 \times 2}, \Delta t \mathbf{I}_{2 \times 2}, \mathbf{0}_{2 \times 2}, \mathbf{I}_{2 \times 2}]$  为状态转移矩阵。

卡尔曼滤波是解决估计问题的常见算法, 然而由于式 (2) 中的测量值关于位置与速度为非线性, 因此不能直接采用经典的卡尔曼滤波算法。为了解决这个问题, 本文采用基于扩展卡尔曼滤波的框架, 以有效融合基于状态转移矩阵的预测数据和基于感知测量模型的测量数据。具体而言, 在每一时隙的开始, 基站首先对 MED 的状态矩阵

以及协方差矩阵做出如下预测:

$$\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1} = \mathbf{A} \tilde{\mathbf{X}}(i-1), \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{M}}_{i|i-1} = \mathbf{A} \tilde{\mathbf{M}}[i-1] \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_z, \quad (5)$$

其中  $\tilde{\mathbf{X}}(i-1)$  表示上一时隙融合后的有效状态矩阵。随后计算表征观测数据和预测数据融合比例的卡尔曼增益:

$$\mathbf{K}(i) = \hat{\mathbf{M}}_{i|i-1} \mathbf{Z}^H(i) \left( \mathbf{Z}(i) \hat{\mathbf{M}}_{i|i-1} \mathbf{Z}^H(i) + \mathbf{Q}_s \right)^{-1}, \quad (6)$$

其中  $\mathbf{Z}(i) = \frac{\partial z}{\partial \mathbf{X}}$  表示测量函数相对于状态矩阵的雅可比矩阵, 其取值在式 (7) 中给出。

$$\mathbf{Z}(i) = \begin{bmatrix} \frac{x_p(i)}{\sqrt{x_p^2(i) + y_p^2(i)}} & \frac{y_p(i)}{\sqrt{x_p^2(i) + y_p^2(i)}} & 0 & 0 \\ \frac{y_p(i)(v_x(i)x_p(i) - v_y(i)x_p(i))}{(x_p^2(i) + y_p^2(i))^{\frac{3}{2}}} & \frac{-x_p(i)(v_x(i)y_p(i) - v_y(i)x_p(i))}{(x_p^2(i) + y_p^2(i))^{\frac{3}{2}}} & \frac{x_p(i)}{\sqrt{x_p^2(i) + y_p^2(i)}} & \frac{y_p(i)}{\sqrt{x_p^2(i) + y_p^2(i)}} \\ \frac{y_p(i)}{x_p^2(i) + y_p^2(i)} & \frac{x_p(i)}{x_p^2(i) + y_p^2(i)} & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

在执行新一轮感知后, 基站结合测得感知参数矩阵  $\mathbf{O}(i)$  以及卡尔曼增益, 可获得该时隙 MED 有效状态矩阵  $\tilde{\mathbf{X}}(i)$  以及其协方差矩阵  $\tilde{\mathbf{M}}(i)$ :

$$\tilde{\mathbf{X}}(i) = \hat{\mathbf{X}}_{i|i-1} + \mathbf{K}(i) \left( \mathbf{O}(i) - z(\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}) \right), \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{M}}(i) = (\mathbf{I}_4 - \mathbf{K}(i)\mathbf{Z}(i)) \cdot \hat{\mathbf{M}}_{i|i-1}. \quad (9)$$

矩阵  $\tilde{\mathbf{M}}(i)$  的对角线元素和  $\sum_n \tilde{\mathbf{M}}_{n,n}$  表征了基站对于 MED 的状态追踪均方误差。结合式 (1)~(3), 可以看出该均方误差是与能量波束形成向量相关的, 因此本文将作为后续波束优化问题需要考虑的感知性能约束, 即

$$S = \sum_n \tilde{\mathbf{M}}_{n,n}, \quad n = \{1, 2, 3\}.$$

基于上述的 EKF 预测与感知信息融合机制, 基站可以通过在每个时隙中迭代更新运动状态矩阵和误差协方差矩阵, 从而实现对动态 MED 的实时感知与追踪。

## 2 实时波束形成设计

### 2.1 问题表述与求解

本文工作的核心之一是将波束形成设计视为在线优化, 并要求实时跟踪 MED 的运动状态, 包括其在每个时隙上的位置和速度。波束形成问题的优化目标综合考虑了感知与传能, 针对每个时

隙  $i$ , 在最小化感知追踪均方误差的同时最大化 MED 的实时收集能量  $E(i)$ , 并保障系统内所有 ID 的通信服务质量。为了方便表示, 本小节将省略所有参数的时隙索引  $i$ 。对应的波束形成优化问题表示为

$$\text{P0: } \max_{\mathbf{w}_u, \mathbf{f}} \alpha c_1 E - (1 - \alpha) c_2 S, \quad (10\text{-a})$$

s.t.

$$\|\mathbf{w}_u\|^2 + \|\mathbf{f}\|^2 \leq P_{\max}, \quad (10\text{-b})$$

$$\frac{|\mathbf{h}_u \mathbf{w}_u|^2}{\sum_{j \neq u, j \in U} |\mathbf{h}_u \mathbf{w}_j|^2 + \sigma_u^2} \geq \gamma_{\min}, \quad (10\text{-c})$$

$$\mu \left( |\mathbf{g} \mathbf{f}|^2 + \sum_{u \in U} |\mathbf{g} \mathbf{w}_u|^2 \right) \geq e_{\min}, \quad (10\text{-d})$$

$$\sum_n \tilde{\mathbf{M}}_{n,n} \leq J_{\max}, \quad n = \{1, 2, 3\}. \quad (10\text{-e})$$

优化目标 (10-a) 表征了跟踪性能以及能量传输性能的权衡,  $\alpha \in [0, 1]$  用以调整感知性能与能量传输性能之间的权衡,  $c_1$  和  $c_2$  为固定常数以协调收集能量与追踪误差之间的量级。此外, (10-b) 为发射功率预算约束, (10-c) 为系统通信性能约束, 以保障每时隙每个 ID 的信干噪比高于最低门限  $\gamma_{\min}$ , (10-d) 为每时隙 MED 的收集能量约束,  $e_{\min}$  为最低收集能量门限, (10-e) 为感知性能约束,  $J_{\max}$  表示系统对于 MED 的最大追踪误差门限。

值得注意的是, 每个时隙内优化问题的求解结果被用于提升同一时隙后续的信号传输与追踪性能, 因此MED在该时隙下的实际位置、速度以及传输信道对于基站是未知量。为此, 利用式(4)获得的预测值 $\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}$ 以构建关于MED的预测信道, 进而将基于该信道值下的预测收集能量 $\hat{E}$ 代替 $E$ 作为优化问题中的能量传输性能表征。同样地, 由于新一轮测量在问题求解时并未实施, 协方差矩阵的预测值 $\hat{\mathbf{M}}$ 被用于优化问题中的感知约束。

因此, 原始能量传输约束(10-c)重新表述为 $\mu \left( |\hat{\mathbf{g}}(i)\mathbf{f}(i)|^2 + \sum_{u \in U} \hat{\mathbf{g}}(i)\mathbf{w}(i)_u^2 \right) \geq e_{\min}$ , 其中 $\hat{\mathbf{g}} = \sqrt{\beta_0 \hat{d}_{bq}^{-2}} \mathbf{a}_{N_t}^T(\hat{\varphi})$ 为预测基站-MED信道,  $\hat{d}_{bq}$ 与 $\hat{\varphi}$ 可根据预测状态矩阵 $\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}$ 直接得到。原始感知追踪约束(10-e)改写为 $\sum_n \hat{\mathbf{M}}_{n,n} \leq J_{\max}$ , 其中

$$\hat{\mathbf{M}} = \left( \hat{\Gamma} \left( \hat{\mathbf{Z}}^T \mathbf{D} \hat{\mathbf{Z}} \right) + \hat{\mathbf{M}}_{i|i-1}^{-1} \right)^{-1},$$

$$\mathbf{D} = \text{diag} \left( \frac{1}{b_1}, \frac{1}{b_2}, \frac{1}{b_3} \right),$$

雅可比矩阵 $\hat{\mathbf{Z}} = \frac{\partial \mathbf{z}}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_{i|i-1}}$ , 基站接收侧输出信噪比 $\hat{\Gamma}$ 基于 $\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}$ 得出。

原始优化问题改写为

$$\text{P1: } \max_{\mathbf{w}_u, \mathbf{f}} \alpha c_1 \hat{E} - (1 - \alpha) c_2 \sum_n \hat{\mathbf{M}}_{n,n},$$

s.t.

$$\mu \left( |\hat{\mathbf{g}}\mathbf{f}|^2 + \sum_{u \in U} |\hat{\mathbf{g}}\mathbf{w}_u|^2 \right) \geq e_{\min},$$

$$\sum_n \tilde{\mathbf{M}}_{n,n} \leq J_{\max},$$

$$(10-b), (10-c).$$

问题P1由于目标函数和约束的非凸性难以直接求解。为了有效地解决问题, 引入辅助变量 $\mathbf{W}_u = \mathbf{w}_u \mathbf{w}_u^H$ 和 $\mathbf{F} = \mathbf{f}\mathbf{f}^H$ , 相应地有约束

$$\mathbf{W}_u \geq \mathbf{0}, \quad \mathbf{F} \geq \mathbf{0}, \quad (11)$$

$$\text{rank}(\mathbf{W}_u) = 1, \quad \text{rank}(\mathbf{F}) = 1. \quad (12)$$

因此, 优化问题P1被重新表述为

$$\text{P2: } \max_{\mathbf{w}_u, \mathbf{F}, \lambda} \alpha c_1 \hat{E} - (1 - \alpha) c_2 \lambda,$$

s.t.

$$\sum_{u \in U} \text{tr}(\mathbf{W}_u) + \text{tr}(\mathbf{F}) \leq P_{\max},$$

$$\frac{\text{tr}(\mathbf{h}_u^H \mathbf{h}_u \mathbf{W}_u)}{\text{tr}(\mathbf{h}_u^H \mathbf{h}_u \sum_{j \neq u, j \in U} \mathbf{W}_j) + \sigma_u^2} \geq \gamma_{\min},$$

$$\mu \text{tr}(\hat{\mathbf{g}}^H \hat{\mathbf{g}} \mathbf{F}) + \mu \sum_{u \in U} \text{tr}(\hat{\mathbf{g}}^H \hat{\mathbf{g}} \mathbf{W}_u) \geq e_{\min},$$

$$\text{tr}(\hat{\mathbf{M}}) \leq \lambda,$$

$$(11), (12).$$

其中 $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。然而, 由于秩为1的约束, 问题P2仍然是非凸的。这种非凸性可以通过经典的半正定松弛方法来解决。因此, 通过省略秩一约束(12), 问题P2可以被标准的凸优化工具包进行求解。原始问题的秩一可行解可以通过特征值分解或高斯随机化过程获得。

## 2.2 总体方案实现及算法流程

本文所提的实时波束设计算法的具体步骤如表1所示。基站在每个时隙内首先基于前一个时隙的有效状态矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}(i-1)$ 和协方差矩阵 $\hat{\mathbf{M}}(i-1)$ , 做出关于MED的状态预测, 进而设计本时隙基站的波束形成, 用于当前时隙基站为多个ID以及MED提供通信、感知与无线传能服务。其中感知结果是MED在当前时隙的有效状态矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}(i)$ 和协方差矩阵 $\hat{\mathbf{M}}(i)$ , 这是通过有效融合从MED回波得到的测量数据和基于状态转移模型获取的预测数据得到的。因此基于该迭代式算法, 每个时隙的感知结果成为下一时隙算法求解的必要输入信息, 从而实现关于MED的实时在线波束优化。

## 3 仿真结果分析

基于MATLAB平台进行数值仿真以验证所提出算法的有效性。基站位置坐标为 $[0, 0]$ , 配备天线数量为 $N_t = 8$ ,  $N_r = 4$ 。 $U = 2$ 个单天线通信设备的位置坐标分别为 $[-5, -3]$ 、 $[-3, -5]$ , 其通信所需的最小信干噪比为 $\gamma_{\min} = 5$  dB。移动能量设备MED的初始位置坐标为 $[-7, 8]$ , 初始速度 $[4, 0]$  m/s, 最低收集能量门限 $e_{\min} = 5$   $\mu$ W, 能量转换效率 $\mu = 0.8$ 。系统单位时隙 $\Delta t = 0.2$  s, 总服务时间 $T = 5$  s。仿真参数 $c = 3 \times 10^8$ ,  $f_c = 3$  GHz,

表 1 实时波束形成设计算法

Table 1 Real-time beamforming design algorithms

算法 1: 实时波束形成设计算法

Require: 初始化

1: repeat

2: 设置  $i = i + 1$ 3: 根据式(4)计算预测状态  $\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}$ 4: 根据式(5)计算预测状态协方差  $\hat{\mathbf{M}}_{i|i-1}$ 5: 将  $\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}$  代入式(7), 得到雅克比矩阵  $\hat{\mathbf{Z}}$ 6: 求解问题 P2, 得到实时最优预测波束形成向量  $(\mathbf{w}_u^*(i), \mathbf{f}^*(i))$ 7: 基站进行通信、传能和感知一体化传输, 获得测量值  $\mathbf{O}(i)$ 8: 根据式(6), (8), (9)更新有效状态矩阵  $\mathbf{X}(i)$  和协方差矩阵  $\mathbf{M}(i)$ 9: until  $i > 1$ 

$G = 10^4$ ,  $\sigma_R^2 = -55$  dBm,  $P_{\max} = 35$  dBm,  $\sigma_u = -40$  dBm,  $J_{\max} = 3$ ,  $c_1 = 20$ ,  $c_2 = 1$ ,  $\mathbf{D} = \text{diag}(10, 10^6, 0.02)$ ,  $\kappa = 0.8$  m<sup>2</sup>。且以下结果是通过对 500 次蒙特卡洛试验求平均得到的。

图 2 展示了所提方案在不同权重因子  $\alpha$  值下对 MED 的实时轨迹追踪结果。其中仅预测的轨迹是通过状态转移模型得到的, 没有涉及到实时的感知追踪。从图中可以看出, 仅依靠状态转移模型的预测轨迹结果由于其无法及时捕捉到运动过程中噪声变量的局限性, 其结果与真实轨迹之间存在一定误差。当  $\alpha = 1$  时, 由于波束设计目标仅关注于增加预测的设备收集能量, 导致追踪轨迹结果出现部分偏离。 $\alpha$  值越接近 0 则意味着系统设计更侧重于最小化状态感知的均方误差值, 而非直接最大化能量设备的收集能量。通过对比可以看出,  $\alpha$  值越小时, 其得到的追踪轨迹结果更接近真实的运动轨迹, 从而证明了本文算法对于目标实时追踪的有效性。

图 3 展示了当  $\alpha = 0$  时所有时隙感知速度及位置的均方根误差以评估所提方案的位置与速度估计性能。其中, 感知融合前的均方根误差值是基于表 1 的算法 1 中步骤(3)的  $\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}$  得到的, 可以看出由于迭代式算法的采用, 针对 MED 的估计误差将逐步累计。尽管在初始阶段融合后的误差较大, 但随着迭代次数增加, 融合后的均方根误差相对于融合前有明显的降低, 证明所提 EKF 框架对预

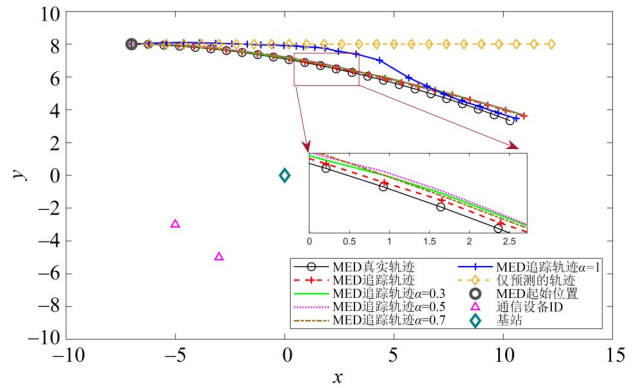


图 2 MED 的追踪轨迹

Fig. 2 Tracking trajectory of MED

测值和测量值进行了有效融合。另一方面, 对于仅依靠状态转移模型的预测方案, 其均方根误差随着时间推移上升明显, 这也可以与图 2 展示的轨迹结果相呼应, 显示出该方案缺少实时感知辅助的局限性。

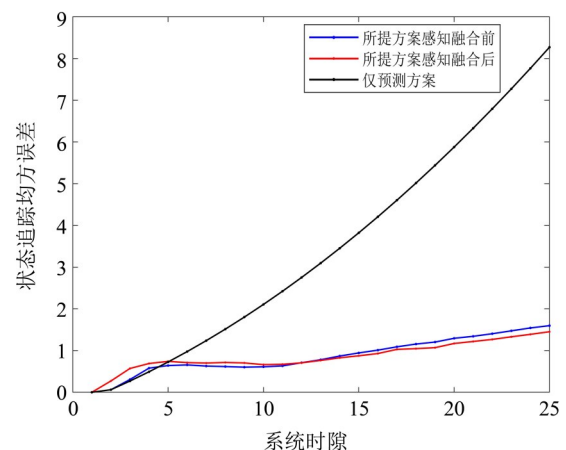


图 3 实时追踪均方误差

Fig. 3 Real-time tracking mean square error (MSE)

图 4 给出了不同  $\alpha$  值下每时隙 MED 收集能量随时间的变化情况, 注意这里的能量为表 1 的算法 1 中步骤(7)的无线传输后接收到的实际能量值  $E(i)$ , 而非预测能量值  $\hat{E}(i)$ 。从图中可观察到,  $\alpha = 1$  的结果相对其他几种取值情况有明显的降低, 这是因为此时系统设计仅关注于增加预测的设备收集能量, 而忽略了状态感知误差给传能信道预测值带来的不稳定性, 从而造成实际能量传输的折损。另外, 对于所有设计目标有考虑感知误差的情况(即  $\alpha \neq 1$ ), MED 实际收集能量随时间都呈现出先上升后下降的总体趋势, 结合图 2 可知, 这是因为随着 MED 的运动变化, 其与基站的欧式距

离随着时间推移先变小后变大, 从而导致了最佳收集能量的变化。

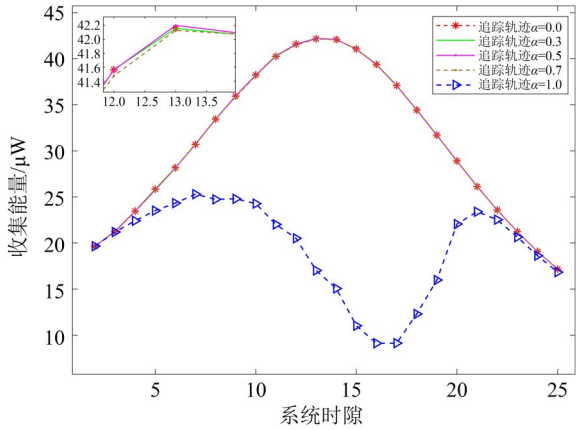


图4 不同权重因子下的实时MED收集能量

Fig. 4 Real-time harvested energy of MED under different weighting factors

图5展示了本文所提方案在第*i*个时隙  $i \in \{10, 25\}$  收集能量受ID信干噪比门限的影响 ( $\alpha = 0$ )。其中, 理想方案代表MED每个时隙的真实位置及速度对于基站是已知的, 从而由全局离线最优波束形成得到的能量接收值; 时分方案代表在每个时隙中对于MED的感知与能量传输是通过时分方式进行的(Yao et al., 2022), 且假设采用时隙配比(3 : 7)以准确获取真实的MED状态参数。观察可知, 所有方案的可收集能量随着通信信干噪比门限的增大而降低, 特别是在高信干噪比的通信需求下, 系统可收集能量将迅速下降, 体现出系统在感知、传能与通信需求之间存在权衡, 而本文所提方案可以始终获取较高的能量值。

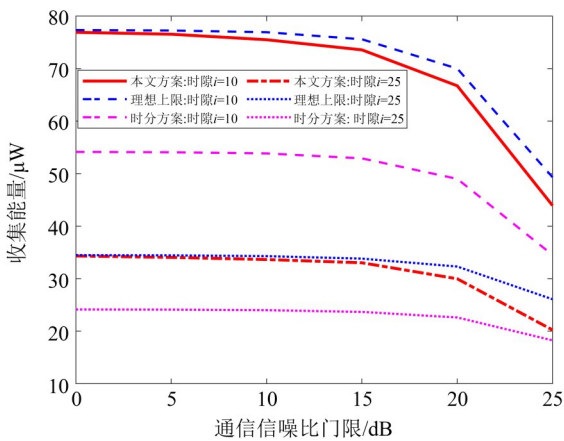


图5 不同通信信噪比门限下的接收能量

Fig. 5 Harvested energy under different SNR thresholds

图6展示了本文所提方案在第*i*个时隙  $i \in \{10, 25\}$  收集能量受基站发送天线数量的影响 ( $\alpha = 0$ )。观察可知, 所有方案的可收集能量随着基站发射天线数量的增大而增大, 这意味着更多的天线数将有助于形成更精准的波束以改善能量传输性能。由于与基站的位置更近, 第10个时隙的可收集能量始终高于第25个时隙。此外, 随着天线数量增加, 本文方案的实际可收集能量在不同位置情况下始终可以逼近理想上限值, 并且优于时分方案。

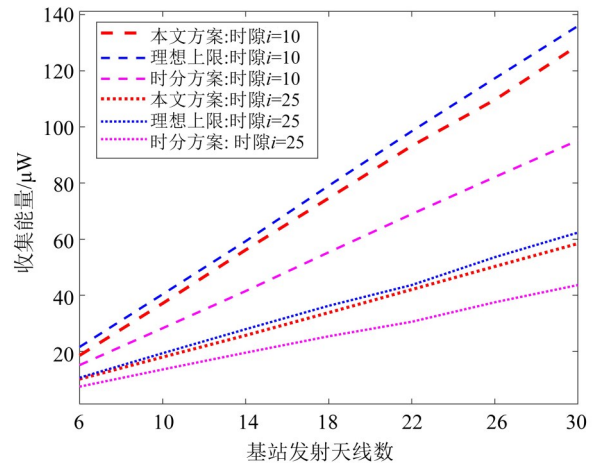


图6 不同发射天线数量下的接收能量

Fig. 6 Harvested energy under different numbers of transmit antennas

## 4 结论

本文针对现有通信感知一体化研究在能量传输功能融合方面的不足, 提出了一种通信感知传能一体化系统设计方案。通过对下行链路信号进行波束形成, 实现了感知与能量传输的协同优化, 并进一步将感知所获取的设备定位信息用于通信链路的质量保障, 实现了通信需求、定位需求与能量补给需求的有机结合。本文建立了以最大化实时能量收集为目标的非凸优化模型, 通过将其转换为凸优化问题求解, 验证了所提出算法的有效性。仿真结果验证了该方案在提高能量传输效率的同时, 能够有效集成感知功能, 为动态物联网系统的优化设计提供了新的技术路径。本研究不仅拓展了现有ISAC技术的应用边界, 还为未来6G动态物联网系统的发展提供了理论支撑。

## 参考文献:

- 王世强, 邢建春, 李决龙, 等, 2015. 面向无线传感器网络的无线携能通信研究[J]. 传感器与微系统, 34(8): 46-49+53.
- 杨艳, 李福昌, 张忠皓, 2023. 6G 通感传算融合需求分析与关键技术研究[J]. 无线电通信技术, 49(1): 83-88.
- CHEN Y, HUA H, XU J, et al, 2024. ISAC meets SWIPT: Multi-functional wireless systems integrating sensing, communication, and powering [J]. IEEE Trans Wirel Commun, 23(8): 8264-8280.
- CUI Y, LIU F, JING X, et al, 2021. Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: Applications, trends, and challenges[J]. IEEE Netw, 35(5): 158-167.
- LI Q, LI R, JI K, et al, 2015. Kalman filter and its application [C]//8th International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems. Tianjin, China: 74-77.
- LI X, HAN Z, ZHU G, et al, 2024. Integrating sensing, communication, and power transfer: From theory to practice[J]. IEEE Commun Mag, 62(9): 122-127.
- LI Z, CHEN W, WU Q, et al, 2022. Joint beamforming design and power splitting optimization in IRS-assisted SWIPT NOMA networks [J]. IEEE Trans Wirel Commun, 21(3): 2019-2033.
- LIU F, YUAN W, MASOUIROS C, et al, 2020. Radar-assisted predictive beamforming for vehicular links: Communication served by sensing[J]. IEEE Trans Wirel Commun, 19(11): 7704-7719.
- LU S, LIU F, LI Y, et al, 2024. Integrated sensing and communications: Recent advances and ten open challenges[J]. IEEE Internet Things J, 11(11): 19094-19120.
- MAGBOOL A, KUMAR V, BAZZI A, et al, 2025. Multi-functional RIS for a multi-functional system: Integrating sensing, communication, and wireless power transfer[J]. IEEE Netw, 39(1): 71-79.
- MU J, GONG Y, ZHANG F, et al, 2021. Integrated sensing and communication-enabled predictive beamforming with deep learning in vehicular networks [J]. IEEE Commun Lett, 25(10): 3301-3304.
- ORIKUMHI I, BAE J, KIM S, 2023. Mobility-aware resource allocation in UAV-assisted ISAC networks [C]// 14th International Conference on Information and Communication Technology Convergence. Jeju Island, Korea: 1042-1044.
- QI Q, CHEN X, NG D W K, 2019. Robust beamforming for NOMA-based cellular massive IoT with SWIPT [J]. IEEE Trans Signal Process, 68: 211-224.
- YANG Y, GAO H, YANG X, et al, 2023. Joint beamforming for RIS-assisted integrated communication, sensing and power transfer systems [J]. IEEE Wirel Commun Lett, 13(2): 288-292.
- YAO D, DAI M, WANG T, et al, 2022. Intelligent sensing and communication-assisted pedestrians recognition in vehicular networks: An effective throughput maximization approach [C]// IEEE Conference on Computer Communications Workshops. New York, NY, USA: 1-6.
- ZENG X, XING L, WU Y, et al, 2022. Beamforming design for integrated sensing and SWIPT system [C]// IEEE 33rd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Kyoto, Japan: 403-408.
- ZHOU Z, LI X, HE J, et al, 2023. 6G integrated sensing and communication-sensing assisted environmental reconstruction and communication [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Rhodes Island, Greece: 1-5.
- ZHOU Z, LI X, ZHU G, et al, 2024. Integrating sensing, communication, and power transfer: Multiuser beamforming design [J]. IEEE J Sel Areas Commun, 42(9): 2228-2242.

(责任编辑 王海蓉)