

无人机通感一体化中基于干扰建模的多维能效方案

孙君, 徐金童

(南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要: 无人机通感一体化 (UAV - ISAC, Unmanned Aerial Vehicle Integrated Sensing and Communication) 场景中, 由于干扰的存在使得总传输数据速率与总功耗性能变差, 本文针对该问题提出基于干扰消除的多维能量有效方案。首先建立干扰模型, 全面考虑通信信号、感知信号以及感知信号与通信信号之间的干扰, 本文把通信和感知总传输数据速率与总功耗之比作为能量效率优化的目标, 以通信权重和感知权重为维度参数, 构建多维能效函数, 并提出基于粒子群优化算法 (PSO, Particle Swarm Optimization) 的丁克巴赫 (Dinkelbach) 算法优化二维权重参数来最大化能效。仿真结果表明, PSO+Dinkelbach 算法的复杂度比传统 Dinkelbach 算法提高了 44%, 能效提升了 63%。不仅在能量效率 (EE, Energy-Efficient) 上有所提高, 还能更快收敛到最优解。

关键词: 通感一体化; 无人机; 干扰建模; 能效优化

中图分类号: TN92

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.XXXX.

A Multi-dimensional Energy Efficiency Scheme Based on Interference Modeling in UAV Integrated Sensing and Communication

SUN Jun, XU Jintong

School of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: In Unmanned Aerial Vehicle Integrated Sensing and Communication (UAV - ISAC) scenarios, the overall data transmission rate and power consumption are adversely affected by interference. To address this issue, this paper proposes a multi-dimensional energy-efficient scheme based on interference mitigation. Firstly, an interference model is established that comprehensively considers the interactions among communication signals, sensing signals, and perceived signals. The objective of energy efficiency optimization is defined as the ratio of the combined data transmission rates for communication and sensing to the total power consumption. By treating communication weight and sensing weight as dimensional parameters, a multi-dimensional energy efficiency function is formulated. The Particle Swarm Optimization-enhanced Dinkelbach algorithm is employed to optimize these two-dimensional weight parameters, thereby maximizing energy efficiency. The simulation results show that the complexity of the PSO+Dinkelbach algorithm is 44% higher than that of the traditional Dinkelbach algorithm, while its energy efficiency is improved by 63%.

Key words: integrated sensing and communication, unmanned aerial vehicle, interference modeling, energy efficiency optimization

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 孙君, sunjun@njupt.edu.cn

基金项目: 江苏省重点研发计划 (产业前瞻与关键核心技术) (BE2022067、BE2022067-1)

Foundation Items: Key Technologies R&D Program of Jiangsu (Prospective and Key Technologies for Industry) (BE2022067, BE2022067-1)

0 引言

随着物联网技术的快速发展,无人机凭借其高灵活、广覆盖的特点,逐渐成为智慧交通、环境监测等场景中的重要载体。由于无线终端(如雷达、通信设备等)的数量不断增加,加上传统无人机通信和感知是分离的,导致频谱资源变得越来越紧张,使雷达与通信设备在同一频谱上协同工作成为解决频谱问题的一个重要方向。通感一体化(ISAC, Integrated Sensing and Communication)被认为是未来无线网络的关键技术之一^[1-4],也已成为人们的研究热点^[5]。在各种系统中,能效问题往往是最受人们关注的^[6-7],所以研究者们提出了各种无线传输算法和信号处理技术来提升无线网络的能效性能。通常,能效最大化是权衡系统总功耗和用户总速率之间的平衡。研究证明,能效优化是应对各类场景中日益增长的通信服务需求的有效手段,优化能效问题已经在各种场景^[8-9]中被广泛地研究。

在 ISAC 场景下,能效优化问题是一个重要的方向,在现有的研究中,通常通过满足最小速率约束的同时最小化上行链路总功耗的方法来提升能效性能^[10]。有从资源分配算法^[11]入手,在保证用户感知公平性的前提下,最大化无人机和基站间的能量效率。还可以利用智能反射面(RIS, reconfigurable intelligent surface)来辅助 ISAC 通信,在保证通信服务质量(QoS, quality of service)的前提下通过优化通信和感知之间的功率分配来提升能效^[12]。在车联网场景下,采用 ISAC 技术来感知和预测车辆的位置,设计通信和感知资源分配方案,并基于匹配理论的迭代算法来最大化能效^[13]。另外,在 ISAC 中往往涉及到波束成形问题,传统波束成形只涉及到通信或者感知,但是在 ISAC 场景下更多关注如何设计优化 ISAC 波束来提高能效,传统波束成形大多只关注单一目标,通信或者感知,天线独立布置,应用场景多为基站通信或者雷达探测,两者独立。信号设计方面多为单一信号,目标函数是凸函数,约束条件为简单功率约束,而 ISAC 中的波束成形同时关注通信和感知两方面,信号设计是叠加传输,天线共用 ULA 阵列,目标函数多为非凸函数,约束条件为多维(干扰,感知精度,功率等)约束。例如,在无人机通感一体化(UAV-ISAC, Unmanned Aerial Vehicle Integrated Sensing and

Communication)场景下,考虑到无人机多点协作,提出了一种协作发送波束成形设计^[14],来最大化通信用户的 SINR,间接提升能效。考虑到无人机抖动和用户位置不确定性,通过优化波束成形来最小化总功耗,从而最大化能效^[15]。还有一种用于 ISAC 系统能量有效的波束形成器,发射波形被优化用于联合多用户通信和感知目标估计,通过迭代二次变换 Dinkelbach 方法来解决能效优化问题^[16]。在 RIS 辅助 ISAC 系统中,加入联合优化波束成形使能效进一步提升^[17]。此外,在功率和克拉美-拉奥下界(CRB, Cramér-Rao bound)约束下,有文献提出了一种基于联合波形设计的能量有效方案,采用半定松弛(SDR, semi-definite relaxation)算法解决了以通信为中心的能效问题^[18]。除了考虑功率和 CRB 外,波束的在发射方向上的能量约束也是一个重要条件。在基于联合波束成形的方案下,加入所需雷达波束方向图能量约束,保证在有限的资源下最大化能效^[19]。还有考虑确定最优天线数来提升能效^[20]以及以感知为中心的感知效率度量方法^[21]等方案。由以上分析可知,波束设计与能效有直接关联,结合能效的波束设计不仅要面对通信用户,还要涉及覆盖目标区域,能效目标函数的分子是 ISAC 的通信速率和感知速率,分母是总功耗,整个目标函数都与波束权重有关,通过优化波束权重来最大化能效。但是在以上研究成果中,约束条件比较单一,并没有将多维约束考虑全面,尤其是干扰约束条件往往做理想化处理。

而在 ISAC 的大规模场景中,无线信道造成的相互干扰^[22-23]将是一个不可避免的问题。另一方面,在一体化接收机中,目标的信号回波与接收到的通信信号、感知信号相互叠加,由此引起的相互干扰严重影响系统的能效。通信和感知交互导致了额外的能耗,进一步降低能效^[24-25]。在雷达-通信频谱共享场景下,由于受到雷达干扰,可以通过约束雷达和通信间的信干噪比来最大化能效^[26],还有一种基于混合非正交多址接入(HNOMA, hybrid non-orthogonal multiple access)的 ISAC 框架,该框架自适应地管理额外的感知到通信干扰,通过节省发射功率来提升能效^[27]。在 ISAC 场景下协作多点也是常见的部署,通过分布式基站间的基站模式选择和收发机设计的协同优化,在满足通信服务质量、感知输出信噪比和总发射功率等约束的前提

下, 实现系统节能的干扰消除^[28]。在 UAV - ISAC 场景下, 为了最大化与可用站的累积速率, 考虑到无人机与地面通信中的链路和干扰问题, 文献^[29]提出了一种多波束无人机上行通信的协同干扰消除策略, 该策略旨在消除每个基站所占用的同信道干扰提升系统性能。考虑多用户干扰和通信和感知之间干扰, 通过能量有效的干扰消除, 利用 Dinkelbach 方法和 SDR 最大化能效^[30]。

上述的研究成果大多从通信或者感知单一维度入手分析能效问题, 本文从通信和感知两个维度出发, 以干扰模型作为约束条件, 引入通信权重和感知权重为维度参数, 构建多维能效函数, 进行能效优化。另外, 能效公式一般是分式函数, 为了解决

分式目标函数的非凸性问题, 采用基于 Dinkelbach 方法的非线性分式规划。然而, 该方法在计算最优值时不够稳定, 比较依赖初始值的设定, 尤其是在复杂场景可能会陷入局部最优。为了避免这种问题, 本文在此基础上进行改进, 加入了粒子群优化 PSO (PSO, Particle Swarm Optimization) 全局优化算法, 形成一种新的能效优化算法, 并通过优化二维参数来最大化能效。基于 PSO 的 Dinkelbach 方法会在初始阶段生成高质量的初始解, 一方面避免陷入局部最优, 一方面收敛速度和能效值也会有所提升。

1 系统建模

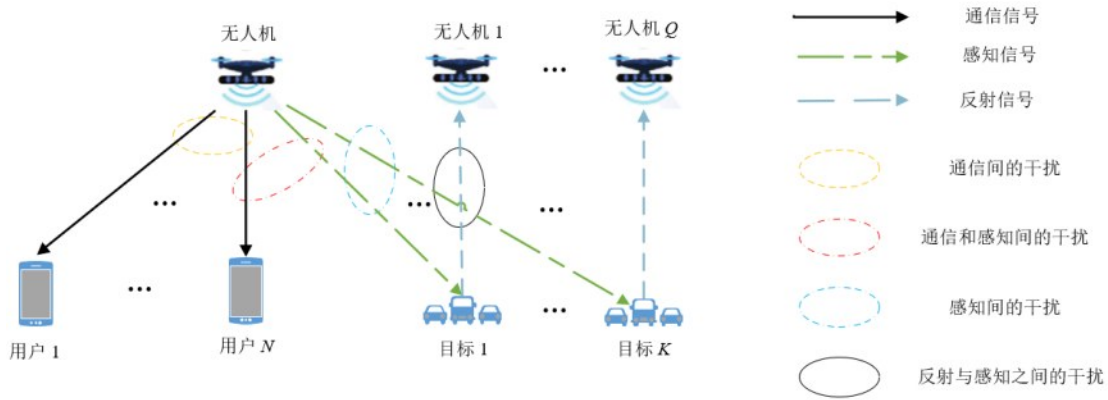


图1 干扰分析图

如图1所示, 本文在 UAV - ISAC 系统中进行干扰建模和能效分析。无人机配备了均匀线性天线阵列 (ULA, Uniform Linear Array)。假设通信信号和感知信号采用联合式信号传输, 即将通信和感知信号在物理层融合。一架主发射无人机在同一时间和频率发射通信信号和感知信号, 与 N 个用户进行通信同时并感知 K 个目标。其余无人机接收各个感知信号碰到目标后的反射信号。

1.1 通信模型

假设无人机的发射天线数为 M_t , 接收天线数为 M_r , 系统中的用户集表示 $C=\{1, 2, \dots, N\}$, 无人机集表示 $U=\{1, 2, \dots, Q\}$, 目标集表示 $T=\{1, 2, \dots, K\}$ 。由于在同一时间和频率发射通信信号和感知信号, 且为了提高资源利用率, 本文把通信信号和感知信号叠加在一起传输, 即把两种信号相加形成一个总的发射信号, 表现为:

$$x = x_c + x_r \quad (1)$$

其中, x 表示总的发射信号, x_c 表示通信信号, x_r 表

示感知信号。在 UAV - ISAC 系统中, 通信和感知信号分别通过预编码矩阵和波束成形矩阵进行空间控制, 则(1)中总的发射信号改写为:

$$X = W_c s_c + W_r s_r \quad (2)$$

其中, X 表示发射信号矩阵, W_c 表示通信预编码矩阵 ($M_t * N$), s_c 表示通信信号向量 ($N * 1$),

W_r 表示感知波束成形矩阵 ($M_t * K$), s_r 表示感知信号向量 ($K * 1$)。则传统通信模型下第 n 个用户接收到的信号为:

$$y_n = h_n^H X + z_n \quad (3)$$

其中, h_n ($M_t * 1$) 是无人机与第 n 个用户之间的实际信道矩阵。 Z_n 是复加性高斯白噪声向量, 服从复高斯分布。 H 表示共轭转置运算。

本文考虑信道误差的影响, 实际信道矩阵是由信道估计矩阵和信道误差矩阵组成, 可得:

$$y_n(t) = [h_{e,n}(t) + \Delta h(t)]^H [W_c(t) s_c(t) + W_r(t) s_r(t)] + z_n(t) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{h}_{e,n}(t)$ 表示第 n 个用户的动态信道估计矩阵。 $\Delta\mathbf{h}(t)$ 是动态信道误差矩阵, 表示估计与实际信道之间的偏差。由于通信用户没有感知信号的先验信

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_n(t) = & \left[\mathbf{h}_{e,n}(t) + \Delta\mathbf{h}(t) \right]^H \mathbf{W}_{c,n}(t) \mathbf{s}_{c,n}(t) + \sum_{j=1, j \neq n}^N \left[\mathbf{h}_{e,n}(t) + \Delta\mathbf{h}(t) \right]^H \mathbf{W}_{c,j}(t) \mathbf{s}_{c,j}(t) \\ & + \sum_{i=1}^K \left[\mathbf{h}_{e,n}(t) + \Delta\mathbf{h}(t) \right]^H \mathbf{W}_{r,i}(t) \mathbf{s}_{r,i}(t) + \mathbf{z}_n(t) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, 第一项表示第 n 个用户接收到的有用通信信号, 第二项表示来自其他通信用户 j 的干扰信号, 第三项表示来自感知信号的干扰。假设信号 s 是归一化, 第一是为了数学表达式更简洁, 在通信模型

$$\begin{aligned} SINR_n(t) = & \frac{\left| \left[\mathbf{h}_{e,n}(t) + \Delta\mathbf{h}(t) \right]^H \mathbf{W}_{c,n}(t) \right|^2}{\sum_{j=1, j \neq n}^N \left| \left[\mathbf{h}_{e,n}(t) + \Delta\mathbf{h}(t) \right]^H \mathbf{W}_{c,j}(t) \right|^2 + \sum_{i=1}^K \left| \left[\mathbf{h}_{e,n}(t) + \Delta\mathbf{h}(t) \right]^H \mathbf{W}_{r,i}(t) \right|^2 + \sigma_n^2(t)} \\ = & \frac{\left| \mathbf{h}_n^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \right|^2}{\sum_{j=1, j \neq n}^N \left| \mathbf{h}_n^H(t) \mathbf{W}_{c,j}(t) \right|^2 + \sum_{i=1}^K \left| \mathbf{h}_n^H(t) \mathbf{W}_{r,i}(t) \right|^2 + \sigma_n^2(t)} \end{aligned} \quad (6)$$

得到 $SINR$ 后, 用户 n 的通信速率定义为:

$$R_n(t) = B_n \log_2 [1 + SINR_n(t)] \quad (7)$$

1.2 感知模型

无人机发射联合信号, 信号接触到目标产生回波信号被无人机接收, 接收信号矩阵由下式

给出:

$$\mathbf{Y}_r = \mathbf{G}^H \mathbf{X} + \mathbf{Z}_r \quad (8)$$

其中, \mathbf{G} 表示一个总信道矩阵, 描述了感知信号从发射端到目标再到接收端的等效信道。

\mathbf{Z}_r 是具有零均值的复加性高斯白噪声 (AWGN) 矩阵。一般的等效信道矩阵 \mathbf{G} 建模为:

$$\mathbf{G} = \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}(\theta_k) \mathbf{a}^H(\theta_k) \quad (9)$$

其中, α_k 表示第 k 个目标的反射系数。 θ_k 表示第 k 个目标的方向角。 $\mathbf{a}(\theta_k)$ 表示发射阵列响应向量, 表示信号从发射端到达第 k 个目标时的方向。 $\mathbf{b}(\theta_k)$ 表示接收阵列响应向量, 表示信号从第 k 个目标反射到接收端时的方向。发射阵列响应向量和接收阵列响

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_q(t) = & \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] [\mathbf{W}_c(t) \mathbf{s}_c(t) + \mathbf{W}_r(t) \mathbf{s}_r(t)] + \mathbf{Z}_q(t) \\ = & \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] [\mathbf{W}_{r,q}(t) \mathbf{s}_{r,q}(t)] + \sum_{i=1, i \neq q}^Q \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] [\mathbf{W}_{r,i}(t) \mathbf{s}_{r,i}(t)] \\ & + \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] [\mathbf{W}_{c,j}(t) \mathbf{s}_{c,j}(t)] + \mathbf{Z}_q(t) \end{aligned} \quad (13)$$

其中, 第一项是第 q 个无人机接收的感知信号经过

息, 无法区分通信数据流和感知数据流, 所以在用户端能够接收到通信信号和感知信号, 可得:

中, 真正影响通信速率的是功率与信道增益的相对关系, 归一化后速率仅由波束成形矩阵与信道决定, 则在用户 n 处的信号与干扰加噪声比 ($SINR$) 为:

应向量是为了更好地描述信号空间传播特性, 通过指数项精确描述了信号在方向上的空间相位分布。对发射阵列响应向量 $\mathbf{a}(\theta_k)$ 以及接收阵列响应向量 $\mathbf{b}(\theta_k)$ 定义为:

$$\mathbf{a}(\theta_k) = \left[1, e^{j \frac{2\pi}{\lambda} d \sin(\theta_k)}, \dots, e^{j \frac{2\pi}{\lambda} d (M_r - 1) \sin(\theta_k)} \right]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{b}(\theta_k) = \left[1, e^{j \frac{2\pi}{\lambda} d \sin(\theta_k)}, \dots, e^{j \frac{2\pi}{\lambda} d (M_r - 1) \sin(\theta_k)} \right]^T \quad (11)$$

其中 d 是天线之间的间距, λ 是信号的波长。

为了更好地描述信道特性, 本文引入时间参数 t 将公式(9)的静态信道变成动态信道来研究, 可得:

$$\mathbf{G}_q(t) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] \quad (12)$$

其中, $\mathbf{G}_q(t)$ 表示第 q 个接收无人机的等效动态信道矩阵。结合公式(2)、(8)、(12), 第 q 个无人机接收到的信号表示为:

k 个目标反射后返回的有用信号。第二项是来自其

他无人机的感知信号对第 q 个无人机的干扰。第三项是通信信号到达第 q 个接收无人机对其的干扰。 $\mathbf{Z}_q(t)$ 表示第 q 个无人机接收端的噪声。假设信号 s

归一化, 因为感知速率描述的是信号与目标散射特性的相对熵, 与信号绝对功率无关, 则可以省略信号 s 。所以在第 q 个无人机接收端的 $SINR$ 为:

$$\begin{aligned} SINR_q(t) &= \frac{\left| \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] \mathbf{W}_{r,q}(t) \right|^2}{\sum_{i=1, i \neq q}^Q \left| \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] \mathbf{W}_{r,i}(t) \right|^2 + \sum_{j=1}^N \left| \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{b}[\theta_k(t)] \mathbf{a}^H[\theta_k(t)] \mathbf{W}_{c,j}(t) \right|^2 + \sigma_q^2(t)} \\ &= \frac{\left| \mathbf{G}_q(t) \mathbf{W}_{r,q}(t) \right|^2}{\sum_{i=1, i \neq q}^Q \left| \mathbf{G}_q(t) \mathbf{W}_{r,i}(t) \right|^2 + \sum_{j=1}^N \left| \mathbf{G}_q(t) \mathbf{W}_{c,j}(t) \right|^2 + \sigma_q^2(t)} \end{aligned} \quad (14)$$

得到 $SINR$ 后, 感知速率定义为:

$$S_q(t) = B_q \log_2 [1 + SINR_q(t)] \quad (15)$$

1.3 干扰建模

如图1所示, 在UAV-ISAC系统中, 由于通信和感知信号的同时传输以及多个用户和目标的的存在, 干扰较为复杂。具体来说, 干扰功率的建模需要考虑以下几种主要干扰来源: 通信用户之间的干扰、通信信号对感知信号的干扰、感知信号对通信信号的干扰以及感知信号与感知信号之间的干扰。首先, 对于一个复数信号向量 \mathbf{X} , 其功率 P 通常定义为该向量的2-范数的平方, 即:

$$P = \|\mathbf{X}\|_2^2 = \sum_i |X_i|^2 \quad (16)$$

其中, $|X_i|$ 表示信号向量中第 i 个分量的模。另外, 在UAV-ISAC系统中, 通常由于信道和信号的随机性较大, 则引入期望 E 更能准确的反映功率。由公式(16)可得到:

$$\begin{aligned} P_{c \rightarrow c}(t) &= \sum_{n=1, n \neq m}^N E \left[\left| \mathbf{h}_{e,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) + \Delta \mathbf{h}_{c,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \right|^2 \right] \\ &= \sum_{n=1, n \neq m}^N \left\{ E \left[\left| \mathbf{h}_{e,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \right|^2 \right] + E \left[\left| \Delta \mathbf{h}_{c,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \right|^2 \right] \right. \\ &\quad \left. + 2E \left\{ \left[\mathbf{h}_{e,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \Delta \mathbf{h}_{c,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \right] \right\} \right\} \end{aligned} \quad (19)$$

由于是 $\Delta \mathbf{h}_{c,m}(t)$ 零均值, 且与 $\mathbf{h}_{e,m}(t)$ 独立, 所以

交叉项的期望为0。公式(19)可化简为:

$$\begin{aligned} P_{c \rightarrow c}(t) &= \sum_{n=1, n \neq m}^N \left\{ E \left[\left| \mathbf{h}_{e,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \right|^2 \right] + E \left[\left| \Delta \mathbf{h}_{c,m}^H(t) \mathbf{W}_{c,n}(t) \right|^2 \right] \right\} \\ &= \sum_{n=1, n \neq m}^N \mathbf{W}_{c,n}^H(t) (\mathbf{R}_h + \mathbf{R}_{\Delta h}) \mathbf{W}_{c,n}(t) \end{aligned} \quad (20)$$

其中, \mathbf{R}_h 是估计信道协方差矩阵, $\mathbf{R}_{\Delta h}$ 是误差协方差矩阵。

(2) 通信对感知的干扰: 在通信信号从主无人机发送到通信用户的过程中, 它们也可能经过目标反射到感知接收端(其余无人机), 从而对感知产

生干扰。假设第 m 个通信用户的信号通过目标 k 的反射后到达第 q 个无人机接收端, 则通信信号对感知的干扰功率可以表示为:

$$P_{c \rightarrow r}(t) = \sum_{m=1}^N \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \times E \left\{ \left| \mathbf{b}^H[\theta_{q,k,m}(t)] \mathbf{a}[\theta_{k,m}(t)] \mathbf{W}_{c,m}(t) \right|^2 \right\} \quad (21)$$

其中, $\mathbf{a}[\theta_{k,m}(t)]$ 是表示第 m 个通信信号从主无人机

$$\begin{aligned} P_{c \rightarrow r}(t) &= \sum_{m=1}^N \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \times E \left\{ \left| \mathbf{b}^H[\theta_{q,k,m}(t)] \mathbf{a}[\theta_{k,m}(t)] \mathbf{W}_{c,m}(t) \right|^2 \right\} \\ &= \frac{1}{M_r} \sum_{m=1}^N \left\| \mathbf{W}_{c,m}(t) \right\|_2^2 \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \end{aligned} \quad (22)$$

(3) 感知对通信的干扰: 通信对感知会产生干扰, 同样感知对通信也会产生干扰。感知信号碰到目标后也能到达通信用户接收端, 从而对通信产生干扰。假设第 p 个感知信号通过目标 K 的反射到达了第 n 个通信用户端, 则感知信号对通信的干扰率可以表示为:

$$\begin{aligned} P_{r \rightarrow c}(t) &= \sum_{p=1}^N \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \times E \left\{ \left| \mathbf{b}^H[\theta_{n,k,p}(t)] \mathbf{a}[\theta_{k,p}(t)] \mathbf{W}_{r,p}(t) \right|^2 \right\} \\ &= \frac{1}{M_r} \sum_{p=1}^N \left\| \mathbf{W}_{r,p}(t) \right\|_2^2 \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \end{aligned} \quad (24)$$

(4) 感知与感知之间的干扰: 在多目标、多无人机的场景下, 同时向多个目标发送感知信号, 不同的感知信号之间也会出现干扰。主无人机发射多个通感信号, 这些通感信号碰到目标物体经过反射, 折射被其余的接收无人机接收, 每个接收无人机都有自己特定的目标物体信息, 非指定目标物体的信号就会成为干扰。假设第 p 个感知信号经过目标 k 到达第 q 个无人机接收端, 则不同感知之间的

$$\begin{aligned} P_{r \rightarrow r}(t) &= \sum_{p=1}^Q \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \times E \left\{ \left| \mathbf{b}^H[\theta_{q,k,p}(t)] \mathbf{a}[\theta_{k,p}(t)] \mathbf{W}_{r,p}(t) \right|^2 \right\} \\ &= \frac{1}{M_r} \sum_{p=1}^Q \left\| \mathbf{W}_{r,p}(t) \right\|_2^2 \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \end{aligned} \quad (26)$$

1.4 功率及能效模型

在 UAV - ISAC 系统中, 本文基于以上对干扰的分析, 得出系统总干扰为:

$$P_{total}(t) = P_{c \rightarrow c}(t) + P_{c \rightarrow r}(t) + P_{r \rightarrow c}(t) + P_{r \rightarrow r}(t) \quad (27)$$

其中, $P_{total}(t)$ 表示系统总干扰功率。在能效模型中, 目标函数是速率总和比上总功耗, 假设信号归一化后不仅使表达式更简洁, 而且比值仍然不变。结合上文的信号功率基本公式, 接下来分别对通信信号的发射功率和感知信号的发射功率进行定义:

到目标 k 的发射阵列响应向量。 $\mathbf{b}[\theta_{q,k,m}(t)]$ 表示第 m 个通信信号从目标 k 反射到感知接收端 (第 q 个无人机) 的接收阵列响应向量。

$\mathbf{W}_{c,m}(t)$ 表示第 m 个用户的预编码矩阵。进一步推导公式(21):

$$P_{r \rightarrow c}(t) = \sum_{p=1}^N \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \times E \left\{ \left| \mathbf{b}^H[\theta_{n,k,p}(t)] \mathbf{a}[\theta_{k,p}(t)] \mathbf{W}_{r,p}(t) \right|^2 \right\} \quad (23)$$

其中, $\mathbf{a}[\theta_{k,p}(t)]$ 表示是第 p 个感知信号从主无人机到目标 k 的发射阵列响应向量。 $\mathbf{b}[\theta_{n,k,p}(t)]$ 表示第 p 个感知信号从目标 k 反射到第 n 个通信接收端的接收阵列响应向量。 $\mathbf{W}_{r,p}(t)$ 表示第 p 个感知信号的波束矩阵。进一步推导公式(23):

干扰功率可以表示为:

$$P_{r \rightarrow r}(t) = \sum_{p=1}^Q \sum_{k=1}^K |\alpha_k|^2 \times E \left\{ \left| \mathbf{b}^H[\theta_{q,k,p}(t)] \mathbf{a}[\theta_{k,p}(t)] \mathbf{W}_{r,p}(t) \right|^2 \right\} \quad (25)$$

其中, $\mathbf{b}[\theta_{q,k,p}(t)]$ 表示第 p 个感知信号经过目标 k 到达第 q 个无人机接收端的接收阵列响应向量。进一步推导公式(25):

$$P_c(t) = \sum_{c=1}^N \left\| \mathbf{W}_c(t) \right\|_2^2 \quad (28)$$

$$P_s(t) = \sum_{s=1}^K \left\| \mathbf{W}_s(t) \right\|_2^2 \quad (29)$$

其中, $P_c(t)$ 表示通信信号的发射功率。无人机需同时为 N 个通信用户服务, 每个用户的信号通过波束成形向量控制发射方向与能量。通信发射功率表示多用户信号在发射天线上的能量总和。多用户功率累加体现了同时保障多用户通信质量的能量需

求。 $P_s(t)$ 表示感知信号发射功率。无人机需同时感知 K 个目标，每个目标的感知信号通过波束成形向量聚焦散射能量。感知发射功率表示多目标感知信号的能量总和，多目标功率累加体现了同时精准检测多目标的能量需求。 $\|\cdot\|_2$ 表示向量的欧几里得范数平方，本质是信号能量的数学表达。

本文在此基础上考虑功耗模型，首先在无人机通感一体化场景下，无人机本身能量受限，它的总功耗可以进行线性拆解。通信和感知信号的发射功率和波束成形向量的范数平方呈线性关系，能用线性模型来表示。无人机电路功耗分静态功耗（基带处理、控制单元待机等，相对稳定）和动态功耗（随通信感知任务负载变化），二者可线性叠加，用线性模型能清晰拆分、计算总功耗。其次无人机通感一体化要同时处理“多用户通信+多目标感知”，线性功率模型能简化多任务。通信给多个用户发信号、感知对多个目标探测，各自波束能量可独立计算再线性相加，直观体现同时服务多任务的总能耗。最后线性模型能把复杂能耗优化转化为可解的数学问题。

所以现有研究中常用的功耗模型为线性功率模型，在通信或感知系统中，线性功率模型通常将总功耗表示为发射功率与电路功耗的线性叠加：

$$P_{con} = \frac{1}{\chi} P_t + P_0 \quad (30)$$

其中， P_{con} 表示系统总功耗。 χ 表示传输数据时的功率放大效率因子。 P_t 表示通信和感知的发射功率。 P_0 表示整个电路功率，其包括动态功耗和静态功耗。所以公式(30)可以写成：

$$P_{con}(t) = \frac{1}{\chi} [P_c(t) + P_s(t)] + P_0 \quad (31)$$

在传统的通信系统中，能效通常指的是系统在单位能量消耗下所能传输的数据量，定义如下：

$$EE = \frac{R_c}{P_{con}} \quad (32)$$

其中， R_c 表示系统通信速率。 P_{con} 表示系统总功耗。在 UAV - ISAC 系统中，本文定义能效为系统在单位功率消耗下完成的通信和感知任务的有效输出，具体包含了通信速率和感知性能。根据本文上述公式(7)和(15)，公式(32)可改写为：

$$EE(t) = \frac{\sum_n R_n(t) + \sum_q S_q(t)}{\frac{1}{\chi} [P_c(t) + P_s(t)] + P_0} \quad (33)$$

1.5 无人机运动模型

本文讨论的有任务规划的动态飞行。信道建模下的方向向量表明无人机运动轨迹可通过规划降低干扰。规划飞行使无人机与目标/用户的相对位置变化具有可预测性，方向向量可通过轨迹参数（速度、角度）建模。所以本文的无人机运动状态采用线性匀速运动，数学建模为：

$$\begin{cases} x(t) = x_0 + vt \cos \beta \\ y(t) = y_0 + vt \sin \beta \\ z(t) = z_0 \end{cases} \quad (34)$$

$x(t)$, $y(t)$ 描述无人机在水平面内的运动， $z(t)$ 表示无人机固定高度。 x_0 , y_0 , z_0 表示无人机初始速度， v 表示无人机速度， β 表示无人机轨迹与参考方向的夹角。

文中采用的线性匀速运动状态是理论建模与工程实践的最优平衡：既通过轨迹可预测性简化动态干扰分析，又通过参数合理化设计满足工业无人机的续航与控制需求，实现了通感一体化场景下“运动-干扰-能效”的闭环优化。

2 问题求解

本文在前面介绍了系统场景并分析在此场景下的各种干扰，建立了通信模型、感知模型、干扰模型、功率模型以及系统的能效模型。在本节中将描述优化问题模型。

系统的能效往往是一个比较关注的问题。因为提高能效可以在功耗约束下实现通信与感知性能的最大化，满足多样化的服务需求。本文的最大化能效问题表示如下：

$$\max_{\mathbf{W}_c(t), \mathbf{W}_s(t)} EE(t) = \frac{\sum_n R_n[\mathbf{W}_c(t)] + \sum_q S_q[\mathbf{W}_s(t)]}{\frac{1}{\chi} \left[\sum_{c=1}^N \|\mathbf{W}_c(t)\|_2^2 + \sum_{s=1}^K \|\mathbf{W}_s(t)\|_2^2 \right] + P_0} \quad (35)$$

$$s.t. \sum_{c=1}^N \|\mathbf{W}_c(t)\|_2^2 + \sum_{s=1}^K \|\mathbf{W}_s(t)\|_2^2 \leq P_{max} \quad (35a)$$

$$\sum_n R_n[\mathbf{W}_c(t)] \geq R_{min} \quad (35b)$$

$$\sum_q S_q[\mathbf{W}_s(t)] \geq S_{min} \quad (35c)$$

$$R_n[\mathbf{W}_c(t)] \geq R_n^{min}, \forall n \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (35d)$$

$$S_q[\mathbf{W}_s(t)] \geq S_q^{min}, \forall q \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (35e)$$

$$P_{total}(t) \leq I_{max} \quad (35f)$$

本文通过优化 $W_c(t)$, $W_s(t)$ 这两个参数来最大化能效。约束条件(35a)是确保系统的通信和感知总功耗不会超过最大允许功率 P_{max} 。(35b)是为了确保系统的通信性能, 系统在所有通信任务的速率之和必须达到一个最低的速率 R_{min} 。(35c)是为了确保系统的感知性能, 系统中所有感知任务的性能之和必须达到最低感知性能需求 S_{min} 。(35d)是保障单个用户的最低速率, (35e)是保障每个感知任务的最低性能。(35f)是保障整个系统的干扰功率不会超过最大值 I_{max} 。

2.1 基于粒子群优化算法的丁克巴赫算法

能效优化问题(35)的非凸性由优化目标的分数结构引起, 为了解决这个问题, Dinkelbach 算法被广泛用于解决无线通信研究中的分数结构问题。对于复杂非凸化问题可能会陷入局部最优解, 所以本文在此算法的基础上引入了粒子群优化算法实现全局优化, 使目标函数收敛到最大值。

在优化问题(35)中, 优化目标是分数结构, 那本文可以将结构分解为分子部分和分母部分。基于分解, 公式(35)可以重写为:

$$\max_{w_c(t), w_s(t)} \frac{f_1[W_c(t), W_s(t)]}{f_2[W_c(t), W_s(t)]} \quad (36)$$

其中, 分子分母都是凹函数。Dinkelbach 算法引入了新的变量 η , 优化问题(36)可被重写为:

$$\max \eta \quad (37a)$$

$$s.t. \frac{f_1[W_c(t), W_s(t)]}{f_2[W_c(t), W_s(t)]} - \eta \geq 0 \quad (37b)$$

而问题(37)可以进一步表示为:

$$\max \eta \quad (38a)$$

$$s.t. f_1[W_c(t), W_s(t)] - \eta f_2[W_c(t), W_s(t)] \geq 0 \quad (38b)$$

对参数 η , 优化问题可重写为:

$$\max H(\eta) = f_1[W_c(t), W_s(t)] - \eta f_2[W_c(t), W_s(t)] \quad (39)$$

而 Dinkelbach 算法就是在于将原始的分数规划问题转化为一组参数化的子问题。子问题的形式就是寻找 $W_c(t)$ 和 $W_s(t)$, 以最大化 $H(\eta)$, 通过逐步的迭代调整参数 η 来达到满足收敛条件的最优解。由于 Dinkelbach 子问题求解具有非凸性, 本文用 PSO 全局优化算法来解决。它的核心是通过不断更新粒子的速度和位置来逐步逼近全局最优解。粒子的速度更新公式:

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (p_i^t - x_i^t) + c_2 r_2 (g^t - x_i^t) \quad (40)$$

其中, v_i^{t+1} 表示粒子的下一时刻的速度。 ω 表示惯性权重。 v_i^t 表示粒子当前速度。 C_1 表示个体的学习权重。 C_2 表示群体的学习权重。 r_1, r_2 表示随机数。 p_i^t 表示粒子的个体最优位置。 g^t 表示所有粒子群全局最优位置。 x_i^t 表示粒子的当前位置。粒子的位置更新公式:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (41)$$

其中, x_i^{t+1} 表示粒子的新位置。

在能效优化中, 粒子位置对应优化参数权重 $W_c(t)$ 和 $W_s(t)$ 的值, 通过粒子位置来计算目标函数值。粒子速度表示调整权重的方式, 更新速度时考虑个体和群体使粒子向全局最优解靠近, 从而使能效最大化。所以在 UAV - ISAC 场景下, 公式(40)可以改写成:

$$v_{i,c}^{t+1} = \omega v_{i,c}^t + c_1 r_1 (p_{i,c}^t - w_{i,c}^t) + c_2 r_2 (g_c^t - w_{i,c}^t) \quad (42a)$$

$$v_{i,s}^{t+1} = \omega v_{i,s}^t + c_1 r_1 (p_{i,s}^t - w_{i,s}^t) + c_2 r_2 (g_s^t - w_{i,s}^t) \quad (42b)$$

由此可得:

$$w_{i,c}^{t+1} = w_{i,c}^t + v_{i,c}^{t+1} \quad (43a)$$

$$w_{i,s}^{t+1} = w_{i,s}^t + v_{i,s}^{t+1} \quad (43b)$$

并且根据当前优化的权重参数来更新下一状态的参数 η , 更新表示如下:

$$\eta^{(m)} = \frac{f_1[W_c^{m-1}(t), W_s^{m-1}(t)]}{f_2[W_c^{m-1}(t), W_s^{m-1}(t)]} \quad (44)$$

其中, m 表示次数。直到 $H(\eta^m)$ 不满足收敛条件, 停止迭代。

针对能效优化问题(35), 本文提出一种适用于 UAV - ISAC 基于 PSO 的 Dinkelbach 能效优化算法。算法流程具体如下:

此算法不仅将目标函数转化为凸规划问题方便求解, 还避免因为初始值的设定不当而陷入局部最优。外层 Dinkelbach 迭代把原本非凸的能效函数转化为凸差函数, 通过迭代更新 Dinkelbach 参数引导优化方向从局部能效向全局能效转移, 避免算法长期停滞在局部最优区域。内层 PSO 搜索在每次 Dinkelbach 迭代里, 利用 ω 调整粒子搜索策略, 前期借大 ω 跳出当前局部最优, 后期随 Dinkelbach 参数逼近最优值, 精确求解。传统 Dinkelbach 算法是求解一维变量问题, 复杂度较低。而基于 PSO 的 Dinkelbach 算法复杂度是由两部分构成, 第一是 PSO 内层迭代, 每次内层迭代需更新 M 个粒子的速度和位置, 每个粒子的更新涉及矩阵运算, 增加了复

算法1 基于PSO的Dinkelbach能效优化算法

输入:总发射功率限制 P_{\max} , 最小通信速率 R_{\min} , 最小感知增益 S_{\min} , 最大干扰功率 I_{\max} , 粒子群数 M , 惯性权重 ω , 个体的学习权重 C_1 , 群体的学习权重 C_2 , 最大外层迭代次数 T_{out} , 最大内层迭代次数 T_{inner} , 收敛阈值 ϵ , 电路功率 P_0 , 功率效率因子 χ 。

- 1) 求解优化问题(35)为获得最优 W_c, W_s 以及能效函数的最大值。
- 2) 初始化上述输入参数以及粒子群初始位置 $\mathbf{W}(0)_{i,c}, \mathbf{W}(0)_{i,s}$, 粒子群初始速度 $v(0)_{i,c}, v(0)_{i,s}$, 目标函数 $H^{(0)}$, Dinkelbach更新参数 $\eta^{(0)}$, 个体最优位置 $P(0)_{i,c}, P(0)_{i,s}$, 全局最优位置 $g(0)_c, g(0)_s$ 。
- 3) 计算每个粒子的初始适应度值, 即把 $\mathbf{W}(0)_c, \mathbf{W}(0)_s$ 代入公式(35)中得出能效值。
- 4) repeat:
- 5) for $m=1$ to T_{out} do
- 6) 引入 Dinkelbach 参数 η , 把公式(35)转换为参数化子问题(39)。
- 7) for $t=1$ to T_{inner} do
- 8) 已知初始参数 $\eta^{(0)}$, 用公式(42a)(42b)更新粒子速度和粒子位置。
- 9) 计算每个粒子的当前适应度值, 即目标函数值, 并根据适应度值更新个体最优值和全局最优值。
- 10) 比较每个粒子当前适应度值与其历史最优适应度值。若当前适应度值更优, 则更新粒子的个体最优位置为当前的位置。
- 11) 比较所有粒子的个体最优值, 选择适应度最高的为全局最优值。
- 12) end for。
- 13) 输出子问题最优解 W_c, W_s 。
- 14) 根据输出的最优解更新 Dinkelbach 参数 η 。
- 15) 用当前最优解代入能效表达式, 若满足 $|EE^{m+1} - EE^m| \leq \epsilon$, 则停止迭代; 否则继续步骤(6)。
- 16) end for

输出:最优预编码权重 W_c , 最优波束权重 W_s , 最优的能效优化函数 EE 的值。

杂度。第二是 Dinkelbach 算法外层迭代, 每次迭代需根据内层的最优解来计算能效值, 并且更新参数。另外, 粒子数量 M 也会影响到算法复杂度, 随着粒子数量 M 的增加, 内层 PSO 需要计算每个粒子的适应度值, 单次迭代计算量呈线性增长, 粒子间还需比较个体最优和全局最优位置。基于 PSO 的 Dinkelbach 算法的复杂度虽然比传统算法较高, 但是它的能效比传统算法更高, 后面的仿真分析将给出具体对比结果。

3 仿真分析

仿真的实验参数见表1。

无人机拓扑设计: 设定通信半径为 1.2km, 根据无人机线性匀速运动状态, 采用采用线性匀速轨

表1 仿真参数

参数	数值
无人机数量	10
用户数量	10
目标数	5
最大总发射功率	40dBm
最小通信总速率	60Mbps
最小感知总速率	60Mbps
最大外层迭代次数	25
最大内层迭代次数	10
收敛阈值	10^{-3}
功率效率因子	0.5
最大干扰功率	-20dBm

迹模型, 轨迹参数如下: 设定无人机速度 v 为 10km/h 沿直线飞行, 轨迹与水平参考方向夹角 β 为 30度, 初始坐标 (x_0, y_0, z_0) 为 (0,0,50)。无人机队采用环形分布式编队, 主无人机在中心, 其余无人机围绕主无人机, 每个间距为 100m。

本文进行了基于 PSO 的 Dinkelbach 能效优化算法的数值模拟仿真。讨论了该算法迭代求解问题的收敛性能, 研究了该算法在不同初始值 η 、不同惯性权重 ω 、不同学习权重 C_1, C_2 、不同粒子群数量 M 下的收敛性能。

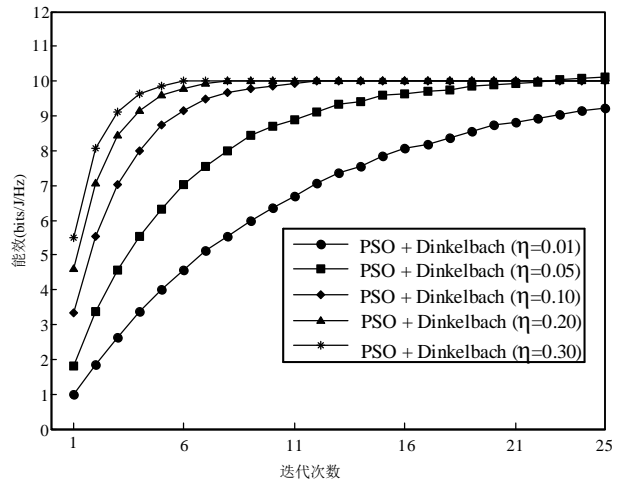


图2 不同初始值 η 下的能效收敛性能

图2研究了算法在不同初始值 η 下的收敛性能。本文算法在初始设置 $\eta = 0.01, 0.05, 0.1, 0.2, 0.3$ 的情况下都能达到收敛, 并且在每个情况下, 随着迭代次数的增加能效也是逐步提升。初始值 η 的不同对能效收敛速度也有很大的影响。当 $\eta=0.01$ 时, 收敛速度很慢且能效收敛到 9, 其余值下能效都能

收敛到10，并且在 $\eta=0.3$ 时收敛速度最快，算法只需6次达到最优解。此外，我们还注意到初始值 η 越大，初始能效越高。在前期相同迭代次数下，初始值 η 越大，能效越高。

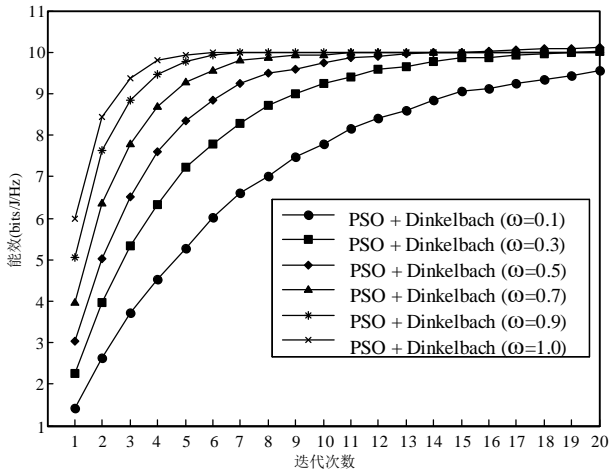


图3 不同惯性权重 ω 下的能效收敛性能

图3进一步研究了算法在不同惯性权重 ω 下的收敛性能。仿真结果表明，算法在初始设置 $\omega=0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1.0$ 的情况下都能达到收敛，且能效随迭代次数增加而逐步提升，最终逐步逼近最优解。不同的惯性权重 ω 对能效收敛速度有很大影响。当 $\omega=0.1$ 时，收敛速度较慢且最终能效收敛到9.5，而在其他值下都能收敛到10，并且在 $\omega=1.0$ 的情况下算法表现出最快的收敛速度，最优解在5次迭代后便得以实现。此外，实验还表明初始惯性权重 ω 越大，初始能效也越高。在前期相同迭代次数下，较大的初始惯性权重能够带来更高的能效。

图4研究了算法在不同学习权重 C_1, C_2 下的收

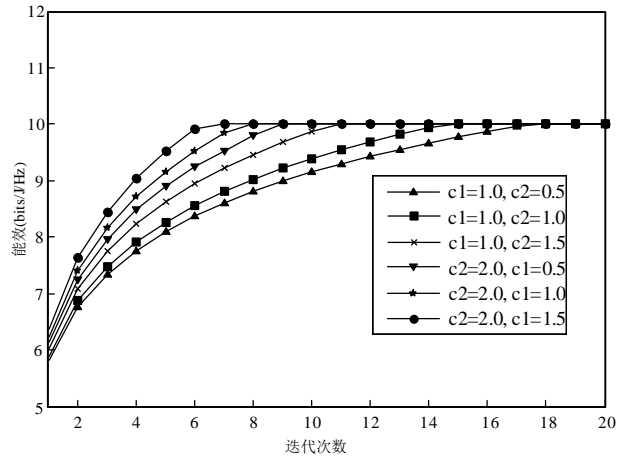


图4 不同学习权重 C_1, C_2 下的能效收敛性能

敛性能。本文通过固定 C_1 ，改变 C_2 和固定 C_2 ，改变 C_1 这两种方式来体现两个不同的学习权重对收敛速度和最终能效的影响。仿真结果表明，不同的学习权重能效最终都能收敛。当个体学习权重 C_1 固定时，群体学习权重 C_2 越大，收敛速度越快；当群体学习权重 C_2 固定时，个体学习权重 C_1 越大，收敛速度也越快。个体学习权重过高会影响整体的收敛速度，当个体学习权重 C_1 大于群体学习权重 C_2 时，个体占据主导，个体探索精度较高，但是整体收敛速度较慢。当个体学习权重 C_1 小于于群体学习权重 C_2 时，群体占据主导，整体收敛速度较快，但是容易陷入局部。当个体学习权重 C_1 接近于群体学习权重 C_2 时，个体探索精度和整体收敛速度都更好地达到一个平衡。

在上述实验中，本文探讨了不同参数设置对能效优化算法收敛性能的影响，另外对于信噪比也给出不同场景下量化的仿真分析，来表明贴合实际的场景中干扰的程度。仿真参数见表2。

表2 不同场景下的仿真参数

场景名称	飞行高度 (m)	水平距离 (m)	干扰类型	干扰强度 (dB)	建筑物密度	多径因子
城市高层建筑区	100	500	多径+同频	-90	0.8	0.3
工业园区	150	300	多径+工业干扰	-85	0.6	0.4
密集城区	80	200	多径+同频+蜂窝干扰	-80	0.9	0.2
农村	200	800	多径	-100	0.1	0.8

如图5所示，本文设置城市高层建筑区、工业园区、密集城区、农村四种场景，涵盖从密集干扰到低干扰的不同环境。从图中可以看出，在低信噪比时，四种场景下的能效都很低，随着信噪比不断增加，当信噪比到达20dB时，农村的能效增长开

始变快，城市高层建筑区其次，而工业园区和密集城区增长缓慢。而当信噪比达到30dB时，农村的能效值远超另外三个场景的能效值，并且增长速度越来越快。

本文比较了所提算法与传统的Dinkelbach算法

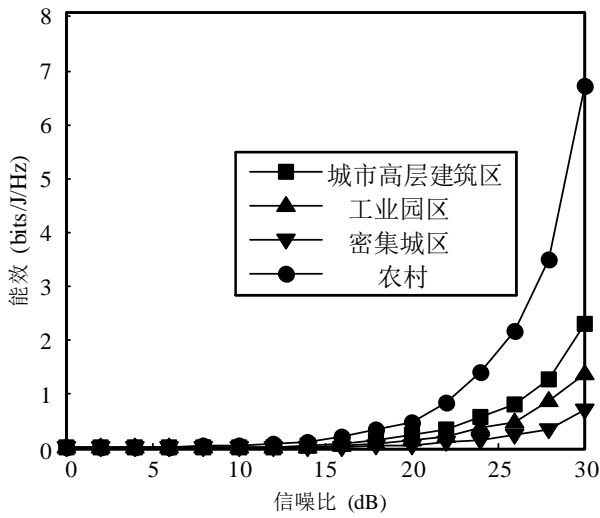


图5 不同场景下信噪比与能效的关系

在不同干扰强度、电路功率、复杂度方面的优劣。

如图6所示，两种算法能效均随信噪比提升而提升。图6(a)在低干扰环境下，Dinkelbach算法初始能效为2，PSO+Dinkelbach算法初始能效为3，体现PSO优化的初始优势。当信噪比为30dB时，Dinkelbach算法能效为5.51，PSO+Dinkelbach算法能效为6.59，两者最终相差1.08。图6(b)在中干扰环境下，Dinkelbach算法初始能效为1，PSO+Dinkelbach算法初始能效为2。当信噪比为30dB时，Dinkelbach算法能效为3.27，PSO+Dinkelbach算法能效为4.60，两者最终相差1.33。图6(c)在强干扰环境下，Dinkelbach算法初始能效为0.27，PSO+Dinkelbach算法初始能效为1。当信噪比为30dB时，Dinkelbach算法能效为1.55，PSO+Dinkelbach算法能效为2.97，两者最终相差1.42。由此可以得出在不同干扰下，PSO+Dinkelbach算法均优于Dinkelbach算法，随着干扰强度增加，两者的性能差距越来越大，验证PSO+Dinkelbach算法的有

效性。

如图7所示，给出了两种算法之间的能量效率随电路功率的变化。仿真结果表明，随着电路功率的增加，能效呈现下降趋势。这一现象表明，在较高功率水平下，能效优化的提升幅度受到限制。然而，在整个功率范围内，基于PSO的Dinkelbach算法均优于传统Dinkelbach算法。

如图8所示，给出了传统的Dinkelbach算法和不同粒子数量下PSO结合Dinkelbach算法的复杂度表现。仿真结果表明，传统的Dinkelbach算法随着迭代次数的增加，复杂度增长较缓，属于低复杂度算法，最终复杂度达到0.9。而结合PSO的Dinkelbach算法在迭代过程中表现出更高的复杂度，即在相同的迭代次数下其复杂度高于传统的Dinkelbach算法。随着粒子数量M的增加，算法的计算复杂度显著提升。这是因为在每次迭代中，PSO需要计算每个粒子的速度和位置更新，同时与全局最佳位置进行比较，这增加了每次迭代的计算量。当粒子数量M为10时，计算复杂度达到1.3，比传统算法复杂度高0.4。当粒子数量M为20时，计算复杂度达到3，比传统算法复杂度高2.1。当粒子数量M为30时，计算复杂度达到4.8，比传统算法复杂度高3.9。当粒子数量M为40时，计算复杂度达到6.2，比传统算法复杂度高5.3。

最后，本文将所提优化算法与多种算法在收敛速度和能效方面进行对比，如图9所示。本文选取PSO、Dinkelbach经典算法及PSO+GA、PSO+Dinkelbach融合算法，以能效为核心指标，分析迭代次数对算法性能的影响。从图中可以看出，随着迭代次数增加，四种算法能效均逐步提升并趋于稳定。PSO算法初始能效为1.8，经过14次迭代能效最终收敛在5。Dinkelbach算法初始能效为2.2，经

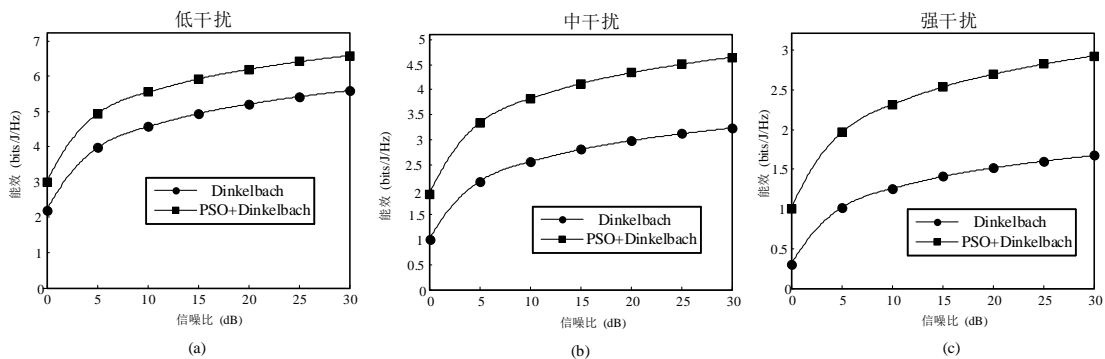


图6 不同算法在各干扰强度下的性能比较

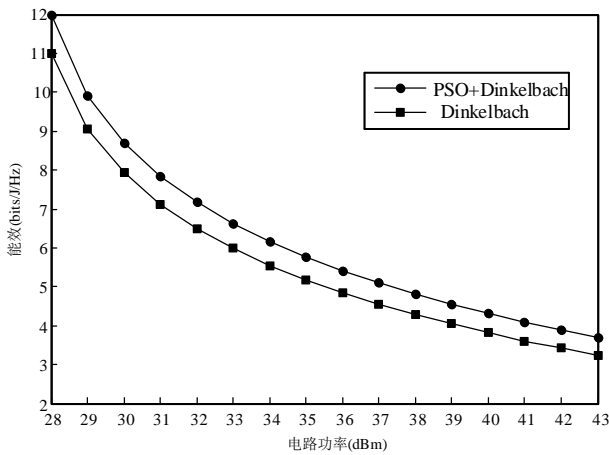


图7 两种算法的能效与电路功率间关系

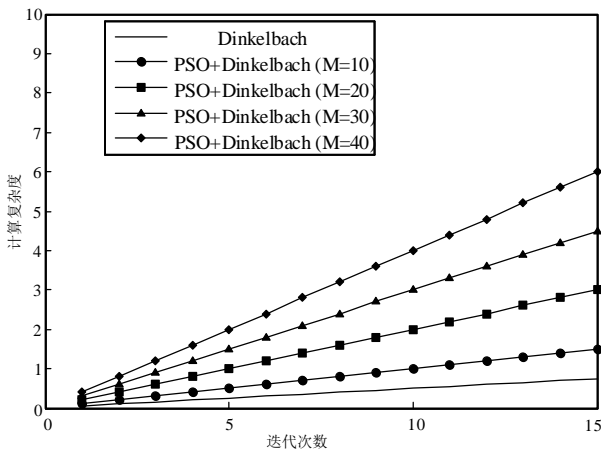


图8 两种算法的复杂度

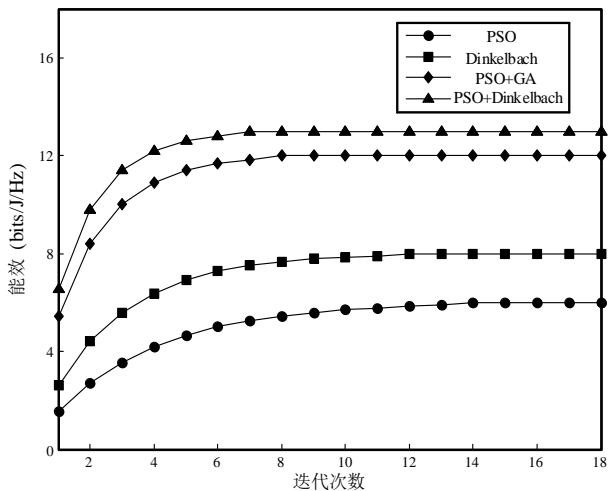


图9 四种算法的性能对比

过 12 次迭代能效最终收敛在 7.9，比 PSO 算法提升了 58%。PSO+GA 算法初始能效 5.5，经过 8 次迭代能效最终收敛在 11.8，比 Dinkelbach 算法提升了 49%。PSO+Dinkelbach 算法初始能效 6.2，经过 6 次

迭代能效最终收敛在 12.9，比 PSO+GA 算法提升了 9%。由以上仿真分析可得，PSO+Dinkelbach 算法的的复杂度比传统 Dinkelbach 算法提高了 44%，能效比传统 Dinkelbach 算法提升了 63%。数据表明融合算法在能效和收敛速度上都优于经典算法，经典算法因机制单一，收敛性能受限。PSO+Dinkelbach 算法凭借双机制协同，实现最快收敛速度与最高能效。

4 结束语

本文提出了一种适用于 UAV - ISAC 能效优化方案。针对通信信号之间、感知信号之间、以及感知信号与通信信号之间的相互干扰问题，建立了干扰模型，再定义能效为总传输数据速率（通信和感知）与总功耗之比，然后把能效最大化描述为一个优化问题。针对这一问题，本文对传统的 Dinkelbach 算法进行改进，设计了一种基于 PSO 的 Dinkelbach 能效优化算法，通过优化二维参数来最大化能效。此算法不仅将目标函数转化为凸规划问题方便求解，还避免因初始值的设定不当而陷入局部最优。最后仿真结果表明，与传统的 Dinkelbach 算法相比，该算法在迭代速度和能量效率性能上都有了改进。

参考文献:

- [1] M. L. Rahman, J. A. Zhang, X. Huang, Y. J. Guo, and R. W. Heath "Framework for a perceptive mobile network using joint communication and radar sensing," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 56, no. 3, pp. 1926 - 1941, Jun. 2019.
- [2] C. Sturm and W. Wiesbeck, "Waveform design and signal processing aspects for fusion of wireless communications and radar sensing," Proc. IEEE, vol. 99, no. 7, pp. 1236 - 1259, Jul. 2011.
- [3] O. Li, J. He, K. Zeng, Z. Yu, X. Du, Y. Liang, G. Wang, Y. Chen, P. Zhu, W. Tong, D. Lister, and L. Ibbotson, "Integrated sensing and communication in 6G a prototype of high resolution THz sensing on portable device," in Joint European Conference on Networks and Communications & 6G Summit (EuCNC/6G Summit), 2021, pp. 544 - 549.
- [4] H. Wymeersch, D. Shrestha, C. M. De Lima, V. Yajnanarayana, B. Richerzhagen, M. F. Keskin, K. Schindhelm, A. Ramirez, A. Wolfgang, M. F. De Guzman et al., "Integration of communication and sensing in 6G: A joint industrial and academic perspective," in IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2021, pp. 1-7.
- [5] W. Xu, Z. Yang, D. W. K. Ng, M. Levorato, Y. C. Eldar, and M.

- Debbah, "Edge learning for B5G networks with distributed signal processing: Semantic communication, edge computing, and wireless sensing," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 17, no. 1, pp. 9 – 39, Jan. 2023.
- [6] L. Zheng, M. Lops, Y. C. Eldar, and X. Wang, "Radar and communication coexistence: An overview: A review of recent methods," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 36, no. 5, pp. 85 – 99, Sep. 2019.
- [7] K. Wu, J. A. Zhang, and Y. J. Guo, *Joint Communications and Sensing: From Fundamentals to Advanced Techniques*. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2022.
- [8] D. Feng, C. Jiang, G. Lim, L. J. Cimini, G. Feng, and G. Y. Li, "A survey of energy-efficient wireless communications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 15, no. 1, pp. 167 – 178, 2012.
- [9] O. Tervo, L. -N. Tran, and M. Juntti, "Optimal energy-efficient transmit beamforming for multi-user mimo downlink," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 63, no. 20, pp. 5574 – 5588, 2015.
- [10] Z. Yang et al., "Joint altitude, beamwidth, location, and bandwidth optimization for UAV-enabled communications," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 22, no. 8, pp. 1716 – 1719, Aug. 2018.
- [11] Y. Liu, S. Liu, X. Liu, Z. Liu, and T. S. Durrani, "Sensing fairness-based energy efficiency optimization for UAV enabled integrated sensing and communication," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 12, no. 10, pp. 1702 – 1706, Oct. 2023.
- [12] J. Chen, K. Wu, J. Niu, Y. Li, P. Xu and J. Andrew Zhang, "Spectral and Energy Efficient Waveform Design for RIS-Assisted ISAC," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 73, no. 1, pp. 158-172, Jan. 2025, doi: 10.1109/TCOMM.2024.3435030.
- [13] Z. Liu, J. Zhang, H. Liu and S. Yan, "Energy-Efficient Resource Allocation Scheme for Integrated Sensing and Communications-Aided Vehicular Networks," 2023 IEEE 23rd International Conference on Communication Technology (ICCT), Wuxi, China, 2023, pp. 1503-1508, doi: 10.1109/ICCT59356.2023.10419675.F.
- [14] S. Liu, R. Liu, Z. Lu, M. Li, and Q. Liu, "Cooperative cell-free ISAC networks: Joint BS mode selection and beamforming design," in 2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2024, pp. 1 – 6.
- [15] D. Xu, Y. Sun, D. W. K. Ng, and R. Schober, "Multiuser MISO UAV communications in uncertain environments with no-fly zones: Robust trajectory and resource allocation design," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 68, no. 5, pp. 3153 – 3172, May 2020.
- [16] J. Zou, S. Sun, C. Masouros, Y. Cui, Y. -F. Liu and D. W. K. Ng, "Energy-Efficient Beamforming Design for Integrated Sensing and Communications Systems," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 72, no. 6, pp. 3766-3782, June 2024, doi: 10.1109/TCOMM.2024.3369696.
- [17] Q. Zhang, H. Wu, H. Li, Z. Song and S. Hou, "Joint Location and Beamforming Design for Energy Efficient STAR-RIS-Aided ISAC Systems," in *IEEE Communications Letters*, vol. 29, no. 1, pp. 140-144, Jan. 2025, doi: 10.1109/LCOMM.2024.3503754.
- [18] J. Zou, Y. Cui, Y. Liu and S. Sun, "Energy Efficiency Optimization for Integrated Sensing and Communications Systems," 2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Austin, TX, USA, 2022, pp. 216-221, doi: 10.1109/WCNC51071.2022.9771575.
- [19] Z. He, W. Xu, H. Shen, Y. Huang, and H. Xiao, "Energy efficient beamforming optimization for integrated sensing and communication," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 11, no. 7, pp. 1374 – 1378, Jul. 2022.
- [20] Z. Bai, J. Zhang, Q. Ouyang and S. Yan, "An Energy-Efficient ISAC Beam Management Scheme in UAV Communications," 2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Dubai, United Arab Emirates, 2024, pp. 1-6, doi: 10.1109/WCNC57260.2024.10570965.
- [21] J. Zou, S. Sun, C. Masouros and Y. Cui, "Sensing-Centric Energy-Efficient Waveform Design for Integrated Sensing and Communications," *GLOBECOM 2023 - 2023 IEEE Global Communications Conference*, Kuala Lumpur, Malaysia, 2023, pp. 3105-3110, doi: 10.1109/GLOBECOM54140.2023.10437981.
- [22] Y. Dong, F. Liu, and Y. Xiong, "Joint receiver design for integrated sensing and communications," *IEEE Commun. Lett.*, 2023.
- [23] W. Jiang, Z. Wei, F. Liu, Z. Feng, and P. Zhang, "Collaborative precoding design for adjacent integrated sensing and communication base stations," *IEEE Internet Things J.*, pp. 1 – 1, 2023.
- [24] J. Mu, Z. Jing, Y. Cui, X. Jing, Q. Zhou, and W. Ouyang, "Efficient transmission and secure sharing of sensing data under distributed ISAC conditions," in 2023 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), 2023, pp. 965 – 970.
- [25] D. Xu, X. Yu, D. W. K. Ng, A. Schmeink, and R. Schober, "Robust and secure resource allocation for ISAC systems: A novel optimization framework for variable-length snapshots," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 70, no. 12, pp. 8196 – 8214, 2022.
- [26] E. Grossi, M. Lops, and L. Venturino, "Energy efficiency optimization in radar-communication spectrum sharing," *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021.
- [27] N. Xue, X. Mu, Y. Liu, X. Zhang and Y. Chen, "Hybrid NOMA Empowered Energy-Efficient ISAC," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, doi: 10.1109/TWC.2025.3537819.
- [28] Y. Niu et al., "Energy-Efficient Interference Cancellation for Coordinated Multi-Point ISAC Systems," in *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, doi: 10.1109/TGCN.2025.3542851.
- [29] Y. Cui, F. Liu, X. Jing, and J. Mu, "Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: Applications, trends, and challenges," *IEEE Netw.*, vol. 35, no. 5, pp. 158 – 167, Sep./Oct. 2021.
- [30] J. Mu, W. Ouyang, Z. Jing, B. Li and F. Zhang, "Energy-Efficient Interference Cancellation in Integrated Sensing and Communication Scenarios," in *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, vol. 7, no. 1, pp. 370-378, March 2023, doi:

10.1109/TGCN.2023.3234404.