感知-通信-计算-控制闭环的物理层安全：系统化安全视角

Chengleyang Lei、Wei Feng，*IEEE*高级会员、Yunfei Chen，*IEEE*会士、Jue Wang，*IEEE*会员、Ning Ge，*IEEE*会员、Shi Jin，*IEEE*会士，以及Tony Q. S. Quek，*IEEE*会士

arXiv:2603.00943v1 [cs.IT] 1 Mar 2026

摘要——**在工业自动化或应急救援中，传感器和机器人在边缘信息枢纽（EIH）的协助下协同工作，该枢纽包含通信与计算模块。通常，EIH通过传感器到EIH链路收集感知数据，处理数据并在本地做出决策，然后通过EIH到机器人链路向机器人发送指令。这构成了一个感知-通信-计算-控制（SC^3）闭环。在实际应用中，闭环内无线链路固有的开放性使其容易遭受窃听。为此，本文采用系统化思路改进传统物理层安全（PLS）方法，以保护SC^3 闭环。本文最大化闭环负熵（CNE）这一衡量整个SC^3 闭环性能的新指标，同时满足闭环安全约束。对两条无线链路的传输时间、功率和带宽，以及计算能力进行联合设计。该优化问题是非凸的。我们利用Karush-Kuhn-Tucker（KKT）条件和单调优化（MO）理论，推导出其全局最优解。仿真结果表明，所提出的系统化方法能够提升性能，并揭示了利用闭环结构级物理层安全相较于链路级或总链路级设计的优势。**

索引词—**闭环控制、闭环负熵（CNE）、闭环安全约束、物理层安全（PLS）。**

W. Feng 的研究部分得到了国家自然科学基金委员会项目（项目编号：62541104、62425110 和 U22A2002）的资助，部分得到了南通市重点研发项目（前瞻性技术创新专项，项目编号：GZ2024002）的资助，并得到了 一汽解放汽车有限公司的资助。J. Wang 的研究部分得到了国家自然科学基金委员会项目（项目编号：62171240）的资助。T. Q. S. Quek 的研究部分得到了新加坡国家研究基金会和资讯通信媒体发展局通信与连接桥接资助计划的资助。本文中表达的任何意见、研究发现、结论或建议均属于作者观点，并不代表新加坡国家研究基金会的立场。

Chengleyang Lei、Wei Feng（通讯作者）和 Ning Ge 任职于清华大学电子工程系、空间网络与通信全国重点实验室，中国北京 100084（电子邮箱：lcly21@mails.tsinghua.edu.cn、fengwei@tsinghua.edu.cn、gen- ing@tsinghua.edu.cn）。

Yunfei Chen 任职于英国杜伦大学工程系，地址：英国杜伦 DH1 3LE（电子邮箱：yunfei.chen@durham.ac.uk）。

Jue Wang 任职于南通大学信息科学与技术学院，中国南通 226019（电子邮箱：wangjue@ntu.edu.cn）。

Shi Jin 任职于东南大学国家移动通信研究实验室，中国南京 210096（电子邮箱：jinshi@seu.edu.cn）。

T. Q. S. Quek 任职于新加坡科技设计大学（新加坡 487372），同时任职于庆熙大学电子工程系（韩国龙仁 17104）（电子邮箱：tonyquek@sutd.edu.sg）。

I. 引言

在危险或难以抵达的环境中，自主机器和机器人越来越多地被用于执行对人类而言危险或枯燥的关键任务。在应急救援 [1],科学探索 [2], 和远程工业自动化 [3],等应用中，部署机器人有助于降低人类面临的风险并提高效率。这些任务依赖通信网络连接传感器与机器人，以便交换传感器数据和控制命令等关键信息。然而，在偏远地区或灾后区域，由于地理条件恶劣，地面网络往往无法使用。非地面网络（NTN）由卫星和自主飞行器（AAV，也称为无人机）组成，凭借覆盖范围广、部署灵活等优势，是支持这些远程任务的重要基础设施 [4]–[6]。在此类情况下，无人机可配备集成通信与计算模块的设备，用于信息收集和处理，这类设备称为边缘信息枢纽（EIH）。这些边缘信息枢纽为地面机器人提供边缘通信与计算支持，同时利用专用卫星链路作为回传链路，连接至远程控制中心，以进行控制或计算卸载 [7]。

然而，非地面网络的融合也带来了新的安全风险。由于空地链路具有开放性且距离较远，包括传感器数据和控制命令在内的敏感信息容易遭受窃听 [8], [9]。尽管传统密码学方法能够提供强大的数据保护，但其较高的计算复杂度可能会引入额外的时延和能耗 [10],，这或许会对时间敏感且资源受限的闭环控制场景产生不利影响。联邦学习也已成为计算层的一种隐私保护方法，使分布式设备能够在不上传原始数据的情况下学习共享模型 [11], [12]。然而，有关控制命令和感知特征的信息仍将通过无线电信道传输，因此需要采取物理层安全措施 [13]。近年来，物理层加密技术（PLE），例如星座图混淆，受到了越来越多的关注 [14], [15]。通过在物理层对传输符号进行混淆，即使窃听者的信噪比较高，PLE 仍然有效 [14]。然而，典型的 PLE 方法具有较高的密钥数据比，这可能会导致硬件设计的

高计算复杂度 [16]。作为替代方案，物理层安全（PLS）技术被认为是保障基于非地面网络的通信的一种有前景的方法。通过利用无线信道的特性并设计传输参数，物理层安全技术能够提升合法链路相对于窃听链路的信道优势，从而直接增强通信安全 [17]–[19]。

不同于传统的点对点通信系统，基于非地面网络的控制系统通常在集成的感知-通信-计算-控制（$\mathbf{SC}^3$）闭环 [4] 中包含多个相互耦合的通信链路。这给应用物理层安全技术带来了独特挑战。具体而言，一个$\mathbf{SC}^3$ 闭环涉及两条关键通信链路：传感器到EIH链路将传感器数据发送至EIH进行分析，而EIH到机器人链路则将EIH发出的控制命令传输给机器人，以引导其行动。任一链路上的信息泄漏都可能损害整体安全性。因此，应将这两条链路视为一个统一实体，并进行系统性的安全评估。然而，当前的物理层安全技术主要关注链路级或链路总和级安全指标（例如每条独立链路的保密速率），未能全面考虑$\mathbf{SC}^3$ 闭环中的耦合链路。基于上述观察，本文从系统性角度考察整个$\mathbf{SC}^3$ 闭环的安全性能。具体而言，我们针对泄漏的任务相关信息总量建立了整体闭环安全约束，并在此约束下联合设计通信与计算资源分配，包括带宽、功率、时间和计算能力，以提升整体闭环控制性能。

A. 相关工作

网络化控制系统（NCSs）中的控制系统组件通过通信网络相互连接，凭借灵活性和易维护性等优势，已得到广泛应用 [20]–[22]。许多研究探讨了网络化控制系统中通信组件与控制组件之间的关系 [23]–[25]。在 [23],中，研究给出了稳定线性控制系统所需通信数据速率的下界，该下界与系统的状态矩阵有关。在 [24], 中，作者提出了最优控制策略，在控制性能约束下，使传输的有向信息最少；控制性能以线性二次调节器（LQR）控制代价衡量。 [25] 中的作者进一步推导出达到预期 LQR 代价所需通信数据速率的下界。基于通信与控制之间的关系，一些研究围绕系统设计展开，旨在提升$\mathbf{SC}^3$ 闭环的整体性能 [26], [27]。 [26] 中的作者研究了由空天地一体化网络支持的无线网络化控制系统。研究通过优化传输策略，使控制代价与功耗的加权和最小化。在 [27], 中，作者提出了上行链路与下行链路联合设计框架，通过联合优化上行链路和下行链路的发射功率，使 LQR 代价最小化，时间、带宽和$\mathbf{SC}^3$ 闭环内的 CPU 频率。作者提出了一种名为闭环负熵（CNE）的新指标，用于衡量通过$\mathbf{SC}^3$ 闭环传输的任务相关信息。这些研究为$\mathbf{SC}^3$ 闭环设计提供了重要见解。然而，其中大多数研究都未考虑安全问题。

已有一些研究关注网络化控制系统的安全 [28]–[30]。 [28]中的作者针对欺骗攻击下的网络化控制系统提出了一种高能效的安全感知架构。采用选择性加密方法以节省能量并检测攻击。在 [29], 中，考虑了拒绝服务攻击下无线网络化控制系统的弹性控制。作者推导了纳什功率策略和最优控制策略，进而提出了一种定价机制设计方法以保持系统稳定。Yang等人在[30] 中利用可变采样方法应对干扰攻击引起的丢包，并通过δ算子方法设计了弹性可变采样控制器。上述工作主要考虑了针对网络化控制系统的主动攻击。 [31] 中的作者研究了虚假数据注入攻击下永磁直线电机的网络化控制系统。他们提出了一种基于观测器的非奇异终端滑模控制器，其中利用扩张状态观测器估计系统状态以及攻击/扰动项。在[32] 中，针对非线性大规模网络化控制系统提出了一种基于预测器的分散式周期事件触发输出反馈安全控制框架，以在重放攻击下保证良好的控制性能，同时降低通信带宽。针对被动窃听的对策对于保护关键任务的机密性同样重要。在[33], 中，作者提出了一种安全服务提供方，用于对计量与自动化控制系统的电力线通信网络中的数据进行加密。在 [34],中，提出了一种基于双线性映射的密钥封装机制与对称加密相结合的方案，以保护分布式模型预测控制系统免受被动窃听。然而，基于密码学的方法会引入额外的复杂度和时延，不适用于时敏闭环控制应用。

物理层安全技术已广泛用于保障基于非地面网络的通信 [35]–[38]。Zhang 等人在[35]中研究了存在地面窃听者时的无人机到地面通信和地面到无人机通信。通过联合优化无人机轨迹和发射机的发射功率，最大化平均保密速率。文献 [36] 引入了一架协作无人机，通过发送干扰信号来保障无人机到地面通信。通过联合优化无人机轨迹、发射功率和用户调度，最大化最小保密速率。 [37]中的作者进一步研究了三维轨迹设计，以最大化最坏情况下的保密速率，并考虑了不准确的窃听者位置信息。 [38], 研究了配备无人机中继的卫星支持的物联网网络。文中构建了一个最大–最小保密速率优化问题，并联合优化功率分配、无人机波束成形和无人机位置。上述大多数研究都关注单链路安全指标，例如保密速率。然而，在

在**感知-通信**^{3} 闭环中，传感器到EIH链路和EIH到机器人链路存在内在耦合，且两者传输的信息密切相关。因此，为了有效保障**感知-通信**^{3}闭环，应采用更系统的视角，将环路中的耦合链路视为一个整体。

B. 主要贡献与文章结构

受上述考虑的启发，本文研究存在地面窃听者的非地面网络（NTN）辅助**感知-通信**^{3} 闭环，其中窃听者试图拦截传感器数据和控制命令的传输。我们通过联合优化闭环的通信和计算参数，在总任务相关信息泄漏量受限的条件下，最大化**感知-通信**^{3} 闭环的CNE。我们提出高效算法，以求解该优化问题的全局最优解，并提供仿真结果来验证所提算法。主要贡献总结如下。

- 我们研究存在潜在窃听者的非地面网络辅助**感知-通信**^{3} 闭环，该窃听者试图拦截机密任务信息。该闭环由传感器、无人机搭载的EIH和机器人组成。考虑**感知-通信**^{3} 闭环的整体安全性，我们建立闭环安全约束，使总任务相关信息泄漏量不超过阈值。在此约束下，我们联合优化传感器到EIH链路和EIH到机器人链路的带宽、功率和传输时长，以及计算能力，以最大化**感知-通信**^{3}闭环的CNE。

- 所构建的CNE最大化问题由于时间、功率与带宽之间的耦合而呈非凸性。我们首先通过推导计算能力与传输时间的最优配置来简化原问题。随后，在不同信道条件下分析重构后的问题。针对合法信道占优情形，我们基于Karush-Kuhn-Tucker（KKT）条件分析全局最优解的性质，并提出一种有效算法来求解。对于其他信道条件，我们将该问题转化为单调优化（MO）问题，并利用单调优化理论求得其全局最优解。

- 我们给出仿真结果，以展示所提方案相对于传统面向链路的系统设计方法的性能增益，从而揭示闭环安全框架的优越性。此外，我们通过仿真讨论关键系统参数对可实现CNE的影响，为安全**SC**^{3} 闭环设计提供启示。

我们进一步阐明本工作与先前工作 [27] 之间的区别。尽管两者共享基础的 **感知-通信**^{3}闭环模型，但本工作纳入了闭环安全考量，因此引入了一种本质上全新的性能—安全权衡。在 [27],中，最优解充分利用发射功率，设计问题可简化为凸带宽分配，以实现上行链路—下行链路平衡。在本工作中，单纯增加发射功率也会增加窃听风险。因此，需要谨慎设计功率和带宽。此外，时间、带宽和功率之间的非凸耦合使得 [27] 中的原方法不再适用，因此我们提出了一种基于 KKT 分析和单调优化的全局最优解。此外，我们还揭示了一项新的理论见解：对于每条链路，最优解取决于合法信道增益与窃听信道增益的相对大小关系，这一点将在 **命题 2** 中阐明。

表 I 主要缩略语汇总。

缩略语	全名
AAV	自主飞行器
CNE	闭环负熵
EIH	边缘信息枢纽
KKT	卡鲁什-库恩-塔克
LICQ	线性无关约束资格条件-化
LoS	视线
LQR	线性二次调节器
MO	单调优化
NCS	网络化控制系统
NTN	非地面网络
PLE	物理层加密
PLS	物理层安全
SC^3	感知-通信-计算-控制

本文其余部分组织如下。在第二节中，我们介绍所考虑的基于 NTN 的控制系统模型，并在考虑闭环安全约束的情况下构建CNE最大化问题。在第三节中，将该优化问题重新表述为更易处理的形式。在第四节中，我们提出算法以获得其全局最优解。仿真结果在第五节中给出，并作进一步讨论。最后，我们在第六节对本文进行总结。为便于查阅，本文所用缩写列于表 I。

II. 系统模型与问题构建

A. 系统模型

如图1所示，我们考虑一种非地面网络辅助控制系统。搭载EIH且集成了通信与计算模块的无人机，为执行控制任务的地面机器人提供边缘计算和通信服务。EIH通过专用卫星链路连接到远程控制中心，以实现实时监控和遥控。传感器、EIH和机器人构成一个用于完成任务的**SC**^{3} 闭环。具体而言，在该闭环中，传感器获取控制目标的相关信息并将其传输至EIH。随后，EIH处理传感器数据，生成适当的控制命令。接着，控制命令被传输至机器人以引导其行动。整个过程在**SC**^{3} 闭

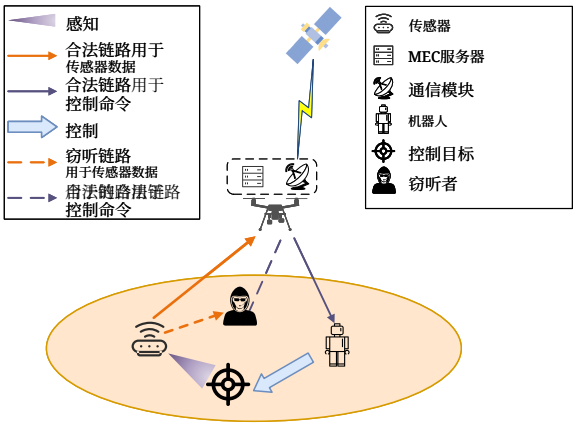


图 1. 由传感器、EIH 和机器人组成的**感知-通信**^{3} 闭环示意图。EIH 搭载于无人机上，并通过专用卫星链路进行遥控。一名窃听者同时监听传感器到EIH链路和EIH到机器人的链路，以窃取任务信息。

环中周期性运行。此外，我们还考虑潜在地面窃听者带来的安全影响。窃听者的位置可由无人机搭载摄像机或雷达检测 [39], [40], , 并假定EIH已知该位置。[1]窃听者试图拦截传感器到EIH链路和EIH到机器人链路上的传输，以获取与任务相关的信息。下文将详细介绍**SC**^{3} 闭环和窃听过程的模型。

传感器和机器人可以视为一个虚拟用户，因为它们协同完成共同的控制任务。因此，传感器到EIH链路和EIH到机器人的链路可以分别视为该虚拟用户的上行链路和下行链路。分别将两条链路的发射功率、时间和带宽记为 $p_{\mathrm{u/d}}$，$t_{\mathrm{u/d}}$，$B_{\mathrm{u/d}}$，其中下标 u 和 d 分别表示上行链路和下行链路，相应的数据速率可计算为

$$R_{\mathrm{u/d}}\left(p_{\mathrm{u/d}}, B_{\mathrm{u/d}}\right)=B_{\mathrm{u/d}} \log_2\left(1+\frac{p_{\mathrm{u/d}} g_{\mathrm{u/d}}}{B_{\mathrm{u/d}} N_0}\right), \tag{1}$$

其中，g_{u} 和 g_{d} 分别表示上行链路和下行链路的大尺度信道增益，N_0 表示噪声功率谱密度。我们假设空地信道由视距（LoS）分量主导，因此小尺度衰落的影响可以忽略不计 [35]。由于系统资源有限，我们有以下约束条件

$$t_{\mathrm{u}}+t_{\mathrm{c}}+t_{\mathrm{d}} \leq T, \tag{2}$$

$$p_{\mathrm{u}} \leq P_{\mathrm{umax}}, \quad p_{\mathrm{d}} \leq P_{\mathrm{dmax}}, \tag{3}$$

$$B_{\mathrm{u}} \leq B_{\max}, \quad B_{\mathrm{d}} \leq B_{\max}, \tag{4}$$

其中，t_{c} 表示计算时间，T 表示每个控制周期的总时间，P_{umax} 表示传感器的上行发射功率约束，P_{dmax} 表示下行链路 EIH 的发射功率约束，$B_{\max}$ 表示带宽约束。值得注意的是，如（2）所示，上行链路和下行链路传输占用不同的时间间隔，因此可以共享相同的频率。

将每个控制周期内的上行链路和下行数据吞吐量分别记为 D_{u} 和 D_{d}，我们有

$$D_{\mathrm{u/d}} \leq t_{\mathrm{u/d}} R_{\mathrm{u/d}}\left(p_{\mathrm{u/d}}, B_{\mathrm{u/d}}\right). \tag{5}$$

EIH 对接收到的传感器数据进行分析，提取任务相关信息，然后生成控制命令。计算时间可表示为 $t_{\mathrm{c}}=\frac{\alpha D_{\mathrm{u}}}{f}$，其中 α 表示处理一比特传感器数据所需的 CPU周期，f 表示分配用于处理传感器数据的计算能力，且受 EIH 的 CPU频率 $f_{\max}$ 限制，即 $f \leq f_{\max}$。

计算过程可视为从传感器数据中提取信息的过程。根据 [27]，中的模型，提取的任务相关信息表示为 ρD_{u}，其中 $\rho \in (0,1)$ 表示信息提取率。参数 ρ 刻画了 EIH 从原始感知数据中提取任务相关特征的效率。其数值取决于三个关键因素：传感器模态、任务类型以及采用的特征提取算法。例如，视频或激光雷达点云等高维数据源通常包含大量冗余，因此对应较小的 ρ。在本文设定中，这些因素均为固定值，因此 ρ 可视为常数。在实际应用中，可通过测量提取特征的平均大小相对于原始输入大小的比例来进行经验估算。每个控制周期内机器人接收到的任务相关信息量（记为 $D_{\mathbf{SC}^3}$）同时受提取的信息量和下行数据吞吐量的约束，表示为

$$D_{\mathbf{SC}^3} \leq \min\left(\rho D_{\mathrm{u}}, D_{\mathrm{d}}\right). \tag{6}$$

指标 $D_{\mathbf{SC}^3}$ 被称为CNE，反映了其通过**SC**^{3} 环路在每个周期内降低控制系统状态总体熵或不确定性的作用。CNE与系统的闭环控制性能直接相关。具体而言，根据 [27], , LQR代价的下界与CNE的关系如下：

$$l \geq \frac{nN(\mathbf{v})\left|\det \mathbf{M}\right|^{\frac{1}{n}}}{2^{\frac{2}{n}\left(D_{\mathbf{SC}^3}-\log_2\left|\det \mathbf{A}\right|\right)}-1}+\operatorname{tr}\left(\mathbf{\Sigma}_{\mathrm{V}} \mathbf{S}\right), \tag{7}$$

其中 l 表示控制系统的LQR代价，n、$\mathbf{v}$、$\mathbf{M}$、$\mathbf{A}$、$\mathbf{\Sigma}_{\mathrm{V}}$和 $\mathbf{S}$为控制相关参数，其定义见 [27]。LQR代价是最优控制理论 [25],中常用的指标，可综合衡量控制状态收敛与能耗。较小的LQR代价表示更好的控制性能。由（7）可以看出，LQR代价的下界随CNE $D_{\mathbf{SC}^3}$单调递减。因此，在该框架内，提升控制性能等价于最大化CNE。

窃听者会从传感器到EIH链路和EIH到机器人链路中截获任务相关信息。由于传感器和窃听者都位于地面，传感器-

[1]在实际应用中，窃听者的位置可能只能被近似确定。在这种情况下，一种常见做法是在估计位置 [41] 周围建立一个有界不确定区域（例如圆形区域），以描述窃听者的位置。考虑位置不确定性后，所提出的框架可以扩展为一种鲁棒设计，以考量最坏情况下的保密性能，这是一个值得未来研究的方向。

到窃听者信道由大尺度路径损耗和小尺度瑞利衰落组成。信道系数建模为 $h_{\mathrm{SE}}=\xi\sqrt{g_{\mathrm{SE}}}$，其中 $\xi\sim\mathcal{CN}(0,1)$ 表示小尺度信道衰落，而 g_{SE} 表示大尺度信道增益。传感器到窃听者的期望数据速率可计算为 [35]

$$R_{\mathrm{SE}}\left(p_{\mathrm{u}},B_{\mathrm{u}}\right)=\mathbb{E}_{\xi}\left[B_{\mathrm{u}}\log_2\left(1+\frac{p_{\mathrm{u}}|\xi|^2g_{\mathrm{SE}}}{B_{\mathrm{u}}N_0}\right)\right] \tag{8}$$

$$\leq B_{\mathrm{u}}\log_2\left(1+\frac{p_{\mathrm{u}}g_{\mathrm{SE}}}{B_{\mathrm{u}}N_0}\mathbb{E}_{\xi}\left[|\xi|^2\right]\right) \tag{9}$$

$$=B_{\mathrm{u}}\log_2\left(1+\frac{p_{\mathrm{u}}g_{\mathrm{SE}}}{B_{\mathrm{u}}N_0}\right), \tag{10}$$

其中，$\mathbb{E}_{\xi}$ 表示对 ξ进行期望运算，式（9）通过应用詹森不等式得到。式（10）给出了期望数据速率 R_{SE}的上界。为进行保守的安全性分析，本文考虑最坏情况，并假设窃听者能够达到该上界，即 $R_{\mathrm{SE}}(p_{\mathrm{u}},\ B_{\mathrm{u}})=B_{\mathrm{u}}\log_2\left(1+\frac{p_{\mathrm{u}}g_{\mathrm{SE}}}{B_{\mathrm{u}}N_0}\right)$。小尺度衰落导致的这一近似误差的影响将在第五节进一步评估。每个控制周期内从传感器到EIH链路窃听到的传感器数据信息总量可计算为 $D_{\mathrm{SE}}=t_{\mathrm{u}}R_{\mathrm{SE}}\left(p_{\mathrm{u}},\ B_{\mathrm{u}}\right)$。

由于空地传输特性，假设EIH到窃听者链路由视距路径主导 [35]。从EIH到机器人链路窃听到的控制命令相关信息总量记为 D_{CE}，可计算为

$$D_{\mathrm{CE}}=t_{\mathrm{d}}R_{\mathrm{CE}}\left(p_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}}\right), \tag{11}$$

其中，$R_{\mathrm{CE}}\left(p_{\mathrm{d}},\ B_{\mathrm{d}}\right)$ 表示从 EIH 到窃听者的数据速率，其表达式为

$$R_{\mathrm{CE}}\left(p_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}}\right)=B_{\mathrm{d}}\log_2\left(1+\frac{p_{\mathrm{d}}g_{\mathrm{CE}}}{B_{\mathrm{d}}N_0}\right), \tag{12}$$

其中，g_{CE} 表示控制命令窃听链路的信道功率增益。

为确保系统安全，我们对通过传感器到EIH链路和EIH到机器人链路泄漏给窃听者的任务相关信息总量施加约束。考虑到传感器数据包含原始测量数据，且原始数据中只有 ρ 这一部分与任务相关，闭环安全约束可表示为

$$\rho D_{\mathrm{SE}}+D_{\mathrm{CE}}\leq D_{\mathrm{th}}, \tag{13}$$

其中，D_{th} 为闭环信息泄漏阈值。

B. 问题构建

本文在闭环安全约束下，通过联合优化上行链路和下行链路的带宽、功率与传输时长以及EIH的计算能力来最大化CNE。该优化问题表述为

$$\max_{\substack{p_{\mathrm{u}},t_{\mathrm{u}},B_{\mathrm{u}},f,\\ p_{\mathrm{d}},t_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}}}} D_{\mathbf{SC}^3} \tag{14a}$$

$$\text{s.t. } D_{\mathbf{SC}^3}\leq\min\left(\rho D_{\mathrm{u}},D_{\mathrm{d}}\right), \tag{14b}$$

$$D_{\mathrm{u/d}}\leq t_{\mathrm{u/d}}R_{\mathrm{u/d}}\left(p_{\mathrm{u/d}},B_{\mathrm{u/d}}\right), \tag{14c}$$

$$t_{\mathrm{u}}+\frac{\alpha D_{\mathrm{u}}}{f}+t_{\mathrm{d}}\leq T, \tag{14d}$$

$$0\leq B_{\mathrm{u}}\leq B_{\max},0\leq B_{\mathrm{d}}\leq B_{\max}, \tag{14e}$$

$$0\leq p_{\mathrm{u}}\leq P_{\mathrm{umax}},0\leq p_{\mathrm{d}}\leq P_{\mathrm{dmax}}, \tag{14f}$$

$$0\leq f\leq f_{\max}, \tag{14g}$$

$$\rho D_{\mathrm{SE}}+D_{\mathrm{CE}}\leq D_{\mathrm{th}}, \tag{14h}$$

$$D_{\mathrm{SE}}=t_{\mathrm{u}}R_{\mathrm{SE}}\left(p_{\mathrm{u}},B_{\mathrm{u}}\right), \tag{14i}$$

$$D_{\mathrm{CE}}=t_{\mathrm{d}}R_{\mathrm{CE}}\left(p_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}}\right), \tag{14j}$$

其中，(14d)-(14g)表示时间、带宽、功率和计算能力资源的约束条件，(14h)表示闭环安全约束。由于(14c)、(14i)、(14j)中时间、功率与带宽之间的耦合，优化问题(14)是非凸的。下一节中，我们将(14)简化为更易处理的形式。

III. 问题简化

首先，我们分析闭环安全约束(14h)在最优解处是否为有效约束。若省略约束(14h)，则(14)约化为不考虑安全性考量的一般CNE最大化问题。将上行链路、下行链路、传感器数据窃听链路和控制命令窃听链路的最优数据吞吐量分别记为$D_{\mathrm{u},0}$, $D_{\mathrm{d},0}$,$D_{\mathrm{SE},0}$ 和$D_{\mathrm{CE},0}$，它们通过求解不含约束(14h)的问题(14)得到。相应达到的CNE为$D_{\mathbf{SC}^3,0}=\min\left(\rho D_{\mathrm{u},0},D_{\mathrm{d},0}\right)$，泄露给窃听者的任务相关信息计算为$D_{\mathrm{E},0}=\rho D_{\mathrm{SE},0}+D_{\mathrm{CE},0}$。若预定义安全阈值大于或等于无约束最优解中泄露的信息，即$D_{\mathrm{th}}\geq D_{\mathrm{E},0}$，则不需要闭环安全约束。相应地，问题(14)等价于上述约化问题（即不含(14h)的CNE最大化问题），最优CNE为$D_{\mathbf{SC}^3,0}$。若 $D_{\mathrm{th}}<D_{\mathrm{E},0}$，则闭环安全约束应为有效约束，且必须以等式满足，即

$$\rho D_{\mathrm{SE}}+D_{\mathrm{CE}}=D_{\mathrm{th}},\quad\text{if } D_{\mathrm{th}}<D_{\mathrm{E},0}. \tag{15}$$

不含 (14h) 的约化问题的最优解已在 [27] 中给出。因此，以下分析将重点关注更复杂的情形：$D_{\mathrm{th}}<D_{\mathrm{E},\ 0}$，这意味着闭环安全约束 (15) 处于激活状态。

引理1： (14) 的最优解满足以下方程

$$f^*=f_{max}, \tag{16}$$

$$\rho D_u^*=D_d^*. \tag{17}$$

证明：我们用反证法证明该引理。若 $f<f_{\max}$，将计算能力提升至 $f=f_{\max}$ 将放宽约束条件 (14d)，同时保持目标函数和其他约束条件不变。因此，我们可以假设 $f^*=f_{\max}$。类似地，如果上行链路和下行链路的通信能力不平衡，例如，假设 $\rho D_{\mathrm{u}}<D_{\mathrm{d}}$，我们可以缩短下行时间 t_{d}，直至 $\rho D_{\mathrm{u}}=D_{\mathrm{d}}$，从而放宽约束条件 (14d) 和 (14j)，同时保持

目标函数和其他约束条件不变。若 $\rho D_{\mathrm{u}} > D_{\mathrm{d}}$，我们可以用类似的方式放宽约束条件。因此，我们有 $\rho D_{\mathrm{u}}^{*} = D_{\mathrm{d}}^{*}$，证明完毕。□

基于**引理1**，我们推导出最优传输时间分配，并对原优化问题进行等价变换，如下述命题所示。

命题1： 对于优化问题(14)，假设有效安全约束成立，则最优上行链路和下行链路传输时间可表示为

$$t_u^* = \frac{\frac{1}{\rho R_u(p_u,B_u)} D_{th}}{\frac{R_{SE}(p_u,B_u)}{R_u(p_u,B_u)} + \frac{R_{CE}(p_d,B_d)}{R_d(p_d,B_d)}}, \tag{18}$$

$$t_d^* = \frac{\frac{1}{R_d(p_d,B_d)} D_{th}}{\frac{R_{SE}(p_u,B_u)}{R_u(p_u,B_u)} + \frac{R_{CE}(p_d,B_d)}{R_d(p_d,B_d)}}. \tag{19}$$

因此，优化问题(14) 可等价地改写为

$$\min_{p_u,B_u,p_d,B_d} \frac{R_{SE}(p_u,B_u)}{R_u(p_u,B_u)} + \frac{R_{CE}(p_d,B_d)}{R_d(p_d,B_d)} \tag{20a}$$

$$s.t.\ T\left(\frac{R_{SE}(p_u,B_u)}{R_u(p_u,B_u)} + \frac{R_{CE}(p_d,B_d)}{R_d(p_d,B_d)}\right) \geq D_{th}\left(\frac{1}{\rho R_u(p_u,B_u)} + \frac{1}{R_d(p_d,B_d)} + \frac{\alpha}{\rho f_{\max}}\right) \tag{20b}$$

$$0 \leq B_u \leq B_{\max}, 0 \leq B_d \leq B_{\max}, \tag{20c}$$

$$0 \leq p_u \leq P_{umax}, 0 \leq p_d \leq P_{dmax}. \tag{20d}$$

证明： 见附录 A。 □

基于**命题 1**，原优化问题可简化为（20），该问题着重优化**SC**^{3} 闭环中的带宽和功率分配。值得注意的是，项 $R_{\mathrm{SE}}(p_{\mathrm{u}}$<style id='10', $B_{\mathrm{u}})$ $R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}}$<style id='19', $B_{\mathrm{u}})$ 以及 $R_{\mathrm{CE}}(p_{\mathrm{d}}$<style id='28', $B_{\mathrm{d}})$ $R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}}$<style id='37', $B_{\mathrm{d}})$ 同时出现在（20）的目标函数和约束中。分析这些函数的性质有助于求解（20）。下面的引理揭示了它们的单调性。

引理2： 对于定义在 $x \in (0,+\infty)$上的函数 $f(x) \triangleq \log(1+ax)\log(1+bx)$，参数为 $a>0$ 和 $b>0$，若 $a>b$，$f(x)$ 关于 x递减；否则，若 $a<b$，$f(x)$ 关于 x递增。

证明： $f(x)$的导数可计算为

$$f'(x) = \frac{a(1+bx)\log(1+bx) - b(1+ax)\log(1+ax)}{(1+ax)(1+bx)\log^2(1+bx)}. \tag{21}$$

将$f'(x)$的分子定义为$g(x) = a(1+bx)\log(1+bx) - b(1+ax)\log(1+ax)$，则有

$$g'(x) = ab[\log(1+bx) - \log(1+ax)]. \tag{22}$$

若 $a>b$，则有 $g'(x) < 0$ 且 $g(x)$递减。由于$g(0) = 0$，可得 $f'(x) < 0$，表明 $f(x)$递减。若 $a<b$，可用类似方法证明 $f(x)$递增，证明完毕。□

根据**引理2**，$R_{\mathrm{SE}}(p_{\mathrm{u}},B_{\mathrm{u}})$ $R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}},B_{\mathrm{u}})$ 和 $R_{\mathrm{CE}}(p_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}})$ $R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}})$ 的单调性取决于信道合法链路及其对应窃听链路的信道增益。具体而言，若 $g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$，$R_{\mathrm{SE}}(p_{\mathrm{u}},B_{\mathrm{u}})$ $R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}},B_{\mathrm{u}})$ 随 p_{u} 增大而增大，随 B_{u}增大而减小；反之，若 $g_{\mathrm{u}} < g_{\mathrm{SE}}$，其变化趋势则相反。同样，若 $g_{\mathrm{d}} > g_{\mathrm{CE}}$，则 $R_{\mathrm{CE}}(p_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}})$ $R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}},B_{\mathrm{d}})$ 随 p_{d} 增大而增大，随 B_{d} 增大而减小，反之亦然。

因此，若 $g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$，为最小化(20)的目标函数，应最小化 p_{u} 并最大化 B_{u}。反之，若 $g_{\mathrm{u}} < g_{\mathrm{SE}}$，应最大化 p_{u} 并最小化 B_{u}。最优下行功率与带宽的确定遵循类似推理。这些观察促使我们提出如下命题，以进一步简化问题(20)。

命题 2： 如果 $g_u > g_{SE}$，则最优上行带宽为 $B_u^* = B_{max}$；反之，如果 $g_u < g_{SE}$，则最优上行发射功率为 $p_u^* = P_{umax}$。类似地，对于下行链路，如果 $g_d > g_{CE}$，则有 $B_d^* = B_{max}$；如果 $g_d < g_{CE}$，则有 $p_d^* = P_{dmax}$。此外，对于所有信道条件，为了最小化(20)的目标函数，(20b) 必须取等号。

Proof: See Appendix B. □

注*1*： (20b)中的等号表示，在最优解中可用时间资源将得到充分利用。根据**引理1** 和**命题 2**，我们可以描述四类系统资源的利用情况：时间、计算能力、带宽和功率。具体而言，时间资源和计算能力资源始终得到充分利用。然而，发射功率和带宽资源的情况则较为复杂。**命题 2** 指出，对于每条链路，根据合法链路与其对应窃听链路之间的相对信道条件，两种资源中有一种将达到其可用最大值。因此，问题(20)的四个优化变量中，有两个将取最大值，而另外两个可能不会达到最大值，这是由闭环安全约束所致。

根据**命题 2**，根据不同的信道条件，优化问题 (20) 存在四种不同情形。在下一节中，我们将针对不同情形提出求解问题 (20) 的算法。

IV. 求解问题 (20) 的算法

本节详细介绍求解问题 (20) 的所提算法。首先，我们考虑典型的合法信道占优情形，其中 $g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$ 和 $g_{\mathrm{d}} > g_{\mathrm{CE}}$，这表明合法信道条件优于各自对应的窃听信道条件。针对这一典型情形，我们分析最优解的性质，并提出一种高效算法来获得全局解。随后，我们针对其他情形提出一种通用算法。

A. 合法信道占优情形

我们将合法信道占优情形定义为 $g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$ 且 $g_{\mathrm{d}} > g_{\mathrm{CE}}$的场景。在此情形下，根据**命题 2**，我们有 $B_{\mathrm{u}}^* = B_{\max}$ 和 $B_{\mathrm{d}}^* = B_{\max}$。

因此，问题(20)可以简化为如下发射功率优化问题

$$\min_{p_{\mathrm{u}},p_{\mathrm{d}}} \frac{R_{\mathrm{SE}}(p_{\mathrm{u}})}{R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}})}+\frac{R_{\mathrm{CE}}(p_{\mathrm{d}})}{R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}})} \tag{23a}$$

$$\text{s.t. } T\left(\frac{R_{\mathrm{SE}}(p_{\mathrm{u}})}{R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}})}+\frac{R_{\mathrm{CE}}(p_{\mathrm{d}})}{R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}})}\right)\geq D_{\mathrm{th}}\left(\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}})}+\frac{1}{R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}})}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}\right), \tag{23b}$$

$$0\leq p_{\mathrm{u}}\leq P_{\mathrm{umax}}, 0\leq p_{\mathrm{d}}\leq P_{\mathrm{dmax}}, \tag{23c}$$

其中

$$R_{\mathrm{u/SE}}(p_{\mathrm{u}})=B_{\max}\log_2(1+\frac{p_{\mathrm{u}}g_{\mathrm{u/SE}}}{B_{\max}N_0}), \tag{24}$$

$$R_{\mathrm{d/CE}}(p_{\mathrm{d}})=B_{\max}\log_2(1+\frac{p_{\mathrm{d}}g_{\mathrm{d/CE}}}{B_{\max}N_0}). \tag{25}$$

虽然（23）的目标函数是非凸的，但只要满足线性无关约束规格（LICQ），KKT条件仍是局部最优解的必要条件 [42, 定理 6.35]。为简化条件的表述，我们定义以下辅助函数

$$f_1(p_{\mathrm{u}})=\frac{R_{\mathrm{SE}}(p_{\mathrm{u}})}{R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}})},\quad f_2(p_{\mathrm{d}})=\frac{R_{\mathrm{CE}}(p_{\mathrm{d}})}{R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}})}, \tag{26}$$

$$h_1(p_{\mathrm{u}})=\frac{D_{\mathrm{th}}}{\rho T R_{\mathrm{u}}(p_{\mathrm{u}})},\quad h_2(p_{\mathrm{d}})=\frac{D_{\mathrm{th}}}{T R_{\mathrm{d}}(p_{\mathrm{d}})}. \tag{27}$$

根据上述定义，目标函数（23a）可表示为 $f_1(p_{\mathrm{u}})+f_2(p_{\mathrm{d}})$，约束（23b）可改写为 $f_1(p_{\mathrm{u}})+f_2(p_{\mathrm{d}})-h_1(p_{\mathrm{u}})-h_2(p_{\mathrm{d}})\geq_{\rho T f_{\max}}^{\alpha D_{\mathrm{th}}}$。（23）的 KKT 条件如下所示。

$$f_1'(p_{\mathrm{u}})-w_1(f_1'(p_{\mathrm{u}})-h_1'(p_{\mathrm{u}}))-w_2=0, \tag{28}$$

$$f_2'(p_{\mathrm{d}})-w_1(f_2'(p_{\mathrm{d}})-h_2'(p_{\mathrm{d}}))-w_3=0, \tag{29}$$

$$w_1\left[f_1(p_{\mathrm{u}})+f_2(p_{\mathrm{d}})-h_1(p_{\mathrm{u}})-h_2(p_{\mathrm{d}})-\frac{\alpha D_{\mathrm{th}}}{\rho T f_{\max}}\right]=0, \tag{30}$$

$$w_2(P_{\mathrm{umax}}-p_{\mathrm{u}})=0, \tag{31}$$

$$w_3(P_{\mathrm{dmax}}-p_{\mathrm{d}})=0, \tag{32}$$

$$w_1\geq 0, w_2\geq 0, w_3\geq 0, \tag{33}$$

其中，w_1、w_2和 w_3 为拉格朗日乘子。

接下来，我们根据上述 KKT 条件分析 KKT 点。首先，若 $p_{\mathrm{u}}<P_{\mathrm{umax}}$ 和 $p_{\mathrm{d}}<P_{\mathrm{dmax}}$，根据互补松弛条件（31）和（32），相应的拉格朗日乘子 w_2 和 w_3 应为零。将 $w_2=0$和 $w_3=0$代入（28）和（29），并化简表达式，可得以下关系：

$$\frac{f_1'(p_{\mathrm{u}})}{h_1'(p_{\mathrm{u}})}=\frac{f_2'(p_{\mathrm{d}})}{h_2'(p_{\mathrm{d}})}. \tag{34}$$

方程 (34) 在 $(p_{\mathrm{u}},p_{\mathrm{d}})$ 平面上隐式定义了一条曲线，其特性如下列引理所述。

引理3： 函数 $\frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)}$ 和 $\frac{f_2'(p_d)}{h_2'(p_d)}$ 分别关于 p_u 和 p_d 单调递减。因此，对应于 (34) 的曲线严格递增，即对于满足 (34)的任意一对 (p_u,p_d)，要维持等式，p_u 增加时，p_d 也必须相应增加。

Proof: See Appendix C. □

此外，根据 **命题 2**，(23b) 必须取等号，即，

$$f_1(p_{\mathrm{u}})+f_2(p_{\mathrm{d}})-h_1(p_{\mathrm{u}})-h_2(p_{\mathrm{d}})=\frac{\alpha D_{\mathrm{th}}}{\rho T f_{\max}}. \tag{35}$$

通过求解 (34) 和 (35)，当 $p_{\mathrm{u}}<P_{\mathrm{umax}}$ 和 $p_{\mathrm{d}}<P_{\mathrm{dmax}}$时，我们可以得到一个候选 KKT 点。同样，分别将 $p_{\mathrm{u}}=P_{\mathrm{umax}}$ 和 $p_{\mathrm{d}}=P_{\mathrm{dmax}}$ 代入 (35)，可以得到另外两个候选 KKT 点。由于 KKT 条件是局部最优性的必要条件，全局最优解（也必然是局部最优解）是上述三个 KKT 点[2]之一。基于上述分析，我们得到以下命题。

命题 3： 由(34) 和(35) 定义的联立方程组在$p_u>0$ 和 $p_d>0$所在区域内至多有一个解。将该解（如果存在）记为$(\hat{}p_u,\hat{}p_d)$。如果$\hat{}p_u\leq P_{umax}$且$\hat{}p_d\leq P_{dmax}$，那么$(\hat{}p_u,\hat{}p_d)$ 就是优化问题(23)的全局最优解。否则，如果解不存在，或者解存在但$\hat{}p_u>P_{umax}$ 或$\hat{}p_d>P_{dmax}$，我们可以将 $p_u=P_{umax}$ 或$p_d=P_{dmax}$ 代入(35)，并选择目标函数值较小的解点作为全局最优解。

证明：见附录D。 □

基于上述分析，要找到式（23）的全局解，我们可以先求出由式（34）和式（35）定义的两条曲线的交点。由于这两条曲线分别单调递增和单调递减，它们的交点（若存在）唯一，可通过二分搜索高效求得。如果交点（$\hat{}p_{\mathrm{u}}$，$\hat{}p_{\mathrm{d}}$）满足约束条件$\hat{}p_{\mathrm{u}}\leq P_{\mathrm{umax}}$ 和$\hat{}p_{\mathrm{d}}\leq P_{\mathrm{dmax}}$，则该点为全局最解。否则，最优解位于边界上。将 $p_{\mathrm{u}}=P_{\mathrm{umax}}$ 和 $p_{\mathrm{d}}=P_{\mathrm{dmax}}$代入式（35）即可求得边界点，并选择目标函数值较小的点作为全局最优解。求解式（23）全局解的算法总结于**算法1**中。在**算法1**中，与式（34）和式（35）相关联的KKT点（$\hat{}p_{\mathrm{u}}$，$\hat{}p_{\mathrm{d}}$）通过嵌套二分法求得，其达到精度 ϵ的复杂度为 $\mathcal{O}(\log^2(1/\epsilon))$。如果该点不可行，则需通过两次单独的二分搜索求解边界上的另外两个标量方程（分别取 $p_{\mathrm{u}}=P_{\mathrm{umax}}$ 或 $p_{\mathrm{d}}=P_{\mathrm{dmax}}$），每次的复杂度均为 $\mathcal{O}(\log(1/\epsilon))$。因此，**算法1** 的总体复杂度为 $\mathcal{O}(\log^2(1/\epsilon))$。

B. 其他信道情况

如果不满足优越的合法信道条件（$g_{\mathrm{u}}>g_{\mathrm{SE}}$ 和$g_{\mathrm{d}}>g_{\mathrm{CE}}$），尽管卡鲁什-库恩-塔克条件可以

[2]尽管简化问题（23）是非凸的，但我们可以验证（23）满足线性无关约束规格（LICQ）。具体而言，对于可行集中的任意一点，至多有两个约束条件以等式成立，且它们的梯度线性无关。因此，根据 [42]，(23) 的任何局部最优解都必须满足KKT条件。由于全局最优解也是局部最优解，因此也必须满足KKT条件。因此，全局最优解必定是某个KKT点。

算法 1: 用于求解问题 (23) 的所提算法

输入： 系统参数，包括 P_{umax}、P_{dmax}、D_{th}，等等；收敛容差 ϵ。
求解联立方程组 (34) 和通过二分搜索求解 (35)，并将解记为 $(\hat{}p_{\text{u}}, \hat{}p_{\text{d}})$（如果存在）。
若 解存在，且 $\hat{}p_u \le P_{umax}$ 和 $\hat{}p_d \le P_{dmax}$ **then**
  将全局解设为 $p_{\text{u}}^* = \hat{}p_{\text{u}}$ 和 $p_{\text{d}}^* = \hat{}p_{\text{d}}$;
否则
  将 $p_{\text{u}} = P_{\text{umax}}$ 代入 (35)，求解 p_{d}，并将解记为 p_{d}。计算相应的目标函数值 O_1;
  将 $p_{\text{d}} = P_{\text{dmax}}$ 代入(35)，求解 p_{u}，并将解记为 p_{u}。计算相应的目标函数值 O_2;
  如果 $O_1 < O_2$ **则**
    将全局最优解设为 $p_{\text{u}}^* = P_{\text{umax}}$ 以及 $p_{\text{d}}^* = \overline{p}_{\text{d}}$;
  else
    将全局最优解设为 $p_{\text{u}}^* = p_{\text{u}}$ 以及 $p_{\text{d}}^* = P_{\text{dmax}}$;
  end
结束
输出： 最优功率分配 $(p_{\text{u}}^*, p_{\text{d}}^*)$。

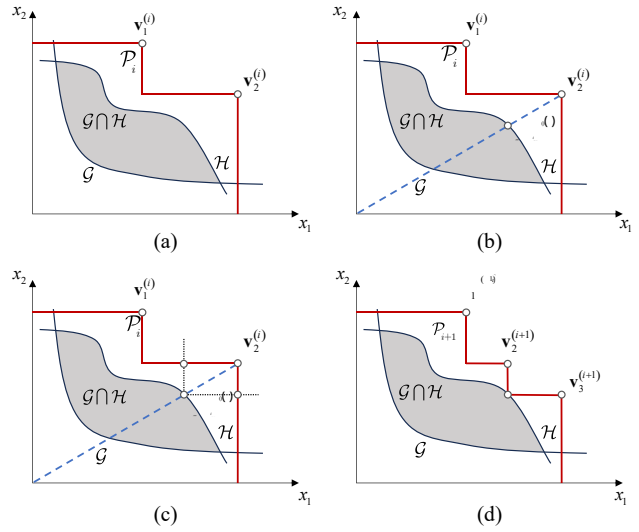


图2. 二维单调优化问题的外部多面体逼近算法流程的几何示意图。

仍然可以建立，但**引理3** 中的单调性可能不再成立，而且难以求得（34）和（35）的交集。因此，**算法1** 不再适用。在本小节中，我们提出一种基于单调优化理论的一般算法，以处理此类情况。

单调优化是一种通用的全局优化框架，适用于目标函数和约束条件关于决策变量呈单调（递增或递减）关系，且无需满足凸性的问题，并已成功应用于各种无线资源分配问题 [43]–[45]。具体而言，单调优化关注如下形式的问题 [43]

$$\max\{f(\mathbf{x}) \,|\mathbf{x} \in \mathcal{G} \cap \mathcal{H}\}, \tag{36}$$

其中 $f(\mathbf{x})$: $\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ 是一个递增函数，$\mathcal{G} \subseteq [\mathbf{0}, \mathbf{b}]$ 和 $\mathcal{H} \subseteq [\mathbf{0},\mathbf{b}]$ 是具有以下形式的两个集合

$$\mathcal{G} = \{\mathbf{x} \in [\mathbf{0}, \mathbf{b}] \,|\widetilde{g}_i(\mathbf{x}) \le 0, i = 0, 1, \cdots, m_1\}, \tag{37}$$

$$\mathcal{H} = \left\{\mathbf{x} \in [\mathbf{0}, \mathbf{b}] \,|\widetilde{h}_i(\mathbf{x}) \ge 0, i = 0, 1, \cdots, m_2\right\}, \tag{38}$$

其中 $\widetilde{g}_i$ 和 h_i 是$\mathbf{x}$的递增函数。

对于式（36）中的单调优化问题，最优解位于可行集 $\mathcal{G}\cap\mathcal{H}$ 的上边界上。因此，只需沿着该上边界进行搜索，而无需遍历整个可行区域，这显著降低了计算复杂度。求解此类问题的一种常用方法是外部多面体逼近算法，该算法构造一系列多面体来外部逼近可行集。具体而言，多面体 $\mathcal{P}$ 定义为盒集$\mathcal{B}_k = [\mathbf{0},\mathbf{v}_k] = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{0} \le \mathbf{x} \le \mathbf{v}_k\}$的并集，其中 $\mathbf{v}_k \in \mathcal{V}$ 是该多面体的一个顶点，$\mathcal{V}$ 是顶点集。

图2展示了二维单调优化问题的外部多面体近似算法。在第 i次迭代中，算法计算顶点集 $\mathcal{V}_i$中每个顶点处的目标函数值，并选取能够取得最大值的顶点$\mathbf{v}_k$。接着，算法将其投影到集合 $\mathcal{G}$上，得到 $\pi_{\mathcal{G}}(\mathbf{v}_k)$，如图2(b)所示。然后，从当前多面体 $\mathcal{P}_i$ 中移除锥$\mathcal{K}^+_{\pi_{\mathcal{G}}(\mathbf{v}_k)} \triangleq \{\mathbf{x} \mid \mathbf{x} > \pi_{\mathcal{G}}(\mathbf{v}_k)\}$，以得到新的多面体$\mathcal{P}_{i+1} = \mathcal{P}_i \setminus \mathcal{K}^+_{\pi_{\mathcal{G}}(\mathbf{v}_k)}$，从而更紧密地外部近似可行集。重复这一过程会生成一系列多面体，其外部近似逐渐收紧，

$$\mathcal{P}_1 \supset \mathcal{P}_2 \supset \cdots \supset \mathcal{P}_k \supset \cdots \supset \mathcal{G} \cap \mathcal{H}. \tag{39}$$

在迭代过程中，最优目标值的上界可由 $\mathcal{P}_i$所有顶点上的最大目标函数值求得，记为 $U^{(i)}$。下界则是投影点$\pi_{\mathcal{G}}(\mathbf{v}_k)$中最佳的目标函数值，记为 $L^{(i)}$。可以证明，$U^{(i)}$ 在迭代过程中单调不增，而 $L^{(i)}$ 单调不减。当这两个界之间的差小于容差 $\epsilon > 0$时，算法终止，即 $U^{(i)} - L^{(i)} \le \epsilon$。

根据 [43, 命题 3.9]，若 $f(\mathbf{x})$为Lipschitz连续，则对于任意给定的 $\epsilon > 0$，上述外部多面体逼近算法保证在有限次迭代内收敛到一个 ϵ-最优解。上述命题的详细证明见 [46]。

现在，我们通过变量替换将上述单调优化框架应用于所考虑的资源分配问题。为说明这一过程，我们以 $g_{\text{u}} < g_{\text{SE}}$ 和 $g_{\text{d}} < g_{\text{CE}}$ 的窃听信道占优情形为例。在这种情况下，根据**命题 2**，我们有 $p_{\text{u}}^* = P_{\text{umax}}$ 和 $p_{\text{d}}^* = P_{\text{dmax}}$。问题 (20) 可简化为

$$\min_{B_{\text{u}}, B_{\text{d}}} \frac{R_{\text{SE}}(P_{\text{umax}}, B_{\text{u}})}{R_{\text{u}}(P_{\text{umax}}, B_{\text{u}})} + \frac{R_{\text{CE}}(P_{\text{dmax}}, B_{\text{d}})}{R_{\text{d}}(P_{\text{dmax}}, B_{\text{d}})} \tag{40a}$$

$$\text{s.t. } T\left(\frac{R_{\text{SE}}\left(P_{\text{umax}},B_{\text{u}}\right)}{R_{\text{u}}\left(P_{\text{umax}},B_{\text{u}}\right)}+\frac{R_{\text{CE}}\left(P_{\text{dmax}},B_{\text{d}}\right)}{R_{\text{d}}\left(P_{\text{dmax}},B_{\text{d}}\right)}\right)\geq D_{\text{th}}\left(\frac{1}{\rho R_{\text{u}}\left(P_{\text{umax}},B_{\text{u}}\right)}+\frac{1}{R_{\text{d}}\left(P_{\text{dmax}},B_{\text{d}}\right)}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}\right), \tag{40b}$$

$$0\leq B_{\text{u}}\leq B_{\max},0\leq B_{\text{d}}\leq B_{\max}. \tag{40c}$$

代入 $B_{\text{u}}=\frac{1}{x_{\text{u}}}$ 和 $B_{\text{d}}=\frac{1}{x_{\text{d}}}$ 后，问题(40)可重新表述为

$$\max_{x_{\text{u}},x_{\text{d}}}-\left[\frac{R_{\text{SE}}\left(P_{\text{umax}},\frac{1}{x_{\text{u}}}\right)}{R_{\text{u}}\left(P_{\text{umax}},\frac{1}{x_{\text{u}}}\right)}+\frac{R_{\text{CE}}\left(P_{\text{dmax}},\frac{1}{x_{\text{d}}}\right)}{R_{\text{d}}\left(P_{\text{dmax}},\frac{1}{x_{\text{d}}}\right)}\right] \tag{41a}$$

$$\text{s.t. } D_{\text{th}}\left(\frac{1}{\rho R_{\text{u}}\left(P_{\text{umax}},\frac{1}{x_{\text{u}}}\right)}+\frac{1}{R_{\text{d}}\left(P_{\text{dmax}},\frac{1}{x_{\text{d}}}\right)}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}\right)-T\left(\frac{R_{\text{SE}}\left(P_{\text{umax}},\frac{1}{x_{\text{u}}}\right)}{R_{\text{u}}\left(P_{\text{umax}},\frac{1}{x_{\text{u}}}\right)}+\frac{R_{\text{CE}}\left(P_{\text{dmax}},\frac{1}{x_{\text{d}}}\right)}{R_{\text{d}}\left(P_{\text{dmax}},\frac{1}{x_{\text{d}}}\right)}\right)\leq 0, \tag{41b}$$

$$x_{\text{u}}-\frac{1}{B_{\max}}\geq 0,x_{\text{d}}-\frac{1}{B_{\max}}\geq 0. \tag{41c}$$

将(41)的目标函数记为 $\tilde{f}_{\text{obj}}\left(x_{\text{u}},x_{\text{d}}\right)$。利用**引理2**，可以证明，$\tilde{f}_{\text{obj}}\left(x_{\text{u}},x_{\text{d}}\right)$ 随 x_{u} 和 x_{d} 的增加而增加。此外，可以证明每个约束左侧均单调递增。因此，(41)是一个单调优化问题，可通过多面体外逼近算法求解。求解(41)的详细算法总结于**算法2**中。

对于另外两种情况（即 $g_{\text{u}}>g_{\text{SE}}$ 和 $g_{\text{d}}<g_{\text{CE}}$，或 $g_{\text{u}}<g_{\text{SE}}$ 和 $g_{\text{d}}>g_{\text{CE}}$），可通过类似的重构应用相同的单调优化方法。

注 *2*：在每次迭代中，多面体外逼近算法都会在新生成的顶点处计算目标函数，通过一维二分搜索计算投影，并更新多面体。每次迭代的复杂度为 $\mathcal{O}(N+\log(1/\epsilon_{\text{proj}})+|\mathcal{V}_i|)$，其中 N 表示变量维度，ϵ_{proj} 表示二分搜索的精度。通常，迭代次数会随 N呈指数增长。因此，算法的整体复杂度会随变量数量 [44]呈指数增长。然而，利用问题的特殊结构，多面体外逼近算法的复杂度远低于一般的全局优化。此外，在我们的设定中，(41)中单调优化问题的维度降至 $N=2$，因此其整体复杂度在实践中可能可以接受。

算法 2： 用于求解问题（41）的多面体外逼近算法
用于求解问题 (41) 的算法

输入： 系统参数 P_{umax}、P_{dmax}、D_{th} 等；收敛容差 ϵ。
初始化多面体 $\mathcal{P}^{(1)}$，其顶点为设 $\mathcal{V}^{(1)}=\left\{\mathbf{v}_1^{(1)}\right\}$，其中 $\mathbf{v}_1^{(1)}=(x_{\text{u,max}},x_{\text{d,max}})$，以及 $x_{\text{u,max}}$ 和 $x_{\text{d,max}}$ 是两个值，使得约束 (41b) 在点处以等式成立 $(x_{\text{u,max}},1/B_{\max})$ 和 $(1/B_{\max},x_{\text{d,max}})$，分别。设 $i=1$。设当前目标函数值 $f^{(0)}=-\infty$
重复
  从 $\mathcal{V}^{(i)}$ 中找到使式（41）的目标函数最大化的顶点，记为$\mathbf{v}^{(i)}=\arg\max_{\mathbf{v}_k^{(i)}\in\mathcal{V}^{(i)}}\tilde{f}_{\text{obj}}\left(\mathbf{v}_k^{(i)}\right)$;
  通过二值化计算$\mathbf{v}^{(i)}$的投影 y 搜索，记为$\mathbf{x}^{(i)}=\pi_{\mathcal{G}}\left(\mathbf{v}^{(i)}\right)$;
  如果 $\mathbf{x}^{(i)}\geq(1/B_{max},1/B_{max})$ 且 $\tilde{f}_{obj}\left(\mathbf{x}^{(i)}\right)>f^{(i-1)}$ **则**
    将当前最优解和目标函数值设为$\mathbf{x}^{(i)}=\bar{\mathbf{x}}^{(i)}$ 和 $\bar{f}^{(i)}=\tilde{f}_{\text{obj}}\left(\mathbf{x}^{(i)}\right)$。
  else
    设 $\mathbf{x}^{(i)}=\mathbf{x}^{(i-1)}$ 和 $f^{(i)}=\bar{f}^{(i-1)}$.
  end
  构造一个新的多面体 $\mathcal{P}^{(i+1)}$，其顶点集 $\mathcal{V}^{(i+1)}$，其中 $\mathcal{V}^{(i+1)}$ 由以下方式生成：$\mathcal{V}^{(i+1)}=\mathcal{V}^{(i)}\setminus\mathcal{V}_*\cap\left\{\mathbf{v}+\left(x_d^{(i)}-v_d\right)\mathbf{e}_d|\,\mathbf{v}\in\mathcal{V}_*,d\in\{1,2\}\right\}$，其中 $\mathcal{V}_*=\left\{\mathbf{v}\in\mathcal{V}^{(i)}|\mathbf{v}>\mathbf{x}^{(i)}\right\}$;
  从 $\mathcal{V}^{(i+1)}$ 中移除不当顶点 $\left\{\mathbf{v}\in\mathcal{V}^{(i+1)}|\mathbf{v}\not\geq(1/B_{\max},1/B_{\max})\right\}$ 设置 $i=i+1$;
直到 $|\bar{f}^{(i)}-\tilde{f}_{obj}\left(\mathbf{v}^{(i)}\right)|<\epsilon$;
输出： 式 (41) 的最优解$\mathbf{x}^{(i)}$。

C. 总结

在所考虑的系统中，所提出的资源分配过程在 EIH 处执行。每个配置周期开始时，EIH 利用无人机搭载的摄像头或雷达更新传感器、机器人和窃听者的位置，然后根据信道模型或无线电地图评估相应的信道增益。如果闭环安全约束未激活，则带宽和发射功率设为最大值。否则，EIH 根据信道排序，采用依赖于具体情形的求解方法来获得资源分配，具体总结见表 II。算法1的计算复杂度为 $\mathcal{O}(\log^2(1/\epsilon))$，具有较高的计算效率。此外，尽管算法 2 的复杂度会随变量数量呈指数级增长，但问题 (41) 已简化为二维形式，因此其复杂度在实际实现中可以接受。

V. 仿真结果

本节给出仿真结果，以评估所提算法。除非另有说明，仿真参数设置为：$P_{\text{umax}}=1$ W、$P_{\text{dmax}}=1$W、$B_{\max}=20$ kHz、$T=0.1$ s、$N_0=-174$ dBm/Hz 和$D_{\text{th}}=300$ bits。空对地和地对空信道

表 II 不同信道条件下变量与复杂度的最优结构。

Case	信道条件	最优变量							复杂度
		p_{u}^*	t_{u}^*	B_{u}^*	f^*	p_{d}^*	t_{d}^*	B_{d}^*	
I	$g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$ $g_{\mathrm{d}} > g_{\mathrm{CE}}$	基于卡鲁什-库恩-塔克的算法	(18)	$B_{\max}$	$f_{\max}$	基于 KKT 的算法	(19)	$B_{\max}$	$\mathcal{O}(\log^2(1/\epsilon))$
II	$g_{\mathrm{u}} < g_{\mathrm{SE}}$ $g_{\mathrm{d}} < g_{\mathrm{CE}}$	P_{umax}	(18)	基于 MO 的算法	$f_{\max}$	P_{dmax}	(19)	基于 MO 的算法	$\mathcal{O}(N + \text{日志}(1/\epsilon_{\mathrm{proj}}) + \lvert\mathcal{V}_i\rvert)$ 每次迭代
III	$g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$ $g_{\mathrm{d}} < g_{\mathrm{CE}}$	基于 MO 的算法	(18)	$B_{\max}$	$f_{\max}$	P_{dmax}	(19)	基于 MO 的算法	$\mathcal{O}(N + \text{日志}(1/\epsilon_{\mathrm{proj}}) + \lvert\mathcal{V}_i\rvert)$ 每次迭代
IV	$g_{\mathrm{u}} < g_{\mathrm{SE}}$ $g_{\mathrm{d}} > g_{\mathrm{CE}}$	P_{umax}	(18)	基于 MO 的算法	$f_{\max}$	基于 MO 的算法	(19)	$B_{\max}$	$\mathcal{O}(N + \text{日志}(1/\epsilon_{\mathrm{proj}}) + \lvert\mathcal{V}_i\rvert)$ 每次迭代

注：情形 I 对应　合法信道占优情形，情形 II 对应窃听信道占优情形　.

增益建模为 $g = \kappa_1 d^{-\eta_1}$，而地对地信道增益计算为 $g = \kappa_2 d^{-\eta_2}$，其中κ_1 和 κ_2 分别表示参考距离为 1 米时的信道增益，η_1 和 η_2 分别为相应的路径损耗指数，d 表示发射机与接收机之间的距离。我们依据自由空间路径损耗模型 [47],设置 $\eta_1 = 2$，并设置 $\eta_2 = 3.5$ [48]。参考信道增益设为：$\kappa_1 = \kappa_2 = 1.42 \times 10^{-4}$ [48]。计算相关参数为：$\alpha = 200$ 周期/比特、$\rho = 0.01$和$f_{\max} = 1$ GHz。

为评估所提方案的性能，我们将其与以下基准方案进行比较。

- 面向控制的闭环优化方案 [27]：联合分配上行链路和下行链路的带宽、功率与传输时间，以及 EIH 的计算能力，旨在实现无窃听情况下 CNE 最大化。如果被窃听的闭环信息超过阈值，则按相同比例缩短上行链路和下行链路的传输时间，以确保满足闭环安全约束。

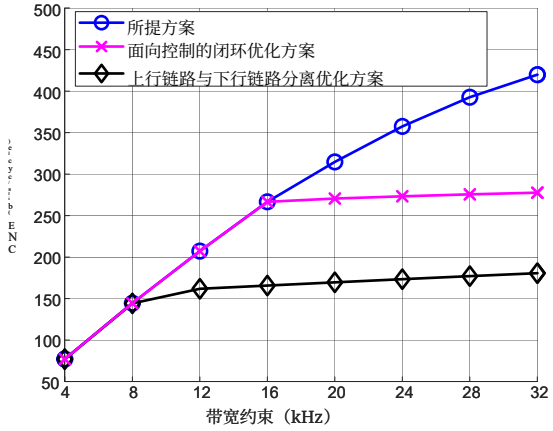


图3. 不同方案实现的 CNE 随带宽约束的变化情况。

- 上行链路与下行链路分离优化方案：分别为传感器数据传输和控制指令传输设置安全约束，然后分别最大化两条链路的数据吞吐量。

值得注意的是，我们还评估了通信系统中常用的传统保密速率最大化基线。然而，该基线通常会导致 CNE 非常小，因为它忽略了**SC**^{3} 闭环中的上下行平衡。因此，为了清楚起见，
因此，以下图中省略了保密速率最大化方案的曲线。

首先，考虑合法信道占优情形，其中 $g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$ 和 $g_{\mathrm{d}} > g_{\mathrm{CE}}$。在此情形下，传感器、EIH、机器人和窃听者的位置分别设为$\mathbf{l}_{\mathrm{s}} = [-500, 0, 0]$、$\mathbf{l}_{\mathrm{EIH}} = [500, 0, 100]$、$\mathbf{l}_{\mathrm{r}} = [-500, 0, 0]$和$\mathbf{l}_{\mathrm{e}} = [-500, 1000, 0]$ 米。

在图3中，我们比较了不同带宽约束下的 CNE。从图中可以看出，当带宽约束低于 16 kHz 时，所提方案与面向控制的闭环优化方案得到的 CNE 值相同。这是因为在这一工作区间内，可用带宽是主要性能瓶颈，因此安全约束不起作用。在这种情况下，两种方案均使用最大允许带宽和发射功率，得到相同的 CNE 值。当带宽约束高于 16 kHz 时，所提方案在三种方案中实现了最高的 CNE，这表明了所提方案的优越性。值得注意的是，分别优化上行链路和下行链路的方案所达到的 CNE 最低。这一结果凸显了综合联合考虑上行链路和下行链路的优势，而所提方案正是采用了这种方法。

图 4 展示了不同最大上行链路功率（P_{umax}）下的 CNE。有趣的是，三种方案所实现的 CNE 随上行功率约束的变化呈现出不同趋势。具体而言，所提方案的 CNE 会随之增加。这是因为p_{u}的无约束最优工作点，即**命题 3** 中的 $\hat{}p_{\mathrm{u}}$，高于最大上行链路功率 P_{umax}。提高 P_{umax} 可以让算法选择更接近无约束最优工作点的解，从而提升 CNE。相比之下，上行链路与下行链路分离优化方案的 CNE 不随 P_{umax}变化。这表明，受 $\min\{\rho D_{\mathrm{u}}, D_{\mathrm{d}}\}$约束的整体 CNE 受制于

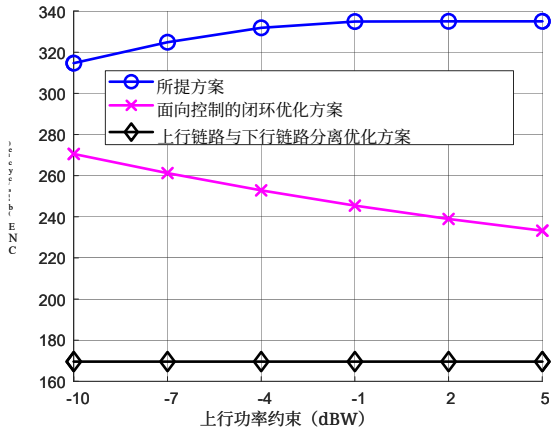


图 4. 不同方案实现的 CNE 随上行链路功率约束的变化情况。

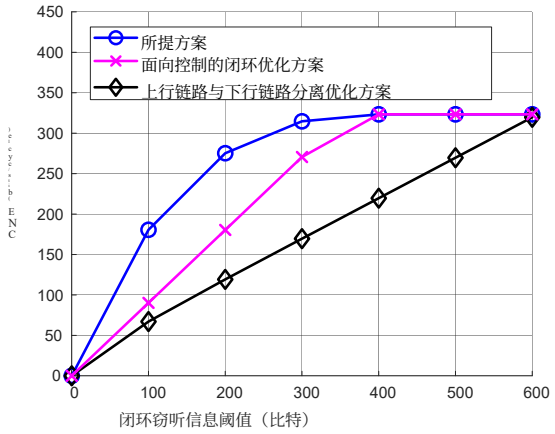


图 5. 不同方案实现的 CNE 随闭环窃听信息阈值的变化情况。

下行数据吞吐量 D_{d}。对于上行链路与下行链路分离优化方案，提升上行能力并不能缓解下行瓶颈，因此无法改善 CNE。此外，面向控制的闭环优化方案所实现的 CNE 会随上行功率约束增大而降低。这一反直觉趋势是因为该方案未考虑闭环安全约束。当 $g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$ 时，单纯提高上行链路功率会使被窃听链路的增幅大于合法链路，导致 CNE 下降。

图 5 展示了所实现的 CNE 随闭环窃听信息阈值的变化情况，即 D_{th}。结果表明，当 $D_{\mathrm{th}} < 400$ bits 时，所提方案实现的 CNE 在三种方案中最高，体现了其优越性。当 $D_{\mathrm{th}} \geq 600$ bits 时，三种方案实现的 CNE 相同，且保持不变。这是因为当D_{th} 足够高时，闭环安全约束将变为非活跃约束。在这种情况下，这些方案可以通过充分利用所有系统资源来达到最大 CNE。

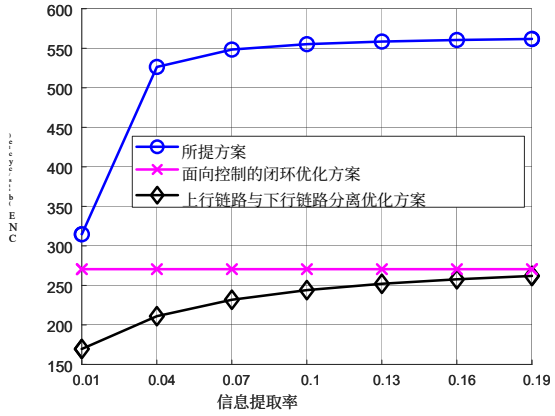


图 6. 不同方案实现的 CNE 随信息提取率的变化情况。

当 $D_{\mathrm{th}} \leq 300$ bits 时，还可以观察到，面向控制的闭环优化方案实现的 CNE 与 D_{th} 大致呈线性关系。这是因为传输时间随 $\frac{D_{\mathrm{th}}}{\rho D_{\mathrm{SE}}, 0 + D_{\mathrm{CE}, 0}}$ 按相同比例缩短。由于数据吞吐量与传输时间成正比，所实现的 CNE 也与 D_{th}呈线性关系。比较所提方案与面向控制的闭环优化方案在安全约束区域（$D_{\mathrm{th}} \leq 400$）中的表现，可以得出结论：所提方案能够实现一种内部协调机制，使得闭环窃听信息阈值按一定比例降低时，CNE 的降幅更小。

在图 6 中，我们展示了不同信息提取率 (ρ) 下的 CNE。可以观察到，面向控制的闭环优化基准方案在所有 ρ 下实现的 CNE 几乎相同。原因在于，增大 ρ 会同时增加从上行链路提取的任务相关信息量和信息泄漏，因此可实现的 CNE 仍受安全阈值限制。相比之下，所提方案受益于更大的 ρ，能够实现更高的 CNE，因为它可以自适应地重新平衡资源，以缓解上行瓶颈。

图 7 展示了窃听者的位置对 CNE 的影响。具体而言，我们将窃听者的位置设为$\mathbf{l}_{\mathrm{e}} = [l_{\mathrm{e,x}}, 1100, 0]$，并展示 CNE 与 x 坐标 $l_{\mathrm{e,x}}$ 之间的关系。可以看出，CNE 随着 $l_{\mathrm{e,x}}$ 先减小后增大，并在 $l_{\mathrm{e,x}} = -500$ m 时达到最小值。由于$\mathbf{l}_{\mathrm{s}} = [-500, 0, 0]$和$\mathbf{l}_{\mathrm{EIH}} = [500, 0, 100]$，可以得出结论：窃听者应更靠近 EIH 而非传感器，以降低$\mathbf{SC}^3$ 闭环的性能。这是因为，传感器数据包含冗余原始数据，因此对 EIH 到机器人链路进行窃听更为有效。该图表明，位置的策略性设计是一项重要考量：无论是旨在保护系统的合法系统设计者，还是寻求最大化截获效能的窃听者，都应如此。

图8 展示了 最优时间分配结果 不同

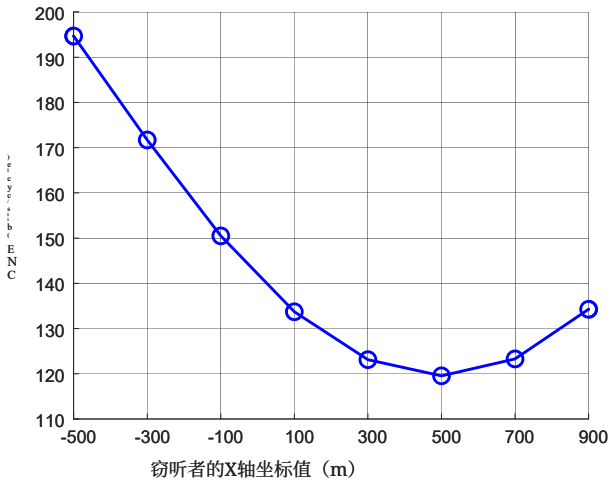


图7. 窃听者的x轴坐标值对应的 CNE。

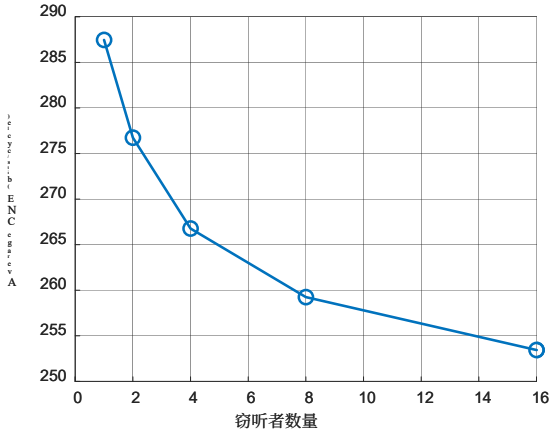


图9. 随窃听者数量变化的平均CNE。

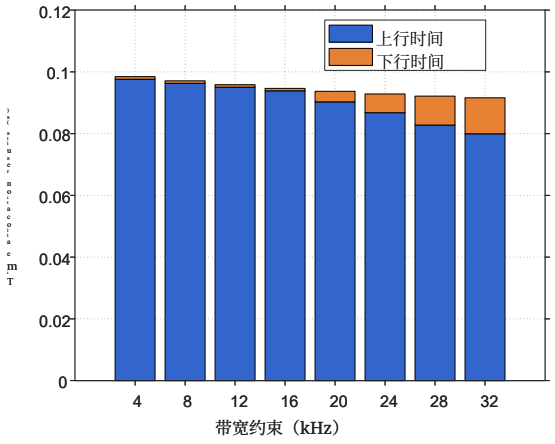


图8. 不同带宽约束下的时间分配结果。

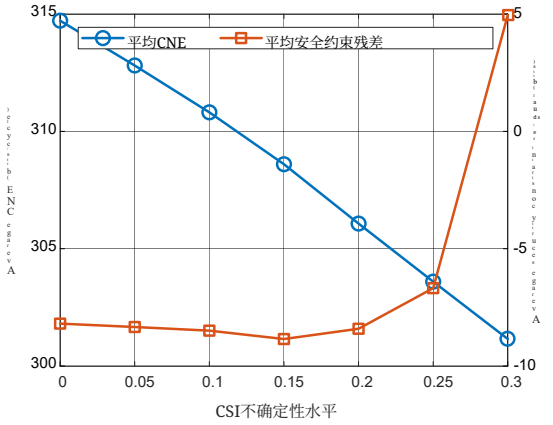


图10. 平均CNE和安全约束残差随信道状态信息不确定性水平的变化。

带宽约束下，固定总周期时间为 $T = 0.1$ s。可以看出，分配给上行链路的时间远长于下行时间。这是因为上行链路传输的原始感知数据量远大于下行链路传输的控制命令量。还可以观察到，随着带宽约束增大，传输时间（上行时间与下行时间之和）会缩短。原因在于，带宽越大，传输和处理的数据越多，因此需要更多计算时间，留给传输的时间也就越少。此外，上行时间与下行时间之比 $t_{\mathrm{u}}/t_{\mathrm{d}}$ 会随着带宽约束增大而减小。原因分析如下。根据 **命题 1**，传输时间与相应的数据速率成反比，即$t_{\mathrm{u}}/t_{\mathrm{d}} = R_{\mathrm{d}}/(\rho R_{\mathrm{u}})$。随着带宽增加，为满足安全约束，上行链路功率和下行链路功率都需要降低。然而，下行链路数据对闭环安全更为关键，因为上行链路数据包含冗余的原始数据。因此，下行链路功率下降速度快于上行链路功率，导致上行链路与下行链路数据速率之比增加。因此，随着带宽增加，上行时间与下行时间之比会减小。

在图9中，我们评估了所提方案在多窃听者场景下的性能。由于所提算法是针对单个窃听者情形推导的，我们通过从所有窃听者中选取上行链路和下行链路上最强的窃听链路，对其进行了扩展。我们随机生成1,000个相互独立的窃听者位置，并展示平均CNE随窃听者数量 K的变化情况。结果表明，平均CNE随着 K 增加而降低，因为窃听者数量增加时，系统更容易遭到窃听。

在图10中，我们展示了实际部署中不完美信道状态信息的影响。具体而言，对于每条链路，我们将估计的大尺度信道增益建模为 $g_{\mathrm{est}} = g_{\mathrm{true}}(1+e)$，其中 g_{true} 是真实信道增益，$e \sim \mathcal{N}\left(0,\ \mu^2\right)$ 是相对信道状态信息误差，μ 表示CSI不确定性水平。此外，对于

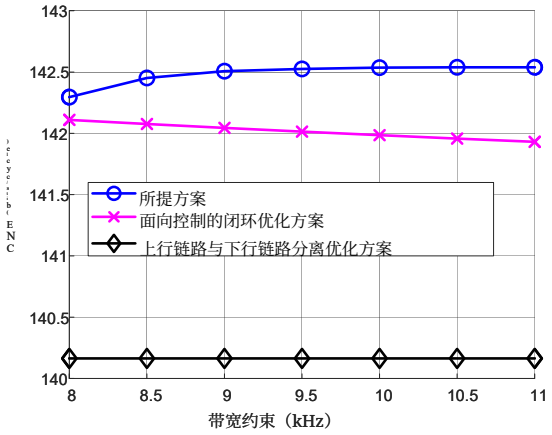


图 11. 窃听信道占优情形下，不同方案实现的 CNE 随带宽约束的变化情况。

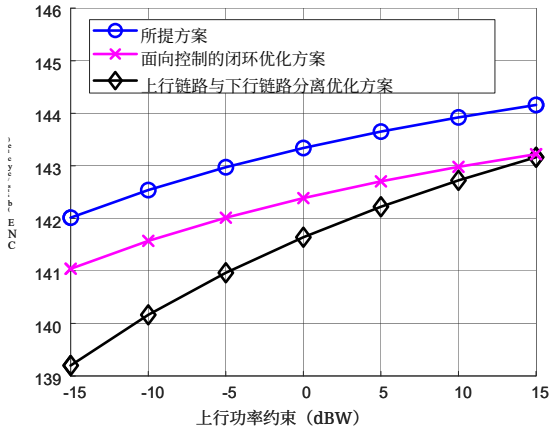


图 12. 窃听信道占优情形下，不同方案实现的 CNE 随上行功率约束变化的情况。

地面到地面传感器-窃听者链路，考虑了小尺度瑞利衰落。算法使用估计的信道增益执行，而性能则根据真实信道增益进行评估。结果取自 10000 次蒙特卡洛试验的平均值。随着 μ 增大，基于不完美信道状态信息得到的分配逐渐偏离真实最优解，导致平均CNE下降。我们还报告了平均安全约束残差，其定义为 $\mathbb{E}[\rho D_{\mathrm{SE}} + D_{\mathrm{CE}} - D_{\mathrm{th}}]$；负值表示安全约束留有安全裕度且得到满足。当 μ 较小时，残差可能低于零，这主要是由于式 (8)-(10) 中的安全性分析较为保守。然而，当 μ 较大时，信道状态信息失配占据主导地位，残差随不确定性水平迅速增大，从而导致更高的安全风险。这凸显了在信道状态信息质量受限时，通过纳入信道状态信息误差统计来进行鲁棒设计的必要性。

接下来，我们展示 $g_{\mathrm{u}} < g_{\mathrm{SE}}$ and $g_{\mathrm{d}} < g_{\mathrm{CE}}$ 的窃听信道占优情形下的仿真结果。具体而言，传感器、EIH、机器人和窃听者的位置分别设为 $\mathbf{l}_{\mathrm{s}} = [-500, 0, 0]$、$\mathbf{l}_{\mathrm{EIH}} = [500, 0, 100]$、$\mathbf{l}_{\mathrm{r}} = [-800, 0, 0]$ 和 $\mathbf{l}_{\mathrm{e}} = [-460, 0, 0]$ 米。

图 11 展示了在窃听信道占优情形下，三种方案在不同带宽约束下实现的 CNE。可以看出，在这种情形下，CNE 随带宽约束变化的趋势与合法信道占优情形下 CNE 随上行功率约束 P_{umax}变化的趋势相似（此前已在图 4 中展示）。这种对应关系可归因于**引理2**，该引理表明，在窃听信道占优情形下，式 (20) 的目标函数关于带宽的单调性，与在合法信道占优情形下目标函数关于发射功率的单调性相同。

图 12 展示了在窃听信道占优情形下，不同上行链路功率约束条件下三种方案所实现的 CNE。通过比较图 4 和图 12，可以发现两者的变化趋势存在显著差异：在窃听信道占优情形下，三种方案的 CNE 均随P_{umax} 增大；而在合法信道占优情形下，独立优化方案的 CNE 保持不变，而面向控制的方案的 CNE 随 P_{umax} 增大而降低。在窃听信道占优情形下，三种方案均呈上升趋势，这是因为提高上行链路功率对合法传输速率的提升，远大于其对窃听速率的影响，如**引理2**所示。因此，更高的上行链路功率增强了实现安全通信的潜力，从而提高了所有方案的 CNE。此外，可以观察到，独立优化方案的边际增幅快于所提方案。这是因为独立优化方案对上行链路和下行链路分别进行优化，因此在闭环瓶颈被触发之前，能够更显著地受益于上行链路功率的提升。相比之下，所提方案能够实现上行链路与下行链路之间的平衡。这种平衡方式本身会导致上行链路功率进一步提升所带来的边际收益递减。值得注意的是，尽管所提方案的 CNE 随上行链路功率增加的边际增幅较慢，但其整体 CNE 始终更高，彰显了其在闭环性能优化方面的优越性。

我们还测试了其他信道条件，即表 II 中的情形III和情形IV。所提方案始终优于基线方案，且呈现出与图3–4相似的趋势。由于篇幅有限，此处不展示相应结果。

VI. 结论

本文研究了一种由传感器、无人机搭载的EIH和机器人构成**SC**^{3} 闭环以执行关键任务的非地面网络辅助控制系统的安全性。本文考虑了潜在窃听者带来的安全影响。在闭环窃听信息的约束下，我们构建了一个CNE最大化问题，对上行链路和下行链路传输的带宽、功率和传输时长，以及计算能力进行优化。对于合法信道占优情形，我们提出了一种高效算法，以

基于KKT条件求得该优化问题的全局最优解。对于其他情形，我们利用单调优化理论求得最优解。我们给出了仿真结果，以展示闭环结构级物理层安全系统设计所带来的性能提升。未来的工作将研究窃听者位置不确定性下的鲁棒设计 [41]、向多个窃听者的扩展，以及利用可重构天线架构（例如，可旋转天线） [49]、[50] 或感知与通信一体化 [51] 作为额外空间自由度来增强保密性。

附录 A 命题1的证明

根据式 (17)，可得

$$t_{\mathrm{d}}^{*}=\frac{\rho R_{\mathrm{u}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}{R_{\mathrm{d}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)} t_{\mathrm{u}}^{*}. \tag{42}$$

将式 (42) 代入式 (15)，可得最优上行时间为

$$t_{\mathrm{u}}^{*}=\frac{\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)} D_{\mathrm{th}}}{\frac{R_{\mathrm{SE}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}{R_{\mathrm{u}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}+\frac{R_{\mathrm{CE}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}{R_{\mathrm{d}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}}. \tag{43}$$

将式 (43) 代入式 (42)，即可得到式 (19)。根据式 (16)、(18) 和 (19)，可将优化问题 (14) 重写为

$$\max_{p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}} \frac{D_{\mathrm{th}}}{\frac{R_{\mathrm{SE}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}{R_{\mathrm{u}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}+\frac{R_{\mathrm{CE}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}{R_{\mathrm{d}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}} \tag{44a}$$

$$\text{s.t.} \left(\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}+\frac{1}{R_{\mathrm{d}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}\right) \times \frac{D_{\mathrm{th}}}{\frac{R_{\mathrm{SE}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}{R_{\mathrm{u}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}+\frac{R_{\mathrm{CE}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}{R_{\mathrm{d}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}} \leq T, \tag{44b}$$

$$0 \leq B_{\mathrm{u}} \leq B_{\max}, 0 \leq B_{\mathrm{d}} \leq B_{\max}, \tag{44c}$$

$$0 \leq p_{\mathrm{u}} \leq P_{\mathrm{umax}}, 0 \leq p_{\mathrm{d}} \leq P_{\mathrm{dmax}}. \tag{44d}$$

由于式 (44) 中目标函数的分子为常数参数，最大化目标函数等价于最小化分母项，这表明原问题 (14) 等价于式 (20)。

附录 B 命题 2 的证明

为便于记号，我们将(20)的目标函数记为 $f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)$，并定义辅助函数$g\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)$为

$$g\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right) \tag{45}$$

$$\triangleq \frac{D_{\mathrm{th}}}{T}\left(\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}\right)}+\frac{1}{R_{\mathrm{d}}\left(p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}\right), \tag{46}$$

可以证明，$g\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)$关于 p_{u}、B_{u}、p_{d}和 B_{d} 单调递减。根据上述定义，约束(20b)可改写为

$$f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right) \geq g\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right). \tag{47}$$

将(20)的最优解记为$\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\mathrm{u}}^{*}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right)$，则有

$$f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\mathrm{u}}^{*}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right) \geq g\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\mathrm{u}}^{*}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right) \tag{48}$$

基于(20b)。

首先，我们通过矛盾证明：若 $g_{\mathrm{u}} > g_{\mathrm{SE}}$，则在最优解处有$B_{\mathrm{u}}^{*} = B_{\max}$。在此情形下，$f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}, B_{\mathrm{u}}, p_{\mathrm{d}}, B_{\mathrm{d}}\right)$关于 B_{u} 单调递减。基于**引理2**。若 $B_{\mathrm{u}}^{*} < B_{\max}$，我们考虑一个新的工作点$\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\max}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right)$。由于 f_{obj} 关于 B_{u}的递减单调性，我们可以得到

$$f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\mathrm{u}}^{*}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right) > f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\max}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right). \tag{49}$$

若新点$\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\max}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right)$可行，即$f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\max}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right) \geq g\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\max}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right)$，则该新工作点是(20)的一个可行点，从而得到比所假设最优解严格更小的目标函数值，这构成矛盾。

否则，若 $f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\max}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right) < g\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\max}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right)$，这意味着新点初始时不可行，我们可以改进 p_{u}、p_{d} 和 B_{d} 的取值，以构造一个新的可行点。注意，我们假设 $\rho D_{\mathrm{SE},0}+D_{\mathrm{CE},0}>D_{\mathrm{th}}$（如第三节开头所述），其中 $D_{\mathrm{SE},0}$ 和 $D_{\mathrm{CE},0}$ 分别表示移除安全约束且资源得到充分利用时，传感器到EIH链路和EIH到机器人链路上对应的窃听数据速率（即 $p_{\mathrm{u},0}=P_{\mathrm{umax}}$, $p_{\mathrm{d},0}=P_{\mathrm{dmax}}$，以及 $B_{\mathrm{u},0}=B_{\mathrm{d}}$, $_{0}=B_{\max}$）。在这种无约束情形下，上行链路和下行链路的传输时长可表示为 [27]

$$t_{\mathrm{u},0}=\frac{\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}\right)} T}{\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}\right)}+\frac{1}{R_{\mathrm{d}}\left(P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right)}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}}, \tag{50}$$

$$t_{\mathrm{d},0}=\frac{\frac{1}{R_{\mathrm{d}}\left(P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right)} T}{\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}\right)}+\frac{1}{R_{\mathrm{d}}\left(P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right)}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}}. \tag{51}$$

将上述数值代入假设$\rho D_{\mathrm{SE},\ 0}+D_{\mathrm{CE},\ 0}>D_{\mathrm{th}}$ 可得

$$\frac{\frac{R_{\mathrm{SE}}\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}\right)}{R_{\mathrm{u}}\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}\right)} T+\frac{R_{\mathrm{CE}}\left(P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right)}{R_{\mathrm{d}}\left(P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right)} T}{\frac{1}{\rho R_{\mathrm{u}}\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}\right)}+\frac{1}{R_{\mathrm{d}}\left(P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right)}+\frac{\alpha}{\rho f_{\max}}} > D_{\mathrm{th}}, \tag{52}$$

利用我们定义的函数，可将其改写为

$$f_{\mathrm{obj}}\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}, P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right) > g\left(P_{\mathrm{umax}}, B_{\max}, P_{\mathrm{dmax}}, B_{\max}\right). \tag{53}$$

根据 $f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}^{*},\ B_{\max},\ p_{\mathrm{d}}^{*},\ B_{\mathrm{d}}^{*}\right) < g\left(p_{\mathrm{u}}^{*},\ B_{\max},\ p_{\mathrm{d}}^{*},\ B_{\mathrm{d}}^{*}\right)$和(53)，必定存在一个中间可行点$\left(p_{\mathrm{u},\ 1},\ B_{\max},\ p_{\mathrm{d},\ 1},\ B_{\mathrm{d},\ 1}\right)$，满足 $p_{\mathrm{u}}^{*} \leq p_{\mathrm{u},\ 1} \leq P_{\mathrm{umax}}$, $p_{\mathrm{d}}^{*} \leq p_{\mathrm{d},\ 1} \leq P_{\mathrm{dmax}}$，且$B_{\mathrm{d}}^{*} \leq B_{\mathrm{d},\ 1} \leq B_{\max}$，使得

$$f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u},1}, B_{\max}, p_{\mathrm{d},1}, B_{\mathrm{d},1}\right)=g\left(p_{\mathrm{u},1}, B_{\max}, p_{\mathrm{d},1}, B_{\mathrm{d},1}\right), \tag{54}$$

由于 f_{obj} 和 g的连续性。

对于这个可行点（$p_{\mathrm{u},\ 1}$，$B_{\max}$，$p_{\mathrm{d},\ 1}$，$B_{\mathrm{d},\ 1}$），我们有

$$f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u},1}, B_{\max}, p_{\mathrm{d},1}, B_{\mathrm{d},1}\right)=g\left(p_{\mathrm{u},1}, B_{\max}, p_{\mathrm{d},1}, B_{\mathrm{d},1}\right) \tag{55}$$

$$< g\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\mathrm{u}}^{*}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right) \tag{56}$$

$$\leq f_{\mathrm{obj}}\left(p_{\mathrm{u}}^{*}, B_{\mathrm{u}}^{*}, p_{\mathrm{d}}^{*}, B_{\mathrm{d}}^{*}\right), \tag{57}$$

其中，式（56）成立是因为 $g(p_u, B_u, p_d, B_d)$ 关于 p_u、B_u、p_d 和 B_d单调递减，而式（57）由式（47）可得。这一链$f_{obj}(p_u,1,B_{max},p_d,1,B_d,1) < f_{obj}(p_u^*,B_u^*,p_d^*,B_d^*)$ 与假设（p_u^*,B_u^*,p_d^*,B_d^*）是最优的相矛盾。因此，当 $g_u > g_{SE}$ 时，最优上行带宽必须为$B_u^* = B_{max}$。其他情况（$g_u < g_{SE}$、$g_d > g_{CE}$ 和 $g_d < g_{CE}$）的证明可用类似论证得出。

接下来，我们证明(20b)必须以等式成立。例如，考虑情形 $g_u > g_{SE}$，我们有

$$\lim_{p_u \to 0} \frac{R_{SE}(p_u, B_u)}{R_u(p_u, B_u)} = \frac{g_{SE}}{g_u}, \tag{58}$$

$$\lim_{p_u \to 0} \frac{1}{\rho R_u(p_u, B_u)} = +\infty. \tag{59}$$

基于上述极限，当 $p_u \to 0$时，我们可以证明约束(20b)不满足，因为 f_{obj} 是有限的，而 $g + \infty$。上述分析表明，由于(20b)的限制，p_u 不能任意小。现在假设在最优解处，我们有 $f_{obj}(p_u, B_u, p_d, B_d) > g(p_u, B_u, p_d, B_d)$（即(20b)以严格不等式成立）。我们可以减小$p_u$ 的值，从而使(20b)的等式成立。由于目标函数关于 p_u单调递增，减小 p_u 总能得到更好的解。对于其他情形，可通过调整 p_d、B_u 或 B_d 进行类似推理。

附录 C 引理3的证明

$f_1(p_u)$和 $h_1(p_u)$的导数为

$$f_1'(p_u) = \frac{\frac{a}{1+ap_u}\log(1+bp_u) - \frac{b}{1+bp_u}\log(1+ap_u)}{\log^2(1+bp_u)}, \tag{60}$$

$$h_1'(p_u) = -\frac{\log(2) D_{th}}{\rho T B_{max}} \frac{\frac{b}{1+bp_u}}{\log^2(1+bp_u)}, \tag{61}$$

为方便起见，我们记 $a = \frac{g_{SE}}{B_{max}N_0}$ 和 $b = \frac{g_u}{B_{max}N_0}$。因此，所考虑的函数可计算为

$$\frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)} = -\frac{\rho T B_{max}}{\log(2) D_{th}} \frac{\frac{a}{1+ap_u}\log(1+ap_u) - \frac{b}{1+bp_u}\log(1+bp_u)}{\frac{b}{1+bp_u}}, \tag{62}$$

其关于 p_u 的导数为

$$\left[\frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)}\right]' = \frac{\rho T B_{max}}{\log(2) D_{th}} \frac{a(a-b)\log(1+bp_u)}{b(1+ap_u)^2}. \tag{63}$$

当 $g_u > g_{SE}$时，我们有 $a < b$。根据(63)，有 $\left[\frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)}\right]' < 0$，这表明 $f_1'(p_u)h_1'(p_u)$关于 p_u递减。按照类似的步骤，我们可以证明 $f_2'(p_d)h_2'(p_d)$关于 p_d递减，从而完成证明。

APPENDIX D
PROOF OF PROPOSITION 3

根据**引理3**，(34)定义了如下关系：

$$p_d = C_1(p_u), \tag{64}$$

其中，$C_1(p_u)$ 是 p_u 的增函数。

此外，由于函数 $f_1(p_u) - h_1(p_u)$ 和 $f_2(p_d) - h_2(p_d)$ 分别关于 p_u 和 p_d 递增，因此式（35）可表示为

$$p_d = C_2(p_u), \tag{65}$$

其中，$C_2(p_u)$是 p_u的递减函数。由于 $C_1(p_u)$递增而 $C_2(p_u)$递减，方程组(34)和(35)至多有一个交点；若该交点存在，则记为($\hat{p}_u$，$\hat{p}_d$)。

接下来，我们沿着方程 (35) 定义的曲线，即 $p_d = C_2(p_u)$，分析问题 (23) 的目标函数 $f_1(p_u) + f_2(p_d)$。约束目标函数值记为 $O(p_u)$，可写为

$$O(p_u) = f_1(p_u) + f_2(C_2(p_u)), \tag{66}$$

其关于 p_u 的导数可计算为

$$\frac{dO(p_u)}{dp_u} = f_1'(p_u) + f_2'(C_2(p_u)) \frac{dC_2(p_u)}{d(p_u)}. \tag{67}$$

利用方程 (35) 的隐式求导，可计算出 $C_2(p_u)$ 的导数

$$\frac{dC_2(p_u)}{dp_u} = -\frac{f_1'(p_u) - h_1'(p_u)}{f_2'(C_2(p_u)) - h_2'(C_2(p_u))}. \tag{68}$$

将 (68) 代入 (67)，得

$$\frac{dO(p_u)}{dp_u} = \frac{f_2'(C_2(p_u))h_1'(p_u) - f_1'(p_u)h_2'(C_2(p_u))}{f_2'(C_2(p_u)) - h_2'(C_2(p_u))} \tag{69}$$

$$= \frac{f_2'(p_d)h_1'(p_u) - f_1'(p_u)h_2'(p_d)}{f_2'(p_d) - h_2'(p_d)} \tag{70}$$

$$= \frac{\frac{f_2'(p_d)}{h_2'(p_d)} - \frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)}}{f_2'(p_d) - h_2'(p_d)} h_1'(p_u)h_2'(p_d), \tag{71}$$

其中，为简洁起见，在 (70) 中使用了 $p_d = C_2(p_u)$。根据 $f_1'(p_u) > 0$、$f_2'(p_d) > 0$、$h_1'(p_u) < 0$、$h_2'(p_d) < 0$，(), (), () 和 (), $\frac{dO(p_u)}{dp_u}$ 的符号由 $f_1'(p_u)h_1'(p_u) - f_2'(p_d)h_2'(p_d)$ 的符号决定。具体而言，当 $\frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)} > \frac{f_2'(p_d)}{h_2'(p_d)}$ 时，有 $\frac{dO(p_u)}{dp_u} > 0$；当 $\frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)} < \frac{f_2'(p_d)}{h_2'(p_d)}$ 时，有 $\frac{dO(p_u)}{dp_u} < 0$。

在交点 ($\hat{p}_u$，$\hat{p}_d$) 处，我们有 $\frac{f_1'(\hat{p}_u)}{h_1'(\hat{p}_u)} = \frac{f_2'(\hat{p}_d)}{h_2'(\hat{p}_d)}$。接下来，我们考虑曲线 $p_d = C_2(p_u)$ 上的一点 (p_u,p_d)。若 $p_u < \hat{p}_u$，由于 C_2 递减，我们有 $\hat{p}_d = C_2(\hat{p}_u) > C_2(p_u) = p_d$。根据引理3，$f_1'(p_u)h_1'(p_u)$ 和 $f_2'(p_d)h_2'(p_d)$ 均为递减函数。因此，我们有 $\frac{f_1'(p_u)}{h_1'(p_u)} > \frac{f_1'(\hat{p}_u)}{h_1'(\hat{p}_u)} = \frac{f_2'(\hat{p}_d)}{h_2'(\hat{p}_d)} > \frac{f_2'(p_d)}{h_2'(p_d)}$，这表明 $\frac{dO(p_u)}{dp_u} < 0$。因此，当 $p_u < \hat{p}_u$ 时，$O(p_u)$ 递减。类似地，当 $p_u > \hat{p}_u$ 时，可以证明 $O(p_u)$ 关于 p_u 递增。

基于上述分析，沿曲线 $p_d = C_2(p_u)$，$O(p_u)$ 在 $p_u = \hat{p}_u$ 处取得唯一最小值。因此，($\hat{p}_u$，$\hat{p}_d$) 是在约束 (35) 下（即 (23b) 取等号时）使目标函数 $f_1(p_u) + f_2(p_d)$ 最小的点。根据 **命题 2**，我们知道 (23) 的最优解必定满足约束 (23b) 且取等号。因此，如果点 ($\hat{p}_u$，$\hat{p}_d$) 满足 $\hat{p}_u \le P_{umax}$ 和 $\hat{p}_d \le P_{dmax}$，则它是问题 (23) 的全局解。

否则，如果交集不存在，或者 ($\hat{p}_u$, $\hat{p}_d$) 不可行，则 $O(p_u)$ 在区间内单调

$p_{\mathrm{u}} \in \left[C_2^{-1}(P_{\mathrm{dmax}}) \quad P_{\mathrm{umax}}\right]$，其中 C_2^{-1}表示 C_2 的反函数。在这种情况下， $O(p_{\mathrm{u}})$ 的最小值必定出现在分别对应于 $p_{\mathrm{u}} = P_{\mathrm{umax}}$ 或 $p_{\mathrm{d}} = P_{\mathrm{dmax}}$ 的边界点之一。使目标函数值较小的边界点即为最优解。

参考文献

[1] Delmerico J等人，“救援机器人的现状与未来展望”，J. Field Robotics，第36卷，第7期，第1171–1191页，2019年8月。[2] X. Fang、W. Feng、Y. Chen、N. Ge和G. Zheng，“面向控制的无人空间探索深空通信”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第23卷，第10期，第14466-14481页，2024年10月。[3] A. Grau、M. Indri、L. Lo Bello和T. Sauter，“工业中的机器人：与人类日益紧密协作的过去、现在与未来”，IEEE Ind. Electron. Mag.，第15卷，第1期，第50-61页，2021年3月。[4] C. Lei、X. Fang、W. Feng、Y. Chen、N. Ge、M. Xiao和S. Mao，“面向6G控制的卫星-无人机网络：感知-通信-计算-控制闭环视角”，IEEE Network，第39卷，第4期，第62-69页，2025年7月。[5] W. Feng、Y. Wang、Y. Chen、N. Ge和C.-X. Wang，“面向6G物联网的结构化卫星-无人机-地面网络”，IEEE Netw.，第38卷，第4期，第48-54页，2024年7月。[6] Y. Xiao等人，“面向6G的空天地一体化无线网络：基础、关键技术与未来趋势”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第42卷，第12期，第3327-3354页，2024年12月。[7] C. Lei、W. Feng、P. Wei、Y. Chen、N. Ge和S. Mao，“边缘信息枢纽：统筹卫星、无人机、移动边缘计算、感知与通信以服务6G闭环控制”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第43卷，第1期，第5-20页，2025年1月。[8] I. Ahmad、J. Suomalainen、P. Porambage、A. Gurtov、J. Huusko和M. H¨oyhty¨a，“星地通信的安全：挑战与潜在解决方案”，IEEE Access，第10卷，第96038-96052页，2022年。[9] L. Gupta、R. Jain和G. Vaszkun，“无人机通信网络中重要问题综述”，IEEE Commun. Surv. Tut.，第18卷，第2期，第1123-1152页，2016年第2季度。[10] X. Sun、D. W. K. Ng、Z. Ding、Y. Xu和Z. Zhong，“无人机系统中的物理层安全：挑战与机遇”，IEEE Wireless Commun.，第26卷，第5期，第40-47页，2019年10月。[11] C. Li、M. Xiao和M. Skoglund，“自适应编码联邦学习：隐私保护与掉队者缓解”，IEEE Trans. Commun.，第73卷，第11期，第11448-11462页，2025年11月。[12] C. Li、M. Xiao和M. Skoglund，“基于审计机制、具备拜占庭弹性的基于符号的分布式学习”，IEEE Trans. Inf. Forensics Sec urity，第20卷，第5774-5788页，2025年。[13] T. Wang、N. Huang、Y. Wu和T. Q. S. Quek，“高能效无线联邦学习：基于序贯人工干扰的面向保密设计”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第72卷，第5期，第6412-6427页，2023年5月。[14] T. K. Oikonomou和G. K. Karagiannidis，“用于极高鲁棒物理层加密的椭圆曲线调制（ECM）”，IEEE Trans. Inf. Forensics Security，第20卷，第5620-5631页，2025年。[15] C. Leroy、T. Arbi、O. Pierre Pasquero和B. Geller，“恒包络约束下物理层加密的实用算法”，IEEE Access，第13卷，第133783-133789页，2025年。[16] J. Zhang、A. Marshall、R. Woods和T. Q. Duong，“一种正交频分复用物理层加密方案的设计”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第66卷，第3期，第2114-2127页，2017年3月。[17] J. M. Hamamreh、H. M. Furqan和H. Arslan，“面向机密性的物理层安全技术分类与应用：全面综述”，IEEE Commun. Surv. Tut.，第21卷，第2期，第1773-1828页，2019年第2季度。[18] N. Wang、P. Wang、A. Alipour-Fanid、L. Jiao和K. Zeng，“面向物联网的5G无线网络物理层安全：挑战与机遇”，IEEE Internet Things J.，第6卷，第5期，第8169-8181页，2019年10月。[19] A. Mukherjee、S. A. A. Fakoorian、J. Huang和A. L. Swindlehurst，“多用户无线网络中物理层安全原理：综述”，IEEE Commun. Surv. Tut.，第16卷，第3期，第1550-1573页，2014年第3季度。[20] R. A. Gupta和M. -Y. Chow，“网络化控制系统：概述与研究趋势”，IEEE Trans. Ind. Electron.，第57卷，第7期，第2527-2535页，2010年7月。[21] Y. Wang、S. Wu、C. Lei、J. Jiao和Q. Zhang，“无线网络化控制系统综述：通信视角”，IEEE Internet Things J.，第11卷，第5期，第7499-7524页，2024年3月。[22] M. S. Mahmoud 和 M. M. Hamdan，“网络化控制系统中的基本问题”，IEEE/CAA J. Autom. Sinica，第 5 卷，第 5 期，第 902-922 页，2018 年 9 月。[23] S. Tatikonda 和 S. Mitter，“通信约束下的控制”，IEEE Trans. Autom. Control，第 49 卷，第 7 期，第 1056-1068 页，2004 年 7 月。[24] T. Tanaka、P. M. Esfahani 和 S. K. Mitter，“具有最小有向信息的 LQG 控制：半定规划方法”，IEEE Trans. Auto. Control，第 63 卷，第 1 期，第 37-52 页，2018 年 1 月。[25] V. Kostina 和 B. Hassibi，“控制中的速率-代价权衡”，IEEE Trans. Auto. Control，第 64 卷，第 11 期，第 4525-4540 页，2019 年 11 月。[26] Y. Wang、S. Wu、Y. Wang、X. Zhang、J. Jiao 和 Q. Zhang，“SAGIN 中面向目标的节能无线网络化控制传输调度：一种信息年龄阈值机制”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第 73 卷，第 8 期，第 11503-11517 页，2024 年 8 月。[27] X. Fang、C. Lei、W. Feng、Y. Chen、N. Ge 和 S. Jin，“面向 6G反射弧的结构化连接：任务导向虚拟用户与新的上行链路-下行链路权衡”，IEEE Wireless Commun. Lett.，第 14 卷，第 1 期，第 198-202 页，2025 年 1 月。[28] R. Muradore 和 D. Quaglia，“网络化控制系统安全的节能入侵检测与缓解”，IEEE Trans. Ind. Informat.，第 11 卷，第 3 期，第 830-840 页，2015 年 6 月。[29] Y. Yuan、H. Yuan、D. W. C. Ho 和 L. Guo，“拒绝服务攻击下无线网络化控制系统的弹性控制：一种跨层设计方法”，IEEE Trans. Cybern.，第 50 卷，第 1 期，第 48-60 页，2020 年 1 月。[30] H. Yang、M. Shi、Y. Xia 和 P. Zhang，“ 遭受干扰攻击的无线网络化控制系统安全研究 ”，IEEE Trans. Cybern.，第 49 卷，第 6 期，第 2022-2031 页，2019 年 6 月。[31] P. A. Bonab、J. Holland 和 A. Sargolzaei，“虚假数据注入攻击下永磁直线电机网络化控制的基于观测器的控制”，载于 IEEE Dependable and Secure Comput. Conf. (DSC) 论文集，美国佛罗里达州坦帕，2023 年，第 1-8 页。[32] M. Yang 和 J. Zhai，“重放攻击及时延下非线性信息物理系统的基于预测器的分散式事件触发安全控制”，IEEE Trans. Control Netw. Syst.，第 11 卷，第 1 期，第 150-160 页，2024 年 3 月。[33] J. Heo、C. S. Hong、S. H. Ju、Y. H. Lim、B. S. Lee 和 D. H. Hyun，“基于 PLC 的网络自动化控制安全机制”，载于 IEEE Int. Symp. Power Line Communications and Its Applications 论文集，意大利比萨，2007 年，第 466-470 页。[34] D. Zhao、D. Liu 和 L. Liu，“时变通信下具有全局约束的分布式隐私保护 MPC”，IEEE Trans. Control Netw. Syst.，第 10 卷，第 2 期，第 586-598 页，2023 年 6 月。[35] G. Zhang 、 Q. Wu 、 M. Cui 和 R. Zhang，“通过联合轨迹与功率控制保障无人机通信安全”，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 18 卷，第 2 期，第 1376-1389 页，2019 年 2 月。[36] H. Lee、S. Eom、J. Park 和 I. Lee，“具有协作干扰的无人机辅助安全通信”，IEEE Trans. Veh. Technol.，第 67 卷，第 10 期，第 9385-9392 页，2018 年 10 月。[37] W. Wang 等，“双无人机辅助安全通信的鲁棒三维轨迹与时间切换优化”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 39 卷，第 11 期，第 3334-3347 页，2021 年 11 月。[38] Z. Yin 等，“卫星支持物联网中的无人机辅助安全上行通信：保密公平性方法”，IEEE Internet Things J.，第 11 卷，第 4 期，第 6904-6915 页，2024 年 2 月 15 日。[39] Y. Li、H. Zhang 和 K. Long，“具有非正交多址接入和不完美信道状态信息的安全驱动三维无人机中的联合资源、轨迹与人工噪声优化”，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 39 卷，第 11 期，第 3363-3377 页，2021 年 11 月。[40] R. Ye 、 Y. Peng 、 F. Al-Hazemi 和 R. Boutaba，“通过智能反射面实现安全无人机通信的鲁棒协作干扰方案”，IEEE Trans. Commun.，第 72 卷，第 2 期，第 1005-1019 页，2024 年 2 月。[41] W. Lu 等，“面向飞行窃听者的安全非正交多址接入无人机移动边缘计算网络”，IEEE Trans. Commun.，第 70 卷，第 5 期，第 3364-3376 页，2022 年 5 月。[42] F. J. Arag´on、M. A. Goberna、M. A. L´opez 和 M. M. Rodr´ıguez，Nonlinear Optimization。瑞士查姆：Springer International Publishing，2019 年。[43] Y. J. Zhang、L. P. Qian 和 J. Huang，“通信与网络系统中的单调优化”，Found. Trends Netw.，第 7 卷，第 1 期，第 1–75 页，2013 年 10 月。[44] Y. Sun、D. W. K. Ng、Z. Ding 和 R. Schober，“全双工多载波非正交多址接入系统的最优联合功率与子载波分配”，IEEE Trans. Commun.，第 65 卷，第 3 期，第 1077-1091 页，2017 年 3 月。

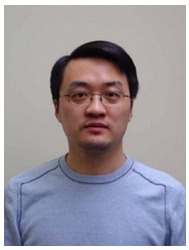
[45] Y. Sun、D. Xu、D. W. K. Ng、L. Dai 和 R. Schober，“太阳能供电无人机通信系统的最优三维轨迹设计与资源分配”，*IEEETrans. Commun.*，第 67 卷，第 6 期，第 4281-4298 页，2019 年 6 月。[46] H. Tuy，“单调优化：问题与求解方法”，*SIAM J. Optim.*，第 11 卷，第 464–494 页，2000 年 1 月。[47] L. Klozar 和 J. Prokopec，“移动通信的传播路径损耗模型”，载于第 *21* 届国际 *Radioelektronika* 会议论文集，捷克共和国布尔诺，2011 年，第 1-4 页。[48] T. Bai、J. Wang、Y. Ren 和 L. Hanzo，“安全无人机边缘计算系统的节能计算卸载”，*IEEE Trans. Veh. Technol.*，第 68 卷，第 6 期，第 6074-6087 页，2019 年 6 月。[49] B. Zheng、Q. Wu 和 R. Zhang，“旋转天线赋能的无线通信：建模与优化”，*arXiv* 预印本 *arXiv:2501.02595*，2025 年。[50] B. Zheng、T. Ma、C. You、J. Tang、R. Schober 和 R. Zhang，“旋转天线赋能的无线通信与感知：机遇与挑战”，*arXiv* 预印本 *arXiv:2505.16828*，2025 年。[51] N. Huang 等，“具有短分组传输的移动边缘计算辅助感知与通信一体化”，*IEEE Trans. Wireless Commun.*，第 23 卷，第 7 期，第 7759-7774 页，2024 年 7 月。



Chengleyang Lei 于2021年获得中国北京清华大学电子工程系理学学士学位。目前，他正在清华大学电子工程系攻读博士学位。他的研究兴趣包括通信与控制一体化、卫星-无人机-地面网络协同以及未来6G技术。



Wei Feng（IEEE高级会员）于2005年和2010年分别获得中国北京清华大学电子工程系理学学士学位和博士学位。目前，他是清华大学电子工程系教授，同时担任清华大学水木书院副院长，以及中国北京空间网络与通信国家重点实验室网络科学首席科学家。他的研究兴趣包括空天地一体化网络、6G移动通信、海事物联网和智能机器人互联网。Feng博士于2016年获得中国国家技术发明奖，2019年获得国家自然科学基金优秀青年科学基金，2024年获得国家自然科学基金杰出青年科学基金。目前，他担任《中国通信》主编助理及IEEE《航空航天与电子系统汇刊》副编辑。2019年至2023年，他曾担任IEEE《认知通信与网络汇刊》编委。他是中国通信学会会士。



Yunfei Chen（IEEE会士）分别于1998年和2001年获得中国上海交通大学电子工程专业工学学士学位和工学硕士学位，并于2006年获得阿尔伯塔大学博士学位。他目前在英国杜伦大学工程系担任教授。其研究兴趣包括无线通信、认知无线电、无线中继和能量采集。



Jue Wang（IEEE会员）于2006年获得中国南京大学通信工程专业理学学士学位，并于2009年和2014年分别获得南京东南大学国家通信研究实验室硕士学位和博士学位。2014年至2016年，他在新加坡科技设计大学担任博士后研究员。他目前就职于中国南通南通大学信息科学与技术学院。其研究兴趣包括多输入多输出、可重构智能表面、非地面网络，以及通信领域的机器学习。他曾担任多场 IEEE 会议和期刊的技术程序委员会委员及审稿人。2014 年，他获评 IEEE《通信汇刊》杰出审稿人；2021 年，他获评 IEEE《无线通信函件》杰出审稿人。



Ning Ge （IEEE 会员）于 1993 年和 1997 年分别获得中国北京清华大学学士学位和博士学位。1998 年至 2000 年，他在美国得克萨斯州达拉斯的 ADC电信工作，研究 ATM交换网络ASIC 的开发。自 2000 年起，他一直担任清华大学电子工程系教授。他已发表 100 多篇论文。目前的研究兴趣包括通信ASIC设计、短距离无线通信和无线通信。Dr. Ge是中国通信学会和中国电子学会的高级会员。



Shi Jin （IEEE会士）于1996年获得中国桂林桂林电子科技大学通信工程理学学士学位，2003年获得南京中国南京邮电大学理学硕士学位，2007年获得南京东南大学信息与通信工程博士学位。2007年6月至2009年10月，他在英国伦敦大学学院阿达斯特拉尔公园研究园区担任研究员。目前，他任职于东南大学信息学院与工程学院。他的研究兴趣包括无线通信、随机矩阵理论和信息论。

Jin博士现任IEEE《通信汇刊》和*IET*电子快报的领域编辑。他曾担任IEEE无线通信汇刊、IEEE通信快报和*IET*通信的副编辑。Jin博士及其合著者于2011年获得IEEE通信学会Stephen O. Rice最佳论文奖，2023年获得IEEE Jack Neubauer纪念奖，2024年获得IEEE无线通信马可尼最佳论文奖，并于2010年获得IEEE信号处理学会青年作者最佳论文奖、2022年获得最佳论文奖。



郭启盛 （IEEE会士）于1998年和2000年分别获得东京工业大学电气与电子工程学士学位和硕士学位，并于2008年获得麻省理工学院电气工程与计算机科学博士学位。目前，他担任新加坡科技设计大学（SUTD）副教务长（人工智能与数字创新）及郑藏民讲座教授。他还担任未来通信研发计划主任，并任新科工程杰出教授。他是Silence Laboratories和NeuroRAN的联合创始人。目前的研究方向包括无线通信与网络、网络智能、非地面网络、开放无线接入网、人工智能无线接入网和6G。

Quek博士曾获2008年Philip Yeo杰出研究成就奖、2012年IEEE William R. Bennett奖、2015年SUTD杰出教育奖——研究卓越奖、2016年IEEE信号处理学会青年作者最佳论文奖、2017年CTTC早期成就奖、2017年IEEE通信学会亚太杰出论文奖、2020年IEEE通信学会青年作者最佳论文奖、2020年IEEE Stephen O. Rice奖、2020年诺基亚访问教授、2022年IEEE信号处理学会最佳论文奖、2024年印度理工学院孟买分校工程与技术研究卓越国际奖、2024年IEEE通信学会WTC认可奖以及公共行政奖章（铜奖）。他是IEEE会士、WWRF会士、AIIA会士、NAAI成员及新加坡工程院会士。