SCIENTIA SINICA Informationis

论文





一种面向无人机智能通信的信息物理融合框架

王海军1, 赵海涛1*, 任保全2, 马东堂1, 张姣1, 熊俊1, 魏急波1, 尹浩1,2

- 1. 国防科技大学电子科学学院, 长沙 410073
- 2. 军事科学院, 北京 100076
- * 通信作者. E-mail: haitaozhao@nudt.edu.cn

收稿日期: 2021-07-07; 修回日期: 2021-09-25; 接受日期: 2021-10-29; 网络出版日期: 2022-11-10

国家自然科学基金 (批准号: 61931020, 62001483, 62101569, U19B2024) 和湖南省科技创新计划 (批准号: 2020RC2045) 资助

摘要 为了缓解无人机面临的通信瓶颈问题,本文充分利用通信、计算和控制间的共生效应,从信息物理融合的角度探讨一种面向无人机智能通信的框架.首先,分析了计算和控制对通信的耦合作用以及相关研究工作.进而,提出一种信息物理融合框架并阐述各模块的关键作用.该框架将通信决策的维度扩展到计算和控制上,能够更准确地定位和处理通信问题,为实际应用中的通信、计算和控制一体化设计提供启发.最后,以一个应用范例来说明基于所提通信框架进行建模和优化的过程.仿真结果验证了所提框架的有效性和先进性.

关键词 无人机,智能通信,信息物理融合,信息物理系统,能耗模型

1 引言

无人机因灵活性、低成本和可快速部署等优势已被广泛应用于民用和军事领域.目前,无人机的应用有从单体独立工作到集群协同工作的发展趋势.一般来说,无人机搭载着感知、计算、通信和控制等模块,其中,通信作为无人机之间实现信息共享的关键手段,是集群协同工作的基本前提.然而,相比于感知、计算和控制,通信有着更为严苛的先决条件(包括频谱、信道和能量等),并且更易受电磁干扰、信道条件和地理地形变化等外部因素的影响,这些都使得无人机通信显得脆弱[1].此外,由多样化的任务需求所主导的频繁快速移动和编队控制等也会带来通信链路间断、拓扑变化和多普勒(Doppler)效应等不良影响,使得无人机通信问题变得更为棘手[2].因此,通信越来越成为无人机系统的瓶颈,是其进一步发展亟待解决的关键问题.

引用格式: 王海军, 赵海涛, 任保全, 等. 一种面向无人机智能通信的信息物理融合框架. 中国科学: 信息科学, 2022, 52: 2141-2154, doi: 10.1360/SSI-2021-0226

Wang H J, Zhao H T, Ren B Q, et al. Cyber-physical framework for UAV intelligent communications (in Chinese). Sci Sin Inform, 2022, 52: 2141–2154, doi: 10.1360/SSI-2021-0226

无人机在执行任务时会构建一个从环境感知、信息交互、计算决策到精准执行的反馈闭环,将通信和计算所主导的信息域与感知和控制所主导的物理域联结起来¹⁾.因此,无人机可被视作信息物理系统 (cyber physical system, CPS) ^[3].何积丰院士认为 CPS 强调 "3C" (即 computation, communication和 control)的深度融合.具体到无人机来说,通信、计算和控制以耦合的方式相互依赖和促进.例如,通信是获得计算所需数据并形成一致决策的必要手段,移动控制可以保持网络的连通性.反过来,计算均可以为通信和控制"赋能" ^[4,5].因此,对通信、计算和控制进行联合设计有望提升各个模块以及整体系统的性能 ^[6].

随着芯片巨头们纷纷进军无人机市场,一些高性能嵌入式计算和飞控套件相继发布,例如英特尔的 Edison for Arduino、英伟达的 Jetson TX1/TX2 和高通的 Snapdragon Flight 等. 此外,机器学习 (machine learning, ML) 算法也如雨后春笋般涌现. 这些都从硬件和软件上极大增强了无人机的计算和控制性能. 因此,利用较为富余的计算和控制能力来优化通信性能变得可行. 比如说,当通信链路受到强阴影衰落时,无人机可以通过高效的飞控算法调整位置来获得视距链路,而不仅仅只调整通信相关的参数. 同时,强大的计算能力也可以支撑通信波形智能优化 [7]、语义通信 [8,9] 等技术,从而提升无人机通信性能. 综上所述,CPS 中关于信息物理耦合和 "3C" 融合的思想有望从跨领域的角度为解决无人机通信问题提供启发,也就是将通信决策的维度扩展到计算和移动控制上. 然而,目前还缺乏一个统一的框架从通信、控制、计算三者融合的角度来建立无人机的通信模型,而该模型对于无人机在复杂环境下的通信规划、算法和协议设计具有重要作用.

本文探讨计算和移动控制对通信的促进作用,旨在从信息物理融合的角度为无人机建立一个智能通信框架²⁾. 该框架将计算和控制纳入通信决策,能够精准地定位网络环境的变化并有针对性地进行通信决策,从而把富余的计算和控制能力转化为通信性能,大大缓解无人机面临的通信瓶颈问题,并有望提升无人机通信的智能化水平.

本文剩下的部分组织如下: 第 2 节剖析了计算和控制对通信的耦合作用; 第 3 节提出了面向无人机通信的信息物理融合框架, 并探讨了其中的反衍模型和部署关键问题; 第 4 节基于无人机数据传输的范例来详细说明所提框架下的通信优化建模过程; 第 5 节将范例与传统方法进行仿真比较来说明所提框架的有效性; 第 6 节对本文进行小结.

2 计算和控制对通信的耦合效应

2.1 计算与通信

信息论领域权威学者 T. Cover 曾指出: "通信是计算约束的,而计算是通信约束的".解锁无人机通信潜能的关键之一在于通信与计算的有效结合.一方面,可以采用传统的数学建模和优化的方法来解决无人机通信问题,从而应对无人机快速移动带来的链路中断、拓扑变化、波束追踪等难题,这部分已经有大量的研究工作 [2,10,11].另一方面,随着 ML 技术在各领域的空前繁荣,无人机通信也正面临着与 ML 的结合,这部分工作还在起步阶段,仍是一个较为开放的话题,下面着重进行讨论.

在现行通信体制下, 采用 ML 方法的主要目的一般是优化通信参数, 试图逼近/解锁香农限 (Shannon limit), 从而推动无线通信进行智能适变. 目前的观点认为机器学习可以从 3 个方面助力实现通信

¹⁾ 物理域 (physical domain) 包括物理世界中的环境、人和物等客观实体, 可直接通过传感器对其状态进行感知或者通过执行器对其状态进行改变. 信息域 (cyber domain) 包括感知、通信、计算和控制等信息过程和要素. 详细定义可参见文献 [3].

²⁾ 本文不区分通信框架和信息物理融合框架, 可交替使用.

的智能适变: 一是机器学习可望通过对复杂通信环境感知数据的挖掘、分析、融合和推理, 为准确感知无线通信环境提供支撑; 二是机器学习可以针对所认知的无线信道环境, 快速匹配多维通信参数, 设计出与环境相适应的最佳通信波形; 三是机器学习可以为通信设备安装"大脑", 使其在适变的迭代过程中具备自我学习和进化的能力^[7]. 因此, 一种机器学习与通信结合的方法可总结如下: 首先, 感知环境并建立信道模型参数; 然后, 根据预定义的规则对信道模型进行分类; 最后, 在已有波形库中匹配和加载最佳波形 (波形库初始可在已知典型通信环境下构建并在突发和未知环境下进一步扩展) 或直接根据当前测量新建波形决策. 上述全过程都可以引入机器学习算法, 并且在迭代的过程中, 关于通信环境和波形决策的经验知识源源不断积累, 支撑无人机自我学习和进化. 此外, 在数据链路层和网络层, ML 也可用于选择最优的媒体接入控制 (media access control, MAC) 机制 [12], 实现路由智能决策和自优化 [13] 等.

从另一个角度来说, 计算也可以降低通信数据量和网络开销. 通信的本质在于准确高效地传递有用信息, 并不仅是传输繁杂的数据块. 因此, 如何在确保准确信息交互的前提下减少数据传输是需要解决的关键问题. 鉴于此, 计算至少能够在两个层面上改善通信. 一是在单节点层面, 通过采用机器学习算法对拟发送数据进行挖掘、分析、融合, 从而提取有效信息, 从源头上消除数据冗余. 二是在网络层面, 对于无法显著提升无人机任务效能的数据交互进行削减. 针对第 2 个层面, 采用多智能体决策技术能够让无人机决定是否通信 [14,15]、与谁通信 [16]、通信什么 [17]、何时通信 [18]. 此外, 语义通信作为一种新型通信方式, 也是计算和通信相结合的产物, 可极大降低通信数据量.

综上所述, 计算与通信的结合有望实现把最有价值的信息, 在最合适的时间和地点, 采用最佳的通信方式发送给最需要的节点这一目标.

2.2 控制与通信

无人机固有的三维移动特性为无人机通信带来了诸多挑战,包括拓扑变化、链路间断、多普勒效应、方向天线对齐等^[10,11].同时,移动控制驱动了物理域的位置优化,又可为解决通信问题提供新的思路.当收发节点之间由于信号衰减较大而无法正常通信时,既可以调节通信参数 (例如增大发射功率、改变调制方式等),也可以进行移动控制来缩短距离或者避开障碍,从而改善通信质量.诚然,增大发射功率和移动控制都会产生额外能耗.但是,增大发射功率会对其他链路造成干扰,特别是在强阴影衰落信道下,可能徒劳无功.因此,通过对无人机进行恰当的移动控制来解决通信问题有时更可行.

对无人机进行恰当的移动将会对通信组网起到提升作用,一个经典的例子是 Tse 等 [19,20] 所揭示的移动性可以提高 Ad hoc 网络的容量. 当然,无人机的移动并不是个体的任意移动,而应满足群体组网的基本要求和特定的任务需求. 飞行控制为提升通信性能贡献了新的解决思路,包括改变收发节点的位置来获取视距链路传输、采用存储 – 携带 – 转发模式为相距较远的节点提供中继服务 [21,22]、构建稳定和规则的拓扑来降低通信开销 [23~25],以及利用返程充电的无人机来为沿途的节点提供数据分发从而提高系统吞吐量 [26,27]. 这些工作都充分利用了无人机的移动性来扩展通信决策的维度. 图 1总结了利用移动控制来优化通信组网性能的 3 种典型场景,包括移动改善信道质量、存储 – 携带 – 转发,以及拓扑控制.

2.3 计算、控制与通信

计算、控制和通信对无人机起着重要作用,三者紧密耦合在一起^[3].由于内在特性和外部环境的限制,无人机面临着带宽、能量等资源受限的困境.因此,需要在有限的资源条件下对三者进行联合设计.一方面,无人机以任务为牵引,为了达到最优的任务效能,需要协调分配计算、通信和控制等资源.

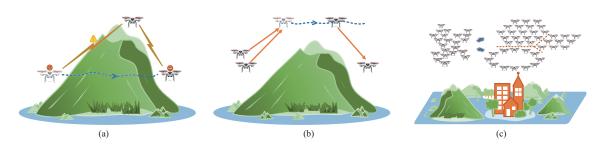


图 1 (网络版彩图) 控制提升通信的 3 个典型场景示例

Figure 1 (Color online) Three typical scenarios of controlling mobility to optimize communications. (a) Eliminate channel fading; (b) store-carry-forward; (c) regular topology control

因此,建立任务效能模型来评估三者的贡献从而指导资源分配是一项有意义的工作,相关研究包括文献 [28].另一方面,面对潜在的通信瓶颈问题,可利用较为富余的计算和控制能力来缓解.但是,如何建立统一的通信模型来量化计算和控制对通信的增益,进而从通信、控制、计算三者融合的角度来指导算法和协议设计是需要进一步解决的问题,这也是本文的主要动机.

3 无人机智能通信的信息物理融合框架

无人机通信的完整过程一般包括 4 个步骤:环境感知、环境理解、通信决策、控制执行.考虑到该过程与通用 OODA (observe-orient-decide-act) 环具有共通性,因此基于 OODA 环对无人机通信进行建模.与传统通信方案不同的是,该通信过程包含了从物理域到信息域的各个要素,调用并且生成关于通信、计算和控制的多维异构资源和决策.

3.1 信息物理融合框架

无人机通信的信息物理融合框架如图 2 所示.

观察 (observe). 无人机首先感知外部环境, 从物理域和信息域中采集数据. 其中, 从物理域中主要采集地理地貌、可达区域和无人机自身运行状态等. 从信息域中主要采集通信可用的频谱/时域/空域资源和外部干扰等. 除此之外, 也需采集网络性能指标以及外部环境变化所导致的指标异常波动数据, 包括信干噪比 (signal to interference plus noise ratio, SINR)、丢包率、误比特率和中断概率等.

判断 (orient). 该步骤主要是判断无人机处于何种通信环境中,并确定网络环境发生何种变化,具体通过两个阶段完成. 第 1 阶段中,无人机通过数据处理技术从采集到的原始数据中挖掘和归纳出详细的信道模型、干扰模式和网络性能指标变化规律等. 具体来说,无人机通过搭载的地理信息系统获得所处的地形地貌后,利用统计传播模型建立起准确的信道模型 [29]. 对于外部干扰,通过干扰检测算法获得其干扰模式 (扫频或者梳状). 第 2 阶段中,在提取出的信道特性、网络性能指标和异常波动的基础上,通过反衍模型来定性问题,即将其归纳为通信问题、计算问题或控制问题. 或者说,需要调用何种资源才能够解决当前面临的网络环境变化问题. 例如,对于无人机自组网存在的外部干扰、网络攻击或者内部通信碰撞等,由于这些问题可以通过传统的通信优化的方法来解决,因此将会被归结为通信问题. 对于强阴影衰落下的通信问题,仅仅通过调整通信参数可能是徒劳的,更为有效的方法是通过移动控制来改变位置从而对抗阴影效应,因此可将其定位为控制问题. 对于网络饱和带来的通信碰撞和拥塞问题等,可以通过数据挖掘或多智能体决策等计算手段来降低网络中的冗余数据传输,从而缓解碰撞问题,因此将其定位为计算问题更为合理. 第 2 阶段是以建立一套合理的反衍模型为前提,而缓解碰撞问题,因此将其定位为计算问题更为合理. 第 2 阶段是以建立一套合理的反衍模型为前提,

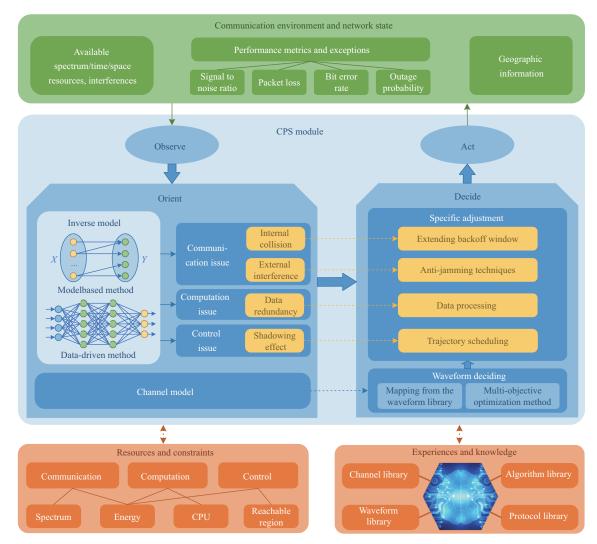


图 2 (网络版彩图) 无人机智能通信的信息物理融合框架

Figure 2 (Color online) A cyber-physical framework for UAV intelligent communications

在观察和判断的基础上定性问题并详细推断出网络状态发生变化的原因,例如干扰、碰撞、攻击、信道中断或者数据冗余等.而如何建立该反衍模型则是一项具有挑战性的课题,将会在接下来的小节中进行讨论.

决策 (decide). 在精准定位问题后,该步骤则有针对性地做出相应决策. 最基本地,无人机需要根据所建信道模型来确定通信波形. 若该信道模型存在于已有的信道模型库中,则直接匹配相应的通信波形. 若该信道模型是在未知通信环境下建立的全新信道模型,则需要通过多目标优化或者机器学习方法来临机决策. 此外还包括关于频域、时域、空域和能量域的通信资源分配. 接着,针对前一步骤中定向的问题结果,从不同网络层面和资源域做出针对性的调整. 对于通信问题中的外部干扰,则需要运用抗干扰技术,包括在 MAC 采用多信道接入技术,在物理层采用频域上的直接序列扩频和跳频扩频方案、空域上的自适应天线调零方案、时域上的突发传输方案或者其他诸如纠错编码和干扰消除等数字处理技术. 对于通信问题中的内部碰撞,则可以通过调整退避窗口和定向天线方向等方法来

缓解. 对于控制问题,需要联合任务方向和通信优化的方向来规划无人机的移动轨迹,包括航向、速度和运动时间等详细参数.而对于计算问题,则需要采用数据挖掘技术从单个无人机层面消除数据冗余,或者引入多智能决策算法从系统层面降低整个网络的负载.实际上,在很多情况下,网络环境的变化可能是由多种原因所导致,因此,在决策时需要在统一的目标下进行联合规划.

行动 (act). 作为最后一步, 无人机根据决策执行相应的指令, 主要包括通信波形的加载、根据通信资源分配方案建立通信链路、按照规划的航迹进行移动控制, 或者执行数据挖掘和多智能体决策算法来消除数据冗余. 这些指令的执行会进一步作用于并改变通信环境, 影响着无人机通信的下一个决策过程.

环境感知、环境理解、通信决策、控制执行 4 个步骤形成无人机智能通信决策的闭环,处于不断 迭代优化的过程.在动态更新的过程中,会伴随生成不同通信环境下的关于信道特征、信道模型到波 形的映射机制,以及不断扩充的波形/算法/协议库等经验和知识.这种反馈激励机制能够进一步提升信息物理融合框架的运行效率并因此增强无人机在未知任务环境下的通信能力.

3.2 反衍模型

反衍模型的主要功能是根据网络性能指标和异常波动来推断出通信环境变化的类型. 因此, 该模型的输入是网络各项指标变化, 输出则为具体的原因. 然而, 不同的通信环境的变化常常会被映射到同一性能指标下, 也就是多因对一果的情况, 将给反衍模型的建立带来很大挑战. 例如, 外部干扰、内部碰撞和信道质量下降等情况都会导致丢包率的上升. 为了解决该问题, 引入跨层的考虑来扩展输入数据的维度. 因此, 多维的输入数据包括来自物理域的感知数据 (例如地理信息系统和图像信息) 和来自网络不同层面的性能指标 (例如接收信号强度、SINR、误比特率、丢包率、吞吐量、延时和重传次数等). 这里分别从基于模型和基于数据驱动两个角度来探讨如何建立反衍模型.

基于模型的方法. 随着对无人机自组网通信理论研究的不断深入, 首选通过建立准确的数学模型来分析通信环境变化的原因. 一般来说, 通信性能与有效 SINR 紧密相关. 内部数据包碰撞、外部频谱干扰、环境噪声和阴影效应都会导致 SINR 的降低, 从而使得数据包无法正确接收和解调, 导致误码率增大. 这些都会在网络的不同层面以不同的性能指标表现出来. 相反地, 通过联合网络不同层面的性能指标则可以建立理论模型来准确推断出通信环境发生何种变化. 从另一个角度来说, 也可以借助经验模型来分析网络环境变化的原因. 以 IEEE 802. 11 协议为例, SINR 下降引起的丢包率上升在 MAC层会表现为无限载波侦听、重传和退避等, 协议效率降低. 反之, 通过联合物理层的接收信号和 MAC层的协议机制也能够反衍出通信环境出现何种变化.

基于数据驱动的方法. 针对复杂通信环境下难以准确建立反衍数学模型的情况,需要借助机器学习的方法. 与基于模型的方法不同的是, 基于机器学习的方法需要大量的通信数据样本. 因此, 首先需要在多样化的性能指标中选择能够区分不同通信环境变化的属性. 例如, 平均重传个数可以被选择作为区分内部碰撞、外部频谱干扰和阴影衰落这 3 种通信环境变化的属性指标. 这是因为, 相比于第 1 种通信环境变化, 在出现后两种通信环境变化时, 最大重传次数常常会到达最大值. 接着, 人为地构建多种典型通信场景和模拟通信环境变化. 然后测量不同场景下的属性指标和变化情况, 就可以得到用于机器学习的数据样本. 更进一步, 对这些数据样本进行标记, 采用监督学习建立反衍模型. 为了避免数据样本标记带来的繁冗工作量, 也可采用无监督学习的方法, 该方法可以自动地提取关键属性并实现不同通信场景下的异常检测和环境变化类型的聚类. 此外, 深度学习和强化学习等方法也能够辅助建立反衍模型.

3.3 信息物理融合框架部署

如何将所提的信息物理融合框架部署到实际的无人机系统中辅助通信决策是另一个重要的问题. 一般来说,无人机会根据任务组建不同的网络结构,一般可分为集中式和分布式.在分布式网络结构下,所有无人机地位相同,每个个体都会基于框架中的4个步骤进行通信决策.因此,该框架可以被无差别且功能完整地部署到各个无人机节点.而在集中式网络结构下,无人机一般会存在主节点和从节点的角色区别,因此每个无人机节点的功能具有差异性.一部分无人机可能只执行初始的环境感知和最终的决策执行操作,而环境理解和通信决策则由中心节点来完成.因此,可以根据角色和功能的差异来有区分地将所提框架部署到不同无人机上.

此外,随着云、雾和边缘计算技术的兴起,所提通信框架也可以被部署到云/雾/边缘服务器上,主要用于执行环境理解和通信决策等计算密集型任务.无人机作为轻量型的空中用户,在移动计算迁移技术^[30]的支撑下,只需把感知数据上传至服务器,然后根据服务器下发的决策执行动作.

4 范例: 一种信息物理融合框架下的通信能耗优化模型

通信、计算和控制资源在本质上是异构的,因此难以建立统一的优化模型.此外,对于不同的任务场景,无人机通信所追求的优化目标和评价指标也不唯一.在编队控制场景下应实现低延迟通信;在数据收集场景下需要获得高吞吐量;而在侦察和监视场景下,为了实现长续航,侧重于高能效通信.考虑到能量是上述三者共同消耗的资源,并且极大地受到无人机负载的限制.因此,本节选择能耗作为统一的性能指标来优化无人机通信.这里,以两个旋翼式无人机在阴影衰落下的数据传输为例(场景如图 1(a) 所示),阐述所提框架下无人机通信的能耗建模问题.

4.1 计算 - 飞行 - 传输协议

首先提出一种直观的计算 – 飞行 – 传输协议 (compute-fly-transmit, CFT). 该协议包含 3 个阶段,即计算、飞行和传输阶段,能够实现物理域和信息域的交互. 分别定义 3 个阶段的耗时为 τ_c , τ_f 和 τ_t . 当有数据传输任务时,无人机首先执行计算任务,包括数据预处理和波形决策. 前者是为了消除数据冗余从而在发送源头上削减数据量,后者则是为了优化通信波形参数,包括调制方式、编码方式和传输功率等. 计算阶段之后,发送节点将会沿着规划的路径飞行并同时执行数据传输. 这就意味着, τ_f 和 τ_t 有重合阶段,并且 $\tau_t \leq \tau_f$. 整个通信过程需要在一个延迟限制范围 T 内实现,即 $\tau_c + \tau_f \leq T$.

计算阶段分配的处理资源以 CPU 的计算能力和占用时长来共同决定. 一般来说, 数据预处理和波形决策阶段分配的处理资源越多, 越能支撑性能更高的算法 (例如人工智能算法), 消除的数据冗余也越多且通信波形决策也更优. 相应地, 所需传输的数据量更少, 使得移动控制和传输能耗更少. 因此, 降低飞行和传输能耗是以提升计算阶段的能耗为代价. 此外, 发送节点也能够通过移动控制来靠近接收节点以提升传输速率. 这样虽然增加了飞行能耗但是却降低了传输能耗. 以上所述构成了计算、飞行和传输间的能耗折中问题.

4.2 能耗模型

4.2.1 计算阶段能耗

定义所需传输的完整数据量为 Q, CPU 的计算能力为 f_c (单位为周期/秒), 分配给数据冗余消除操作的 CPU 占用时间为 τ_c^d , 可得数据冗余消除操作分配到的 CPU 资源为 $c_d = f_c \tau_c^d$. 定义处理单位比特数据冗余所需的 CPU 周期数为 γ , 因此消除掉的数据冗余量为 $Q_e = c_d/\gamma = f_c \tau_c^d/\gamma$, 剩下 $Q - Q_e$

比特的数据量待传输. 假设在 Q 比特的数据量中, 有效数据量为 Q', 因此, 关于数据冗余消除操作的限制条件可表示为 $\tau_c^d \leq \gamma(Q-Q')/f_c$. 相应地, 数据预处理阶段的能耗可计算为 $E_c^d(\tau_c^d) = \kappa f_c^3 \tau_c^d$, 其中 κ 是能耗因子, 与 CPU 架构有关.

在数据传输阶段, 若采用的通信波形不是最优波形, 将导致理论传输速率和实际传输速率之间存在间隙 [31]. 假设分配的 CPU 资源越多, 则可以采用更高效的波形决策算法, 从而使得波形参数更优和间隙系数更小. 定义分配给波形决策操作的时间为 τ_c^w , 则该操作获得的 CPU 周期数为 $c_w = f_c \tau_c^w$. 接下来, 构建一个单调递减且下界为 1 的函数 $F_w(\cdot)$ 来表示间隙系数 Γ 与波形决策操作所耗 CPU 周期数之间的关系, 即 $\Gamma = F_w(c_w)$. 因此, 波形决策操作的耗能可以表示为 $E_c^w(\tau_c^w) = \kappa f_c^3 \tau_c^w$. 需要注意的是, 不同的 $F_w(\cdot)$ 函数形式会影响计算资源到间隙系数的转化效率, 进而影响所提框架对通信的提升效率. 综上所述, 计算阶段的耗时可表示为 $\tau_c = \tau_c^d + \tau_c^w$, 能耗可表示为

$$E_c(\tau_c) = E_c^d(\tau_c^d) + E_c^w(\tau_c^w) = \kappa f_c^3(\tau_c^d + \tau_c^w). \tag{1}$$

4.2.2 飞行阶段能耗

假设两个无人机处于相同且固定的高度,它们之间的距离为 D. 定义发射节点的飞行轨迹在水平面上的投影为 $q(t) \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ $(0 \le t \le \tau_f)$. 为了不失一般性,假设发送节点的初始水平位置为原点位置,即 q(0) = (0,0),接收节点的初始水平位置为 $q_r = (D,0)$.

根据文献 [32],旋翼式无人机在速度 V 下的飞行功率可建模为

$$P(V) = P_0 \left(1 + \frac{3V^2}{U_{\text{tip}}^2} \right) + P_i \left(\sqrt{1 + \frac{V^4}{4v_0^4}} - \frac{V^2}{2v_0^2} \right)^{1/2} + \frac{1}{2} d_r \rho s A V^3, \tag{2}$$

其中 P_0 和 P_i 分别表示悬停状态下无人机旋翼叶片的轮廓功率和诱导功率, $U_{\rm tip}$ 表示无人机的动叶叶 尖速度, v_0 表示悬停状态下平均旋翼诱导速度, d_r 和 s 分别表示机身阻力比率和旋翼实度系数, ρ 和 a 分别表示空气密度和旋翼面积. 将 V=0 代入式 (2) 可得到无人机的悬停功率:

$$P_h = P(0) = P_0 + P_i. (3)$$

它是一个有限大小且只与无人机重量、空气密度和旋翼面积等有关的常量. 通过式 (2) 可得, 随着无人机速度的增大, 飞行功率呈先减小后上升的趋势. 这表明静止悬停并不是最节能的飞行状态. 给定无人机的飞行轨迹 q(t), 则飞行过程的能耗可表示为

$$E_f(\tau_f, \boldsymbol{q}(t)) = \int_0^{\tau_f} P(\|\boldsymbol{v}(t)\|) dt, \tag{4}$$

其中 $v(t) \stackrel{\triangle}{=} \dot{q}(t)$ 表示时刻 t 的瞬时飞行速度. 定义 V_{\max} 为无人机的最大飞行速度, 因此飞行速度需要满足限制 $\|v(t)\| \leqslant V_{\max}$.

4.2.3 传输阶段能耗

在 $t \in [0, \tau_t]$ 时刻,发送节点和接收节点间的距离表示为 $d_{sr}(t) = \|\boldsymbol{q}(t) - \boldsymbol{q}_r\|$,发送节点与其初始位置间的距离为 $d_s(t) = \|\boldsymbol{q}(t)\|$. 这里定义发送节点初始位置与接收节点间连线的方向为径直飞行方向,定义发送节点与其初始位置的连线与径直飞行方向间的夹角为飞行偏离角度. 因此, 在 t 时刻,发送无人机节点的偏离角可表示为 $\theta_s(t) = \arccos((d_{sr}^2(t) + D^2 - d_s^2(t))/(2d_{sr}(t)d_s(t)))$. 考虑到发送和接

收节点间的强阴影衰落效应,参考文献 [29] 中的信道模型,将发送与接收无人机节点间的信道建模为一个概率加权的混合视距 (line of sight, LoS) 和非视距 (none line of sight, NLoS) 模型,且信道增益与偏离角和距离有关.信道的大尺度衰落系数表示为

$$\beta_{sr} = \begin{cases} \beta_0 d_{sr}^{-\alpha}(t), & \text{LoS}, \\ \zeta \beta_0 d_{sr}^{-\alpha}(t), & \text{NLoS}, \end{cases}$$
 (5)

其中 $β_0$ 表示在参考距离 $d_0 = 1$ 下的信道增益,与载波频率、天线增益等有关. ζ ∈ (0,1) 表示 NLoS 信道条件下的信道衰减因子. 发送和接收节点间存在 LoS 链路的概率可表示为

$$P(\text{LoS}, \theta_s(t)) = \frac{1}{1 + a \exp(-b(\theta_s(t) - a))},$$
(6)

其中 a 和 b 是与环境有关的常数因子. 因此, NLoS 链路的概率为 $P(\text{NLoS}, \theta_s(t)) = 1 - P(\text{LoS}, \theta_s(t))$. 由此可得, 发送和接收节点间的信道增益可表示为

$$h(t) = P(\text{LoS}, \theta_s(t))\beta_0 d_{sr}^{-\alpha}(t) + P(\text{NLoS}, \theta_s(t))\zeta\beta_0 d_{sr}^{-\alpha}(t).$$
(7)

定义发射功率为 P_t , 其满足最大功率限制条件 $P_t \leq P_{\text{max}}$. 因此, 在 t 时刻的传输速率可计算为

$$R(t) = B\log_2\left(1 + \frac{P_t h(t)}{\Gamma \sigma^2}\right),\tag{8}$$

其中 Γ 为在计算阶段获得的间隙系数, B 为信道带宽, σ^2 为高斯 (Gauss) 白噪声功率. 因此, 在整个传输过程中, 发送节点可传输的总数据量是一个关于传输时间 τ_t 、发射功率 P_t , 以及飞行轨迹 q(t) 的函数, 可表示为

$$\bar{Q}\left(\tau_t, P_t, \boldsymbol{q}(t)\right) = B \int_0^{\tau_t} \log_2\left(1 + \frac{P_t h(t)}{\Gamma \sigma^2}\right) dt. \tag{9}$$

进一步, 可得发送无人机节点的传输能耗为

$$E_t\left(\tau_t, P_t\right) = P_t \tau_t. \tag{10}$$

此外, 在计算阶段发送无人机节点处于悬停状态, 其悬停能耗计算为

$$E_h(\tau_c) = P_h \tau_c. \tag{11}$$

综合考虑计算、飞行和传输阶段, 根据式 (1), (4), (10) 和 (11), 通信总能耗计算如下:

$$E = E_c(\tau_c) + E_h(\tau_c) + E_f(\tau_f, \mathbf{q}(t)) + E_t(\tau_t, P_t)$$

$$= (\kappa f_c^3 + P)(\tau_c^d + \tau_c^w) + \int_0^{\tau_f} P(\|\mathbf{v}(t)\|) dt + P_t \tau_t.$$
(12)

4.3 通信能耗优化

在所提 CFT 协议的基础上, 通过联合规划信息域和物理域的多个变量来最小化通信总能耗, 主要包括 3 个阶段的持续时间 (τ_c^d , τ_c^w , τ_f 和 τ_t)、无人机的运动轨迹 q(t) 和发射功率 P_t . 因此, 将阴影

 ${\bf Table~1} \quad {\rm Main~simulation~parameters}$

	Simulation component	Configuration
Simulated scenario	Distance between the two UAVs (D)	500 m
	Environment type	Suburb
	Initial propagation condition	Shadow fading (NLoS)
Computation	CPU frequency (f_c)	$0.5,1,2~\mathrm{GHz}$
	Computation energy coefficient (κ)	10^{-28}
	Waveform decision model $(F_w(c_w))$	$F_w^1(c_w) = \frac{1}{((c_w/f_c)^2 + 0.2)} + 1,$
		$F_w^2(c_w) = \frac{1}{((c_w/f_c)^4 + 0.2)} + 1,$ $F_w^3(c_w) = \frac{1}{((c_w/f_c + 0.44)^8 + 0.2)} + 1$
Control	UAV weight	1.5 Kg
	Air density (ρ) , rotor blade area (A)	$1.225~{\rm kg/m^3},~0.503~{\rm m^2}$
Communication	Radio frequency/bandwidth (B)	$5~\mathrm{GHz}/2~\mathrm{MHz}$
	Noise power spectrum density	$-169~\mathrm{dBm/Hz}$
	Maximum transmission power $(P_{\text{max}})/\text{delay}$ constraint (T)	$5~\mathrm{W}/25~\mathrm{s}$

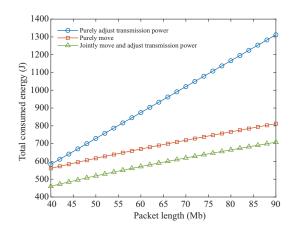
衰落下的无人机数据传输问题建模为带有约束的能耗优化问题, 表示如下:

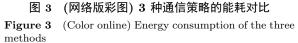
$$\min_{\substack{\tau_c^d, \tau_c^w, \tau_f, \tau_t, \mathbf{q}(t), P_t \\ \text{s.t. C1} : \bar{Q} (\tau_t, P_t, \mathbf{q}(t)) \geqslant Q - Q_e, \\ \text{C2} : \tau_c^d \leqslant \gamma (Q - Q') / f_c, \\ \text{C3} : \tau_t \leqslant \tau_f, \\ \text{C4} : \tau_c^d + \tau_c^w + \tau_f \leqslant T, \\ \text{C5} : \|\dot{\mathbf{q}}(t)\| \leqslant V_{\text{max}}, \\ \text{C6} : P_t \leqslant P_{\text{max}},$$
(13)

其中 C1 表示传输数据总量约束; C2 为数据冗余处理操作时间约束; C3 表示边飞行边传输应满足的时间约束; C4 为总延迟约束; C5 和 C6 表示最大速度和发射功率约束. 由于目标函数以及约束条件均为凸函数, 因此, 该问题是一个凸问题. 可以通过标准的凸优化工具求解, 例如 CVX.

5 仿真验证与结果分析

本小节以图 1(a) 所示的场景作为案例, 基于第 4 节中所建立的能量值函数模型, 对所提信息物理融合模型进行仿真验证. 仿真的主要参数如表 1 所列. 在该场景下, 发送节点由于受强阴影衰落的影响, 无法在时延限制内完成数据传输任务. 因此, 该问题不能简单地被定位为通信问题, 而是控制或计算问题. 这里对比了两种处理该问题的方法. 一种是常用的通信和控制联合规划方法 (joint planning on communication and control, JP-CC) [32], 另一种则是所提框架指导下的通信、计算和控制联合规划方法, 即 CPS 方法. 其中, JP-CC 方法没有考虑计算, 因此缺乏了数据冗余消除和波形优化操作. 仿真过程以所提 CFT 协议为基础, 主要包括计算、飞行、传输和悬停的能耗建模过程, 以及最终的总能耗





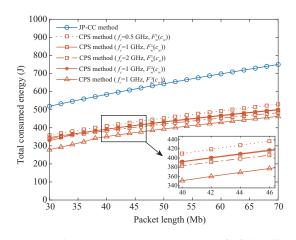


图 4 (网络版彩图) CPS 和 JP-CC 方法的通信总 能耗

Figure 4 (Color online) Energy consumption of CPS and JP-CC methods

优化求解过程.

- (1) 通信策略选择. 当发送节点在初始位置以基础功率传输数据无法满足最低时延限制时, 一般有 3 种策略可供选择: 单纯调节发射功率、单纯移动位置, 以及联合移动和调整功率. 不考虑传输限制时, 图 3 对比了采用 3 种方法后的总能耗. 从图中可知, 相比于只调节发射功率而保持原地不动, 采用移动控制来改变传输位置的方法能够显著提升通信性能, 大大降低了总能耗. 而采用移动控制和通信功率联合规划的方法能够进一步削减通信总能耗. 因此可初步获得的结论就是, 将移动控制纳入通信决策能够一定程度上改善通信性能.
- (2) 通信总能耗. 进一步, 将所提 CPS 方法与 JP-CC 方法进行对比, 并且评估计算参数, 包括 CPU 主频 f_c 和波形决策模型 $F_w(c_w)$, 对 CPS 方法性能的影响. 如表 1 所列, 设计了 $F_w(c_w)$ 的 3 种函数形式, 分别为 $F_w^1(c_w)$, $F_w^2(c_w)$ 和 $F_w^3(c_w)$. 3 个模型中的计算资源 c_w 到波形系数 Γ 的转化效率依次升高. 图 4 描述了通信总能耗随着传输数据量变化的趋势. 从图中可知: 第一, 两种方法的通信总能耗均随着传输数据量的增大而增大; 第二, 随着 CPU 主频的升高 $(0.5\sim2~{\rm GHz})$ 和计算转化效率的提升 $(M,F_w^1(c_w))$ 到 $F_w^3(c_w)$), CPS 方法的通信总能耗均有不同程度的下降; 第三, CPS 方法的通信总能耗比 JP-CC 方法平均下降了 30% 左右.
- (3) 通信总时延. 图 5(a) 描绘了不同计算参数下 CPS 和 JP-CC 方法的通信总时延, 图 5(b) 详细展示了 $f_c = 0.5$ GHz 和 $\Gamma = F_w^1(c_w)$ 时各子阶段的耗时. 从图 5(a) 可以看出: 首先, 总时延均随着通信数据量的增大而上升; 其次, 针对所提的 CPS 方法, 随着 CPU 主频的升高和计算转化效率的上升, 通信总时延均有不同程度的降低; 最后, CPS 方法相对于通信控制联合规划方法在总时延上平均下降了 30%. 从图 5(b) 可以看出, 采用 CPS 方法的飞行耗时相比于 JP-CC 方法有显著降低. 这也暗示无人机无需进行较远的飞行就可满足数据传输需求, 一定程度保证了全局任务和飞行安全性.

以上结果表明, 所提的 CPS 方法相比现有的 JP-CC 方法在传输能耗和延时上具有显著优势. 在传统方法采用通信和控制联合规划来改善通信性能的基础上, 所提信息物理融合框架通过引入计算进一步优化了通信性能.

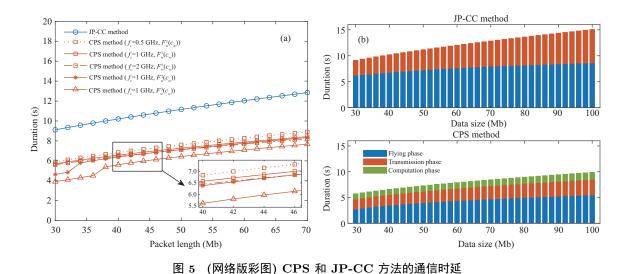


Figure 5 (Color online) Communication delay of CPS and JP-CC methods. (a) The total communication delay under different computation parameters; (b) the duration of each phase when $f_c = 0.5$ GHz and $\Gamma = F_w^1(c_w)$

6 结论

人工智能、嵌入式计算和飞行控制等技术的快速发展为解决无人机的通信瓶颈问题提供了强大支撑.本文基于信息物理融合的思想提出了一种新的通信框架.该框架将计算和控制纳入通信,旨在利用较为富余的计算和控制能力来提升通信性能.在该框架驱使下,通信过程的持续迭代所生成的经验和知识能够进一步提升无人机在未知环境下的通信能力,有望推动无人机通信朝着智能化方向发展.另外需要说明的是,无人机和 CPS 均是一个复杂且多领域交叉的系统,并且还在处于不断的发展之中,因此对其建模是一个复杂且开放的课题.本文仅仅针对无人机的通信模块,从信息物理融合的视角探讨一种简单通用的模型,试图为解决无人机所面临的潜在通信瓶颈问题提供一些启示,但其中还有很多理论和技术问题亟需进一步深入研究,例如基于机器学习的通信反衍和决策、计算迁移场景下的通信优化、异构资源调度和信息物理安全等问题.

参考文献

- 1 Zeng Y, Zhang R, Lim T J. Wireless communications with unmanned aerial vehicles: opportunities and challenges. IEEE Commun Mag, 2016, 54: 36–42
- 2 Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. A tutorial on UAVs for wireless networks: applications, challenges, and open problems. IEEE Commun Surv Tut, 2019, 21: 2334–2360
- 3 Wang H J, Zhao H T, Zhang J, et al. Survey on unmanned aerial vehicle networks: a cyber physical system perspective. IEEE Commun Surv Tut, 2020, 22: 1027–1070
- 4 Ayaso O, Shah D, Dahleh M A. Information theoretic bounds for distributed computation over networks of point-to-point channels. IEEE Trans Inform Theory, 2010, 56: 6020–6039
- 5 Shojafar M, Canali C, Lancellotti R, et al. Adaptive computing-plus-communication optimization framework for multimedia processing in cloud systems. IEEE Trans Cloud Comput, 2020, 8: 1162–1175
- 6 Cook J A, Kolmanovsky I V, McNamara D, et al. Control, computing and communications: technologies for the twenty-first century model T. Proc IEEE, 2007, 95: 334–355
- 7 Yin H, Wei J B, Zhao H T, et al. An intelligent adaptative architecture for wireless communication in complex scenarios. Sci Sin Inform, 2021, 51: 294–304 [尹浩, 魏急波, 赵海涛, 等. 一种面向复杂场景的无线通信节点智能适变架构. 中国科学: 信息科学, 2021, 51: 294–304]

- 8 Zhang Y C, Zhang P, Wei J B, et al. Semantic communication for intelligent devices: architecture and a paradigm. Sci Sin Inform, 2022, 52: 907–921 [张亦弛, 张平, 魏急波, 等. 面向智能体的语义通信: 架构与范例. 中国科学: 信息科学, 2022, 52: 907–921]
- 9 Shi G M, Li Y Y, Xie X M. Semantic communications: outcome of the intelligence era. Pattern Recogn Artif Intell, 2018, 31: 91–99 [石光明, 李莹玉, 谢雪梅. 语义通讯: 智能时代的产物. 模式识别与人工智能, 2018, 31: 91–99]
- 10 Hayat S, Yanmaz E, Muzaffar R. Survey on unmanned aerial vehicle networks for civil applications: a communications viewpoint. IEEE Commun Surv Tut, 2016, 18: 2624–2661
- Gupta L, Jain R, Vaszkun G. Survey of important issues in UAV communication networks. IEEE Commun Surv Tut, 2016, 18: 1123–1152
- 12 Shoaei A D, Derakhshani M, Parsaeifard S, et al. MDP-based MAC design with deterministic backoffs in virtualized 802.11 WLANs. IEEE Trans Veh Technol, 2016, 65: 7754–7759
- 13 Zheng Z G, Sangaiah A K, Wang T. Adaptive communication protocols in flying ad hoc network. IEEE Commun Mag, 2018, 56: 136–142
- 14 Unhelkar V V, Shah J A. ConTaCT: deciding to communicate during time-critical collaborative tasks in unknown, deterministic domains. In: Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI'16), Phoenix, 2016. 2544–2550
- Amir O, Grosz B J, Stern R. To share or not to share? The single agent in a team decision problem. In: Proceedings of the 28th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI'14), Québec City, 2014. 3092–3093
- 16 Zhang C J, Lesser V. Coordinating multi-agent reinforcement learning with limited communication. In: Proceedings of International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS'13), St. Paul, 2013. 1101–1108
- 17 Roth M, Simmons R, Veloso M. What to communicate? Execution-time decision in multi-agent POMDPs. In: Distributed Autonomous Robotic Systems 7. Berlin: Springer, 2006. 177–186
- 18 Roth M, Simmons R, Veloso M. Reasoning about joint beliefs for execution-time communication Decisions. In: Proceedings of the 4th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS'05), 2005. 786–793
- 19 Grossglauser M, Tse D N C. Mobility increases the capacity of ad hoc wireless networks. IEEE ACM Trans Netw, 2002, 10: 477–486
- 20 Diggavi S N, Grossglauser M, Tse D N C. Even one-dimensional mobility increases the capacity of wireless networks. IEEE Trans Inform Theory, 2005, 51: 3947–3954
- 21 Kwon J, Hailes S. Scheduling UAVs to bridge communications in delay-tolerant networks using real-time scheduling analysis techniques. In: Proceedings of IEEE/SICE International Symposium on System Integration, Tokyo, 2014. 363–369
- 22 Li K, Ni W, Wang X, et al. Energy-efficient cooperative relaying for unmanned aerial vehicles. IEEE Trans Mobile Comput, 2016, 15: 1377–1386
- 23 Kim D, Lee J. Topology construction for flying ad hoc networks (FANETs). In: Proceedings of International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), Jeju, 2017. 153–157
- 24 Liu H, Chu X W, Leung Y W, et al. Simple movement control algorithm for bi-connectivity in robotic sensor networks. IEEE J Sel Areas Commun, 2010, 28: 994–1005
- Vásárhelyi G, Virágh C, Somorjai G, et al. Outdoor flocking and formation flight with autonomous aerial robots.
 In: Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Chicago, 2014. 3866–3873
- 26 Liu X Y, Wei Z Q, Feng Z Y, et al. UD-MAC: delay tolerant multiple access control protocol for unmanned aerial vehicle networks. In: Proceedings of the 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC), Montreal, 2017
- Wei Z Q, Wu H C, Huang S, et al. Scaling laws of unmanned aerial vehicle network with mobility pattern information. IEEE Commun Lett, 2017, 21: 1389-1392
- Zhao H, Wang H, Zhang Y, et al. Modelling smart mobile robotic networks from a cyber physical system perspective.
 In: Proceedings of International Conference on Communications (COMM), 2018. 259–264
- 29 Al-Hourani A, Kandeepan S, Lardner S. Optimal LAP altitude for maximum coverage. IEEE Wirel Commun Lett, 2014, 3: 569–572
- 30 Bai T, Wang J J, Ren Y, et al. Energy-efficient computation offloading for secure UAV-edge-computing systems. IEEE

Trans Veh Technol, 2019, 68: 6074-6087

- 31 Forney G D, Ungerboeck G. Modulation and coding for linear Gaussian channels. IEEE Trans Inform Theory, 1998, 44: 2384–2415
- 32 Zeng Y, Xu J, Zhang R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV. IEEE Trans Wirel Commun, 2019, 18: 2329–2345

Cyber-physical framework for UAV intelligent communications

Haijun WANG¹, Haitao ZHAO^{1*}, Baoquan REN², Dongtang MA¹, Jiao ZHANG¹, Jun XIONG¹, Jibo WEI¹ & Hao YIN^{1,2}

- College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
- 2. Military Academy of Sciences, Beijing 100076, China
- * Corresponding author. E-mail: haitaozhao@nudt.edu.cn

Abstract To relieve the communication bottleneck problem of unmanned aerial vehicles (UAVs), this study discusses an intelligent communication framework for UAVs from a cyber-physical perspective where the inter-dependence among communication, computation, and control is fully exploited. First, we illustrate the coupling effects of computation and control on communication and investigate some related works. Then, a novel cyber-physical framework for UAV communications is proposed, and the key functions of each module are demonstrated. The framework expands the dimension of communication decisions to computation and control and thus can orient and address communication issues more precisely. These provide inspiration for the integrated design of communication, computation, and control. Furthermore, a case study is presented to show the communication optimization based on the proposed framework. Meanwhile, the simulation results verify the effectiveness and superiority of the framework.

Keywords unmanned aerial vehicle, intelligent communication, cyber-physical fusion, cyber physical system (CPS), energy consumption model