

# 感传算协同工业互联网优化设计

李竞博<sup>1</sup>, 马礼<sup>1,2</sup>, 李阳<sup>2</sup>, 傅颖勋<sup>2</sup>, 马东超<sup>2</sup>

(1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124; 2. 北方工业大学信息学院, 北京 100144)

**摘要:** 针对工业互联网中感知传输端到计算端的新场景与时间敏感的需求, 解决应用中端到端时延不达标的问题, 提出了一种感知传输协同计算组网优化设计方案。首先, 提出了基于云边端的感传算协同网络架构, 促进多维系统和异构资源的深度融合。其次, 对网络拓扑构建方式进行优化, 降低网络的平均路径长度, 缩短传播距离, 抵消使用更高频率导致的信号衰弱变快的问题。最后, 改进路由选择方法, 并设计拓扑优化和路由策略集成算法, 降低网络内排队时延, 将端到端时延控制在有界范围内, 削弱“长尾现象”。实验结果表明, 所提方案通过优化网络拓扑结构和路由策略并集成设计, 降低了端到端时延, 保证了网络的实时性和可靠性。

**关键词:** 工业互联网; 感传算一体化; 拓扑优化; 路由策略

**中图分类号:** TP393

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2023118

## Optimized design of sensing transmission and computing collaborative industrial Internet

LI Jingbo<sup>1</sup>, MA Li<sup>1,2</sup>, LI Yang<sup>2</sup>, FU Yingxun<sup>2</sup>, MA Dongchao<sup>2</sup>

1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China

2. School of Information Science and Technology, North China University of Technology, Beijing 100144, China

**Abstract:** In view of the new scenario and time-sensitive requirements of sensing-transmission end to computing end in the industrial Internet, and to solve the problem of end-to-end delay in applications that were not up to standard, a network optimized design scheme for sensing-transmission cooperative computing was proposed. First, the sensing-transmission computing cooperative network architecture based on cloud-edge-end was proposed to promote the deep integration of multidimensional systems and heterogeneous resources. Secondly, the network topology construction mode was optimized to reduce the average path length of the network, shorten the propagation distance, and offset the problem of signal decay due to the use of higher frequencies. Finally, the routing method was improved, and an integrated algorithm of topology optimization and routing strategy was designed to reduce the queuing delay in the network, control the end-to-end delay within a bounded range, and weaken the “long tail phenomenon”. The experimental results show that the scheme reduces the end-to-end delay and ensures the real-time and reliability of the network by optimizing the network topology and routing strategy and integrating the design.

**Keywords:** industrial Internet, integrated sensing transmission and computation, topology optimization, routing strategy

收稿日期: 2023-04-07; 修回日期: 2023-06-09

通信作者: 马礼, mali@ncut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62272007, No.62001007); 北京市自然科学基金资助项目 (No.4234083, No. 4212018)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.62272007, No.62001007), The Natural Science Foundation of Beijing (No.4234083, No.4212018)

## 0 引言

工业互联网正朝着多维感知、协作传输和智能计算的方向迅速发展，是实现通信技术与智能制造深度结合的关键环节，它将结合边缘计算、异构融合和软件定义网络等技术，赋予工业生产全要素互联互通的新模式。

在传统的工业互联网中，由于独立式系统具有较高的稳定性，通常使用独立的系统来参与建设，但是随着工业互联网向数字化、无人化的方向发展，独立式系统的弊端逐渐显现<sup>[1]</sup>。尤其在未来的扩展现实、工业感知和自动驾驶等多种工业互联网应用中，智能设备的操作和通信将同时进行，由此引发了人们对发展一体化网络的关注。与此同时，智能设备也必须具有较低的端到端时延和较高精度的感知能力，利用感知信息做出决策，以此来完成智慧工厂的智能制造与管理。因此，感知传输计算（以下简称为感传算）一体化系统将作为人、机、物全面互联互通的重要基础设施，是工业体系向智能化变革的主要推动者<sup>[2]</sup>。

感传算一体化网络是拥有多维感知、协作传输和智能计算能力的网络系统<sup>[3]</sup>。感知系统如同人的感觉器官，可实现物理空间信息收集；传输系统如同人的血管和神经，可实现网络信息共享；计算系统如同人的核心大脑，可实现信息处理和数据挖掘。3个系统的关系如图1所示，它们之间存在耦合、互补和关联的关系，最终融合成感传算一体化网络。首先，感知系统可以扩展传输系统的深度和维度，传输系统可以增强网络的感知能力。其次，感知能力可以丰富计算系统的数据数量和种类，计算系统可以对感知的数据进行特征提取，优化感知能力。最后，传输系统辅助实现网络的泛在计算能力，计算系统将传输的信息进行融合处理。三方面的深度融合节省了网络资源，可实现工业互联网的多维感知、协作传输和智能计算<sup>[4]</sup>。在无线传输系统和感知能力融合的过程中，两者均受制于无线电波的传播特性和频段的频谱资源特性，这些限制将导致通信范围和信号接收的差异，具体体现在所使用的频率越高，信号的衰减程度越严重，导致信号覆盖范围越小，但是更高频率的信号能带来更高的带宽和感知精度。目前，感传一体化技术相对成熟，对于一体化波形来说，两者结合后，为了获取更高的精度和更大的带宽而使用了更高的频段，导致的

问题是波长变短，在数据传输的过程中随着距离的增加，信号衰弱逐渐严重，可能导致数据丢失，甚至使对方无法接收信息<sup>[5]</sup>。此外，数据传输距离和设备能量消耗成正比，在能量有限的条件下，需要尽量减少能量消耗。所以，感知传输一体化设备发射的信号如何保证低能耗有效传输成为研究的热点课题。

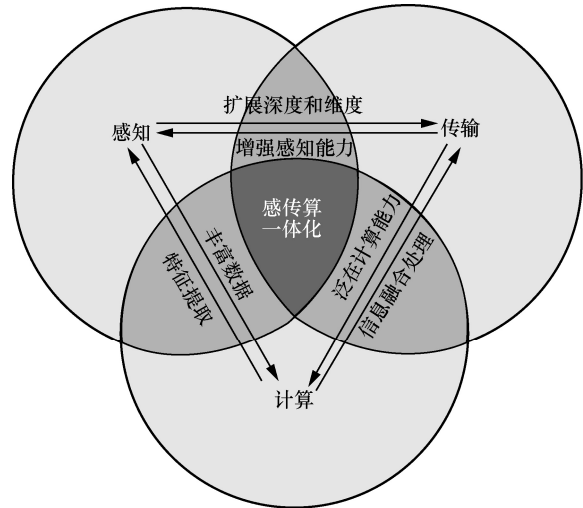


图1 感知系统、传输系统和计算系统的关系

目前，现代工业互联网产业对网络服务质量的要求不断提升，众多领域都有将时间从“及时”提升为“准时”的确定性时延需求<sup>[6]</sup>，因为在感传算一体化网络中，控制单元给大量感传一体化设备和计算设备下发指令，需要保证数据实时传输才能使各设备之间协同完成任务。例如，工业自动化生产过程对时延的要求是  $0.2\mu\text{s} \sim 0.5\text{ms}$ ，远程手术对时延的要求是  $3 \sim 10\text{ms}$ 。如果采用尽力而为的网络，在数据分组完成后转发的过程中，很容易出现分组数据在端口排队等待，导致数据到达时间无法控制，形成“长尾”现象，这会极大概率地导致工业事故的发生，甚至出现不可预估的后果。所以，网络堵塞导致的时延增加已变成亟待解决的关键问题之一。

作为网络的基本结构，拓扑规划对数据的传输具有巨大影响，研究人员忽略拓扑结构将导致大量数据堵塞，进而影响网络设备的稳定性。例如，由于能量消耗殆尽或受到外部攻击，最短路径上的一个节点失效会导致传输时延增加或节点间无法通信。所以合理的拓扑结构可以有效减少发生网络堵塞的可能，降低传输时延，提高数据传输的实时性，并且可以增加网络的抗毁性<sup>[7]</sup>。在网络结构中，

路由策略要运行在拓扑之上,两者之间存在着紧密的依赖关系,在拓扑构建的过程中忽略路由调度的可行性,将导致拓扑存在不合理的节点,严重影响系统运行的稳定性,甚至导致重新合成网络结构。因此,在对工业互联网的控制和设计上,除了需要优化拓扑结构外,更需兼顾整个网络系统的路由策略。对拓扑结构和路由策略进行联合设计,进而优化组网方式,是提高感传算网络性能的重要手段之一。

在工业互联网的感传算网络中,三者的融合起到资源整合、协同运行和基础支撑的作用,但如何优化设计融合后的网络拓扑,如何统筹规划拓扑结构和路由策略,如何保证时间敏感流的端到端时延有界传输,仍是需要解决的问题。为了解决这些问题和挑战,更好地支撑工业互联网中端到端时延有界的需求,本文设计了感知传输协同计算组网优化(NOSTC, network optimal of sensing-transmission cooperative computing)设计方案,主要工作如下。

1) 提出了基于云边端的感知传输协同计算网络架构,将网络分为云计算中心层、边缘计算层和感知传输一体化设备层,即云边端三层架构。云计算中心和边缘计算节点协同控制感知传输一体化设备层的信息感知、传输和分析。该架构使感知传输与计算之间的耦合关系更加紧密,促使多维感知、协作传输和智能计算更加深度地融合,为未来智能场景赋能。

2) 设计了符合感传算一体化网络结构的拓扑构建方案,对不满足时延上限的网络结构进行优化,在拓扑构建的过程中加入度和时延的约束,降低网络的平均路径长度,节省感知传输一体化设备的能量消耗,减少数据的传播距离,抵消使用更高频率导致的传输信号衰减变快的问题。此外,还可使网络结构更加稳健,增加网络的鲁棒性和可靠性。

3) 提出了拓扑优化与路由策略集成的 NOSTC 算法。首先,改进 Yen's 算法进行路由选择,并在路由策略中加入时延、带宽和不相交路径等约束,完成路由决策;然后,与拓扑优化进行集成设计,从整体的角度出发进行全局优化,减少排队时延,将感知传输端到计算端的时延控制在界限范围内,保证工业互联网信息传输的实时性。

## 1 相关工作

随着工业互联网系统朝着巨型化和异构化迅速发展,涌现出越来越多的智能模块,为了充分利

用新技术的性能,实现智能化生产和控制,对网络提出了高精度感知、协同传输和分布计算等更高的要求。但感知、传输和计算等子系统紧密耦合,导致其非线性关系错综复杂。各分散式系统的关系存在着严重的不确定性,一个子系统出现感知误差或传输不及时等问题,将会影响整个系统的稳定。因此,工业互联网在系统设计时,应将感知、传输和计算等子系统进行一体化联合设计,实现对业务环境、通信能力和计算资源协同管理和决策,提高网络资源利用率,满足新技术对性能指标的要求。

目前,感知和通信融合方面的技术较成熟。例如,文献[8]提出了一种全息波束成形方案,使用了辐射幅度可调的超导材料天线组,并设计了一种全息波束成形优化算法,用传感和通信问题来优化波束成形器,实现了感知和通信能力的融合。文献[9]提出了一种联合雷达感知与通信的新模式,雷达可以在执行感知任务的同时与无线电设备通信,在下行链路传输设计了双功能雷达信号,以便在非线性和谐波是标准无线电信号的情况下保持其传感能力;在上行链路传输提出了一种新的接收链设计,能够同时进行雷达感测和数据解码。在感知和计算融合方面,文献[10]基于深度学习和边缘计算技术,设计了异构感知场景下的信息计算方案,两者的融合优化了感知精度和计算效率。在计算和通信融合方面,文献[11]设计了一种单入多出的信道估计算法,比普通算法的效果更优。在应用方面,文献[12]研究了在动态异构的天地一体化网络中如何传输多源数据以及在何处联合计算每个子任务;基于软件定义网络提出了一种新颖的边传输边计算模式,通过一个逻辑集中的控制平面,在数据传输过程中协同计算适当节点上的复杂任务,以达到最小化传输成本和时延的目的。文献[13]提出了一种低能耗的救援无人机部署方案,在无人机应用中可支持通信、导航和感知一体化网络的拓扑重构、节点角色互换等功能,实现了极端环境下感传算多目标和紧缺资源的有效结合,减少了网络中无人机的数量和能耗。文献[14]提出了一种基于深度强化学习的工业物联网孪生体系结构,将控制、通信和计算进行集成设计,首先利用深度强化学习通过系统的试错法在孪生体模型中进行集成设计,然后利用深度 Q 网络的自适应观察窗,自适应于控制系统的物理动态。

最近一些工作致力于研究拓扑构建的优化设计。例如,文献[15]提出了动态网络层次拓扑优化

方法，将优化过程卸载到每个网络节点以处理拓扑的复杂性，在网络节点上分布式地运行多项式局部策略，将网络信息聚合成低维特征，然后利用这些特征进行全局拓扑决策。文献[16]提出了一种基于智能终端节点的物联网异步分布式学习拓扑优化方法，分为局部训练和全局学习2个阶段，每个局部模型可以与全局模型通信以共享加速学习模型的收敛速度，该学习模型优化了物联网的拓扑结构，提升了网络的鲁棒性。文献[17]基于软件定义光网络中的控制平面，提出了一种虚拟拓扑构建方案，该方案通过增加传播和排队时延的约束，在处理控制平面中的时延问题和数据平面中的堵塞问题方面均有很大的性能提升。文献[18]提出了一种用于火车网络的拓扑优化模型，通过设计自适应遗传算法，解决了数据堵塞导致的排队时延增加问题。

在路由策略方面，文献[19]研究了一种具有多用户运算分配和传输调度功能的移动边缘设计结构，综合权衡本地和边缘运算能力、无线网络的特点以及移动用户之间的非合作博弈交互，提出了一种联合卸载模型、传输调度机制和分配权值原则的设计模型，可以发挥最大化网络性能，实现移动用户之间的博弈均衡。文献[20]提出了一种线性规划的联合路由调度方法，通过对数据流进行分组计算，得出不同流的时间表，保证工业物联网中多播时间敏感数据的快速响应。文献[21]提出了一种在动态异构网络环境下基于学习的多路径调度算法，能够感知异构路径的动态特性，根据当前路径特征和动态水平，从确定性和随机性角度出发学习调度决策，以实现高效的路由策略。

未来的工业互联网是构建基于信息物理融合系统的新型协同体系，这不仅需要多维、分布式的感知探测，还需要实时、稳定的通信传输，更需要强大、密集的算力服务。感传算一体化技术将满足多维感知、协作传输和智能计算的要求，实现感知信息的智能化处理、决策和控制，更好地支撑新型智能业务的发展。此外，合理的拓扑结构是一体化网络高效运行的基础，高效的路由策略是驱动数据传输的关键。与现有的研究工作不同，本文基于感传算一体化网络的特点和需求，设计协同网络架构，优化拓扑构建和路由策略，并集成设计，从而降低感知传输端到计算端的时延上限，提升网络运行效率，增强传输的实时性和网络结构的鲁棒性，满足智慧应用对感传算一体化网络的需求，实现信

息物理融合系统的一体化高效协同，成为提高智能模式效率的新动能。

## 2 组网优化方法

### 2.1 网络架构模型

基于云边端的感知传输协同计算网络架构如图2所示，由云计算中心层、边缘计算节点层和终端设备层组成。云计算中心层主要由拥有强大计算与存储能力的超级计算机或服务器集群组成，其主要功能是整合网络全局的感知信息，通过全局数据分析研判，做出最优的决策部署和任务编排。此外，云计算中心还可用于机器学习场景下的模型训练。边缘计算节点层由基站和边缘计算设备组成，其主要功能是接收局部感知信息，对局部网络进行决策和控制，根据应用需求或网络性能完成拓扑重构和路由的动态调度。终端设备层主要由感知传输一体化设备组成，可通过感知传输一体化技术实现对周围环境的感知以及与上层边缘计算节点层的通信，可以执行拓扑优化和访问控制等任务。

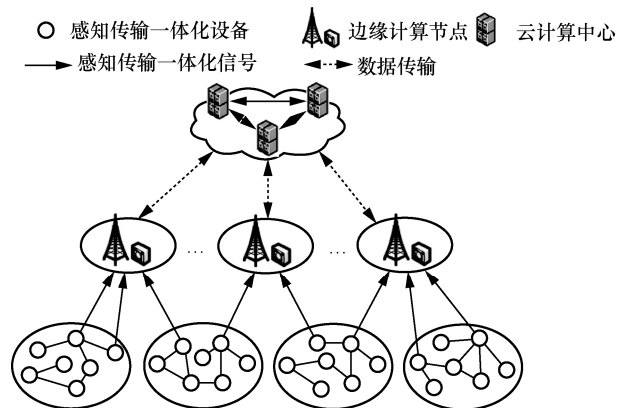


图2 基于云边端的感知传输协同计算网络架构

本文在感知传输协同计算网络架构的基础上主要考虑从感知传输端到计算端进行有时延限制的数据传输，这些传输产生于智慧工厂、远程医疗或自动驾驶等对数据传输有实时性要求的应用场景。NOSTIC对网络拓扑和路由策略进行联合设计，在网络拓扑构建阶段，通过添加满足时延上限的链路，保证拥有时间敏感数据传输的基本路径。在集成路由策略阶段，以最小化端到端时延为最终目标，使网络中的数据通过不相交路径传输，避免数据堵塞在同一队列中，保证满足时延上限的要求以及提高网络资源利用率。本文的主要参数及其含义如表1所示。

表 1 参数及其含义

参数	含义
$V, E$	网络中节点和边的集合
$f_n$	第 $n$ 个数据流
$s_n, d_n$	数据流 $f_n$ 的源节点和目的节点
$size_n, upd_n$	数据流 $f_n$ 的大小和时延上限
$R_n^m$	数据流 $f_n$ 在网络中的第 $m$ 条传输路径
$R_i, R_g$	初始半径和全局半径
$c$	拓扑扩张速度
apl	平均路径长度
$l_{min}$	两节点之间的最短路径长度
$k, k_m$	节点的度和阈值
$p$	节点被连接的概率
$m, e$	节点和边的个数
$P(k)$	度分布函数
$\delta$	时延阈值
$\alpha, \beta$	权重系数
$d_t, d_p, d_h, d_q$	发送时延, 传播时延, 处理时延, 排队时延
$D_n, D'_n$	$f_n$ 有堵塞的总时延和无堵塞的总时延
$B_n^m$	$f_n$ 在网络中第 $m$ 条传输路径的可用带宽
$F$	路由选择函数

设无向图  $G(V, E)$  中,  $V$  表示节点集合,  $E$  表示边集合, 假设网络中共有  $N$  个节点, 那么集合  $V = \{v_n | n=1, \dots, N\}$ 。令  $f_n$  表示数据流,  $s_n$  表示  $f_n$  的源节点,  $d_n$  表示  $f_n$  的目的节点,  $size_n$  表示流  $f_n$  的大小,  $upd_n$  表示流  $f_n$  的时延上限,  $R_n^m$  表示流  $f_n$  在网络中的第  $m$  条传输路径, 那么  $R_n^m = \{[s_n, v_1], \dots, [v_i, v_{i+1}], \dots, [v_j, d_n]\}$ , 用流程表示为  $s_n \rightarrow v_1 \rightarrow \dots \rightarrow v_i \rightarrow \dots \rightarrow v_j \rightarrow d_n$ 。数据流传输示意如图 3 所示。数据流  $f_1$  和  $f_2$  从  $s_1$  和  $s_2$  出发经过多个感知传输一体化设备到达  $d_1$  和  $d_2$ , 没有进行拓扑优化的结构如图 3(a) 所示,  $f_1$  的原始路径为  $R_1^1: s_1 \rightarrow v_1 \rightarrow v_7 \rightarrow v_6 \rightarrow v_5 \rightarrow v_4 \rightarrow d_1$ ,  $f_2$  的原始路径为  $R_2^1: s_2 \rightarrow v_1 \rightarrow v_2 \rightarrow v_3 \rightarrow v_5 \rightarrow v_4 \rightarrow d_2$ ,  $f_1$  和  $f_2$  的初始路径都要经过  $v_5$  到达  $v_4$ , 可能出现数据堵塞的现象, 导致排队时延增加。通过拓扑优化后, 如果  $v_3$  和  $v_4$  之间的连接满足时延上限的要求, 则增加连接  $v_3 \rightarrow v_4$ 。如图 3(b) 所示, 通过有约束的路由策略选择路径时, 根据不相交路径的约束, 数据流  $f_2$  会选择路径  $R_2^2: s_2 \rightarrow v_1 \rightarrow v_2 \rightarrow v_3 \rightarrow v_4 \rightarrow d_2$  进行

传输, 避免了多组数据经过同一节点传输, 解决数据因排队产生额外时延的问题。

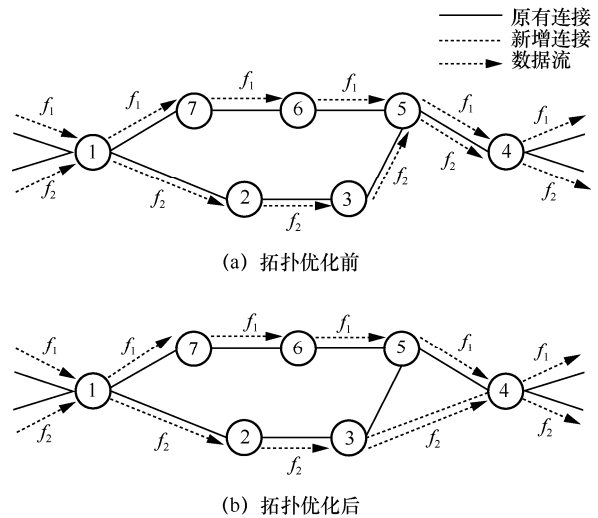


图 3 数据流传输示意

## 2.2 拓扑优化方法

在工业互联网中, 感知传输一体化设备面临所处环境相对恶劣, 可能出现外部攻击或能量消耗殆尽的问题, 这些意外情况会导致节点无法正常工作。通过优化拓扑构建方式, 降低路径长度可以减小网络时延, 增加路径选择可以加强整个系统的鲁棒性。工业互联网传统的复杂网络拓扑构建方法有随机构建、规则构建、小世界网络<sup>[22]</sup>和无标度网络<sup>[23]</sup>等, 后 2 种方法使用较多, 小世界网络主要应用于异构网络建模, 建立的网络近似于泊松分布, 节点的度均接近于平均值, 是一种均匀的网络分布。无标度网络应用于同构网络建模, 建立的网络近似于幂律分布, 少部分节点的度较大, 是一种符合幂律形式的网络分布。

本文所提拓扑优化方法包括扩张和择优连接。扩张过程中, 定义初始网络有  $m_0$  个原始节点和  $e_0$  条边, 设置圆的初始半径为  $R_i$ , 全局半径为  $R_g$ , 选择网络中心作为圆心, 网络从  $R_i$  开始以  $c$  的速度扩张, 当有一个新的节点加入时, 就会与  $m$  个已经存在的节点相连, 其中  $m \leq m_0$ , 直至增长到  $R_i = R_g$ , 此时网络扩张结束。网络扩张速度  $c$  为

$$c = \frac{dR_i}{dt} \quad (1)$$

设  $l_{min}(v_i, v_j)$  表示节点  $v_i$  与  $v_j$  之间的最短路径长度, 如果网络中有  $N$  个节点, 那么网络的平均路

径长度为

$$\text{apl} = \frac{\sum_{i>j} l_{\min}(v_i, v_j)}{2N(n-1)} \quad (2)$$

在网络的所有节点集合  $V$  中, 根据圆半径覆盖的范围, 定义  $V_i$  为扩张半径以内的节点集合,  $V_0$  为扩张半径以外的节点集合。在网络所有边集合  $E$  中, 定义  $E_i$  为扩张半径以内的边集合,  $E_0$  为扩张半径以外的边集合。在网络增长扩张的过程中,  $V_0$  中的节点会逐步加入  $V_i$  中, 节点加入  $V_i$  后会选择  $n$  个  $V_0$  中的节点相连接, 这个选择连接的过程就是择优连接。

择优连接过程主要设置度和时延 2 个约束项, 将重新优化后的拓扑定义为  $G_a$ , 节点  $v_i$  的度定义为  $k(v_i)$ , 节点  $v_i$  度的阈值设置为  $k_m$ , 则节点  $v_i$  度的约束为

$$k(v_i) \leq k_m \quad (3)$$

将拓扑优化前网络中最长的最短路径所需的传输时延定义为节点  $v_i$  时延的阈值  $\delta$ , 即端到端的时延上限。假如在某时刻添加节点  $v_i$  后的端到端时延为  $\mu(v_i)$ , 则节点  $v_i$  的时延约束为

$$\mu(v_i) < \delta, \forall v_i \in V \quad (4)$$

假设  $v_i$  为已存在的节点,  $v_j$  为新加入的节点, 要在 2 个节点间添加连接, 所添加的连接必须满足时延的约束, 节点的度必须满足度阈值的约束, 则在  $v_i$  和  $v_j$  之间添加连接, 同时将节点  $v_i$  和  $v_j$  加入节点集合  $V_i$  中, 将边  $[v_i, v_j]$  加入边集合  $E_i$  中, 即  $\{v_i, v_j\} \in V_i$ , 同时  $[v_i, v_j] \in E_i$ 。如果不满足时延和度的阈值要求, 则不会在  $v_i$  和  $v_j$  之间添加连接。

综上所述, 节点  $v_i$  被连接的概率  $p_i$  为

$$p_i = \frac{k(v_i)\mu(v_i)}{\sum_{j=1}^N k(v_j)\mu(v_j)} \quad (5)$$

其中,  $k(v_i)$  表示已存在节点  $v_i$  的度,  $k(v_j)$  表示新加入节点  $v_j$  的度,  $\mu(v_j)$  表示新加入节点  $v_j$  的时延,  $\mu(v_i)$  表示已存在节点  $v_i$  的时延。

通过合理的拓扑构建, 可以优化感知传输一体化设备部署位置, 降低网络时延和平均最短路径, 增强网络的容错性和可靠性, 确保使用感知传输一体化设备的网络正常运行, 并提高网络的性能。

接下来, 根据网络的扩张和择优连接, 使用连续场理论推导网络演变的动态特性, 分析构建网络

的度分布形式。

在感传算一体化网络中, 已知节点  $v_i$  的度  $k_i$  和时延  $\mu_i$  随时间的变化而变化, 假设度值和时延值连续, 则有

$$\frac{\partial k_i}{\partial t} = m \prod_i = m \frac{k_i \mu_i}{\sum_{j=1}^N k_j \mu_j} \quad (6)$$

在网络的初始状态下度值为零, 加入一个节点就会加入  $m$  条边, 此时度值为  $2m$ , 依次类推, 进行  $t$  次增长后的总度值为

$$\sum_{j=1}^N k_j = 2mt \quad (7)$$

将式(7)代入式(6)可得

$$\frac{\partial k_i}{\partial t} = m \prod_i = \frac{k_i \mu_i}{2t \mu_j} \quad (8)$$

令  $f(\mu) = \frac{\mu_i}{\mu_j}$ , 代入式(8)可得

$$\frac{\partial k_i}{\partial t} = m \prod_i = \frac{k_i}{2t} f(\mu) \quad (9)$$

根据初始条件, 节点  $v_i$  在  $t_i$  时  $k_i(t_i) = m$ , 解微分方程得

$$k_i(t) = m \left( \frac{t}{t_i} \right)^{\frac{f(\mu)}{2}} \quad (10)$$

根据式(10)可得, 节点的度  $k_i(t)$  小于常数  $k$  的概率为

$$P(k_i(t) < k) = P \left( t_i > t \left( \frac{m}{k} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right) \quad (11)$$

每次增加节点的时间间隔是相同的, 那么存在  $t_i$  的概率密度为

$$P_i(t_i) = \frac{1}{m_0 + t} \quad (12)$$

由式(11)和式(12)可得

$$P \left( t_i > t \left( \frac{m}{k} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right) = 1 - P \left( t_i \leq t \left( \frac{m}{k} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right) = 1 - t \left( \frac{m}{k} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \frac{1}{m_0 + t} \quad (13)$$

由此可得, 度的分布  $P(k)$  为

$$P(k) = \frac{\partial P \left( t_i > t \left( \frac{m}{k} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right)}{\partial k} = \frac{2t}{f(\mu)(m_0 + t)} m^{\frac{2}{f(\mu)}k} \left( \frac{2}{f(\mu)} + 1 \right) \quad (14)$$

由式(14)分析可得, 当  $t \rightarrow \infty$  时, 有

$$P(k) = \frac{2}{f(\mu)} m^{\frac{2}{f(\mu)}k} \left( \frac{2}{f(\mu)} + 1 \right) \quad (15)$$

综上所述, 构建感传算一体化网络的度分布  $P(k) \propto k^{-\left(\frac{2}{f} + 1\right)}$  符合幂律分布的形式。在真实的工业互联网环境下, 感传算一体化网络符合幂律分布, 在重要的节点上感知和传输的需求是大量的, 同时计算需求也是大量的。所以, 通过分析拓扑演变的动态特性, 进一步验证了所采用拓扑优化方法的有效性和适用性。

### 3 拓扑优化与路由策略集成算法

在工业互联网中, 拓扑和路由之间存在紧密的依赖关系, 拓扑优化过程中忽略路由调度的合理性将导致系统方案不可行。因此, 拓扑优化与路由策略的集成设计是保证网络实时性和可靠性的必要选择。拓扑优化与路由策略集成算法示意如图 4 所示。

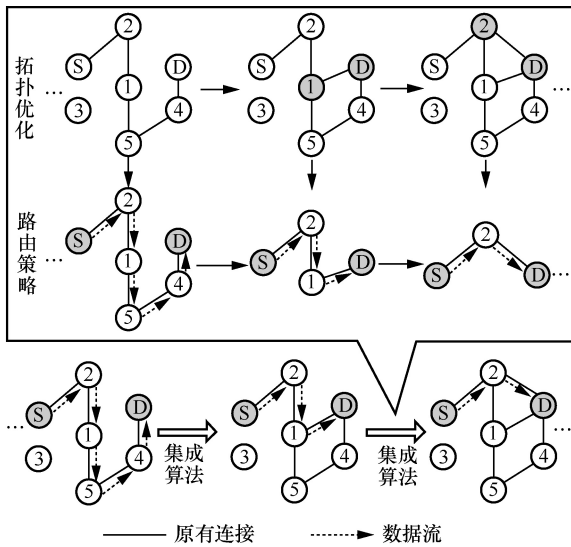


图 4 拓扑优化与路由策略集成算法示意

首先, 在数据传输过程中, 数据流的端到端时延由四部分组成, 定义数据从设备发出到传输介质的时间为发送时延  $d_t$ , 到节点  $v_i$  的发送时延

称为  $d_t^{n,i}$ ; 定义数据在路径上传输的时间为传播时延  $d_p$ , 到链路  $(v_i, v_j)$  的传播时延称为  $d_p^{n,ij}$ ; 定义数据在设备中进行计算等操作的时间为处理时延  $d_h$ , 到节点  $v_i$  的处理时延称为  $d_h^{n,i}$ ; 定义数据在处理设备中堵塞所需的时间为排队时延  $d_q$ , 到节点  $v_i$  的排队时延称为  $d_q^{n,i}$ 。无堵塞的网络数据传输流程为从源节点出发, 所需的时延为  $d_t$ , 在传输过程中的时延为  $d_p$ , 然后到达设备经过处理的时延为  $d_h$ , 其中经过  $S_n$  个设备, 这个过程花费的总时延  $D_n^t$  为

$$D_n^t = \sum_1^{S_n+1} d_t + \sum_1^{S_n+1} d_p + \sum_1^{S_n} d_h \quad (16)$$

在繁忙的网络中, 经常出现数据传输不畅通、网络堵塞的情况, 这时数据将进入排队队列中等待发送, 那么传输过程花费的总时延将会增加排队时延, 所以, 网络出现堵塞时的总时延为

$$D_n = D_n^t + \sum_{s=1}^{S_n} d_q^{n,s} \quad (17)$$

其中,  $d_q^{n,s}$  表示数据流  $f_n$  经过设备  $S$  的花费的排队时延。

拓扑优化与路由策略集成算法需要满足数据传输时延上限  $\text{upd}_n$  的要求, 若数据流  $f_n$  的传输时延  $D_n \leq \text{upd}_n$ , 说明可以满足时延要求, 则按当前所选的路径传输即可; 若  $D_n > \text{upd}_n$ , 则说明当前的设计无法满足时延要求, 需要优化拓扑构建和路由策略, 并进行集成设计, 降低网络传输过程花费的总时延, 以达到时延上限的要求。

在设计路由策略时, 剩余带宽是最重要的影响因素之一, 选择剩余带宽较大的路径, 能够有效避免数据堵塞在一条路径上, 实现整个网络的负载均衡。假设数据流  $f_n$  从源节点  $v_i$  到目的节点  $v_j$  搜索到  $M$  条不相交的路由,  $R_n^m$  表示数据流  $f_n$  在网络中的第  $m$  条传输路径,  $D_n^m$  表示数据流  $f_n$  在网络中第  $m$  条传输路径的时延,  $B_n^m$  表示数据流  $f_n$  在网络中第  $m$  条传输路径的可用带宽, 则有

$$B_n^m = \min\{TB_n^{m,i} - UB_n^{m,i}\} \quad (18)$$

其中,  $TB_n^{m,i}$  表示数据流  $f_n$  在网络中第  $m$  条路径上第  $i$  段的总带宽,  $UB_n^{m,i}$  表示数据流  $f_n$  在网络中第  $m$  条路径上第  $i$  段已使用的带宽。

综上所述，时延和带宽是影响网络质量的重要指标，将两者进行加权整合形成路由选择函数  $F$

$$F = \alpha B_n^m + \beta D_n^m \quad (19)$$

其中， $\alpha$  和  $\beta$  为权重系数，满足  $\alpha + \beta = 1$ 。

路由算法使用改进的 Yen's 算法，初始算法的实现过程分为两部分。首先，计算出最短的路径  $\text{path}_1$ ；然后，将  $\text{path}_1$  中除去目的节点之外的所有节点都设置为偏离节点，按顺序计算出所有偏离节点到目的节点的最短路径，放入集合中作为候选路径，比较集合中候选路径的权重，将权重最小的路径记作次短路径  $\text{path}_2$ 。依次类推，得到其他  $k-1$  条最短路径。本文对原始 Yen's 算法<sup>[24]</sup>做两点改进：第一，采用路由选择函数  $F$  作为路径成本计算标准；第二，在计算偏离节点到目的节点的最短路径时，增加不相交路径的规则。

下面介绍拓扑优化与路由策略集成算法步骤。首先，输入网络的初始拓扑结构  $G(V, E)$ ，设置中心点、初始半径  $R_1$  和增长半径  $c$  参数，根据参数进行网络优化，将初始半径  $R_1$  内的初始节点加入集合  $V_i$  中，在半径增长的过程中，从集合  $V_0$  中将增长半径  $c$  内的节点加入集合  $V_i$  中。然后，根据节点被连接的概率  $p$  选择增加连接，如果满足约束的要求，则在两节点之间增加连接，并将该条边加入集合  $E_i$  中，一直迭代至半径  $R_1 \geq R_g$ ，结束拓扑优化的过程。在迭代的过程中，实时优化的拓扑  $G_a$  一直在更新，将  $G_a$  中各集合中的点和边输入改进的 Yen's 算法中，根据设置的路由选择函数  $F$  找到  $M$  条不相交的可行路径进行数据传输。拓扑优化与路由策略集成的 NOSTC 算法伪代码如算法 1 所示。

#### 算法 1 NOSTC 算法

输入 网络拓扑结构  $G(V, E)$ 、中心点、初始半径  $R_1$  和增长半径  $c$  等参数

输出 优化后的网络拓扑结构  $G_a(V, E)$ 、路径

- 1) if  $D_n > \text{upd}_n$  do
- 2) while  $R_1 < R_g$  do
- 3) for  $v_j$  in  $V$
- 4) if  $0 < l < R_1$  then
- 5)  $V_i \leftarrow v_j$
- 6) else if  $R_l < l < R_1 + c$  then
- 7)  $V_0 \leftarrow v_j$
- 8) end if

- 9) end for
- 10) for  $v_j$  in  $V_0$
- 11) if  $\mu(v_j) < \gamma$  and  $k(v_j) \leq k_m$  then
- 12)  $p \leftarrow \mu(v_j), k(v_j)$
- 13)  $E_{in} \leftarrow [v_i, v_j]$
- 14) end if
- 15) end for
- 16)  $R_1 \leftarrow R_1 + c$
- 17)  $G_a \leftarrow (V_{in}, E_{in})$
- 18)  $G \leftarrow G_a$
- 19) end while
- 20) 改进的 Yen's 算法
- 21) for  $V_{in}, E_{in}$  in  $G_a$
- 22) 不相交路径集合  $\leftarrow \text{path}_1$
- 23) for  $V_{in}$  in  $\text{path}_1$
- 24)  $D_n^m \leftarrow d_t, d_p, d_h, d_q$
- 25)  $B_n^m \leftarrow \text{TB}_n^{m,i} - \text{UB}_n^{m,i}$
- 26)  $F \leftarrow \alpha B_n^m + \beta D_n^m$
- 27) 偏离计算
- 28) end for
- 29)  $\text{path}_1 \leftarrow \text{path}_n$
- 30) end for
- 31) end if
- 32) 返回不相交路径集合

## 4 仿真分析

### 4.1 实验环境与网络拓扑配置

本节进行仿真实验，验证感知传输协同计算组网优化设计方案的有效性。实验的物理环境为 Intel(R) Core(TM) i7-12700H，主频为 2.70 GHz，RAM 为 16.0 GB。参照猎户座网络拓扑结构，设置 16 个感知传输一体化设备作为源节点和目的节点之间的路由设备，随机生成带有时延限制的数据流，处理时延定为  $1 \mu\text{s}$ ，面积为  $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$  的方形区域，节点最大度为 10，初始半径  $R_1 = 16 \text{ m}$ ，增长半径  $c = 15 \text{ m}$ ， $\alpha$  和  $\beta$  权重系数都设置为 0.5。

本节将 NOSTC 分别从横向自身拓扑优化前后进行对比，纵向与其他 4 种方法就时延和平均路径长度 (APL, average path length) 等指标进行对比。对比方法为小世界网络、无标度网络、IAGA (improved adaptive genetic algorithm)<sup>[18]</sup>和 TOSG

(topology optimization scheme with global small world) [25]。其中，小世界网络是同时具备比随机网络更小的路径长度和比规则网络更高的聚集特点的网络，是一种介于随机与规则之间的网络。无标度网络指的是少部分设备拥有大多数连接，满足幂律分布的特点，即  $P(k) \sim k^{-\gamma}$ ， $\gamma$  是幂律指数。TOSG 是一种基于蚁群算法的工业物联网拓扑优化算法，首先通过蚁群算法算出蚂蚁走过的次数，根据次数赋予节点重要程度，然后根据重要程度建立的小世界拓扑构建模型。IAGA 建立了一种基于以太网拓扑结构的优化模型，该模型以通信负载和时延为优化目标，对终端设备在拓扑结构中的位置进行了优化。首先针对列车以太网的拓扑结构，建立多目标优化模型，其次提出一种改进的自适应遗传算法拓扑结构优化算法。IAGA 提出的模型和算法有效地提高了数据传输的实时性。

#### 4.2 实验结果分析

NOSTC 方法拓扑优化前后在不同数据流个数下的时延对比如图 5 所示。拓扑优化前采用随机构建方式。将数据流个数分别设置为 100、200、300 和 400 个查看时延的变化情况。当数据流个数为 100 时，拓扑优化前的时延最大值约为 230  $\mu\text{s}$ ，中位数约为 130  $\mu\text{s}$ ，优化后最大值减小到约 170  $\mu\text{s}$ ，中位数减小到约 90  $\mu\text{s}$ 。当数据流个数为 400 时，拓扑优化前的时延最大值约为 900  $\mu\text{s}$ ，中位数约为 400  $\mu\text{s}$ ，优化后最大值减小到约 600  $\mu\text{s}$ ，中位数减小到约 300  $\mu\text{s}$ 。从上述数据可以看出，优化后的拓扑结构相较于优化前的拓扑结构具有明显的优势。

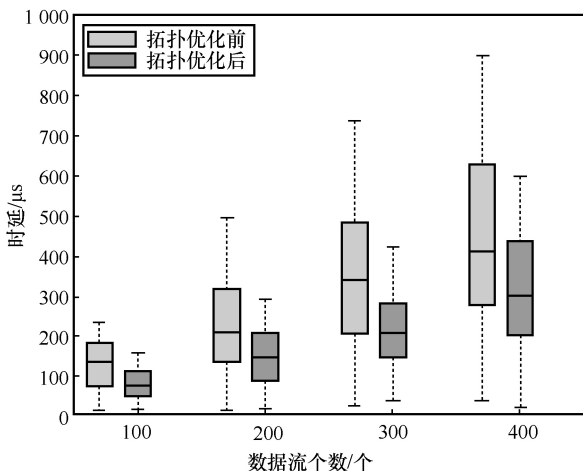


图 5 NOSTC 方法拓扑优化前后在不同数据流数量下的时延对比

不同拓扑优化方法的平均路径长度和计算量对比如图 6 所示。从理论角度分析，随着网络中连

接数量的增加，几种拓扑优化方法所需要的计算量都增加，APL 都减少，平均路径长度越小，说明网络整体传输效率越高。从图 6 可以看出，在增加到 14 条连接后，NOSTC 的 APL 比其他方法都要小，说明本文方法能够精确地找到最合理的连接，数据可以经过最少的路径抵达目的节点，从而优化网络结构。NOSTC 在拓扑优化和路由策略过程中增加了度和时延等约束条件，运行次数有所增加，以牺牲拓扑构建时一定的计算量，换取了整个网络平均路径的降低，提升了网络整体传输效率。

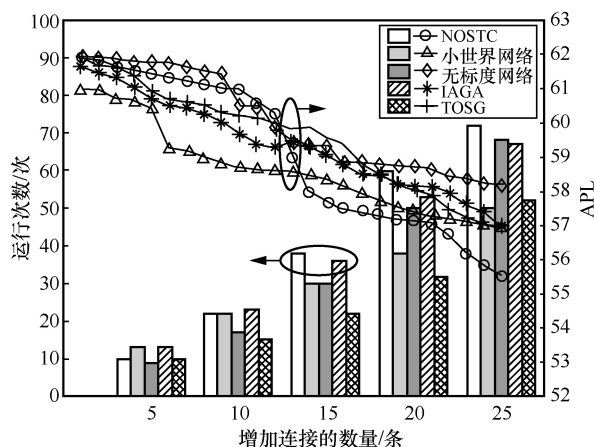


图 6 不同拓扑优化方法的平均路径长度和计算量对比

300 个数据流的网络中，不同拓扑优化方法的时延对比如图 7 所示。NOSTC 在路由策略方面设计时延和可用带宽约束，使用改进的 Yen's 算法得到 5 条最短、次短等不相交路径，选择路径剩余带宽最大的路径传输，有效避免了数据集中在一条路径上导致的数据拥塞。此外，拓扑优化时增加度和时延的约束，并通过拓扑优化和路由策略集成设计，可有效降低网络时延。小世界网络的时延中位数约为 290  $\mu\text{s}$ ；无标度网络的时延中位数约为 350  $\mu\text{s}$ ；IAGA 的时延中位数约为 270  $\mu\text{s}$ ，最大值约为 480  $\mu\text{s}$ ；TOSG 的时延中位数约为 250  $\mu\text{s}$ ，最大值约为 500  $\mu\text{s}$ 。NOSTC 的时延最大值约为 420  $\mu\text{s}$ ，且相对集中分布在中位数 200  $\mu\text{s}$  附近，优于其他构建方法，能够更好地将端到端时延控制在有界范围内。

时延的概率密度函数 (PDF, probability density function) 对比如图 8 所示。通过观察时延的概率分布情况，可以判断是否存在“长尾”现象。如果拓扑优化时没有控制节点的度和时延约束，则会不可避免地出现多个消息同时挤在队列中的情况，形成不确定的排队时延，从而使信息传输的端到端时延

上限无法保证,出现了明显的“长尾”现象。NOSTC 通过联合拓扑优化和路由选择算法,对网络拓扑和数据流进行统筹规划,对节点增加度和时延的约束,大幅减少排队时延。从图 8 可以看出,相比于其他方法,NOSTC 的时延 PDF 曲线峰值高且体积窄,说明时延相对集中在较小的范围内,时延尾部相对较短,在一定程度上削弱了时延的“长尾”现象。

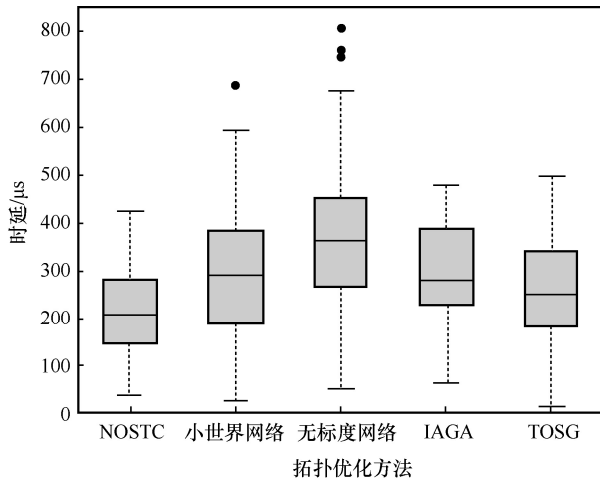


图 7 不同拓扑优化方法的时延对比

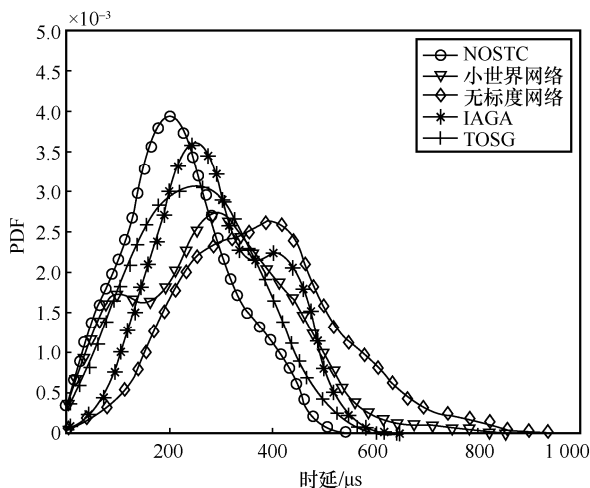


图 8 时延的概率密度函数对比

上述实验结果表明, NOSTC 可有效降低时延,减小网络的平均路径长度。从时延的概率密度函数中可以得出, NOSTC 有效避免了“长尾”现象的发生。

## 5 结束语

针对工业互联网中的感知传输端到计算端时延敏感的需求,为了实现感知、传输和计算技术的深度融合,本文提出了感知传输协同计算组网优化

方案 NOSTC,以降低端到端时延为目标,对网络拓扑和路由策略进行优化。首先,设计了基于云边端的感知传输协同计算网络架构,促使多维感知、协作传输和智能计算更加深度地融合。其次,优化拓扑构建方法,降低整个网络拓扑的平均路径长度,提升网络整体传输效率,设计符合智能工业场景的路由策略,选择满足时延和带宽的不相交路径进行数据传输,降低网络时延。最后,提出拓扑优化和路由策略集成算法,最小化数据流的时延上限,保证数据的可靠传输。实验分析表明,所提方案能有效降低端到端时延,提高网络的转发效率。

随着网络信息多维感知、协作通信、智能计算功能的统一设计,感传算一体化必将成为关键技术,赋能人、机、物全要素互联互通的新型基础设施,形成智能化发展的新兴业态和应用模式。

## 参考文献:

- [1] DESAI P R, MINI S, TOSH D K. Edge-based optimal routing in SDN-enabled industrial Internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(19): 18898-18907.
- [2] 田辉, 贺硕, 林尚静, 等. 工业互联网感知通信控制协同融合技术研究综述[J]. 通信学报, 2021, 42(10): 211-221.  
TIAN H, HE S, LIN S J, et al. Survey on cooperative fusion technologies with perception, communication and control coupled in industrial Internet[J]. Journal on Communications, 2021, 42(10): 211-221.
- [3] QI Q, CHEN X M, ZHONG C J, et al. Integrated sensing, computation and communication in B5G cellular Internet of things[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(1): 332-344.
- [4] 陈旭, 尉志青, 冯志勇, 等. 面向 6G 的智能机器通信与网络[J]. 物联网学报, 2020, 4(1): 59-71.  
CHEN X, WEI Z Q, FENG Z Y, et al. Intelligent machine-type communication and network for 6G system[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(1): 59-71.
- [5] CUI Y H, LIU F, JING X J, et al. Integrating sensing and communications for ubiquitous IoT: applications, trends, and challenges[J]. IEEE Network, 2021, 35(5): 158-167.
- [6] WEI M, YANG S J. A network scheduling method for convergence of industrial wireless network and TSN[C]//Proceedings of 2023 17th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [7] ROKHAYAH, SYAMBAS N R. A heuristic algorithm for ring topology optimization[C]//Proceedings of 2020 6th International Conference on Wireless and Telematics. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-4.
- [8] ZHANG H B, ZHANG H L, DI B Y, et al. Holographic integrated sensing and communication[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(7): 2114-2130.
- [9] HUANG Q Y, LUO Z Q, ZHANG J, et al. LoRadar: enabling concurrent radar sensing and LoRa communication[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(6): 2045-2057.
- [10] GAO Y J, LIU L, HU B X, et al. Federated region-learning for envi-

- ronment sensing in edge computing system[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2020, 7(4): 2192-2204.
- [11] HU Q, GAO F F, ZHANG H, et al. Deep learning for channel estimation: interpretation, performance, and comparison[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 20(4): 2398-2412.
- [12] LI X, TANG F L, ZHU Y M, et al. Processing-while-transmitting: cost-minimized transmission in SDN-based STINs[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2022, 30(1): 243-256.
- [13] 王莉, 魏青, 徐连明, 等. 面向通信-导航-感知一体化的应急无人机网络低能耗部署研究[J]. 通信学报, 2022, 43(7): 1-20.  
WANG L, WEI Q, XU L M, et al. Research on low-energy-consumption deployment of emergency UAV network for integrated communication-navigating-sensing[J]. Journal on Communications, 2022, 43(7): 1-20.
- [14] XU H S, WU J, LI J H, et al. Deep-reinforcement-learning-based cybertwin architecture for 6G IIoT: an integrated design of control, communication, and computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(22): 16337-16348.
- [15] CHEN J, MENG Z L, GUO Y N, et al. Hier Topo: towards high-performance and efficient topology optimization for dynamic networks[C]//Proceedings of 2021 IEEE/ACM 29th International Symposium on Quality of Service. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-10.
- [16] CHEN N, QIU T, ZHAO L P, et al. Edge intelligent networking optimization for Internet of things in smart city[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(2): 26-31.
- [17] CHANDWANI G, BEHERA S, DAS G. Delay-aware control plane virtual topology design of software defined-elastic optical network[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2021, 18(2): 1461-1475.
- [18] HE D Q, SUN D L, CHEN Y J, et al. Topology design and optimization of train communication network based on industrial Ethernet[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(1): 844-855.
- [19] YI C Y, CAI J, SU Z. A multi-user mobile computation offloading and transmission scheduling mechanism for delay-sensitive applications[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020, 19(1): 29-43.
- [20] LI C, ZHANG C Y, ZHENG W, et al. Joint routing and scheduling for dynamic applications in multicast time-sensitive networks[C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [21] WU H J, ALAY Ö, BRUNSTROM A, et al. Peekaboo: learning-based multipath scheduling for dynamic heterogeneous environments[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(10): 2295-2310.
- [22] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.
- [23] BARABASI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.
- [24] YEN J Y. Finding the K shortest loopless paths in a network[J]. Management Science, 1971, 17(11): 712-716.
- [25] QIU T, LI B L, QU W Y, et al. TOSG: a topology optimization scheme with global small world for industrial heterogeneous Internet of things[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(6): 3174-3184.

## [作者简介]



李竞博 (1994- ), 男, 山东聊城人, 北京工业大学博士生, 主要研究方向为工业互联网、软件定义网络、一体化融合网络。



马礼 (1968- ), 男, 山西朔州人, 博士, 北京工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为分布式系统、物联网、多 agent 机器人系统。

李阳 (1992- ), 男, 河南驻马店人, 博士, 北方工业大学讲师、硕士生导师, 主要研究方向为移动边缘计算。

傅颖勋 (1986- ), 男, 湖南永州人, 博士, 北方工业大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为云分布式存储可靠性。

马东超 (1980- ), 男, 北京人, 博士, 北方工业大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为 WSN、下一代互联网。