

面向海洋气象预报的低时延智能物联网构建

李竞博^{1,2*}, 马礼^{1,2*}, 李阳², 傅颖勋², 马东超²

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

摘要: 人工智能技术广泛应用于海洋气象预报,且越来越依靠物联网获取海洋环境中多种模态的海量感知数据. 针对数据的获取数量和传输速度不足以支撑模型精准预报的问题,提出了面向海洋气象预报的低时延智能物联网构建方案. 首先,设计了智能物联网海洋气象预报融合架构,该架构不仅充分适配了人工智能技术和物联网技术,更实现了对海洋气象数据的高效采集、处理与分析,为海洋气象预报提供了有效灵活的底层结构. 其次,优化了异构海洋感知设备协同组网方法,通过优化多层耦合网络拓扑,实现了异构海洋感知设备的高效互联,保证了数据收集的全面性和准确性. 最后,提出了海洋感知网络低时延路由算法,该算法通过智能路径选择和数据传输优化,减少了信息从感知设备到数据中心的传输延迟,确保预报数据的快速更新. 经实验验证,该方案充分利用智能物联网的优势,解决了海洋气象预报中数据获取难和处理延迟长的问题,所提方案的时延均值降低37%,时延中值降低38%,为海洋气象实时和准确的预报提供有力支持.

关键词: 人工智能;物联网;海洋气象预报;组网优化;路由策略

基金项目: 国家重点研发计划(No.2023YFC3107804);国家自然科学基金(No.62272007, No.62001007);北京市自然科学基金(No.4234083, No.4212018)

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)02-0301-13

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20240698

Construction of Low-latency Artificial Intelligence of Things for Marine Meteorological Forecasting

LI Jing-bo¹, MA Li^{1,2*}, LI Yang², FU Ying-xun², MA Dong-chao²

(1. School of Computer Science, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

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

Abstract: Artificial intelligence technology is widely used in marine meteorological forecasting, and increasingly relies on the internet of things to obtain massive sensory data of multiple modes in the marine environment. Aiming at the problem that the amount of data obtained and the transmission speed are not enough to support the accurate forecast of the model, a low-latency artificial intelligence of things (AIoT) construction scheme for marine meteorological forecasting is proposed. Firstly, an AIoT marine meteorological forecast fusion architecture is designed. This architecture not only fully adapts to artificial intelligence technology and internet of things technology, but also realizes the efficient collection, processing and analysis of marine meteorological data, providing an effective and flexible underlying structure for marine meteorological forecasting. Secondly, the collaborative networking method of heterogeneous ocean sensing devices is optimized. By optimizing the multi-layer coupling network topology, efficient interconnection of heterogeneous ocean sensing devices was achieved, ensuring the comprehensiveness and accuracy of data collection. Finally, a low-latency routing algorithm for ocean sensing networks is proposed. This algorithm reduces the transmission delay of information from sensing devices to data centers through intelligent path selection and data transmission optimization, ensuring the rapid update of forecast data. Experimental verification shows that the proposed scheme fully utilizes the advantages of the AIoT and solves the problems of difficult data acquisition and long processing delay in marine meteorological forecasting. The mean delay of the proposed scheme is reduced by 37% and the median delay is reduced by 38%, providing strong support for real-time and accurate marine meteorological forecasting.

Key words: artificial intelligence; internet of things; marine meteorological forecasting; network optimization; routing strategies

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program of China (No.2023YFC3107804); Natural Science Foundation of China (No.62272007, No.62001007); Beijing Natural Science Foundation (No.4234083, No.4212018)

1 引言

随着全球气候变化的加剧和海洋经济的快速发展,海洋气象预报在航海安全、渔业生产、海洋资源开发和防灾减灾等领域的重要性日益凸显^[1].与此同时,人工智能技术的飞速发展使其在海洋气象预报中的应用逐渐展现出巨大的潜力^[2].它能够通过机器学习和深度学习等方法,从海量的海洋数据中提取出有价值的信息,发现数据之间的复杂关联和规律,从而提高预报的准确性和精度.然而,要充分发挥人工智能技术在海洋气象预报中的作用,必须依赖于实时、大量和准确的数据输入.近年来,物联网(Internet of Things, IoT)与人工智能技术(Artificial Intelligence, AI)结合的智能物联网(Artificial Intelligence of Things, AIoT)技术快速发展^[3,4],它的出现为这一需求提供了有力支撑.物联网技术通过广泛部署的智能传感器节点,实现对海洋环境的实时监测和数据采集,为海洋气象预报提供了丰富而可靠的数据源^[5].通过与人工智能技术的深度融合,进一步为数据处理和分析提供强大的技术支持,共同推动海洋气象预报技术的创新与发展.

智能物联网技术已经被广泛应用于智慧医疗、智慧城市建设、工业自动化、智能家居等多个领域^[6].特别是在环境监测领域,通过利用传感器网络收集的实时数据,结合高级数据分析技术,可以实现对环境变化的快速响应和准确预测^[7].然而,尽管物联网技术在工业场景中取得了显著进展^[8],其在海洋气象预报领域的应用仍然面临着特有的挑战和局限.因为海洋环境的特殊性,如海洋的广阔面积、恶劣的天气条件以及复杂的海洋动力学过程,给传感器的部署和数据收集带来了极大的困难^[9].此外,海洋气象预报的准确性高度依赖于覆盖广泛区域的实时数据,这对传感器网络的覆盖范围、数据传输能力以及数据处理效率提出了更高的要求.

现有研究表明,海洋环境的复杂性和动态变化要求气象预报系统需要处理来自广泛分布的感知设备的大量数据^[10].这些海量部署的感知设备,如浮标、无人潜航器、卫星等^[11,12],形成了一个高度异构的感知网络.尽管这些物联网设备在广阔的海域范围内收集了丰富的气象数据,但如何有效地组织和管理这些异构感知设备,以及如何传输这些数据确保数据收集的连续性和准确性,成为了优化海洋气象预报系统的关键问题.

目前对于海洋感知网络的研究主要集中在提高数

据收集的覆盖率和精确度^[13],而对于数据传输的时效性和可靠性的研究相对较少.海洋环境中的高延迟、低带宽和频繁的网络中断对于实时海洋气象数据的收集和传输构成了巨大挑战^[14].此外,在基于人工智能的实际应用中,数据的实时传输对于快速响应气象变化和进行及时预报至关重要.因此,设计能够支持低时延和高可靠性数据传输的路由算法,对于提升海洋气象预报的时效性和准确性具有重要意义.

综上所述,智能海洋物联网是人工智能与物联网融入到海洋气象预报中的一种形态^[15].智能海洋物联网功能架构图如图1所示.这种新型的基于人工智能的海洋气象预报网络,急需一种方法来提供大量数据和降低数据更新时延.所以如何高效整合和处理广泛部署的感知设备,以及如何优化数据的传输流程,仍然是亟须解决的关键问题.鉴于此,本文旨在设计一种面向海洋气象预报的低时延智能物联网构建方案(a low-latency Artificial Intelligence of Things construction scheme for Marine Meteorological Forecasting, MMF-AIoT),通过深入研究实现以下三个主要目标:一是构建智能物联网驱动的海洋气象预报融合架构,以实现智能物联网和海洋气象预报的高效融合;二是优化异构海洋感知设备的协同组网方法,提高数据收集的效率和质量;三是设计海洋感知网络的低时延路由算法,以保证数据传输的实时性和可靠性.

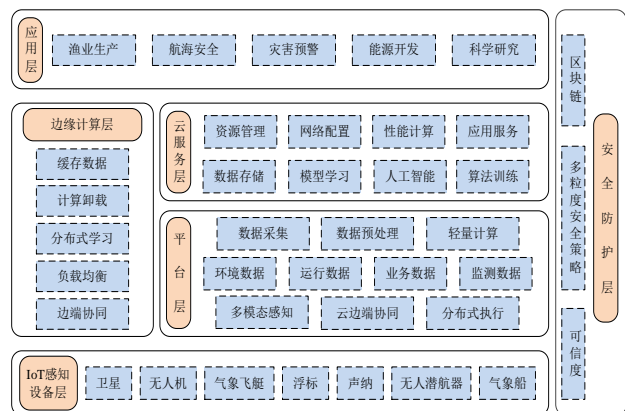


图1 智能海洋物联网功能架构图

本文的主要贡献包括3个方面:

(1) 设计了智能物联网驱动的海洋气象预报融合架构,采用了云边端三层结构,有效地利用了云计算的强大处理能力、边缘计算的低延迟特性以及感知设备

的实时数据采集能力,提高了数据处理的效率和系统的灵活性.该架构还整合了海洋气象卫星数据、海洋浮标观测数据、海洋船舶以及海岸站的数据,实现了数据的多维度融合,为海洋气象预报提供更加全面和准确的海洋气象信息.物联网技术在此架构中起到关键作用,通过广泛部署的传感器网络实时收集海洋气象数据,包括温度、湿度、风速等多种参数,从而为海洋气象预报提供连续、实时的数据支持.

(2)为应对海洋感知网络中设备多样化和任务环境复杂性的挑战,提出了一种异构海洋感知设备协同组网优化方法.该方法主要由扩张和择优连接两步骤构成,并在择优连接的过程中考虑节点关联数和时延两种关键约束,目的是优化网络拓扑结构,减少网络的冗余连接,提升数据传输效率并增强网络稳定性.通过此方法,能够促进异构设备间的高效协同工作,实现数据的无缝共享和传输,从而大幅提高海洋数据收集网络的效率、可靠性以及覆盖范围.

(3)针对海洋气象数据无法及时更新到气象预报模型中的问题,提出了海洋感知网络低时延路由算法.根据海洋感知网络为数据密集型网络的特点,对路由算法进行优化,首先是采用时延和带宽作为路径成本的计算标准,这不仅考虑了传输效率,同时也顾及了网络资源的有效利用.其次是在计算偏离节点到目的节点的最优路径时增加的不相交路径规则,进一步提高了网络的容错能力和数据传输的可靠性.该方法不仅优化了海洋感知网络的路由选择过程,减少了数据传输的时延,还提高了网络在面对故障时的鲁棒性和稳定性.

2 相关工作

目前研究人员为了提高预报精度和效率,侧重于研究如何使用人工智能大模型进行海洋气象预报,但数据量和传输时延限制了研究的进展.所以本文深入分析了智能物联网在海洋气象预报中的应用现状,在之前研究分析的基础上^[16],针对海洋气象预测需要空天地海复杂环境的数据支持,做了针对性优化,重点研究如何设计 AIoT 与海洋气象预报的融合架构、异构感知设备的协同组网机制和适应海洋环境的低时延路由算法等关键技术挑战,为海洋气象预报的精度和效率提升提供新的思路.

智能物联网技术通过提供实时数据采集、处理和数据分析,为海洋气象预报提供了强大的支撑^[17].近年来,一些研究人员专注于如何利用 IoT 技术改进海洋气象预报系统.文献[18]提出了一种用于分析海洋数据和观测环境的水下物联网架构.它采用多层架构设计方法,为设计和开发水下物联网系统提供框架.文献[19]提出了一种五层系统结构的水下物联网架构,由感知

层、通信层、网络层、融合层和应用层组成.该架构的每一层结构具有独立的功能和可扩展性,是一个灵活的多层网络架构.文献[20]调研了一百四十多篇文章,研究了不同主题的物联网架构的风格、模式和模型,并预测了未来发展的趋势.文献[21]提出了一个用于边缘 AIoT 的智能服务管理框架,该架构由智能业务协同管理模块、AI 应用管理模块和数据安全管理模块组成,为边缘计算环境中的大规模 AIoT 系统提供可扩展、高效和可靠的架构解决方案.

随着海洋观测设备类型的多样化,异构海洋感知设备的有效协同是实现高效、准确海洋气象预报的关键^[22].目前的研究方向需要有效的组网方式来协调这些异构设备,实现数据的实时收集和传输.文献[23]对沿海网络、水面网络、天空网络和水下网络做了全面的调查和总结,为读者提供了海洋空间网络的最新技术和挑战性问题的概述.文献[24]提出了一个利用边缘智能的分布式学习框架,分为局部训练和全局学习两个阶段,并且利用智能终端节点的贡献来优化网络拓扑结构,有效地提升了终端节点的组网能力,增强了物联网拓扑结构的鲁棒性.文献[25]认为物联网中所有的物理和虚拟的事务都通过分布式的服务互连.提出了一种服务组合机制的评估框架,该框架设计了六个功能来评估组合各种服务的合理性,最终达到增强网络扩展性的目的.文献[26]提出了一种构建泛在网络拓扑方案.首先,将泛在网络节点分为三类:终端节点、汇节点和控制节点.在此基础上,提出了两个运算原语(即加法和减法)和三个原子运算(即交集、联合和融合),并设计算法来描述网络变化和构建网络拓扑.最后,在卫星互联网和物联网上证明了可以高效、准确地构建网络的通信.

在海洋感知网络中,低时延路由算法是确保数据在 AI 模型中及时更新的手段,进而达到及时预报的目的^[27].考虑到海洋环境的特殊性,如大范围、高动态和易中断等特点^[28],设计有效的路由算法面临着巨大挑战.近年来,多项研究致力于开发适用于海洋感知网络的低时延路由算法.文献[29]提出了一种智能海洋网络架构,使用软件定义网络进行统一管理,并使用分段路由来控制数据转发路径,可以控制网络流量并优化海洋网络中不同网络实体之间的网络路由.此外,针对有质量需求的应用,还提出了基于模糊拉格朗日的服务质量路由算法,确保提供给用户的服务质量.文献[30]提出了一种长寿命、可靠的水下传感网络渗透路由协议,保证网络的可靠性并延长网络寿命.该协议通过估计下一跳的可靠性并考虑候选者的剩余能量,自适应地选择转发器来传递每条消息,保证端到端的可靠性,同时避免过早出现能量空洞.文献[31]提出了一种高

效节能的无效区域规避路由选择方法,使用灰狼优化算法的概念来选择最佳转发节点.该方法通过避免无效区域和平衡网络能量来减少传输时延,提高网络寿命.文献[32]提出了一种基于蚁群算法的路由协议,利用具有新颖物理意义和浓度变化机制的信息素将蚂蚁引导到接收器节点.其中路由过程可以概括为三个部分:信息素列表设置、路由决策和损坏路径修复.该算法有效降低时延,提高传输率和寿命.

3 智能气象预报融合

3.1 融合架构模型

海洋气象的形成是一个极其复杂的过程,使用人工智能预报海洋气象需要大量多维数据用于分析,这依赖于来自太空、天空、陆地、海面 and 海底五个空间的多源数据.这些数据通过卫星、无人机、气象船、气象站、浮标、无人潜航器和海底传感器等物联网设备收集.例如,卫星提供的遥感数据可以捕获广阔的海面温度和环流;无人机在岛屿区域等难以接近的地区收集风力和降水;气象船与浮标直接测量海水的温度、盐度及流向.这些数据在感知和传输方面分别表现出全面性和实时性的特点,具体而言,感知设备能够覆盖多层次海洋数据,收集从表层温度到深海压力等多样化数据,确保数据全面性.在数据传输方面,通过优化确保信息能够高效、实时地传递至数据处理中心,支撑精准且迅速的数据分析和应用.融合架构通过全面收集来自不同物联网设备的多源数据,为人工智能模型的训练和预测提供了丰富的输入,增强了其对复杂海洋气象现象的解析能力.

本节提出了智能物联网驱动的海洋气象预报融合架构,如图2所示,采用云边端三层结构设计,为基于人工智能的海洋气象预报和物联网数据感知提供融合架构.其中,底层为感知设备层,中间为边缘计算层,顶层为云计算中心层.

在基于智能物联网驱动的海洋气象预报系统中,云计算中心提供算力,处理和分析设备感知的海量数据,其中最重要的是进行人工智能模型的训练和预测未来的气象变化.它能够利用自身强大的存储容量和计算能力,对复杂的气象数据和历史数据进行深度学习,进而提升预报的准确性.

边缘智能节点处于系统的前端,靠近数据产生的源头.智能节点由边缘服务器和有计算能力的感传设备组成,负责对原始数据进行初步处理,如数据预处理、压缩和初步分析,以减轻云计算中心的负担,并减少数据传输时延.通过在数据产生地点就开始处理数据,能够提高整个系统的响应速度和效率,尤其是对于实时性要求高的应用场景,如极端天气事件的早期预警.

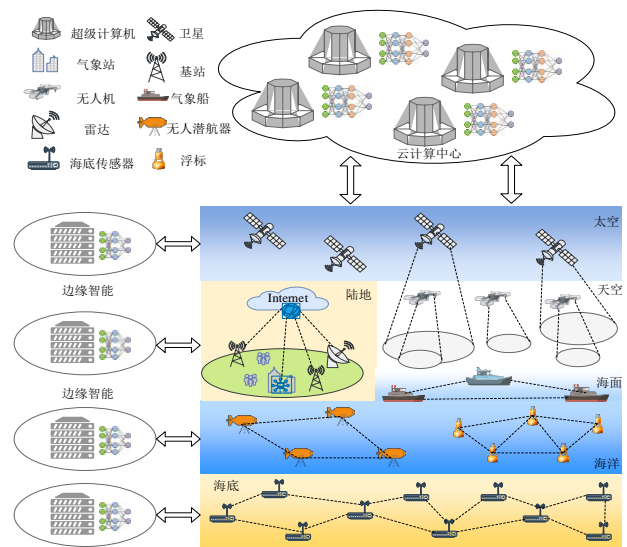


图2 智能物联网驱动的海洋气象预报架构图

感知设备是整个系统的基础,负责直接与环境互动,收集各类气象和海洋数据.它们由分布在各个空间的感知设备组成,每种设备有自己的特定任务,如卫星用于从太空中监测全球海洋气候变化和大气状况,无人机用于收集低空气象数据,气象船和浮标专注于海面上的气象条件和海洋动力学的观测,无人潜航器和海底传感器能够探索深海环境,收集深海温度、盐度和流动等数据.这些感知设备为基于AI的海洋气象预报提供多源异构感知数据,有助于模型训练得更加接近真实情况,从而提升预报的准确性.

综上所述,该架构通过融合云计算中心、边缘智能节点和多元感知设备的三层结构设计,为基于人工智能技术的海洋气象预报提供了适配的支持平台.它通过利用云计算的强大数据处理能力和人工智能模型的高效预测,结合边缘计算的实时性和灵活性,以及多元感知设备的广泛监测范围,实现了对海洋和气象数据的高效收集、快速处理和精准预测.这一架构不仅大幅提升了气象预报的准确度和响应速度,对极端天气事件提供了及时的预警,还优化了资源使用,增强了系统的可扩展性和可持续性,为基于人工智能的海洋气象预测提供了坚实的技术支持.

3.2 网络模型定义

根据智能物联网驱动的海洋气象预报架构,将物理结构表达为网络术语.设无向图 $G(V, E)$, V 表示海洋感知设备节点集合, E 表示设备连接边的集合, v 表示节点.假设网络中共有 N 个感知设备,那么集合 $V = \{v_n | n = 1, 2, \dots, N\}$. f_n 表示在网络中传输的数据流, s_n 表示数据流 f_n 的源节点, d_n 表示数据流 f_n 的目的节点, $size_n$ 表示数据流 f_n 的大小, upd_n 表示数据流 f_n 的时延上界, R_n^m 表

示数据流 f_n 在网络中的第 M 条传输路径,根据以上定义可表示为 $R_n^m = \{[s_n, v_1], \dots, [v_i, v_{i+1}], \dots, [v_j, d_n]\}$,用流程表示为 $s_n \rightarrow v_1 \rightarrow \dots \rightarrow v_i \rightarrow \dots \rightarrow v_j \rightarrow d_n$

数据在沿着路径传输时,整个过程会经历端到端延迟.数据从感知端到计算端延迟可以分为4个部分.首先发送时延是数据从设备发出到传输介质的时间,将其定义为 d_s ,数据到节点 v_i 的发送时延定义为 $d_i^{n,i}$;传播时延是数据在路径上传输的时间,将其定义为 d_p ,数据到链路 (v_i, v_j) 的传播时延称为 $d_p^{n,i,j}$;处理时延是数据在设备中进行计算等操作的时间,将其定义为 d_h ,到节点 v_i 的处理时延称为 $d_h^{n,i}$;排队时延是数据在处理设备中堵塞所需的时间,将其定义为 d_q ,数据到节点 v_i 的排队时延称为 $d_q^{n,i}$.

在海洋气象感知网络中,传感器分布在太空、天空、陆地、海洋、海底等各种空间中,不同空间的传播时延存在差异性.定义太空中设备的传播时延为 d_{pf} ;定义天空中设备的传播时延为 d_{ps} ;定义陆地上设备的传播时延为 d_{pg} ;定义海洋中设备的传播时延为 d_{pb} .

4 异构海洋感知设备协同组网方法

异构海洋感知设备协同组网对于物联网系统至关重要,通过优化多层耦合网络的拓扑结构,实现异构海洋感知设备的高效互联,从而保证数据收集的全面性和准确性.

4.1 拓扑构建方法

在基于智能物联网的海洋气象预报中,如果数据无法及时地传输到模型中分析,将导致无法精准掌握真实的海洋状况,人工智能的优势也会大大降低.此外,感知设备的工作环境相对恶劣,数据在介质中停留的时间越长,受到干扰的机率会越大,遇到意外的状况也会越多.所以,本节通过优化感知网络的拓扑结构,增强网络的鲁棒性,保证数据传输的实时性.

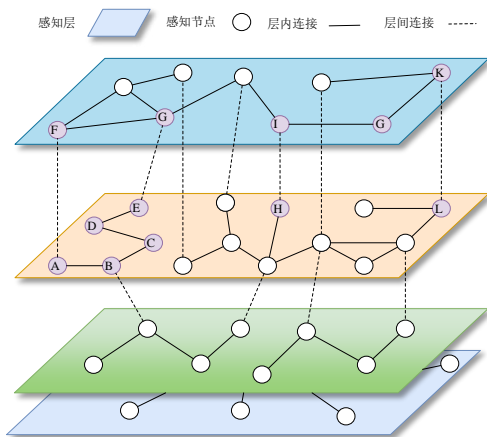


图3 分层耦合网络示意图

海洋感知网络存在太空、天空、陆地、海面 and 海底等多层耦合网络.在数据传输的过程中,可能会出现跨多层网络传输的情况,如图3所示的分层耦合网络示意图.如果数据要从 v_A 传输到 v_E ,可能会出现两种情况,第一种是在本网络内部及逆行数据传输: $v_A \rightarrow v_B \rightarrow v_C \rightarrow v_D \rightarrow v_E$.第二种经过其他网络进行多层网络数据传输: $v_A \rightarrow v_F \rightarrow v_G \rightarrow v_E$.此外,如果在本层网络内部数据无法传输到目的地,也需要进行多层网络传输,比如数据从 v_H 传输到 v_L ,那么需要经过的路径为: $v_H \rightarrow v_I \rightarrow v_G \rightarrow v_K \rightarrow v_L$.在真实的海洋气象感知网络环境中,海底感知设备可能需要通过气象船进行数据传输,浮标或气象船需要无人机或卫星进行数据传输.所以,根据海洋感知网络的自身特点,符合多层耦合网络的性质.

复杂网络的拓扑构建方式有规则、随机、小世界、无标度等方式.小世界建立的网络近似于泊松分布,是一种均匀的网络分布形式.无标度网络近似于幂律分布,是一种符合幂律形式的网络分布.海洋感知网络具有无标度的特征,重要的智能节点有较多的连接,符合幂律分布的特点.

根据无标度模型对海洋感知网络的拓扑构建进行优化,该过程由扩张和倾向性选择两个方面.首先,假设海洋感知网络有 m_0 个传感器和 e_0 条连接边,初始半径为 R_i ,全局半径为 R_g ,半径的增长速度为 c .网络扩张的过程为:在网络初始状态下,半径为 R_i ,在以速度 c 的增长过程中,有 n 个新的节点加入,这些节点根据倾向性与 m 个半径内的节点连接,此时, $m_0 = m + n$.随着网络的增长,到初始半径等于全局半径时,网络增长结束.在这个过程中 $m \leq m_0$, $R_i = R_g$ 时扩张停止.

第二个是倾向性选择的过程,它是指半径外的节点加入网络后,倾向于和半径内的哪个节点连接的选择.通过设计节点关联数和时延两个约束对倾向性选择进行优化.定义半径增长以内的节点集合为 V_i ,半径增长以外的节点集合为 V_0 ,半径增长以内的边集为 E_i ,半径增长以外的边集为 E_0 .半径内已有的节点定义为 v_i ,从半径外新加入的节点为 v_j .首先,设计时延约束,定义时延阈值为 δ ,该值是节点在拓扑构建前最长的最短路径花费的传输时延,即端到端时延上线.根据海洋感知网络特殊的形式,太空、天空、陆地、海洋、海底等不同的介质存在不同的传输时延.定义太空感知网络的时延阈值为 δ_f ,天空感知网络的时延阈值为 δ_s ,陆地感知网络的时延阈值为 δ_g ,海洋感知网络的时延阈值为 δ_b .定义新加入节点 v 的时延为 $\mu(v)$,则约束为

$$\mu(v) < \delta, \forall v \in V, \delta \in \{\delta_f, \delta_s, \delta_g, \delta_b\} \quad (1)$$

$$\mu_f(v) < \delta_f, \forall v \in V \quad (2)$$

$$\mu_s(v) < \delta_s, \forall v \in V \quad (3)$$

$$\mu_g(v) < \delta_g, \forall v \in V \quad (4)$$

$$\mu_b(v) < \delta_b, \forall v \in V \quad (5)$$

其次,设计节点关联数约束,假如节点的关联数阈值为 a_m ,定义 v 的节点关联数为 $a(v)$,则约束为

$$a(v) \leq a_m \quad (6)$$

综上所述,节点的倾向性选择由时延和节点关联数约束决定,节点 v_i 被连接的概率 p_i 为

$$p_i = \frac{a(v_i) \{ \mu_f(v_i), \mu_s(v_i), \mu_g(v_i), \mu_b(v_i) \}}{\sum_{j=1}^N a(v_j) \{ \mu_f(v_j), \mu_s(v_j), \mu_g(v_j), \mu_b(v_j) \}} \quad (7)$$

其中, $a(v_i)$ 和 $\mu(v_i)$ 表示已存在半径集合内节点 i 的关联数和时延, $a(v_j)$ 和 $\mu(v_j)$ 表示从半径集合外加入半径集合内节点 j 的关联数和时延,下标 f 、 s 、 g 、 b 分别表示空地海不同介质。

综上所述,当半径外的节点集合 V_0 中的节点 v_j 加入 V_i 时,会在已存在的网络集合中选择 m 个节点相连接,节点 v_i 和 v_j 之间是否增加连接,取决于是否满足节点关联数和时延的约束,如果满足约束条件,则在 v_i 和 v_j 之间成功添加连接,将节点 v_j 从半径外集合 V_0 加入半径内集合 V_i 中,即 $\{v_i, v_j\} \in V_i$. 将边 $[v_i, v_j]$ 加入半径内边集合 E_i 中,即 $[v_i, v_j] \in E_i$. 如果没有满足倾向性选择的约束条件,则在两点之间不会增加连接。

4.2 网络动态特征演变

无标度网络是一种其节点度分布遵循幂律分布的网络,即少数节点有很多连接,而大多数节点只有少数连接. 这种分布形式在自然界和人造系统中都非常普遍,包括工业物联网、人际网络、互联网,以及由特定传感器组成的通信网络,如海洋感知网络. 采用连续场理论证明所构建海洋感知网络的动态特性,分析度分布形式,检验构建的网络是否符合真实的海洋环境。

假设节点关联数的值和时延的值连续,则有

$$\frac{\partial a_i}{\partial t} = m \prod_i i = m \frac{a_i \mu_i}{\sum_{j=1}^N a_j \mu_j} \quad (8)$$

在模型没有扩张的时候,节点无连接,关联数为 0. 随着模型的增长,有一个设备加入到模型中,就会产生 m 条边,节点的关联数值为 $2m$. 那么,当模型扩张 t 次后,总节点关联数为

$$\sum_{j=1}^N a_j = 2mt \quad (9)$$

将式(9)代入式(8)可得:

$$\frac{\partial a_i}{\partial t} = m \prod_i i = \frac{a_i \mu_i}{2t \mu_j} \quad (10)$$

令 $f(\mu) = \frac{\mu_i}{\mu_j}$,代入式(10)可得:

$$\frac{\partial a_i}{\partial t} = m \prod_i i = \frac{a_i}{2t} f(\mu) \quad (11)$$

在初始条件下,当节点 v_i 在 t_i 时刻有 $a_i(t_i) = m$,据此求微分方程:

$$a_i(t) = m \left(\frac{t}{t_i} \right)^{\frac{f(\mu)}{2}} \quad (12)$$

根据式(12),可推导出关联数 $a_i(t)$ 小于常数 a 的可能性是:

$$P(a_i(t) < a) = P\left(t_i > t \left(\frac{m}{a} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right) \quad (13)$$

当节点增加的时间间隔保持一致时,存在 t_i 的概率密度表示为

$$P_i(t_i) = \frac{1}{m_0 + t} \quad (14)$$

根据式(13)和式(14):

$$\begin{aligned} P\left(t_i > t \left(\frac{m}{a} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right) &= 1 - P\left(t_i \leq t \left(\frac{m}{a} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right) \\ &= 1 - t \left(\frac{m}{a} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \frac{1}{m_0 + t} \end{aligned} \quad (15)$$

据此,可以推导出网络的度分布 $P(a)$:

$$\begin{aligned} P(a) &= \frac{\partial P\left(t_i > t \left(\frac{m}{a} \right)^{\frac{2}{f(\mu)}} \right)}{\partial a} \\ &= \frac{2t}{f(\mu) \cdot (m_0 + t)} m^{\frac{2}{f(\mu)}} a^{-\left(\frac{2}{f(\mu)} + 1\right)} \end{aligned} \quad (16)$$

通过分析式(16),当 $t \rightarrow \infty$ 时,可以得出:

$$P(a) = \frac{2}{f(\mu)} m^{\frac{2}{f(\mu)}} a^{-\left(\frac{2}{f(\mu)} + 1\right)} \quad (17)$$

在人工智能的海洋气象预报中,设计 MMF-AIoT 的感知网络度的分布呈现为 $P(a) \propto a^{-\left(\frac{2}{f} + 1\right)}$,这明显遵循幂律分布的规律. 这种规律在真实世界中的海洋气象感知网络中也有所体现,尤其是在重要的智能设备上,对于感知、数据传输和计算能力相比于其他节点要多. 因此,采用连续场理论分析 MMF-AIoT 拓扑优化的动态特性,证明了此方法在真实海洋感知网络下的适用性。

5 海洋感知网络低时延路由算法

在基于人工智能的海洋气象预报系统中,通过减少数据从海洋感知设备到数据中心的传输时间,不仅可以提升预报模型基于即时数据进行分析的能力,还确保了高质量数据的收集,从而提高基于人工智能模型的预测准确性和实时性. 此外,低时延路由算法通过适应网

络拓扑变化和海洋环境不确定性,增强系统的稳定性和可靠性,为复杂的策略制定和多源数据融合提供支持,是提升海洋气象预报效率和质量的关键技术.

在基于智能物联网的海洋气象预报中,定义人工智能模型数据更新的时延最大值为 upd_n ,如果数据的传输时延 D_n 小于等于 upd_n 时,可以按当前路径传输.如果数据的传输时延 D_n 大于 upd_n 时,说明数据无法及时传输到模型中,影响了气象预测的准确性.此时,需要进行优化组网方式和路由算法,降低数据的传输时延,加快模型数据的更新速度.

根据海洋设备所处的环境和人工智能模型的需求,对路由算法在两方面进行改进.首先,海洋感知设备所处的环境相对恶劣,经常遇到自然因素或人为破坏等意外情况的发生,导致一个或多个感知设备损坏或失联.面对这种情况,在计算偏离节点到目的节点的最优路径时,增加所选的路径与之前的路径不重叠的条件.以此保证有节点失效时,对整个系统的影响降到最低.设 P_i 为第 i 条路径,其中 $i=1,2,\dots,k-1$,且 P_k 为我们要找的第 k 条路径.每条路径表示为边的集合为 $P_i=\{e_{i1},e_{i2},\dots,e_{im}\}$,其中 e_{ij} 表示路径 P_i 中的第 j 条边.不重叠的规则:对于任意小于 k 的 i ,第 k 条路径 P_k 与前面任意路径 P_i 的交集应为空集,即

$$\forall i < k, P_k \cap P_i = \emptyset \quad (18)$$

第二点是针对基于人工智能模型的路由需求,设计了一种路径的成本计算机制.其中,时延和带宽是影响路由性能的两个核心的因素.为了定量评估路径效益,提出一种路由效益函数,作为衡量路径成本的标准,确保路由选择更加合理高效.

在制定路由效益函数时,重点考虑了剩余带宽指标.优先考虑具有较大剩余带宽的路由可以有效减少数据在单一路径上的堵塞,从而实现海洋感知网络负载均衡的均衡分配.假如数据从源节点到目的节点有 M 条路径,定义数据流 f_n 在网络中第 m 条传输路径的剩余带宽为 B_n^m ,数据流 f_n 在网络中第 m 条路径中第 i 节的总带宽为 $\text{TB}_n^{m,i}$,数据流 f_n 在网络中第 m 条路径中第 i 节已使用的带宽为 $\text{UB}_n^{m,i}$.根据瓶颈原理,即整条链路的性能受限于其最弱的部分,那么剩余带宽为

$$B_n^{m,i} = \text{TB}_n^{m,i} - \text{UB}_n^{m,i} \quad (19)$$

$$B_n^m = \min \{ B_n^{m,1}, B_n^{m,2}, \dots, B_n^{m,i} \}$$

在海洋中设备经常出现各种意外情况,会导致网络中数据传输遇到不稳定的因素,会出现链路拥堵,这将直接影响端到端数据传输的时延.定义数据流 f_n 在网络中第 m 条传输路径的时延为 D_n^m .在无拥堵的海洋感知网络中,数据从感知设备出发,花费的时延为 d_t^m ,经过 S_n 个设备所花费的时延为 d_p^m ,经过每个设备所需要的处理时延为 d_h^m ,在这整个过程中花费的总时延为

$$D_{n,f}^m = \sum_1^{S_n+1} d_t^m + \sum_1^{S_n+1} d_{pf}^m + \sum_1^{S_n} d_h^m$$

$$D_{n,s}^m = \sum_1^{S_n+1} d_t^m + \sum_1^{S_n+1} d_{ps}^m + \sum_1^{S_n} d_h^m \quad (20)$$

$$D_{n,g}^m = \sum_1^{S_n+1} d_t^m + \sum_1^{S_n+1} d_{pg}^m + \sum_1^{S_n} d_h^m$$

$$D_{n,b}^m = \sum_1^{S_n+1} d_t^m + \sum_1^{S_n+1} d_{pb}^m + \sum_1^{S_n} d_h^m$$

其中, $D_{n,f}^m$ 、 $D_{n,s}^m$ 、 $D_{n,g}^m$ 、 $D_{n,b}^m$ 分别表示在太空、天空、陆地和海洋中花费的总时延.

当海洋中网络出现意外情况,网络出现拥堵,数据不能及时传输,而是需要排队等待发送.在这种情况下,除了无拥堵的三种时延外,还需要额外增加排队时延,这时的总时延为

$$D_n^m = \{ D_{n,f}^m, D_{n,s}^m, D_{n,g}^m, D_{n,b}^m \} + \sum_s^{S_n} d_q^m \quad (21)$$

其中, $\sum_s^{S_n} d_q^m$ 为发生拥堵时所产生排队时延的总和.

综上所述,根据剩余带宽和时延,路由效益函数 F 为

$$F = \alpha B_n^m + \beta D_n^m \quad (22)$$

其中, α 和 β 为剩余带宽和时延的权重系数,满足 $\alpha + \beta = 1$.海洋感知网络低时延路由的伪代码如算法 1 所示.

6 实验及结果分析

6.1 实验设计

将 MMF-AIoT 与小世界 (SmallWorld) 的改进^[33]、无标度 (ScaleFree) 的改进^[34] 和 IAGA (Improved Adaptive Genetic Algorithm)^[35] 三种方法进行对比分析.小世界构建方式通过起始结构和随机重连两步组成,构建的网络中大多数节点不是邻居,但可通过较少的步数到达,保持了高聚集系数,表现出小世界特性.无标度构建方式由增长和优先连接两步组成,构建的网络中重要的节点有更多的连接,成为交通枢纽,节点连接的度分布遵循幂律分布的特点.IAGA 是一种针对网络拓扑优化设计的改进自适应遗传算法,主要目标是最小化通信负载和时延,优化终端设备位置.通过引入自适应机制,该算法提高了搜索效率,对于需求动态变化的复杂网络环境,能快速定位到最优或近似最优解.

通过 MATLAB 平台仿真,实验环境中 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-12700H, 2.70 GHz, 内存为 16.0 GB. 模拟海洋气象预报感知网络,参考猎户座网络 (Orion Crew Exploration Vehicle network, CEV) 结构,设计空天地海感知网络拓扑结构.最后,通过时延、平均路径长度 (Average Path Length, APL) 和概率密度函数 (Probabil-

算法 1 海洋感知网络低时延路由算法

输入: G 是加权图, src 是源点, tgt 是目的地点, K 是所需的最优路径数量.

输出: A 是从 src 到 tgt 的 K 条最优路径的集合.

```

1.  $A[0] \leftarrow \text{Dijkstra}(G, src, tgt)$ 
2.  $B \leftarrow \text{empty priority queue}$ 
3. FOR  $k \leftarrow 1$  TO  $K-1$  DO
4.   FOR  $i \leftarrow 0$  TO  $\text{len}(A[k-1].\text{path}) - 1$  DO
5.      $spurNode \leftarrow A[k-1].\text{path}[i]$ 
6.      $rootPath \leftarrow A[k-1].\text{path}[0:i]$ 
7.      $\text{removedEdges} \leftarrow []$ 
8.      $\text{removedNodes} \leftarrow []$ 
9.     FOR each path  $p$  in  $A$  DO
10.      IF  $rootPath == p.\text{path}[0:i]$  THEN
11.         $\text{RemoveEdge}(p.\text{path}[i], p.\text{path}[i+1])$ 
12.         $\text{removedEdges.add}((p.\text{path}[i], p.\text{path}[i+1]))$ 
13.      END IF
14.    END FOR
15.    FOR each node in  $rootPath$  except  $spurNode$  DO
16.       $\text{RemoveNode}(node)$ 
17.       $\text{removedNodes.add}(node)$ 
18.    END FOR
19.     $spurPath \leftarrow \text{Dijkstra}(G, spurNode, tgt)$ 
20.    IF  $spurPath$  is not empty THEN
21.       $\text{totalPath} \leftarrow rootPath + spurPath$ 
22.       $\text{totalPathCost} \leftarrow F(\text{totalPath})$ 
23.      IF  $\text{totalPath}$  not in  $B$  and disjoint with paths in  $A$  THEN
24.         $B.add(\text{totalPath}, \text{totalPathCost})$ 
25.      END IF
26.    END IF
27.     $\text{RestoreEdges}(\text{removedEdges})$ 
28.     $\text{RestoreNodes}(\text{removedNodes})$ 
29.  END FOR
30. IF  $B$  is empty THEN
31.   BREAK
32. END IF
33.  $A[k] \leftarrow B.\text{removeMin}()$ 
34. END FOR
35. RETURN  $A$ 

```

ity Density Function, PDF) 等评价指标进行分析. 结果分析中使用了箱线图对实验结果进行展示, 箱线图从上至下的五个特征值依次是最大值、上四分位数、中位数、下四分位数和最小值.

6.2 结果分析

图 4 表示拓扑构建前和拓扑构建后的时延对比, 图 4(a) 表示没有进行拓扑构建优化的时延, 图 4(b) 表示使用 MMF-AIoT 方法进行优化后的时延. 横坐标表示数据流的数量, 纵坐标代表不同数据流下所对应的

时延. 从箱线图对比中可以看出, 图 4(b) 比图 4(a) 的箱子高度减小, 说明拓扑构建后数据的四分位距较小, 时延分布更集中, 表明优化后的稳定性得到了提高. 从箱线图中箱子上下端的竖虚线得出, 优化后的虚线更短, 说明时延的离群值减少, 显示了更好的一致性. 此外, 数据流在 400 个时, 构建前的最大时延为 $951 \mu\text{s}$, 优化后的最大时延为 $542 \mu\text{s}$, 可以看出经过优化后的时延最大值有明显降低. 综上所述, 拓扑构建对于减少时延并提高系统稳定性是有效的, 这些改进对于提高网络效率和降低延迟具有实际的意义.

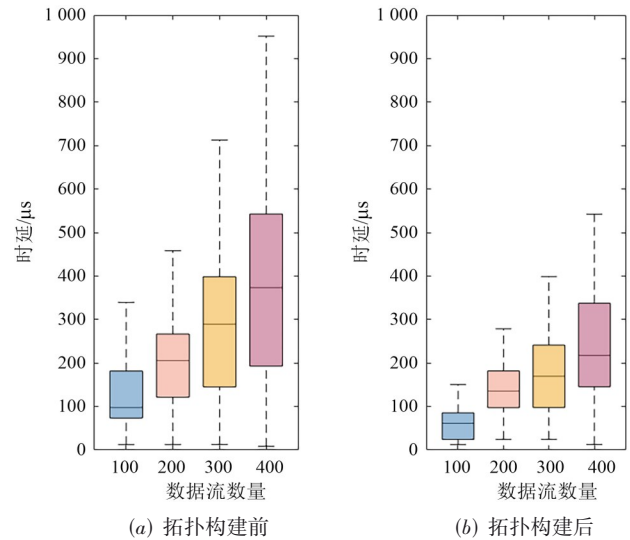


图 4 拓扑构建前后时延对比

图 5 表示拓扑构建前后时延平均值的对比, 反映了时延数值的平均水平. 从数据中得出, 拓扑构建后的时延平均值都低于构建前. 在数据流为 100、200、300 和 400 个时的平均时延分别降低 45%、31%、38% 和 33%, 平均降低 37% 左右. 这表明优化后网络整体的通信响应速度和数据处理能力有较大提升.

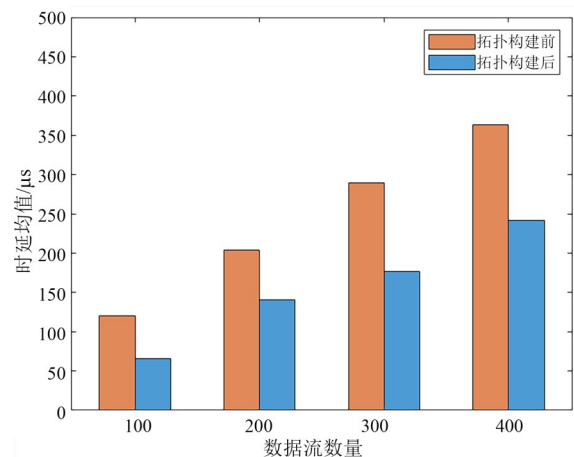


图 5 拓扑构建前后时延均值对比

图6表示拓扑构建前后时延中值的对比,中值不像平均值那样会受到极端值的影响,该指标反映了时延正中间的那个值,有一半的测量值低于中值,另一半的测量值高于中值.从数据中得出,在数据流为100个时、200个时、300个时和400个时的时延中值分别降低37%、34%、41%和41%,平均降低38%左右.拓扑构建后的中位数整体低于构建前的数据,随数据流的增加,时延中值的改善越明显.这表明经过优化后,在处理更高负载或更复杂的网络状况时更为有效.

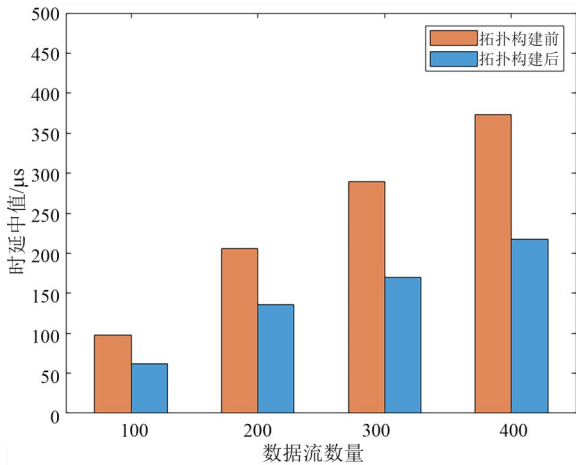


图6 拓扑构建前后时延中值对比

图7表示使用不同方法的时延对比,将MMF-AIoT与IAGA、无标度、小世界进行比较.经过数据分析,MMF-AIoT方法的上下端的竖虚线相对较短,表明其时延波动较小,特别是在高负载的情况下,MMF-AIoT维持了较稳定的时延波动.从四分位数中得出,在低负载情况下,小世界、无标度、IAGA和MMF-AIoT表现依次提升,在100个数据流时MMF-AIoT的四分位数仅为24.43~85.37 μs.在高负载情况下,无标度和小世界表现相差不大,MMF-AIoT表现最好,400个数据流时的四分位数为145.4~337.4 μs.随着负载的增加,MMF-AIoT上升趋势更加温和,这表明MMF-AIoT方法相比于其他方法处理高负载或更复杂的网络环境更有优势.在最大时延方面,MMF-AIoT相较于其他三种方法,在数据流为100、200、300和400个时,分别下降17%~46%、18%~48%、17%~42%和20%~37%.综上所述,不管是在低负载还是高负载的情况下,MMF-AIoT相较于其他三种方法,在时延方面都有较好的表现.

图8表示不同方法的时延中值对比情况.在数据流为100个时的小负载情况下,MMF-AIoT与IAGA表现较好,分别为61.32 μs和73.39 μs,小世界方式的时延中值较大.随着负载的增加,在更复杂的网络中,小世界和无标度方式的时延中值最大,MMF-AIoT的时延中值为217.44 μs,分别比IAGA、无标度和小世界

低72 μs、132 μs和144 μs.这表明使用MMF-AIoT优化可以提供更快的响应速度.

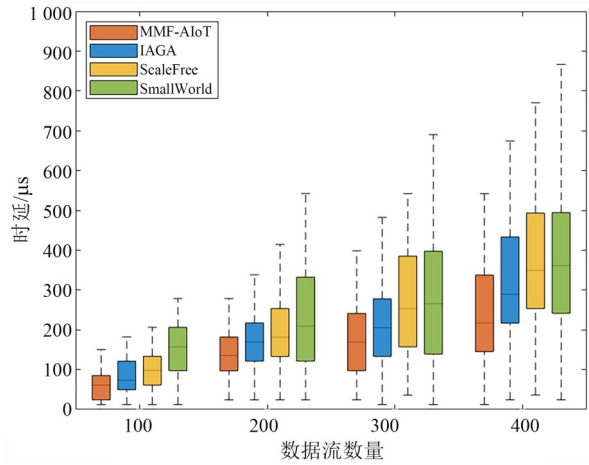


图7 不同方法的时延对比

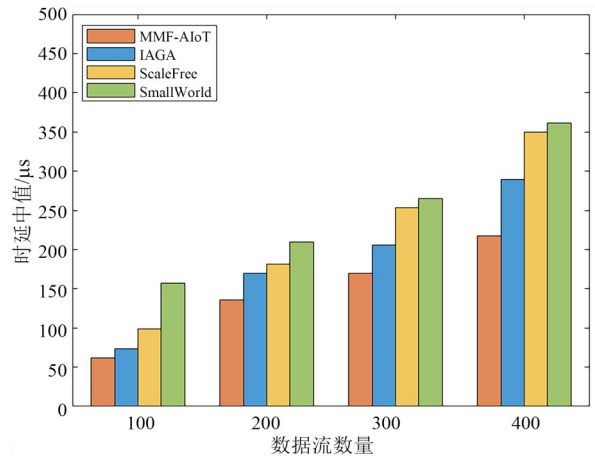


图8 不同方法的时延中值对比

图9表示使用不同方法的时延均值对比情况.从图中可以看出,MMF-AIoT方法的平均时延始终低于其他3种方法,能够从整体上反映网络时延的平均水平较好.尤其在低负载情况下,MMF-AIoT的时延平均值为241.79 μs,分别比IAGA、无标度和小世界低70 μs、121 μs和134 μs,说明它在处理复杂或高负载情况时能够提供更稳定且响应更快的时延.

图10表示不同方法的平均路径长度对比.APL是指网络中任意两个节点之间的最短路径的平均值,用来度量整体网络节点之间通信的有效性.横坐标表示增加连接的数量,纵坐标表示增加连接所对应的APL值.在网络中,随着连接数量的增加,从源节点到目标节点的APL值在降低,说明可以经过越来越少的路径传输到目的节点.MMF-AIoT相比于其他方法有较低的APL值,说明该方法通过拓扑构建和路由策略精准地增加了连接,减少了数据的传输路径,优化了网络拓扑

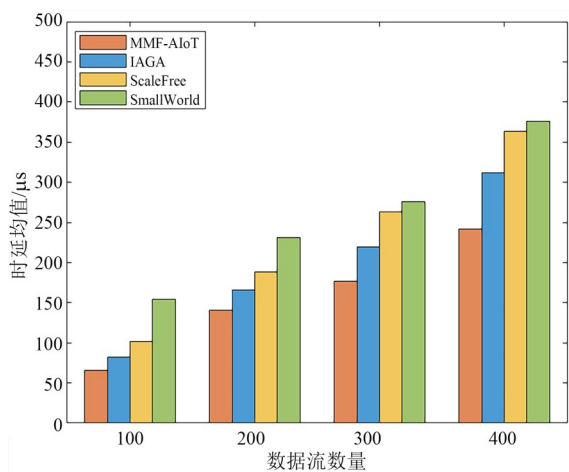


图9 不同方法的时延均值对比

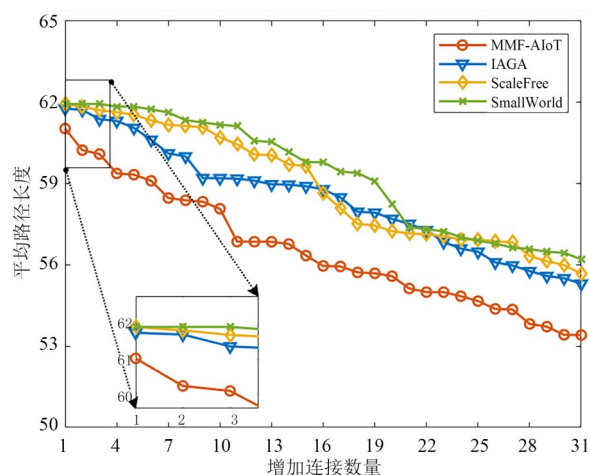
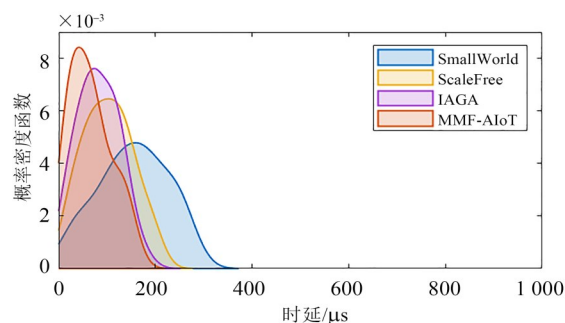


图10 平均路径长度对比

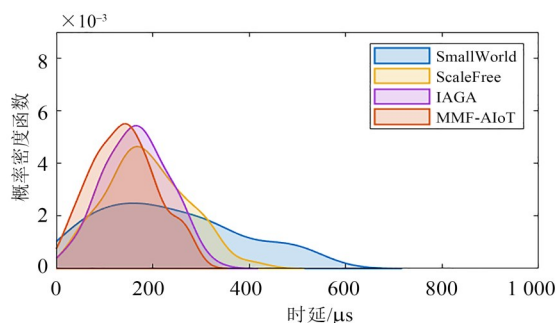
结构,进而有效地降低了传输时延,提升了整个网络的传输效率.

图11表示不同方法时延的概率密度函数对比.图11(a)、图11(b)、图11(c)和图11(d)分别表示数据流量为100个时、200个时、300个时和400个时的PDF值对比.如果不进行组网优化,随着数据流量的增加,则会出现多个消息同时挤在一个队列中的情况,这将造

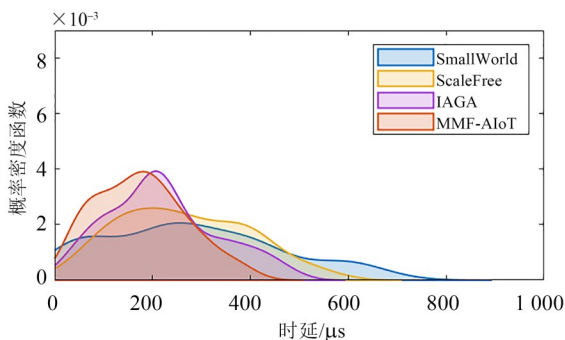
成排队时延无法控制,进而导致端到端的总时延无限放大.这种行为会导致“长尾现象”发生,它是危害网络的重要因素之一.从图中可以看出MMF-AIoT和IAGA在图中高且窄,无标度和小世界在图中扁且宽,说明前两种方法较低的时延占据较高的概率.MMF-AIoT方法相比于IAGA方法,峰值的时延较小,时延的“尾巴”较短,减弱“长尾现象”的效果更加明显.



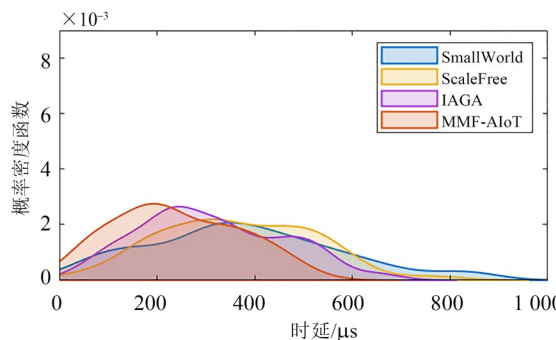
(a) 100个时



(b) 200个时



(c) 300个时



(d) 400个时

图11 时延的概率密度函数对比

经实验分析,MMF-AIoT针对智能物联网驱动的海洋气象预报的特点和需求,实现了低时延智能物联网构建方案.相较于小世界、无标度和IAGA方法,MMF-AIoT针对特定应用场景进行优化,通过采用云边端三层结构,有效整合了云计算的处理能力、边缘计算的低延迟特性与感知设备的实时数据采集能力.其次,在智能感知设备协同组网上通过扩张和倾向选择优化网络拓扑,考虑节点关联数和时延两种关键约束,有效减少冗余连接并增强网络稳定性,相比小世界、无标度和IAGA方法更能保持高效的数据传输和网络可靠性.最后,MMF-AIoT提出的低时延路由算法,采用时延和带宽作为路由效益函数去选择路径,考虑了网络资源的利用情况,相比于其他3种方法,可有效降低时延.此外,MMF-AIoT设计了不相交路径规则,避免了网络出现拥堵,在降低时延的同时增强了网络的容错能力.MMF-AIoT能更好地满足海洋气象预报的时延需求,为基于AI的海洋气象预报提供更准确、实时的数据支持.

7 结论

针对基于人工智能的海洋气象预报数据无法及时更新,以及海洋环境的复杂性,本研究提出了MMF-AIoT,通过设计智能物联网驱动的海洋气象预报融合架构、优化异构海洋感知设备协同组网方法,以及提出海洋感知网络低时延路由算法,充分展示了智能物联网技术在海洋气象预报中的释用潜力和优势.特别是扩展了数据的全面性,降低了时延的“长尾现象”,进而可以增加预报的准确性.经过实验分析,通过本研究提出的方法MMF-AIoT,可以有效利用智能物联网的优势,解决传统海洋气象预报在数据获取和处理速度方面的瓶颈问题.而且通过高效的数据采集、处理与分析,改善基于AI的海洋气象预报数据更新的实时性和预测的准确性.

未来的工作将围绕进一步增强MMF-AIoT架构的性能和可靠性进行,特别是在处理更大规模和更复杂数据环境下的优化.其中,未来将重点设计一整套全面的安全和隐私保护机制,通过利用区块链的不可篡改性和去中心化特征,构建一个分布式账本,用于记录和验证海洋气象敏感数据.这不仅能保障数据的安全性和完整性,还可以增强数据共享时的透明度和可追溯性.此外,结合抗性加密技术和最新的通信协议,将进一步提升数据在传输过程中的安全保护.在未来随着人工智能技术的发展,智能物联网将在海洋气象预报乃至更广泛的气象科学研究中发挥更加关键的作用.

参考文献

[1] ZHANG R H, GAO C, FENG L C. Recent ENSO evolu-

tion and its real-time prediction challenges[J]. *National Science Review*, 2022, 9(4): nwac052.

- [2] CAVAIOLA M, CASSOLA F, SACCHETTI D, et al. Hybrid AI-enhanced lightning flash prediction in the medium-range forecast horizon[J]. *Nature Communications*, 2024, 15(1): 1188.
- [3] LIANG Y C, WU K R, TONG Kit Lun, et al. An exchange-based AIoT platform for fast AI application development[C]//*Proceedings of the 19th ACM International Symposium on QoS and Security for Wireless and Mobile Networks*. New York: ACM, 2023: 105-114.
- [4] 郭斌, 刘思聪, 刘琰, 等. 智能物联网: 概念、体系架构与关键技术[J]. *计算机学报*, 2023, 46(11): 2259-2278.
- GUO B, LIU S C, LIU Y, et al. AIoT: The concept, architecture and key techniques[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2023, 46(11): 2259-2278. (in Chinese)
- [5] MOHSAN S A H, MAZINANI A, OTHMAN N Q H, et al. Towards the internet of underwater things: A comprehensive survey[J]. *Earth Science Informatics*, 2022, 15(2): 735-764.
- [6] HOU K M, DIAO X X, SHI H L, et al. Trends and challenges in AIoT/IIoT/IoT implementation[J]. *Sensors*, 2023, 23(11): 5074.
- [7] MATIN A, ISLAM M R, WANG X Z, et al. AIoT for sustainable manufacturing: Overview, challenges, and opportunities[J]. *Internet of Things*, 2023, 24: 100901.
- [8] 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.
- [9] 安建平, 李建国, 于季弘, 等. 空天通信网络关键技术综述[J]. *电子学报*, 2022, 50(2): 470-479.
- AN J P, LI J G, YU J H, et al. Key technologies of space-air-ground communication networks: A survey[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(2): 470-479. (in Chinese)
- [10] PAN Q Q, LIN S Y, LU W, et al. Space-air-sea-ground integrated monitoring network-based maritime transportation emergency forecasting[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(3): 2843-2852.
- [11] MENG L S, YAN C, ZHUANG W, et al. Reconstructing high-resolution ocean subsurface and interior temperature and salinity anomalies from satellite observations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4104114.
- [12] JIANG J F, HAN G J, LIN C. A survey on opportunistic routing protocols in the internet of underwater things[J]. *Computer Networks*, 2023, 225: 109658.

- [13] FANG Z R, WANG J J, JIANG C X, et al. AoI-inspired collaborative information collection for AUV-assisted internet of underwater things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(19): 14559-14571.
- [14] HU C Q, PU Y W, YANG F H, et al. Secure and efficient data collection and storage of IoT in smart ocean[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 9980-9994.
- [15] HOU X W, WANG J J, FANG Z R, et al. Machine-learning-aided mission-critical internet of underwater things[J]. *IEEE Network*, 2021, 35(4): 160-166.
- [16] 李竞博, 马礼, 李阳, 等. 感传算协同工业互联网优化设计[J]. *通信学报*, 2023, 44(6): 12-22.
LI J B, MA L, LI Y, et al. Optimized design of sensing transmission and computing collaborative industrial Internet[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(6): 12-22. (in Chinese)
- [17] CHAUDHARY M, GOYAL N, BENSLIMANE A, et al. Underwater wireless sensor networks: Enabling technologies for node deployment and data collection challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(4): 3500-3524.
- [18] RAZZAQ A, MOHSAN S A H, LI Y L, et al. Architectural framework for underwater IoT: Forecasting system for analyzing oceanographic data and observing the environment[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(2): 368.
- [19] QIU T, ZHAO Z, ZHANG T, et al. Underwater internet of things in smart ocean: System architecture and open issues[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(7): 4297-4307.
- [20] RAZZAQ A. A systematic review on software architectures for IoT systems and future direction to the adoption of microservices architecture[J]. *SN Computer Science*, 2020, 1(6): 350.
- [21] XU J, LIU X, PAN W Z, et al. EXPRESS 2.0: An intelligent service management framework for AIoT systems in the edge[C]//2023 38th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering (ASE). Piscataway: IEEE, 2023: 2022-2025.
- [22] NGUYEN N T, HELDAL R, LIMA K, et al. Engineering challenges of stationary wireless smart ocean observation systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(16): 14712-14724.
- [23] JIANG S M. Networking in oceans[J]. *ACM Computing Surveys*, 2022, 54(1): 1-33.
- [24] 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.
- [25] ARELLANES D, LAU K K. Evaluating IoT service composition mechanisms for the scalability of IoT systems[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2020, 108: 827-848.
- [26] LI F H, CHEN C, GUO Y C, et al. Efficiently constructing topology of dynamic networks[C]//2022 IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom). Wuhan: IEEE, 2022: 44-51.
- [27] SMITH K E, BURROWS M T, HOBDDAY A J, et al. Biological impacts of marine heatwaves[J]. *Annual Review of Marine Science*, 2023, 15: 119-145.
- [28] ZHAO Z, LIU C F, GUANG X Y, et al. A transmission-reliable topology control framework based on deep reinforcement learning for UWSNs[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(15): 13317-13332.
- [29] JI T, CHANG X L, CHEN Z J, et al. Study on QoS routing optimization algorithms for smart ocean networks[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 86489-86508.
- [30] LIU Y, CAI L, HU J H, et al. LRP: Long-lifetime and reliable percolation routing for underwater sensor networks[C]//2022 IEEE 23rd International Conference on High Performance Switching and Routing (HPSR). Piscataway: IEEE, 2022: 29-34.
- [31] GOLA K K, GUPTA B. Underwater acoustic sensor networks: An energy efficient and void avoidance routing based on grey wolf optimization algorithm[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2021, 46(4): 3939-3954.
- [32] SU Y S, ZHANG L, FU X M, et al. ACAR: An ant colony algorithm-based routing protocol for underwater acoustic sensor network[J]. *IET Communications*, 2020, 14(22): 3945-3954.
- [33] PANDEY O J, CHILAMKURTHY N S, HEGDE R M. Optimal link scheduling for low latency data transfer over small world WSNs[C]//2021 National Conference on Communications (NCC). Piscataway: IEEE, 2021: 1-6.
- [34] MA J L, MA J X, LI H J. An improved optimal routing strategy on scale-free networks[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2022, 69(11): 4578-4582.
- [35] 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.

作者简介



李竞博 男,1994年出生.山东聊城人,北京工业大学博士研究生.主要研究方向为智能物联网、海洋气象预报.

E-mail: lijingbo@emails.bjut.edu.cn



傅颖勋 男,1986年出生.湖南永州人,博士,北方工业大学副教授.主要研究方向为分布式存储.

E-mail: fuyx@ncut.edu.cn



马礼 男,1968年出生.山西朔州人,博士,北方工业大学教授、博士生导师,北京工业大学兼职博士生导师.主要研究方向为分布式系统、智能物联网.

E-mail: mali@ncut.edu.cn



马东超 男,1980年出生.北京市人,博士,北方工业大学教授.主要研究方向为下一代互联网.

E-mail: madongchao1980@wo.cn



李阳 男,1992年出生.河南驻马店人,博士,北方工业大学讲师.主要研究方向为边缘计算、海洋气象预报.

E-mail: li_yang@ncut.edu.cn