

算网能一体化 资源感知预测技术研究

Research on Resource Perception and Prediction Technology for Integration of Computing Power Network with Energy

李 硕¹,唐琴琴¹,句 赫²,李舒涛^{2,3},周 倩²,谢人超^{1,4},黄 韬^{1,4},文 雯¹(1. 北京邮电大学网络与交换国家重点实验室,北京 100876;2. 中国电力工程顾问集团有限公司,北京 100013;3. 华南理工大学,广东 广州 510641;4. 网络通信与安全紫金山实验室,江苏 南京 211111)

Li Shuo¹,Tang Qinqin¹,Ju He²,Li Shutao^{2,3},Zhou Qian²,Xie Renchao^{1,4},Huang Tao^{1,4},Wen Wen¹(1. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 2. China Power Engineering Consulting Group Co.,Ltd., Beijing 100013,China;3. South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;4. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China)

摘 要:

针对算力网络智能业务的多样化需求,提出了算网能一体化资源感知预测模型,以解决算网能业务处理流程中算力资源与能源协同高效感知预测的问题。该模型能够有效应对异构化的算力服务资源需求,通过协调多层次、多维度的算力资源与能源供应的平衡关系,实现一体化资源的有效预测与分配。同时,基于时序预测模型,提出了算网能一体化资源时序预测模型,能够准确预测未来算网能一体化资源需求的变化趋势,从而调整优化算力能源关系,实现算力能源与业务需求的灵活适应匹配。

关键词:

算力网络;低碳算力;资源感知;时间序列预测
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2026.03.008

文章编号:1007-3043(2026)03-0039-07

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

In view of the diverse needs of intelligent services in computing power network, an integrated resource perception and prediction mode is proposed to solve the problem of collaborative and efficient perception and prediction between computing power resources and energy in computing power network business processing. The model can effectively respond to the heterogeneous demand for computing power service resources, and realize the effective prediction and allocation of integrated resources by coordinating the balance between multi-level and multi-dimensional computing resources and energy supply. At the same time, based on the time series prediction model, a time series prediction model of integrated computing, network and energy resources is proposed, which can accurately predict the changing trend of future integrated computing, network and energy resource demand, to adjust and optimize the relationship between computing power and energy, and realize the flexible adaptation and matching of computing power energy and business needs.

Keywords:

Computing power network; Low-carbon computing; Resource-aware; Time series forecasting

引用格式:李硕,唐琴琴,句赫,等. 算网能一体化资源感知预测技术研究[J]. 邮电设计技术,2026(3):39-45.

0 引言

随着信息技术的飞速发展,数据资源传输需求和

算力需求呈爆发式增长,算力资源在数字化转型、云计算和人工智能等领域扮演着日益重要的角色^[1]。然而信息互联网业务的发展使网络数据量与计算设备的规模不断扩大,海量数据和实时业务的需求不断涌现,算力服务所导致的能耗和碳排放也随之急剧增加。以数据中心为例,中国信息通信研究院云计算与大数据研究所测算,到2030年,我国数据中心的耗电

基金项目:国家重点研发计划(2024YFB2906701)

通讯作者:唐琴琴,qqtang@bupt.edu.cn

收稿日期:2026-02-09

量预计将超过3 800亿kWh^[2]。“高效灵活”的算力网络如何实现绿色低碳、多能协同互补的服务模式是当前面临的巨大挑战。在大模型服务场景下,算力网络需进行大规模数据处理或复杂计算任务,现有源网协同技术难以满足算力资源分配管理下的高效能源调用需求。同时,计算密集型算力任务对能源供应的规模与连续性有一定的服务质量要求,但难以满足如人工智能、虚拟现实等新型业务场景下服务连续性较强的业务需求。因此,在能源算力协同管理的趋势下,算力网络逐渐与能源管控技术形成协同架构,共同平衡能源与业务负载^[3-4]。

在全球数字经济与绿色经济发展趋势下,算网能创新产业将成为国家推动高质量发展的重要动力。2023年10月,工业和信息化部等6个部门联合印发了《算力基础设施高质量发展行动计划》,该计划提出了“算力+能源”的发展战略,旨在加速建设能源算力应用中心,支撑能源智能生产调度体系,实现源网荷互动、多能协同互补以及用能需求智能调控,从而实现算力网络的绿色低碳发展^[5]。

在这一背景下,本文构建了算网能一体化架构,将算力、网络和能源资源进行深度整合,同时,深入研究算网能一体化资源感知预测技术,设计了算网能一体化资源时序感知预测模型,旨在实现能源资源的高效利用和计算任务的有效处理^[3]。

1 算网能一体化服务网络

在能源技术与算力网络协同服务的演进趋势下,算力与能源资源的协同管理至关重要,算网能技术也应运而生。算网能一体化技术是一种结合能源资源和计算能力的网络模型,旨在实现能源资源的高效利用和计算任务的有效处理^[3]。在一体化算网能网络中,能源资源(如电力)和计算资源(如服务器、计算机)之间相互连接协同,以满足各种计算需求。通过算网资源与能源服务的高效协同,能源可以被动态分配和管理,以满足不同计算任务的能量需求,并且计算任务可以通过网络中的各种资源进行分布和处理,从而提高整体的能源利用效率和计算效率^[6]。

算网能一体化的本质是一种一体化资源、一体化设施和一体化服务。一是算网能一体化是一种整合算力、网络和能源的一体化资源。算网能一体化将计算、网络和能源等资源进行统一编排和管理,实现资源的共享和优化配置,提高资源利用率,降低能耗,使

其能够更好地适应各类应用场景的需求以支撑上层应用。二是算网能一体化是一种集合“计算”+“网络”+“能源”的一体化设施。算网能一体化基础设施以云计算数据中心、智能计算中心、高性能计算中心等算力设施为支点,依托5G、物联网、工业互联网、卫星互联网等网络设施打造能力底座,集成风光水电等能源设施,同时融合人工智能、大数据等技术,实现各设施的协同工作和资源共享,降低建设和运维成本。三是算网能一体化是集成弹性、敏捷和安全的一体化服务,具体包括算力即服务、连接即服务和能源即服务。

算网能一体化服务网络在能源与算力网络协同发展的背景下应运而生,它通过整合算力、网络和能源资源,实现资源的高效利用和优化配置。这种技术不仅提高了能源和计算效率,还降低了能耗和成本,为多种应用场景提供了有力支持。其核心在于资源、设施和服务的一体化,通过云计算、5G等技术与能源设施的协同,提供灵活、安全的服务,满足不同计算需求。

2 算网能一体化资源感知

2.1 资源感知体系架构

算网能一体化资源感知需要系统能够持续不断地监测、检测,并获取当前可用的算力资源、网络资源以及能耗资源的详细信息^[7-9]。这种全面感知的能力使系统能够高效地利用各类资源,从而实现业务的实时、迅速调度,进一步提升用户体验。算网能一体化资源感知服务需要平衡多层次、多维度的算力资源与能源供应的关系。面对用户异构化的算力服务需求,如何增强对算网设施变化的准确预测能力,准确解析复杂任务场景的算网用户需求,是算网能一体化资源感知亟需解决的问题。

如图1所示,为了实现泛在计算与服务的感知、互联和协同调度,算网能一体化资源感知体系架构从逻辑功能上可分为算网能服务层、算网能感知层和算网能资源层。其中算网能感知层包含算网统筹面和能源感知面。

a) 算网能应用层。它是泛在计算的各类服务及应用承载平台,负责将用户对业务服务协议(Service Level Agreement, SLA)的请求(包括算力请求等)参数传递给算网能感知层。

b) 算网能感知层。它是算力感知网络的核心,综

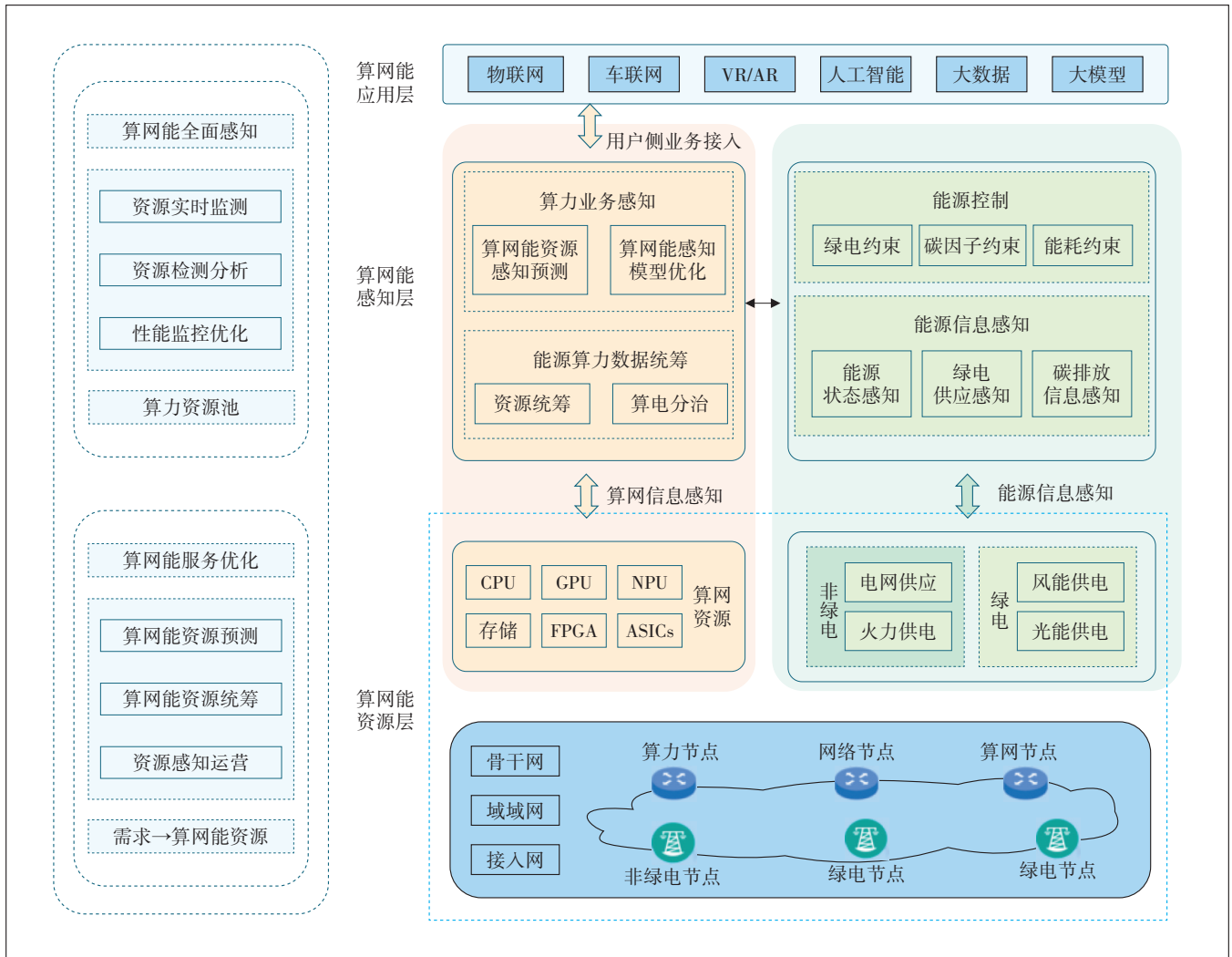


图1 算网能一体化资源感知架构

合感知算网资源信息与能源信息。该层对算网资源进行信息统筹并与能源业务信息进行对接,从而对算网业务进行资源可用性感知预测,构建算网能一体化感知预测模型。

c) 算网能资源层。它负责利用现有基础设施提供算力资源,其中计算基础设施包括单核中央处理CPU、多CPU以及CPU+图处理核心+现场可编程阵列(FPGA)等多种计算能力的组合。利用现有的网络基础设施为网络中的各个节点提供无处不在的网络连接,其中网络基础设施包括接入网、城域网和骨干网。

2.2 资源感知功能流程

算网能一体化资源感知功能流程如图2所示。网络节点以服务承载者的身份接入感知网络,精准探测并提供传输网络上动态变化的算力服务资源信息,确

保资源状态的实时可知;能源中心与算网设备形成逻辑互联,不同类型的供应能源采用P2P能源共享模式,形成多微电网体系,为算网能一体化服务提供能源支撑架构,满足多样化的能源需求场景。

算网能一体化资源感知对来自算力设施、能源供应方和传输网络的大规模数据进行整理分析。其核心在于实时监控和深入分析资源的关键性能指标,包括但不限于丢包率、时延、成本、网络负荷、吞吐量、数据库数据调用率以及边缘存储访问速率等。通过这些指标,感知模型能够精确评估全网不同资源的可用性和服务质量。

随着资源信息的动态汇聚与更新,算网能感知模型也在不断迭代和优化,以深度挖掘资源需求与供应之间的潜在规律和动态关系。这一过程旨在实现资

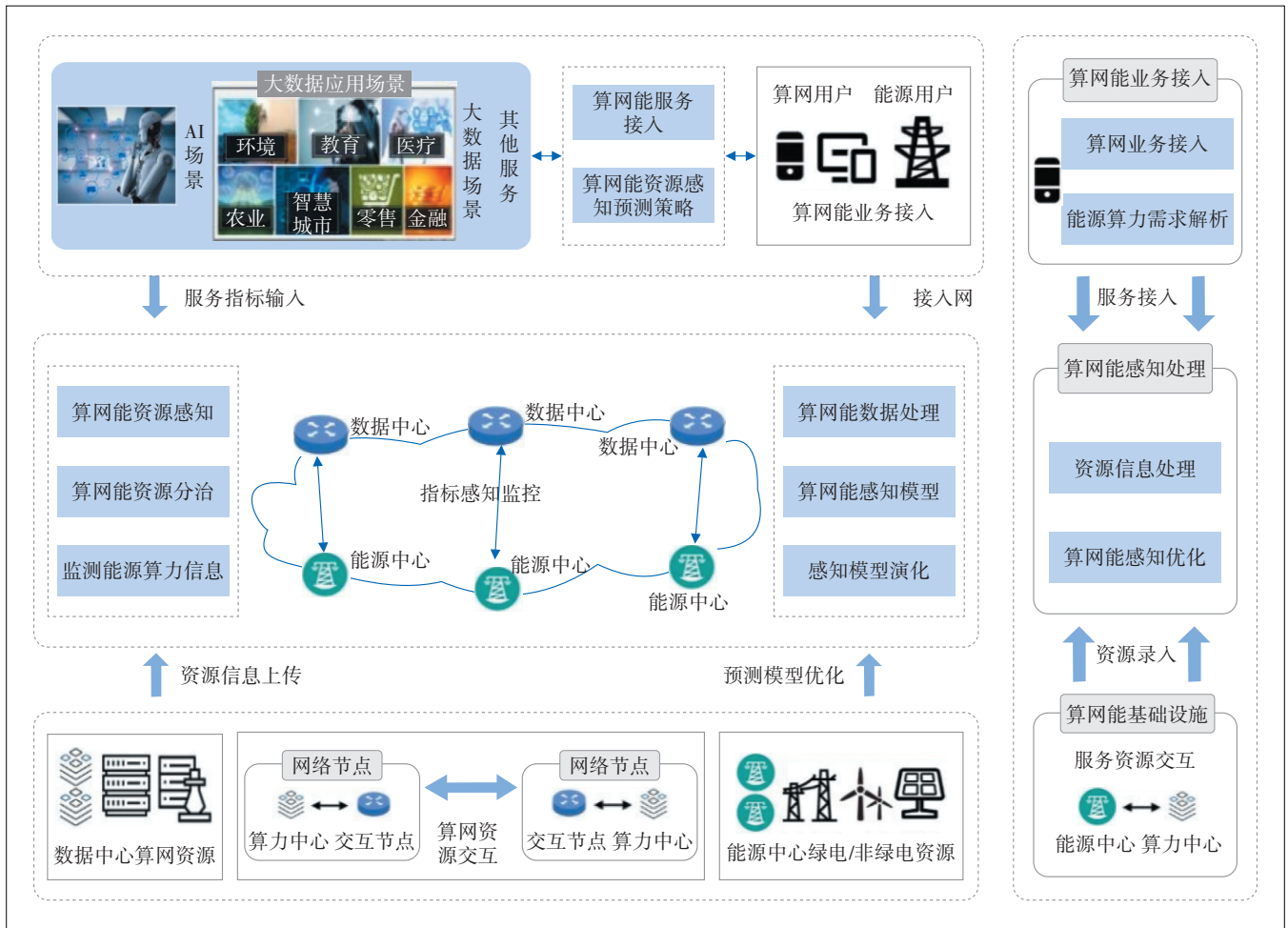


图2 算网能一体化资源感知功能流程

源的智能化管理和高效配置。

3 算网能一体化资源感知模型

3.1 资源时序分析

算网能资源需求的周期性波动要求对资源监测进行时序分析和预测。当前的算网能感知方法主要基于实时监测工具,评估基础设施的即时可用资源量,但难以适应需求的即时变化^[7]。为应对能源不确定性和可再生能源波动,需拓展监测维度并优化方法,以预测未来资源需求。

a) 算网能资源时间变化特性。算力网络的能源资源在时间和空间上表现出多种变化特征,受供需关系、技术发展、市场需求、能源成本等多方面因素的影响。

b) 算网能资源空间变化特性。除了在时间域上存在变化特征,算网能资源在空间地域上同样呈现变

化特征。算网能资源可能在不同地理位置上有不同的供应量。

c) 可再生能源波动性。若算力网络使用可再生能源,如太阳能或风能,这些能源的波动性会影响到算力资源的可用性。天气变化和季节性波动可能使可再生能源供应不稳定,增加了预测的难度。

3.2 资源感知分析

算网能资源感知的核心是对算力服务所需的任务资源进行合理监测并根据任务需求进行高效归类。根据算力任务需求与能源算力耦合关系,系统基于软硬件监控技术进行算力资源感知、网络资源感知以及能耗资源感知。

a) 算力资源感知。通过 IPMI、Prometheus 等监控系统及对接公有云运营商的资源监控 API 接口,实现对硬件、操作系统指标采集以及异构算力资源信息的感知,并将这些信息作为资源调度算法的输入参数。

b) 网络资源感知。通过 API 接口与网络控制器对接,对网络丢包率、时延、成本、网络负荷、吞吐量、数据库数据调用率、边缘存储访问速率等指标进行探测,从而实现对网络状态信息的感知。

c) 能耗资源感知。能耗监测可基于人工智能技术,通过数据采集模块对各设备的能耗数据进行集中化采集与传输,对能源的使用数据进行数据采集、计量、分析、统计等。

3.3 资源感知预测模型

本文的预测工作基于 informer 时序预测模型(见图 3)。在算网能一体化系统中,资源的数据量通常非常庞大,尤其是在大规模智能网络中,处理和存储这些数据的能力成为关键问题。informer 可以有效减少计算资源的需求,这对大规模系统至关重要。

a) ProbSparse 自注意力机制^[10]。informer 改进了传统的自注意力机制,提出了基于稀疏度量多头机制的 ProbSparse 自注意力机制。使用 Kullback-Leibler 散度来进行稀疏性度量查询,保留查询中较为重要的部分,进而减少计算复杂度。使 informer 能够在保持较高性能的同时,显著提高计算效率。具体如式(1)所示:

$$A(Q, K, V) = \text{Softmax} \left(\frac{\bar{Q}K^T}{\sqrt{d}} \right) V \quad (1)$$

其中, Q 表示查询向量, K 表示键向量, V 表示值向量, Softmax 函数将点积的结果转换为概率分布。每个查询对应的键的注意力权重会被计算出来,表示该查

询对每个键的关注程度。将 Softmax 的输出与值向量 V 相乘,得到最终的输出。这个输出是对所有值的加权求和,权重由 Softmax 的结果决定。

b) 输入层。采用多维数据输入。以预测算网资源为例,分析内存利用、算力资源、服务器状态等影响因素在时间维度上的变化,以多维的时间序列数据作为模型的输入。

c) 编码器。在 informer 中,编码器采用自注意力蒸馏操作,其关键作用是提取输入序列中的长距离依赖关系。

d) 解码器。解码器采用了一种生成推理的方法,通过一次前向传播(one forward procedure)来生成整个输出序列,而不是逐步生成每个输出,有效提高了预测效率。

e) 输出层。解码器通过一个全连接层生成最终的输出,其输出为预测的算网资源与能耗资源。

4 算网能一体化资源时序感知预测

4.1 输入层样本定义

定义输入层数据样本格式为{输入特征 i , 资源特征 j }元素组合的形式,输入层数据样本为:

$$S_i^{\text{input}} = \left\{ \left(T_i, k_m, A_i \right), \left(R^{\text{cpt}}, R^{\text{net}}, R^{\text{ene}} \right) \right\} \quad (2)$$

其中, T_i 为输入资源特征的时隙序列, k_m 为能源类型, A_i 为能源节点的地理区域; R^{cpt} , R^{net} , R^{ene} 分别为算力资源、网络资源与能耗资源, R^{cpt} , R^{net} , R^{ene} 作为资源输入样本,感知预测服务资源的特征。

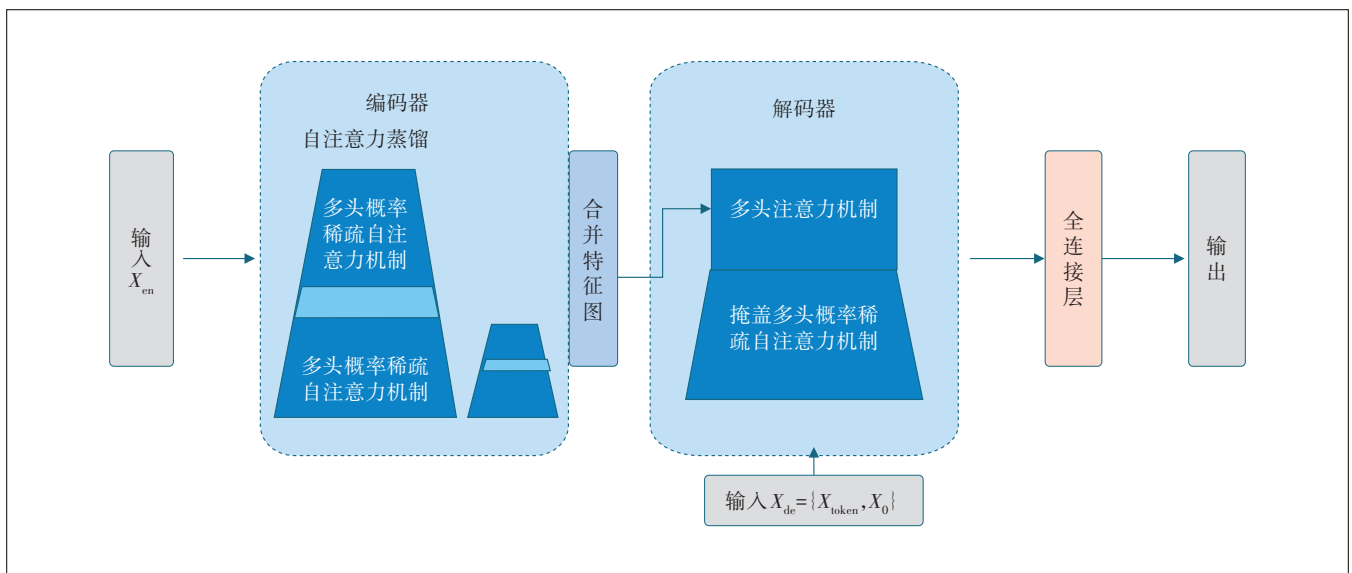


图3 informer模型架构

根据计算任务的划分,输入数据特征可分为资源的时隙序列、能源类型与资源节点地域,输出的资源特征包含预测的算力资源、网络资源与能耗资源。

a) 时隙序列为当前监测的数据时间特征,预测样本时间的精确度为xx年xx月xx日xx时。

b) 能源类型包含绿电供应(可再生能源中的风能、光能),非绿电供应或者可再生能源(绿电)与非可再生能源供应的组合。

c) 地域特征为资源节点的地理位置、区域等具体指标。

根据输入层输入特征,通过时间序列分析模型,预测未来周期内算网节点的可用算力资源、网络资源。输出层资源特征以资源序列的形式进行标识,输出层资源可定义为:

$$S_{cpt}^{output} = \{R^{cpt}: (T_p, k_m, A_i)\} \quad (3)$$

$$S_{net}^{output} = \{R^{net}: (T_p, k_m, A_i)\} \quad (4)$$

$$S_{ene}^{output} = \{R^{ene}: (T_p, k_m, A_i)\} \quad (5)$$

其中, S_{cpt}^{output} , S_{net}^{output} , S_{ene}^{output} 分别为算力、网络、能源资源预测输出数据,输出特征的算力资源单位为FLOPS,网络资源单位为带宽bit/s,能耗资源的单位为kWh,输出资源以资源时序对的形式对算网服务未来一段时间的资源进行感知预测,以满足不同时段的服务资源需求。

4.2 模型评价指标

时间序列预测是一类回归任务,为了验证所提出的算网能时序预测模型的有效性,对数据中心设备的周期能耗与多因素影响的资源波动数据进行模拟仿真,得到不同预测场景下算网能资源的均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE),并针对仿真数据进行预测效果评估。

$$RMSE(s, \hat{s}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \hat{s}_i)^2} \quad (6)$$

$$MAE(s, \hat{s}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |s_i - \hat{s}_i| \quad (7)$$

$$MAPE(s, \hat{s}) = \frac{100\%}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|s_i - \hat{s}_i|}{|s_i|} \quad (8)$$

其中, s 为资源真实数据, \hat{s}_i 为模型预测值, N 为总样本数。RMSE,MAE,MAPE都反映了预测值与实际值之间的偏差,它们的数值越低意味着预测结果越精确,越接近实际值,从而表明模型的预测性能更佳。

本文采用RMSE作为模型损失函数,并针对不同时序预测算法的预测效果进行评估。

4.3 时序感知预测效果

对于多变量影响下的算网能资源预测,算网能资源的需求通常会呈现周期性波动。为解决能源不确定性与可再生能源波动性问题,需要拓展算网能资源监测维度,优化资源监测方法,对未来周期内的算网能资源数据进行时序分析并预测。为评估本预测算法在多维变量影响下的资源预测效果,本文对本模型算法、长短记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)和时序模型ARIMA算法进行性能对比,以获得本算法在时序预测上的性能效果。表1所示为本模型算法与其他对比模型在算力、网络、能源资源数据集上的预测效果对比。

表1 模型性能结果与效果对比

预测维度	模型	7×24 h		
		MAE	RMSE	MAPE/%
算力资源	ARIMA	13.28	21.77	15.52
	LSTM	10.15	19.97	13.74
	多维Informer	8.74	18.63	12.61
网络资源	ARIMA	9.54	19.92	13.99
	LSTM	8.02	15.77	11.53
	多维Informer	6.79	13.82	11.07
能耗资源	ARIMA	6.03	10.91	9.71
	LSTM	4.97	9.22	8.31
	多维Informer	4.19	8.57	7.73

在数据处理上,数据训练集与数据测试集采用数据分离的思路,将80%的总数据样本划分为训练样本集,20%的总样本数据划分为测试样本集用于验证预测模型效果。根据模型训练与评估指标,本预测模型与ARIMA、LSTM模型预测效果如表1所示。

从算力资源预测的维度来看,本模型的MAPE评估指标,与ARIMA传统预测模型相比,准确度性能提高了18.75%;与LSTM预测模型相比,准确度性能提高了8.22%。从网络资源预测的维度来看,本模型的MAPE评估指标,与ARIMA传统预测模型相比,准确度提高了20.87%;与LSTM预测模型相比,准确度性能提高了3.99%。从能耗资源预测的维度来看,本模型的MAPE评估指标,与ARIMA传统预测模型相比,准确度提高了20.39%;与LSTM预测模型相比,准确度性能提高了6.98%。

分析7×24 h预测周期内的准确度评估指标发现,

本预测模型在中长期资源数据预测中的RMSE与MAPE指标均优于对比模型。

针对不同预测周期的模型预测效果,本模型分别

对1×24 h、3×24 h与7×24 h预测周期的预测效果进行评估,预测效果如图4所示。

从图4可以看出,随着预测周期的不断增加,3种

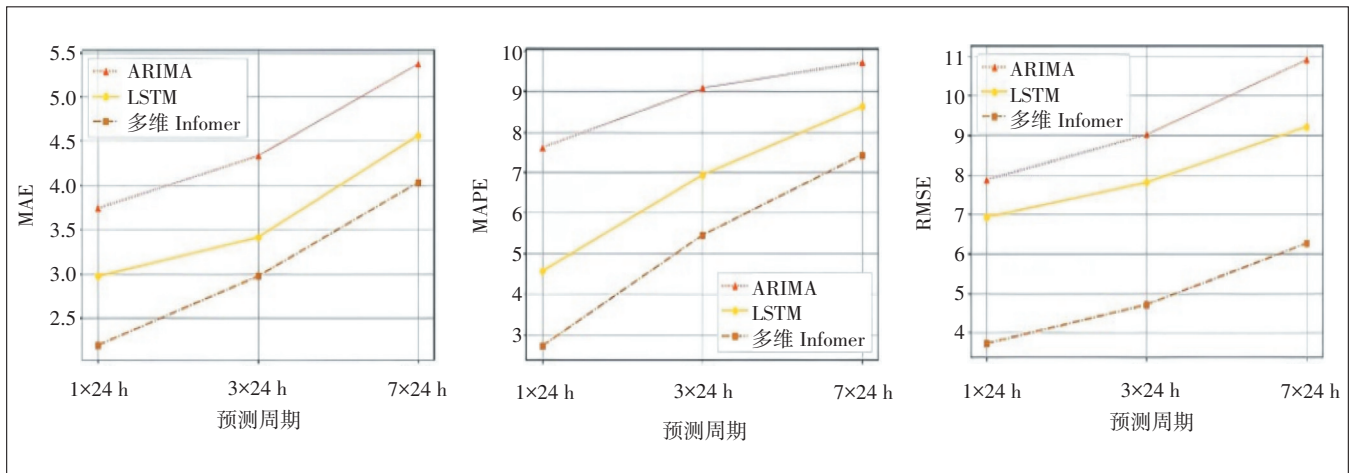


图4 不同预测周期下的能耗预测效果

预测模型的评估指标均不断提高,预测精度逐渐降低,在3种预测模型中,本预测模型预测效果最好。在7×24 h预测周期下,本预测模型的MAE、MAPE与RMSE预测指标相比LSTM模型分别提高了15.69%、7.05%与6.98%。在长周期多维资源预测方面,本预测模型在实现能耗资源变量长时间预测方面呈现出较好的预测效果。

5 结束语

随着对算网能一体化服务技术研究的逐渐深入,针对异构化算网智能业务,算网能一体化服务网络能够有效感知预测业务的资源变化,有效准确调整优化能源算力协同关系,从而提供高效精确、绿色低碳、灵活适应、服务定制化的算网智能服务。

参考文献:

- [1] 段晓东,姚惠娟,付月霞,等.面向算网一体化演进的算力网络技术[J].电信科学,2021,37(10):76-85.
- [2] 李洁,王月.算力基础设施的现状、趋势和对策建议[J].信息通信技术与政策,2022(3):1-6.
- [3] 雷波,刘增义,王旭亮,等.基于云、网、边融合的边缘计算新方案:算力网络[J].电信科学,2019,35(9):44-51.
- [4] 吴美希,杨晓彤.算力五力模型:一种衡量算力的综合方法[J].信息通信技术与政策,2022(3):13-21.
- [5] 工业和信息化部,中央网络安全和信息化委员会办公室,等.工业和信息化部等六部门关于印发《算力基础设施高质量发展行动计划》

的通知[R/OL]. [2025-01-15]. https://www.miit.gov.cn/zwgk/zcwj/wjfb/tz/art/2023/art_fcb3aa793e674960b1c00d7e3b6ad448.html.

- [6] 郭力争,张翼飞,赵曙光.数据中心环境下能耗性能感知的优化方法[J].北京邮电大学学报,2015(增刊1):72-76.
- [7] 杨丽娜,赵鹏,王佩哲.基于GRU神经网络的数据中心能耗预测模型研究[J].电力信息与通信技术,2021,19(3):10-18.
- [8] 王继业,蒲天骄,仝杰,等.能源互联网智能感知技术框架与应用布局[J].电力信息与通信技术,2020,18(4):1-14.
- [9] 张天策,王剑晓,李庚银,等.面向高比例新能源接入的配电网电压时空分布感知方法[J].电力系统自动化,2021,45(2):37-45.
- [10] ZHOU H Y, ZHANG S H, PENG J Q, et al. Informer: beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021, 35(12):11106-11115.

作者简介:

李硕,北京邮电大学博士在读,主要研究方向为算力网络、区块链、感知预测;唐琴琴,北京邮电大学副研究员,主要研究方向为移动边缘计算、云网融合与算力网络、卫星网络、网络人工智能等;句赫,工程师,主要研究方向包括算电协同、能源调度控制、综合能源供给等;李舒涛,高级工程师,主要从事数据中心、调度控制中心等基础设施及园区的综合能源供给、能源管理及电源电气系统BIM方面的研究工作;周倩,高级工程师,主要从事数据中心、综合能源供给、能源管理等方面的研究工作;谢人超,北京邮电大学教授,主要研究方向包括算力网络、未来网络、边缘计算等;黄韬,北京邮电大学教授,主要研究方向包括未来网络、算力网络、确定性网络等;文雯,北京邮电大学博士在读,主要研究方向为算力网络、边缘计算、区块链等。