



专题：网络数字孪生

面向IP承载网的数模双驱动孪生网络系统架构研究

石鸿伟^{1,2}, 苏琛², 倪中阳², 黄韬^{2,3}

(1. 东南大学网络空间安全学院, 江苏 南京 211189;

2. 紫金山实验室, 江苏 南京 211111;

3. 北京邮电大学网络与交换技术全国重点实验室, 北京 100876)

摘要: IP承载网中车联网和工业互联网等新兴业务的不断涌现, 催生了网络切片、确定性网络等新兴技术的发展, 同时网络规模持续扩大, 导致网络出现运维管理复杂、网络优化风险高和新技术部署难等问题。基于此, 提出一种基于数值仿真与模拟仿真双引擎驱动的数字孪生网络 (hybrid-driven digital twin network, HD-DTN) 体系架构。首先, 系统性地介绍HD-DTN的层级架构, 阐述孪生体构建、网络智能优化及服务网格等关键技术。其次, 提出HD-DTN的总体设计、南北向接口及通信协议。最后, 通过电力通信网络场景应用实践, 验证HD-DTN可以有效降低网络故障产生的影响, 提高网络运维效率。

关键词: 数字孪生网络; 仿真引擎; 孪生体构建; 服务网格

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025190

Research on hybrid-driven digital twin network system architecture for IP-based carrier network

SHI Hongwei^{1,2}, SU Chen², NI Zhongyang², HUANG Tao^{2,3}

1. School of Cyber Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China

2. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China

3. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: The rapid emergence of new services in IP carrier networks, such as the Internet of vehicles and the industrial Internet, has driven the development of innovative technologies including network slicing and deterministic networking. At the same time, the continuous expansion of network scale has led to increased complexity in operation and maintenance, higher risks in network optimization, and greater challenges in deploying new technologies. To address these issues, a hybrid-driven digital twin network (HD-DTN) architecture was proposed, which integrated numerical simulation and emulation as dual engines to support intelligent network management and evolution. Firstly, the hierarchical architecture of HD-DTN was systematically introduced, elucidating key technologies such as twin en-

收稿日期: 2025-04-01; 修回日期: 2025-06-26

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2022YFB2702303)

Foundation Item: The National Key Research and Development Program of China (No.2022YFB2702303)



tity construction, network intelligent optimization, and service mesh. Secondly, the overall design, northbound and southbound interfaces, as well as communication protocols of HD-DTN were presented. Finally, through application practice in the context of electric power communication networks, it was verified that HD-DTN could effectively mitigate the impacts of network failures and enhance network operation and maintenance efficiency.

Key words: digital twin network, simulation engine, twin entity construction, service mesh

0 引言

近年来,车联网、工业互联网、触觉互联网和远程医疗等新兴应用不断涌现,对IP承载网提出了更高要求,要求网络具备差异化的承载能力,如超大带宽、超高可靠、确定性低时延和大规模机器类通信,这也催生了网络切片、边缘计算和确定性网络等新技术的发展^[1-5]。随着网络规模持续扩大,网络负载日益增加,网络管理与维护的复杂性显著提升,使得新应用和新技术的部署面临严峻挑战^[6]。具体挑战可归纳为以下3个方面。

(1) 网络运维管理的复杂性与低效性。传统网络运维高度依赖人工操作,自动化与智能化水平较低,难以有效应对大规模网络的运维需求。网络设备的异构性显著加剧了设备间兼容性与互操作性实现的技术难度;与此同时,网络流量与设备状态的实时动态变化,使得传统监控手段难以精确采集与分析,导致网络切片、确定性控制等新技术的落地应用面临困难。此外,故障定位效率低下与网络安全威胁的常态化,进一步加剧了运维管理的复杂性与风险性。

(2) 网络优化实施的高风险性。网络优化是提升性能、降低成本及满足客户需求的关键途径。然而,由于缺乏有效的虚拟验证环境,直接在现网操作会存在极高的风险。考虑现网对可靠性的严苛要求,任何可能导致业务干扰或中断的优化尝试都难以被接受,这不仅限制了优化的实施空间,也在无形中增加了网络运维的成本。

(3) 网络新技术落地部署难度大。新技术的

部署是驱动网络进步、提升服务质量的核心动力,但其落地过程却充满挑战。首先,新技术的成熟度往往不足,缺乏可靠的虚拟验证环境进行充分测试,直接部署可能引发网络稳定性、兼容性及安全性问题。其次,新技术的运维需要专业技能与知识支撑,而实际操作平台的缺乏延长了人员培训周期、增加了培训成本,进一步阻碍了新技术的部署与应用。

综上所述,需要加快网络运维的智能化转型,构建高效的虚拟验证平台,实时优化网络,助力技术创新。为此,国内外的标准化组织以及运营商等开展了针对数字孪生网络(digital twin network, DTN)概念、架构及关键技术的研究。国际电信联盟电信标准化部门(International Telecommunications Union Telecommunications Standardization Sector, ITU-T)发布了首个DTN标准ITU-T Y.3090—2022,给出了DTN的概念和需求^[7];互联网工程任务组(Internet Engineering Task Force, IETF)也开展了“数字孪生网络:概念和参考架构”的立项工作。在国内,由中国移动研究院牵头,完成了《数字孪生网络(DTN)白皮书》,提出了“三层三域双闭环”的DTN架构,并给出了部分关键技术和应用场景;中国联通也发布了《中国联通数字孪生网络白皮书》,讨论了孪生网络架构和典型应用场景。同时,DTN的相关研究在学术界也成为热点。文献[8]提出了一种基于图神经网络(graph neural network, GNN)的DTN架构。文献[9]利用GNN建立网络的数字孪生模型,包括对网络节点、路由和调度规则的建模,从而实现了对网络时延、抖动和丢包

的快速评估。文献[10]面向B5G的场景提出了基于GNN的B5GMINI数字孪生架构。除了针对DTN架构的研究,还有关于DTN应用方面的研究。文献[11]利用数字孪生技术进行网络生命周期的管理,从而有效降低管理成本、提高网络效率。文献[12]提出利用DTN生成数据训练强化学习模型。文献[13-14]探讨数字孪生技术在网络切片、边缘计算等领域的应用。

当前DTN领域仍处于初步探索阶段,前期研究主要集中于DTN架构、关键技术的探讨,之后开始基于人工智能(artificial intelligence, AI)技术进行数字孪生体建模的尝试,以及利用数字孪生技术解决网络中的一些具体问题。然而,针对IP承载网的大规模网络,尚未形成成熟的DTN架构和高效建模方案。具体而言,面向大规模网络场景的DTN将面临以下三大挑战。

(1) 大规模网络高精度建模与计算资源平衡问题:大规模网络涵盖海量网元,且多源异构,这使得构建其数字孪生体成为一项艰巨任务。传统建模的方法难以满足精细化建模的需求。高精度数字孪生建模往往需要大量的计算、存储资源,这通常难以实现大规模网络的高效建模。如何在不影响建模精度的前提下优化计算、存储资源,实现“低成本、大规模”的数字孪生建模是一个关键挑战。

(2) 多样性设备的差异化建模和配置快速转换问题:网络中的设备来自众多制造商,技术实现路径各异,导致协议标准和数据格式存在显著差异,即便是同类型设备,也需要仔细考虑不同厂商的实现细节,以确保模型的准确性。然而,网络设备类型繁多,逐一建模每个厂商的每种设备将导致建模工作量极大,且管理极为复杂。为此,可构建配置转换模型,以实现不同厂商设备配置的快速转换。因此,如何建立特定设备的专有模型以及高效实现设备间配置转换,成为另一项关键挑战。

(3) 网络智能化管控水平低问题:当前,网络控制与管理仍高度依赖人工参与,这在网络规模急剧膨胀的背景下显得尤为不足。大规模网络的运维管理需要实现智能化转型,减少人力依赖,提高自动化和智能化水平,以应对网络状态瞬息万变、故障排查复杂低效等挑战。这要求在DTN的设计中融入先进的AI技术,以实现网络的自主监控、预测分析及故障自愈等能力。因此,如何利用AI技术,实现DTN的智能化运维水平是一项关键挑战。

为解决上述问题,本文开展了以下研究工作。首先,提出一种基于数值仿真与模拟仿真联合驱动的数字孪生网络(hybrid-driven digital twin network, HD-DTN)体系架构,创新性地采用双引擎驱动方式,既满足了高精度建模的要求,又支持大规模孪生体的快速构建。其次,利用AI技术深度赋能HD-DTN,显著提升了网络资源的灵活配置与智能调度能力,设计了HD-DTN系统的南北向接口及通信协议,实现了网络数据采集、模拟仿真推演与闭环控制等关键流程。最后,基于电力通信网络场景开展应用实践,实验结果表明,HD-DTN系统可以有效降低网络故障产生的影响,提高网络运维效率。

1 HD-DTN体系架构

根据ITU-T Y.3090标准的定义,DTN是物理网络的虚拟表示,用于通过数据模型和接口进行物理网络的分析、诊断、仿真和控制,从而实现物理与虚拟网络之间的实时交互映射。DTN具有4个核心要素:模型、数据、接口和映射。其中,模型是DTN的能力来源,通过构建高精度的数字化模型,可以为各类网络应用提供服务。模型分为基础模型和功能模型两类,基础模型用于仿真物理网络的网元和拓扑等实际要素,功能模型则基于基础模型为网络提供具体服务。因此,构建精准、可扩展的基础模型,以及开发丰富、智能



的功能模型，成为DTN建模的核心任务。

本文面向IP承载网，提出了一种基于“数模双驱动、四层三循环”的DTN体系架构，如图1所示。其中，“数模双驱动”指的是以数值仿真和模拟仿真为核心的双引擎驱动模式；“四层”包括物理层、采控层、孪生核心层和网络应用层；“三循环”涵盖了物理网络优化循环（涉及所有“四层”）、智能算法验证与优化循环（在孪生网络模块与智能决策模块之间）以及功能模型迭代优化循环（在孪生网络内功能模型与基础模型之间）。本文详细介绍该孪生网络体系架构的四大核心层、三循环体系及关键使能技术。

1.1 HD-DTN的四大核心层

本文所提的“四大核心层”是体系架构的基础，每层的具体功能如下。

1.1.1 物理层

物理层是与基础模型对应的实体对象，是整个孪生网络的根基。该层涵盖多种类型的物理网络，包括不同传输介质的无线网络（如5G、Wi-

Fi等）和有线网络（如光纤、电缆等）。此外，物理层还包含多种网络类型，如接入网、传输网、承载网和核心网。同时，物理层也适用于不同应用场景下的网络系统，如校园网、园区网和数据中心网等。针对不同的网络类型、网络域和应用场景，其数字孪生的实现方式和机制会有所差异。通过对物理层的精确建模，HD-DTN能够实现对这些实体网络的实时监控、动态分析和智能优化，从而提升整个系统的运行效率和可靠性。

1.1.2 采控层

采控层作为物理层与孪生核心层交互的重要支撑层，承担着数据采集、服务提供和网络管控的关键任务。采控层由网络采集、数据服务和网络管控这3个主要模块组成。

网络采集模块作为采控层中物理网络数据获取的核心组件，通过采集信令与设备实时交互，获取网络状态信息（如拓扑结构、网元配置、接口状态、业务流量等）。此外，网络采集模块还

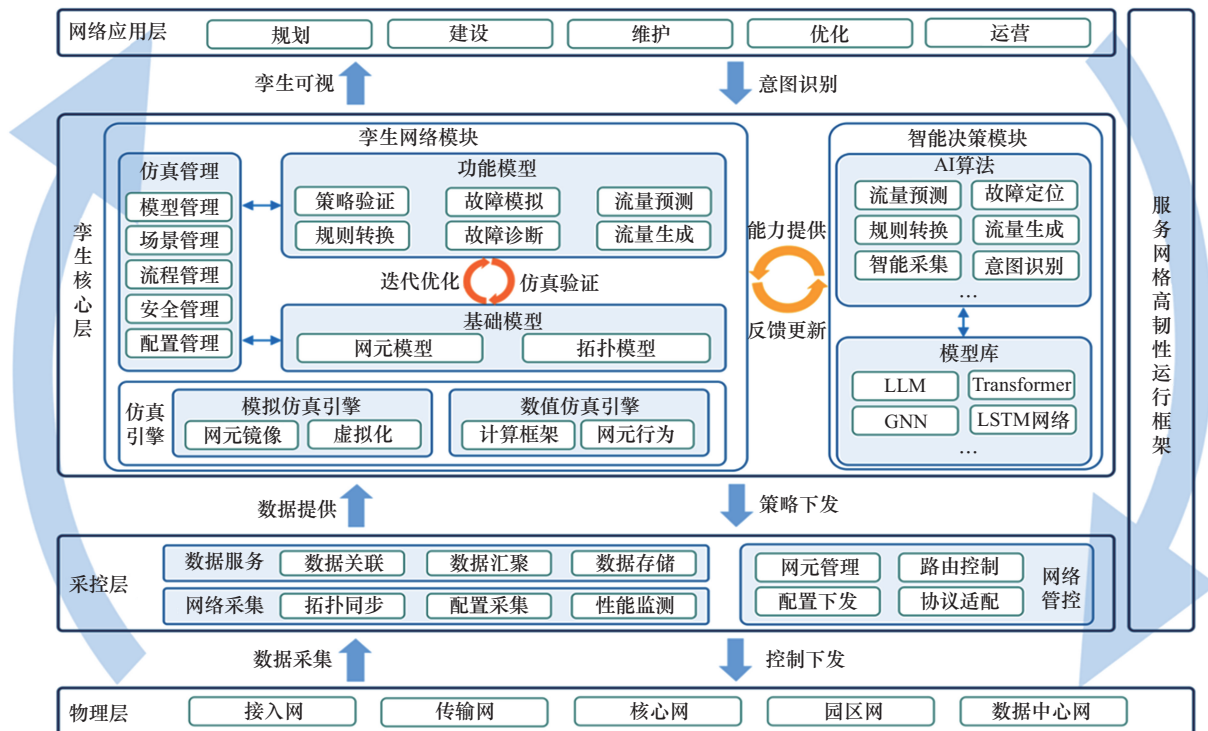


图1 面向IP承载网的DTN体系架构

可以通过接口调用或文件读取等方式,整合来自其他平台(如网管系统、第三方数据系统)的网络数据。在大规模孪生网络系统中,物理网络实体的高精度数据对于孪生体的高保真建模至关重要。网络采集模块需要通过合理调整采集精度和频率,实现网络保真度与系统性能之间的平衡,这一过程可以借助AI技术来优化。

数据服务模块负责对网络数据进行多维度关联、汇聚和多元存储,为网络孪生层建模提供高效、准确的数据支持。首先,基于采集模块收集的多数据源网络元数据(如拓扑、配置、协议、性能等),进行关联和冗余识别,实现数据的轻量化存储,以提升存储效率。其次,依据孪生体建模的粒度需求,对数据进行压缩和汇聚。最后,模块按时间片序列划分原则对汇聚数据进行存储,提供分片式数据快照服务,为孪生网络的历史回溯提供坚实的数据基础。

网络管控模块作为物理设备管控组件,可以将孪生系统对网元管理、路由控制等信令通过配置通道下发至物理设备。为了确保孪生体状态与物理网络同步,网络管控模块需要构建统一的物理设备配置模型,并对不同类型、不同厂商的配置实现准确转换。

1.1.3 孪生核心层

孪生核心层主要承担物理网络的高保真孪生、网络调度和策略验证等关键功能。孪生核心层在系统架构中起着承上启下的作用,该层由孪生网络和智能决策两个模块组成。

孪生网络模块的主要功能是构建物理网络的数字孪生体,以实现仿真推演、策略验证和生命周期管理等。该模块由基础模型、功能模型和仿真管理这3个部分组成。基础模型包括网元模型和拓扑模型,并通过数值和模拟双仿真引擎驱动。数值仿真基于配置分析推演原理,通过抽象化的配置解析和推导方法还原协议邻居状态、路由扩散结果和转发表形成逻辑。模拟仿真则依托

内核虚拟机(kernel-based virtual machine, KVM)等虚拟化技术构建接近真实环境的网络系统,通过运行开源或商用虚拟路由软件,还原网络设备的控制面与转发面行为,具备较高的精度和完整性,在性能评估、策略验证与容灾演练等场景中能够提供更具实效性的支持。双仿真引擎互为补充、协同协作,数值仿真通过抽象建模提升系统整体运行效率,适用于快速构建大规模网络的全局行为与策略推演,而模拟仿真则通过精细化还原设备行为与协议交互,为关键节点和典型场景提供更高保真度的仿真支撑,从而在复杂网络环境中实现精度与效率的平衡。网元模型主要负责呈现路由器、交换机等数据通信设备的核心能力,如网络接口配置、路由设置以及服务质量(quality of service, QoS)调控等功能。功能模型则可充分利用孪生网络的数据,为网络生命周期管理提供各种功能服务,按照网络应用层的意图进行网络的“规建维优”等操作。功能模型各类服务可利用传统算法或借助智能决策层的AI算法实现。仿真管理模块负责对孪生模型进行管理,确保基础模型和功能模型的创建、运行、更新与协同工作。它支撑目标网络场景的流程化构建,并对导入系统的孪生模型进行安全管理和配置检查,确保系统的安全性和稳定性。仿真管理模块针对大量的网元和拓扑进行编排管理,基于应用层的孪生意图,选择合适的基础模型、功能模型及AI算法进行实例化,从而实现意图验证。

智能决策模块为孪生网络提供AI赋能,不仅为功能模型提供功能服务(如流量预测、故障定位),还为孪生网络的构建提供算法支撑(如配置智能转换、流量智能生成)。该模块由模型库和AI算法两部分组成。模型库提供了多种基础智能模型,包括大语言模型(large language model, LLM)、GNN、Transformer,长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络等,为AI算法



提供基础支持。AI算法则基于网络数据和AI模型实现不同的智能体功能，每种AI模型具备不同的能力，因此，需要根据需求选择合适的模型来构建相应的智能体，如利用LSTM进行流量预测、利用GNN进行故障定位、利用LLM进行配置规则转换等。通过AI算法的深度赋能，孪生网络的核心层得以智能构建、运行、维护和管理。

1.1.4 网络应用层

网络应用层可以向孪生核心层输入需求，实现网络的全生命周期管理，即网络的规划、建设、维护、优化和运营。例如，在对实网进行运维管理时，先通过孪生网络进行优化验证，再将验证结果部署到物理网络中，可以减少由错配、漏配导致的物理网络问题。此外，网络应用层能够直观呈现孪生体的仿真过程与结果，使得用户更容易理解网络结构、配置流程等，有助于网络的运维管理和新技术的部署应用。

1.2 HD-DTN的三循环体系

“三循环体系”的核心作用是实现网络及模型的优化，包括对物理网络的优化（循环1）、对智能决策模型的优化（循环2）和对孪生网络功能模型的优化（循环3）。

1.2.1 循环1：物理层到网络应用层的循环

物理层到网络应用层的循环是实现孪生网络低成本试错和智能化决策的关键。一方面，由物理层向上为孪生核心层提供精准、实时的网络设备和拓扑数据，支撑孪生体构建，实现对物理网络的精准映射，为网络应用层提供高保真的网络可视化能力；另一方面，网络应用层向下聚焦网络规划、优化维护等重点场景，在孪生核心层基于功能模型进行推演分析，在不影响实际网络运行的情况下，调测网络策略和配置，并通过采控层将最终决策下发至物理网元中。物理层、采控层、孪生核心层和网络应用层这四层大循环实现了物理网络“规划、建设、维护、优化、运营”的全生命周期管理，为物理网络运维管理提供更

为精准、智能的决策支持，有效降低了物理网络调试和试错的成本。

1.2.2 循环2：孪生网络和智能决策模型的循环

孪生网络和智能决策模型的循环是对智能决策模型进行AI赋能，是实现模型自感知、自优化和孪生网络自编排、自配置的关键。一方面，智能决策模型根据应用意图和孪生网络状态生成决策，实现网络的调度、管理、优化等功能，并将决策在孪生网络中进行自动化配置验证；另一方面，在孪生网络验证后的结果可直接反馈回智能决策模块，进而帮助AI算法进行优化和升级，既可以实现功能模型参数的优化和调整，又可以帮助AI算法选择合适的运行模型，进而实现AI算法的自感知、自优化。通过这种循环，系统能够不断提高AI算法决策的准确性和效率，增强对复杂网络环境的适应性和响应能力，确保在各种场景下都能作出最佳决策。

1.2.3 循环3：基础模型和功能模型的循环

基础模型和功能模型的循环旨在持续优化功能模型。基础模型以网络的核心结构和基本行为为基础，模拟网络底层特性和动态变化。功能模型则在此基础上，执行特定的网络功能，如策略验证、故障模拟、流量预测等。通过该循环，功能模型的运行结果被不断反馈给基础模型，进行仿真验证和调试，以确保功能模型的准确性和稳定性。同时，基础模型根据功能模型的反馈数据，优化自身参数，提高整体系统的性能和适应性。例如，在路由选择的场景中，基础模型可以模拟网络的拓扑变化和流量波动，验证路由算法的有效性。功能模型则根据基础模型的验证结果，动态调整路由策略，优化网络性能，确保数据包传输的服务质量。通过这种循环机制，系统能够实现功能模型和基础模型的共同进化，使得网络在复杂环境下保持最佳运行状态。

1.3 HD-DTN的关键使能技术

构建孪生网络面临诸多挑战，包括：如何在

不影响建模精度的前提下优化计算、存储资源，实现“低成本”的数字孪生建模；如何建立特定设备的专有模型，以及高效实现设备间配置转换；如何提供智能化的系统能力，以及如何提升孪生系统的安全性、可靠性、可扩展性。

基于本文提出的HD-DTN体系架构，拟采用数值与模拟双引擎驱动的建模技术、AI技术和基于服务网格的微服务架构这三项关键技术，构建面向大规模网络场景的孪生系统框架。

1.3.1 数值和模拟双引擎驱动的孪生体建模

数值仿真与模拟仿真是网络仿真领域的两大主流方向。数值仿真是一种通过数学模型来模拟系统运行的方法，网络流量和协议采用离散事件来表示，信号传播采用连续的数学模型来表示；模拟仿真则是一种更接近真实环境的仿真形式，它使用真实软件来模拟网络设备和协议行为，涉及实际的操作系统、网络栈和接口等。

数值仿真与模拟仿真在仿真特性和应用中有各自的侧重。精度方面，数值仿真的精度取决于所使用模型的准确性和复杂性，可能不会完全反映现实中的硬件限制与行为；模拟仿真通常提供更高的精度，这是因为它使用了真实的协议栈来模拟网络运行。灵活性方面，数值仿真可以快速修改模型参数与网络拓扑，进行大规模试验；模拟仿真则基于受控的环境对网络结构进行配置和变更，灵活性有限，大规模仿真对资源的消耗较大。应用方面，数值仿真聚焦于某个时刻或某段时间的协议行为、网络流量和系统响应等，常用于研究、教育、概念验证和大规模的网络行为分析；模拟仿真适合模拟连续的网络变化过程，可与现实网络同步更新，常用于策略验证、性能评估、互操作性测试及现实世界的网络问题诊断等。将数值仿真与模拟仿真两者相结合，能够充分利用两种仿真方式的优势，从而提供更全面、更精确的网络验证和分析能力，允许根据具体的试验需求和目标，选择最合适的仿真策略。

在数值仿真方面，本文采用基于配置分析推演的仿真方式，该方式区别于业界主流的数值仿真软件（如NS-3、OPNET、OMNeT++等），既继承了传统数值仿真大规模、高灵活性的优势，又增强了连续性，提高了逼真度和应用范围。数值仿真实现过程如图2所示，从建模、实例、状态、验证4个方面实现数值仿真引擎的全面构建，具体可分为填装、推导和应用3个步骤。

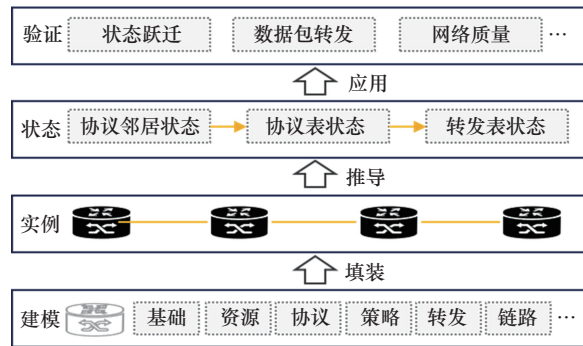


图2 数值仿真实现过程

步骤1 填装。以仿真场景需求为驱动，对物理网络特性进行筛选与提取，包括物理网元的基础信息（如物理属性、类型、型号等）、资源配置信息（如接口、虚拟专用网络（virtual private network, VPN）、各类资源池等）、协议配置信息（如内部网关协议、边界网关协议（border gateway protocol, BGP）等路由协议及相关业务）、策略配置信息（如QoS策略、安全策略等）、转发信息（如IP转发表、标签转发表等），以及基于孪生体模型抽象的链路模型。同时，根据实际物理网络配置信息对孪生体模型进行配置填装，生成孪生体实例，结合链路模型形成完整孪生网络。

步骤2 推导。以孪生网络为基础，综合接口、资源、协议、策略等全网配置，从协议邻居、协议表、转发表3个层面依次递进对网络运行状态进行推导，如判断BGP邻居是否激活、路由是否扩散、网段是否最优、转发表是否下发等，最



终具备与物理网络相同的控制面与转发面状态。

步骤3 应用。以收敛后的网络状态推导结果进行数据转发与策略效果验证，同时，可对孪生体实例配置进行变更，触发全网状态重新收敛，支撑如路径规划、网络调优等方面的仿真应用。

在模拟仿真方面，采用高效、成熟的KVM虚拟化技术构建仿真引擎，结合多款开源路由软件及多厂商虚拟路由套件，可满足仿真网元的逼真度与丰富度需求。基于KVM的模拟仿真原理如图3所示。基础模型方面，直接将虚拟路由镜像作为网元模型，其自身包括网元基础及进阶功能，如协议、策略与转发等能力，通过将虚拟化环境中的分布式交换机与网元接口绑定来模拟链路。拓扑构建方面，以虚拟路由镜像为模板，由虚拟化平台控制中枢对网元实例进行生命周期管理，结合网络策略模板、虚拟交换机、网络接口等资源调度，实现网络拓扑的按需编排。业务验证方面，通过为虚拟网元实例分配管理地址，以网元自身支持的网络配置（network configuration, NETCONF）协议、简单网络管理协议（simple network management protocol, SNMP）等作为管理通道，由仿真控制系统对策略调度、网络规划等仿真业务进行整体编排，同时对虚拟网元、链路、转发路径等状态进行实时监控，做到应用效果的实时反馈，最终为高逼真、中小规模的仿真场景提供类实物的试验环境，图3中QEMU为快速模拟器。

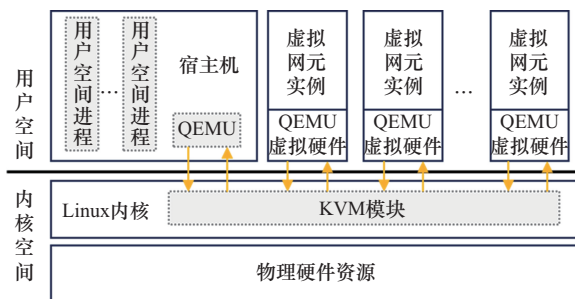


图3 基于KVM的模拟仿真原理

1.3.2 AI技术赋能的网络优化

近年来，AI技术蓬勃发展，其影响力已深刻渗透至现代通信网络的各个角落，覆盖从蜂窝网络、无线局域网、有线网络到数据中心网络、光通信网络乃至DTN等多元化应用场景^[15-17]。在DTN领域，AI技术的应用显著增强了网络的智能化水平，赋能智能管理、精准调优等高阶功能。例如，利用LLM的有监督微调技术实现高效的网络配置规则转换，解决传统人工/半自动仿真规则生成效率低的问题；通过引入LSTM等先进算法，实现了对复杂网络流量的精准预测^[18]；利用GNN，有效管理网络切片并优化网络性能^[19-20]；知识图谱技术的应用，则极大提升了网络故障诊断的效率和准确性^[21]。这些创新不仅简化了网络运维的复杂度，还显著提升了网络的整体效能。同时，DTN作为AI算法的实践平台，其独特的孪生网络架构为AI算法的预验证提供了前所未有的条件。通过高精度、实时的物理网络模拟，DTN能够确保算法在接近真实环境中的表现得到全面评估，从而极大提升算法的可靠性与实用性，加速AI技术从理论到实际应用的转化进程。

基于HD-DTN的AI算法构建的基本过程如下。

(1) 数据采集：传统AI算法的训练数据往往采集自真实的物理网络或者来源于模拟仿真数据，根据获取方式的不同，存在采集难度高或数据真实性差等问题。基于HD-DTN系统的数据采集则更加灵活、准确和丰富。一方面，可以直接利用采控层获取的真实物理数据，如网元参数、拓扑信息和队列调度策略；另一方面，可以利用孪生网络生成一些难以采集的数据，如网络故障、网络新增业务。这些数据可以保障AI算法训练的高效性。

(2) 模型构建：在构建人工智能模型之前，首先需要明确网络系统中所要完成的具体任务类

型,如分类、回归、生成、预测或决策等。根据任务的性质选择适合的模型算法,是确保建模效果的关键。例如,对于分类任务,可选择逻辑回归、支持向量机或卷积神经网络等模型;在处理具有时间依赖关系的预测任务中,常采用LSTM、时间卷积网络或Transformer架构。完成模型选择后,需要进一步设计模型结构。这包括确定网络的层数与每层神经元的数量,选择合适的激活函数和损失函数,以匹配任务的优化目标。例如,在回归任务中常使用均方误差作为损失函数,而在分类任务中则更适合使用交叉熵损失函数。激活函数的选择则取决于模型的非线性建模能力需求,常用的激活函数包括ReLU、Sigmoid和Tanh等^[22]。最后,针对所选模型与任务类型,应配置合适的优化器,如随机梯度下降、Adam或RMSPprop,并合理设置超参数,包括学习率、批量大小、训练轮数等^[23]。以深层神经网络为例,采用Adam优化器并结合动态学习率调整机制,通常可加快收敛速度并提升模型稳定性。此外,可引入Dropout或L2正则化等方法缓解过拟合问题,从而增强模型的泛化能力和鲁棒性。通过上述流程,能够构建出结构合理、性能优越的智能模型,为网络系统中的智能决策与控制任务提供有力支撑。

(3) 模拟实验: HD-DTN能够模拟真实的网络状况,为测试新的网络策略提供一个安全且可控的环境,可以在不影响物理网络运行状态的情况下,测试新的网络策略及配置更新对网络可能产生的影响,为网络管理者提供优化建议和决策支持。

(4) 评估反馈: 评估反馈阶段是网络管理和优化过程中关键的一环,通过对比模拟实验前后的网络性能指标(吞吐量、时延、丢包率、带宽利用率等)和业务质量指标(QoS、用户体验等),评估新的网络策略及配置是否满足预期目标。若相关策略满足预期目标,则将策略反馈至

物理网络中,指导物理网络的管理及优化;若不满足,则继续对网络策略进行调整。

1.3.3 基于服务网格的微服务架构

服务网格在DTN的构建中发挥着至关重要的作用^[24],尤其体现在两个方面:一方面,它为大规模数字孪生体的构建、部署和管理提供了强有力的支撑;另一方面,它通过优化计算资源的调度和部署,促进了AI技术在DTN中的深度应用。这种基础设施层的引入,不仅提升了数字孪生系统的扩展性与可靠性,还为面向AI的复杂计算需求提供了必要的技术保障。

服务网格是一种用于管理微服务之间通信的基础设施层,专门解决复杂微服务架构中服务间的通信、监控、安全和可靠性问题。通过将这些功能从应用代码中抽离,服务网格使开发者可以专注于业务逻辑,而将通信、路由、负载均衡等任务交由服务网格处理。典型的服务网格产品包括Istio、Consul、Linkerd等。服务网格的核心技术在于向每个服务Pod中注入Sidecar代理组件,这一代理会拦截并管理服务间的通信流量,进而实现流量路由、负载均衡、故障恢复、监控、日志记录和安全等功能。服务网格由控制平面和数据平面组成,其中控制平面负责配置和管理数据平面的代理,协调不同服务之间的通信策略、路由规则和监控信息等;数据平面通过Sidecar代理将通信流量劫持到服务网格中进行处理,保障了服务间通信的可靠性和灵活性。

在HD-DTN中,服务网格通过其灵活的架构,有效支撑了系统的搭建和运行。首先,服务网格通过其精细的流量控制、负载均衡和故障恢复机制,解决了大规模网络环境中服务间通信的复杂性问题。在数字孪生系统中,核心设备的高精度模拟以及大规模网络的孪生依赖于稳定而高效的底层通信架构。其次,服务网格提供了针对AI计算资源的动态调度和优化管理能力。AI算法在数字孪生系统中的应用,如智能决策和智能



管理，往往需要大量的计算资源，而这些资源的高效利用是系统运行的关键。服务网格通过事件驱动和函数即服务等技术，使得计算资源能够根据需要自动扩展或收缩，从而支持AI算法的高效运行。例如，Serverless技术与服务网格的结合，进一步增强了微服务的生命周期管理能力，使得AI模型的部署和运行能够在资源受限的环境中得到保障。这种动态调度机制确保了AI应用的实时性和可靠性，提升了数字孪生系统的智能化水平。

2 HD-DTN系统设计

为了构建一个灵活、高效和可靠的DTN系统，其设计应遵循服务化、可扩展性和高稳健性这三大核心原则。在服务化设计中，采用微服务架构作为核心理念，将大型复杂系统拆分为一系列小型、自治的服务，确保服务之间高度解耦，通过定义清晰的接口边界和服务协议，降低服务间的耦合度，并建立完善的服务治理机制，以确保服务的稳定运行与高效协作。在可扩展性方面，系统设计应确保服务的无状态化，实现水平扩展，同时保持模块化和分层设计，使各模块和层次间职责明确。依托云原生平台提供的自动伸缩功能，系统可以根据负载动态调整服务实例的数量，满足不断变化的需求。为了确保高稳健性，系统对关键服务进行冗余部署，在多个节点上部署相同的服务实例，并通过重试策略、备份恢复和自动切换等容错机制，抵御潜在的故障。同时，系统还需要实施数据加密、访问控制和身份验证等安全措施，确保数据传输与存储的安全性。

2.1 系统架构设计

基于本文所提出的“数模双驱动，四层三循环”系统架构，结合数值仿真和模拟仿真双引擎、AI、服务网格等关键技术，以云原生平台为基础，设计与建设DTN系统。

HD-DTN系统架构如图4所示，该系统以Kubernetes（K8S）容器化平台为运行基础，拆分为9个关键微服务，其中，意图翻译服务负责将意图请求转换为网络专用请求；网络应用服务为系统可视化服务，提供应用级人机交互功能；仿真管理服务负责仿真场景构建与过程控制；智能决策服务为仿真过程提供AI智能决策能力；系统模型服务为仿真场景提供抽象的基础模型与功能模型；数值引擎服务为数值仿真提供计算框架与网元行为驱动能力；网络管控服务同时为模拟仿真和网络采控层提供对接虚拟网元或实体网元的管控功能；网络采集服务负责采集物理网络的拓扑、配置、状态、性能等原始数据；数据管理服务将采集的原始数据进行汇聚、存储，对外提供数据提取服务。以上9个微服务通过相互组合，可形成网络数字孪生子系统和网络管控子系统，不同子系统可复用若干微服务，9个微服务按需相互调用与通信形成服务网格，通过集成Istio提升对服务的网格化管理能力，包括服务发现、配置与认证，统一网关与负载均衡等。对于系统运行过程涉及的数据库、分布式锁、缓存等中间件，K8S容器化平台对其进行统一集成与部署，为微服务提供运行时支撑。

针对数模双驱动中模拟仿真引擎，由于采用的是通用云化资源池方式，需要独立于K8S平台部署，由网络数字孪生子系统中的仿真管理微服务对接云平台管理接口，对虚拟网元生命周期进行管理，同时由网络管控微服务对接虚拟网元，进行业务配置与验证。

2.2 系统接口设计

HD-DTN系统主要包括3类接口，分别为对接Web客户端的北向接口、系统服务间接口及对接物理或虚拟网络环境的南向接口。

2.2.1 北向接口

北向接口是用户与系统之间的桥梁，它提供了一套标准的应用程序接口（application program

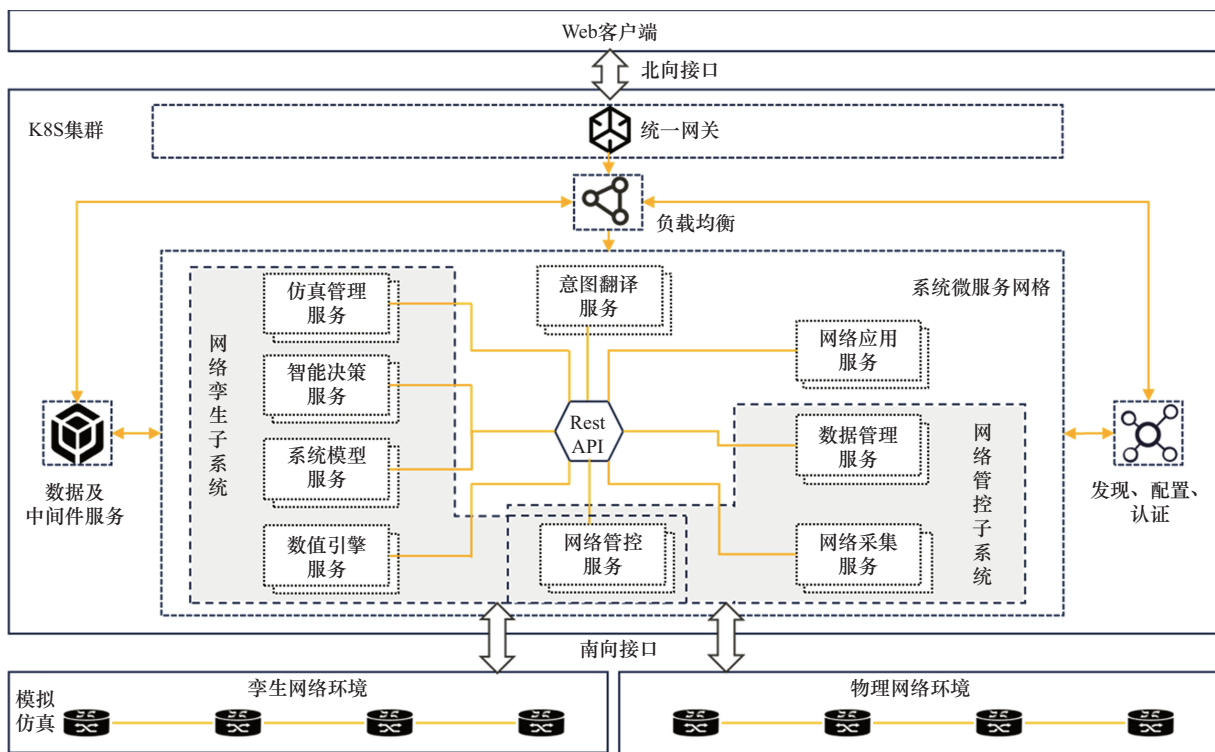


图4 HD-DTN系统架构

interface, API) 和服务, 支撑用户与孪生系统平台的实时交互, 执行实验验证与仿真推演。从功能作用、交互形式与技术角度看, 北向接口可进一步划分为 Intent NBI、Rest API 与 WebSocket 3 种类型。Intent NBI 被称为意图北向接口, 它是一种与网络技术无关的、面向网络服务的、声明式的、反映用户意图的北向接口。例如, “在仿真网络中为 A 业务流量提升传输带宽” “新建一条 A 点到 B 点间的网络业务” 等, 可以大大降低网络操作的复杂度, 提升用户使用体验。Intent NBI 需要配套意图翻译服务, 将捕捉到的应用意图, 转换成领域和具体技术相关的网络操作细节, 并隐藏转换过程的复杂性, 在本系统中, 意图翻译微服务负责此部分功能, 并进一步调用网络应用微服务, 执行具体网络行为。Intent NBI 虽作为系统服务接口的抽象, 但难以覆盖大部分网络功能, 基于 Rest API 标准的北向接口仍是目前浏览器/服务器 (browser/server, B/S) 系统架

构的主流方式, 网络领域以 RESTCONF 为主要实现形式, 本系统由网络应用微服务对网络功能进行封装, 提供全量的网络配置管理能力。此外, 在一些特定场景下, 通过 WebSocket 实现数据由底向上主动推送, 是提升系统实时性的有效手段, 如网络拓扑状态的实时变更、网络配置的实时回显、系统告警等。

2.2.2 服务间接口

服务间接口指的是服务网格中不同微服务之间相互通信和数据交换的接口, 接口定义了服务如何交互, 包括数据格式、通信协议、消息传递方式等。服务间接口是微服务架构的关键组成部分, 它使得独立的服务能够协同工作, 共同完成复杂的业务流程。本系统中, 服务间接口统一采用 Rest API 标准, 由于是网络场景, 与北向接口相同, 同样使用 RESTCONF 实现。

基于上述总体功能设计, 系统拆分的独立微服务, 各自承担相应的网络功能, 针对数据采



集、仿真推演、网络管控等关键业务流程，对微服务间接口关联关系进行分析梳理。服务间接口关联关系如图5所示。例如，在意图转换方面，意图翻译服务将意图请求拆解后调用网络应用服务；在数据采集方面，网络采集服务向网络管控服务下发网络采集请求，网络管控服务采得数据后返回，网络采集服务将数据存储到数据管理服务；在基于数值的仿真推演方面，仿真管理服务从数据管理取得物理网络数据，调用模型在引擎中生成仿真网络，推演过程中，仿真管理调用模型管理服务中的功能模型，结合智能决策服务的AI支撑，生成仿真推演结果，如果需要同步到物理网络，则借助网络管控服务的控制能力。其中，数值引擎服务作为数值仿真的核心引擎，是构建和驱动网络模型的核心“大脑”，对外开放3类接口：一是输入接口，如数据注入、指令配置等；二是控制接口，如模型加载、数据动态更新、仿真过程控制等；三是输出接口，如状态跟踪、事件通知、结果输出等。

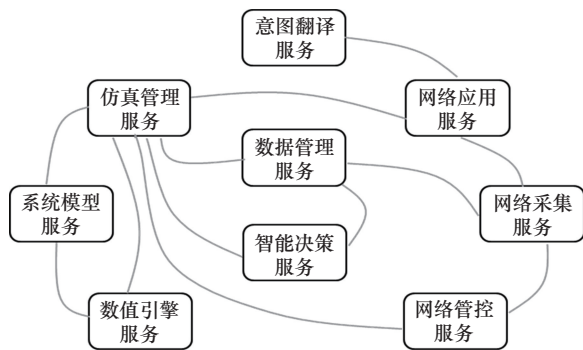


图5 服务间接口关联关系

服务间接口的设计和管理对于构建一个灵活、可扩展和易于维护的微服务系统至关重要，通过定义良好的服务间接口，可以促进服务之间的有效协作，提升整个系统的可维护性和可扩展性。

2.2.3 南向接口

在HD-DTN系统中，结合模拟仿真引擎容器

化部署特征，以及虚拟网元与物理网元相似的管理特性，将孪生系统对物理网络的管理，以及基于模拟仿真引擎构建的虚拟网元的管理均称为南向管理，统一由南向接口来实现。

依据管理对象的不同，南向接口分为两大类：一类是模拟仿真引擎管理接口，另一类是网元管理接口。模拟仿真引擎方面，通过对接虚拟化平台控制面实现对虚拟资源的编排调度，接口形式多以Rest API为准，具体的功能包括镜像管理、虚拟机管理、虚拟交换机管理、模板管理、集群管理、资源监控等。网元管理方面，包括物理网元与虚拟网元，此部分接口较为丰富，涉及配置、监控、采集各个方面，如NETCONF提供基于远程过程调用机制的配置新增、修改、删除等操作；SNMP提供基于用户数据报协议的网络配置与数据采集能力；BGP链路状态（BGP link state, BGP-LS）实现网络三层拓扑的收集；BGP监控协议（BGP monitoring protocol, BMP）实现BGP各邻居、各地址簇路由的采集；Telemetry网络遥测技术提供毫秒级的网元流量、性能数据主动推送。通过上述接口的有序调度，系统支撑实现网络数据采集、模拟仿真推演与闭环控制等关键流程。

3 应用实践

随着新型电力系统建设的推进，电力通信网络承载着日益增长的电力生产、调度、营销等核心业务的数据传输任务。然而，随着网络规模的扩大和数字化转型的深入，传统运维模式面临以下挑战。

(1) 网络复杂度激增：云边端协同、多层级拓扑结构（骨干网、城域网、接入网）导致运维难度指数级上升。

(2) 高可靠性要求：电力系统对通信网络的可用性要求高达99.999%，传统人工运维难以满足可靠性需求。

(3) 新技术部署风险：5G、基于IPv6转发平

面的段路由 (segment routing IPv6, SRv6)、网络切片等新技术缺乏现网验证环境, 直接部署可能引发业务中断。

依托于本文提出的数模双驱动 DTN 系统架构, 构建面向电力场景全业务、端到端的网络仿真平台系统, 具备设备高度仿真还原、端到端拓扑可视化以及多场景业务仿真检验能力, DTN 仿真平台如图 6 所示。

本文充分考虑实际业务场景中各环节常见的故障, 开展对网络故障模拟及影响分析研究, 以识别出系统中的薄弱环节和潜在故障点, 有效降低现网中网络故障产生的影响。为此, 本文在一台配置为 Intel Xeon Gold 64 核 2.20 GHz 处理器、256 GB 内存及 1 TB 磁盘的服务器上开展实验, 操作系统为 CentOS 7.9。针对电力场景中的核心节点开展了网络孪生仿真测试, 核心节点网元型号为新华三 vSR1000。实验分别在不同网元数量、不同 VPN 业务规模以及不同故障节点/链路数量等条件下, 测量网络恢复所需时间, 以评估系统在多种典型场景下的恢复能力。所有 VPN 业务均参考实际电力通信网络的典型业务特征进行配置。

本文仿真了 10~60 个孪生节点, 网络中部署了 500 个 VPN 业务, 以分析评估单链路故障后的网络恢复速度, 不同孪生节点下网络恢复时间如

图 7 所示。当链路发生故障后, 网络拓扑结构发生变化, 路由协议需要重新收敛以更新路径信息。实验结果显示, 随着孪生节点数量的增加, 网络恢复时间呈近似线性增长趋势。这是因为, 网络规模扩大后, 拓扑变化信息的传播路径变长, 导致信息传递时间增加。同时, 各节点需要处理更多的更新消息, 带来处理队列等待时间的增加。此外, 节点在重新计算路由路径时所需的计算时间也随网络规模上升而显著增加, 最终使得整体收敛时间变长。例如, 当网络中存在 60 个孪生节点时, 恢复时间达到 1 100 ms。

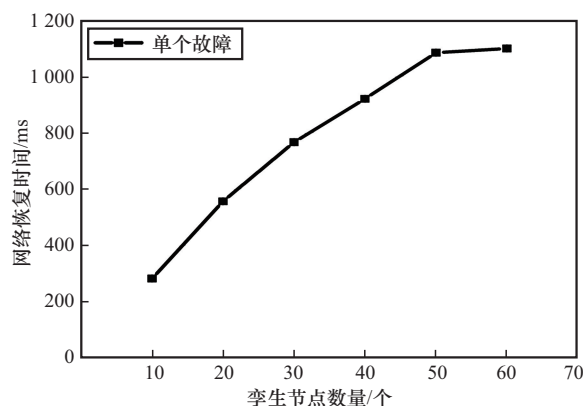


图 7 不同孪生节点下网络恢复时间

不同 VPN 数量下的网络恢复时间如图 8 所示。在 10 个孪生节点的环境中, 本文仿真测试了不同业务 VPN 数量下单链路故障后的网络恢复速

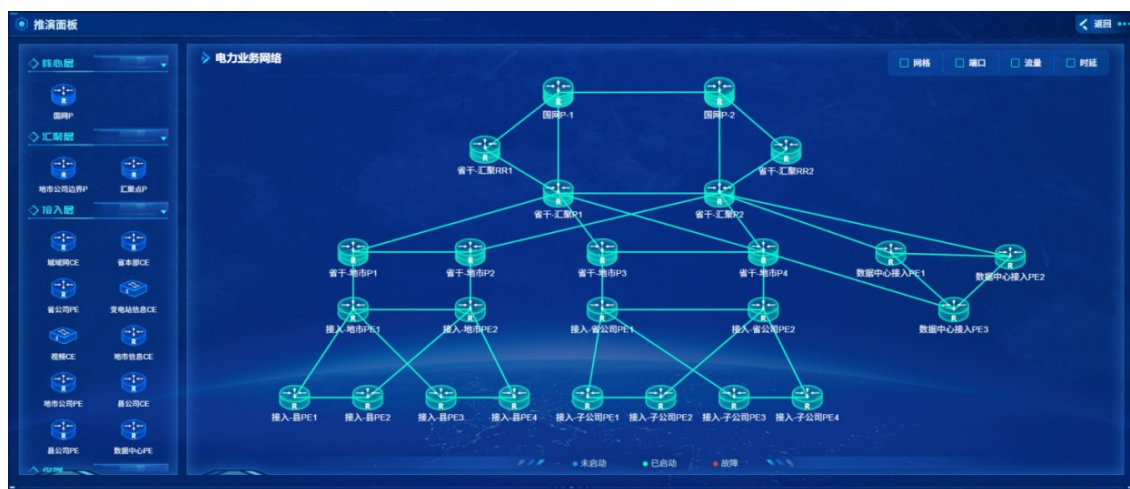


图 6 DTN 仿真平台



度。随着VPN数量的增加，网络恢复时间几乎没有变化，最高为289 ms，这说明网络中业务VPN的数量对网络恢复的影响不大。同时，在500个VPN业务下测试了多条链路故障（1~4个）后网络恢复时间均小于600 ms。

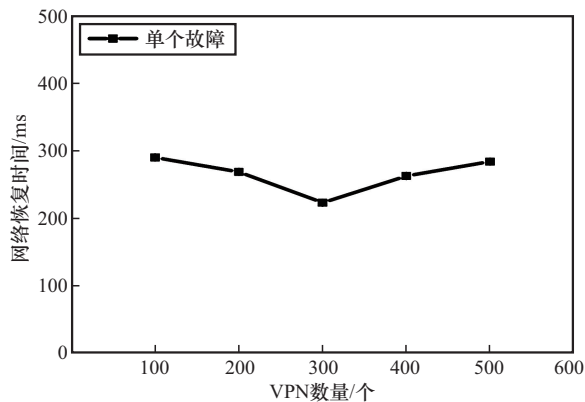


图8 不同VPN数量下的网络恢复时间

4 结束语

本文针对IP承载网面临的规模庞大、建模复杂以及智能化不足等问题，提出了一种基于数值仿真与模拟仿真双引擎驱动的HD-DTN体系架构，并融入AI技术，实现系统的高效运维、高保真还原等能力。首先，提出了“数模双驱动，四层三循环”的HD-DTN总体架构，涵盖四大核心层和三循环体系，详细介绍了其中的3个关键技术：数据仿真与模拟仿真引擎、AI技术以及服务网格技术。其次，阐述了系统架构及接口设计，包括南、北向接口与服务间接口。最后，基于电力通信网络场景中的故障进行了模拟分析，验证了HD-DTN系统的有效性。

本文提出的“数模双驱动，四层三循环”体系架构为IP承载网优化运维提供了重要的参考依据。尽管孪生系统的相关研究已取得一定进展，但孪生网络架构及其与AI技术的协作仍有待进一步探索。未来将持续深化AI赋能，进一步提升孪生网络系统的智能化水平。

参考文献：

- [1] YANG F C, WANG S G, LI J L, et al. An overview of Internet of vehicles[J]. *China Communications*, 2014, 11(10): 1-15.
- [2] SU C, ZHANG J W, JI Y F. Time-aware deterministic bandwidth allocation scheme in TDM-PON for time-sensitive industrial flows[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2023, 15(5): 255-267.
- [3] FETTWEIS G P. The tactile Internet: applications and challenges[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2014, 9(1): 64-70.
- [4] ZHANG S L. An overview of network slicing for 5G[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2019, 26(3): 111-117.
- [5] CAO K Y, LIU Y F, MENG G J, et al. An overview on edge computing research[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 85714-85728.
- [6] SUN T, ZHOU C, DUAN X D, et al. Digital twin network (DTN): concepts, architecture, and key technologies[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(3): 569-582.
- [7] ITU. Digital twin network-requirements and architecture: ITU-T Y.3090[S]. 2022.
- [8] NAEEM F, KADDOUM G, TARIQ M. Digital twin-empowered network slicing in B5G networks: experience-driven approach[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE Globecom Workshops (GCWkshps)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [9] FERRIOL-GALMÉS M, SUÁREZ-VARELA J, PAILLISSÉ J, et al. Building a Digital Twin for network optimization using Graph Neural Networks[J]. *Computer Networks*, 2022, 217: 109329.
- [10] MOZO A, KARAMCHANDANI A, GÓMEZ-CANAVAL S, et al. B5GEMINI: AI-driven network digital twin[J]. *Sensors*, 2022, 22(11): 4106.
- [11] SANZ RODRIGO M, RIVERA D, MORENO J I, et al. Digital twins for 5G networks: a modeling and deployment methodology[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 38112-38126.
- [12] ZHANG Z F, LIU Y C, PENG Z Y, et al. Digital twin-assisted data-driven optimization for reliable edge caching in wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(11): 3306-3320.
- [13] WANG H Z, WU Y L, MIN G Y, et al. A graph neural network-based digital twin for network slicing management[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(2): 1367-1376.
- [14] HAO Y X, WANG J X, HUO D K, et al. Digital twin-assisted URLLC-enabled task offloading in mobile edge network via ro-

- bust combinatorial optimization[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(10): 3022-3033.
- [15] SHAFIN R, LIU L J, CHANDRASEKHAR V, et al. Artificial intelligence-enabled cellular networks: a critical path to beyond-5G and 6G[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(2): 212-217.
- [16] DONG H W, MUNIR A, TOUT H, et al. Next-generation data center network enabled by machine learning: review, challenges, and opportunities[J]. IEEE Access, 2021(9): 136459-136475.
- [17] BARIAH L, DEBBAH M. The interplay of AI and digital twin: bridging the gap between data-driven and model-driven approaches[J]. IEEE Wireless Communications, 2024, 31(3): 219-225.
- [18] LAI J Y, CHEN Z Y, ZHU J H, et al. Deep learning based traffic prediction method for digital twin network[J]. Cognitive Computation, 2023, 15(5): 1748-1766.
- [19] FARRERAS M, PAILLISSÉ J, FÀBREGA L, et al. GNN-Slice: a GNN-based performance model to support network slicing in B5G networks[J]. Computer Communications, 2025, 232: 108044.
- [20] CALVILLO-FERNANDEZ A, DIMITROVSKI T, GROSHEV M, et al. Attention to virtualization: making network digital twins aware of network slicing[J]. IEEE Network, 2025, 39(3): 134-139.
- [21] ZHU Y H, CHEN D Y, ZHOU C, et al. A knowledge graph based construction method for digital twin network[C]//Proceedings of the 2021 IEEE 1st International Conference on Digital Twins and Parallel Intelligence (DTPI). Piscataway: IEEE Press, 2021: 362-365.
- [22] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [23] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A, et al. Deep learning[M]. Cambridge: MIT press, 2016.

- [24] YANG H B, JIANG G D, TIAN W W, et al. Microservice-based digital twin system towards smart manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2025, 91: 102858.

[作者简介]



石鸿伟 (1982-), 男, 东南大学网络空间安全学院博士生, 紫金山实验室课题负责人, 高级工程师, 主要研究方向为未来网络体系架构、软件定义网络、网络智能控制等。



苏琛 (1995-), 男, 博士, 紫金山实验室研究员, 主要研究方向为网络数字孪生、确定性网络、网络智能调度等。



倪中阳 (1987-), 男, 紫金山实验室研究员, 主要研究方向为新型网络协议、数字孪生网络、网络管控技术等。



黄韬 (1980-), 男, 紫金山实验室、北京邮电大学网络与交换技术全国重点实验室教授、博士生导师, 主要研究方向为路由与交换、软件定义网络、内容分发网络、确定性网络、算力网络等。