数字孪生网络(DTN)白皮书

2021 年 9 月

目录

1. 前言 5

2. 数字孪生网络驱动力分析 5

2.1. 数字孪生网络需求驱动 5

2.2. 数字孪生网络技术驱动 7

3. 数字孪生网络架构及关键技术 9

3.1. 数字孪生网络（DTN）架构 9

3.1.1. 物理网络层 10

3.1.2. 孪生网络层 10

3.1.3. 网络应用层 13

3.2. 数字孪生网络关键技术 13

3.2.1. 全景数据服务技术 13

3.2.2. 全生命周期建模技术 15

3.2.3. 全域孪生体管理技术 18

3.2.4. 全维网络透视技术 19

3.2.5. 全向接口协议技术 20

4. 数字孪生网络分级体系 22

4.1. 分级维度方法论 22

4.2. 分级参考指标 23

5. 数字孪生网络场景需求分析 24

5.1. 应用场景：端到端网络 SLA 质量保障 24

5.1.1. 场景描述 24

5.1.2. 技术需求 26

5.2. 应用场景 ：IP 网络性能预测 27

5.2.1. 场景简介 27

5.2.2. 技术需求 30

5.3. 应用场景 ：数据驱动的分布式流量工程 31

5.3.1. 场景简介 31

5.3.2. 技术需求 33

5.4. 应用场景：无线网络速率调优 35

5.4.1. 场景简介 35

5.4.2. 技术需求 36

5.5. 应用场景：无线算法仿真 37

5.5.1. 场景简介 37

5.5.2. 技术需求 38

5.6. 应用场景：基于云边协同架构的区域网络自治 40

5.6.1. 场景简介 40

5.6.2. 技术需求 42

5.7. 应用场景：基于多维度资源分配的无线网络节能 43

5.7.1. 场景简介 43

5.7.2. 技术需求 45

5.8. 通信网络一体可视化运营 47

5.8.1. 场景简介 47

5.8.2. 技术需求 48

6. 总结与展望 50

缩略语 51

参编单位及人员 54

1. 前言

自 2002 年美国 Dr. Michael Grieves 第一次提出数字孪生概念以来，数字孪生技术已经在城市建设、航空航天、生产车间等多个行业成功应用，并在 2017 年到 2019 年，连续三年入选 Gartner 十大战略技术，并预计未来五年将跨越新型技术成熟度曲线的低谷达到成熟应用的平台期。

随着“智慧泛在、数字孪生”的 6G 愿景成为业界共识，数字孪生技术也将在未来网络演进中发挥重要作用。结合数字孪生技术的数字孪生网络（Digital Twin Network）是实现未来自治网络的重要支撑，有望改变现有网络规、建、维、优的既定规则，成为 6G“重塑世界”的关键技术。

本白皮书在业界首次系统阐述了数字孪生网络(DTN)总体架构、关键技术和分级体系，明确数字孪生网络在解决当前网络困境以及满足未来网络演进需求中的重要作用，并从技术需求角度，描述了数字孪生网络在几个典型场景中的应用。

2. 数字孪生网络驱动力分析

2.1. 数字孪生网络需求驱动

随着经济全球化的深入发展，互联网的基础设施地位愈发明显，此外，疫情期间宅在家里成为最有力的抗疫措施，人们所有活动都移到了网上，学生网络上课、白领们远程办公、商家网络直播卖货，互联网成为全社会抗击疫情的“神助攻”和生力军。

随着 5G 网络逐步规模商用，其超高速率、超大连接和超低时延的三大特性无疑将会给用户带来前所未有的体验。但网络负载不断增加、网络规模持续扩大、网络切片，边缘计算

等新业务能力也对未来 5G 网络的运维保障，动态流量预测以及面向垂直行业的业务创新带来了巨大的挑战。由于网络运营的高可靠性要求，5G 网络本身的复杂性，网络故障的高代价以及昂贵的试验成本，网络的变动往往牵一发而动全身,新技术的部署愈发困难，如何利用大数据及 AI 的能力构建数字孪生智能网络有效保障网络运维，实时优化网络，并助力业务创新将是未来网络发展亟待解决的问题。

中国移动发表的论文《数字孪生网络(DTN)概念、架构及关键技术》里对 5G 网络面临的典型挑战进行了总结：伴随物联网技术的兴起,通信模式不断更新，网络承载的业务类型、网络所服务的对象、连接到网络的设备类型等呈现出多样化发展，网络需要具有较高灵活性；作为基础设施，网络需要具有高可靠性，因此现网环境难以直接用于网络创新技术研究。但仅基于线下仿真平台的研究会大大影响结果的有效性，这导致网络新技术研发周期长、部署难度大；网络资源的云化、业务的按需设计、资源的编排等，使得网络运行和维护面临前所未有的压力；由于缺乏有效的虚拟验证平台，网络优化操作不得不直接作用在现网基础设施中，造成较长的时间消耗以及较高的现网运行业务风险，从而加大网络的运营成本以及影响运营的风险。

基于上述需求，结合数字孪生技术的数字孪生网络应运而生。将数字孪生技术应用于网络，创建物理网络设施的虚拟镜像，即可搭建与实体网络网元一致、拓扑一致、数据一致的数字孪生网络平台，提供网络配置正确性验证、新技术效果验证的试验床，大大降低现网风险,消除错误配置导致现网故障的可能性。另外，数字孪生网络在网络流量全息透视、网元全生命周期管理等场景也能发挥重要作用。通过物理网络和孪生网络实时交互，相互影响，数字孪生网络平台能够助力网络实现低成本试错、智能化决策和高效率创新，进而助力网络实现极简化和智慧化运维。

因此，我们认为数字孪生网络（DTN）将成为未来网络规划、运行、管理和运营的新

方向，成为实现网络智能化、自动化的重要手段，助力网络达到以下效果：

（1）拓扑透视和流量全息：帮助用户更清晰地感知网络状态、更高效地挖掘网络有价值的信息、以更友好的沉浸交互界面探索网络创新应用，将物理网络由“黑盒”变成“白盒”；

（2）从设备到组网的全生命周期管理：在网络的整个生命周期“规划、建设、维护及优化”中，当网络运维中出现故障，不仅能回溯到网络的“过去”，也能通过网元模型回溯到网络设备的“过去”，从而实现网络和设备的生命周期关联分析，通过数字孪生网络将网络和设备的生命周期紧密结合，可实现网络和设备的全流程精细化管理；

（3）网络的实时闭环控制：通过网络配置在孪生网络层内进行调整与优化，同时可实现数字孪生网络对物理网络的实时控制、反馈与优化，最终实现网络自学习、自验证、自演进的实时闭环控制；

（4）网络风险和成本降低：借助数字孪生网络对网络优化方案高效仿真，充分验证后部署至实体网络，降低现网部署的试错风险和成本，提高方案部署的效率，同时可实现低成本、高效率的网络创新技术研究。

2.2. 数字孪生网络技术驱动

自 2002 年 Grieves 教授提出关于数字孪生（Digital Twin）的理念，并将其定义为包含物理对象、虚拟对象，及二者间的信息流后，数字孪生技术就逐渐走入各行各业。

在智能制造领域，通过采用数字化模型的设计技术，将物理设备的各种属性映射到虚拟空间中，形成可拆解、可复制、可转移、可修改、可删除、可重复操作的数字镜像，在虚拟的三维数字空间快速便捷地修改部件和产品的每一处尺寸和装配关系，大幅度减少了迭代过程中物理样机的制造次数、时间，以及成本。同时数字孪生体可以采集有限的物理传感器

指标的直接数据，借助数据的历史规律，通过机器学习推测出一些原本无法直接测量的指标。由此实现对当前状态的评估、对过去发生问题的诊断，以及对未来趋势的预测，并给予分析的结果，模拟各种可能性，提供更全面的决策支持。经过十余年的发展，数字孪生技术现已在诸如城市建设、卫星网络、生产车间等行业成功应用。

在智慧城市领域，借助数字孪生技术可以提升城市规划质量和水平，推动城市设计和建设，辅助城市管理和运行，让城市生活与环境变得更好。雄安新区的规划纲要中明确指出要规划建设数字城市，将雄安打造为全球领先的数字城市。数字孪生城市的构建，包含物理城市、虚拟城市、城市大数据、虚实交互和智能服务五方面。通过在城建设备上布设传感器感知、监测城市运行状态，其次，建立物理城市相应的孪生模型实现对城市全方位的模拟，同时收集与记录城市运行数据驱动数字孪生城市的发展优化，最终借助数字孪生的虚实交互实现城市规划设计、优化市政规划等智能服务。具体的，如新加坡已与达索合作构建监控城市中从公交车站到建筑物等一切事物的数字孪生城市，Cityzenith 搭建了一个“5D 智能城市平台”，实现了基础设施开发过程的数字化及城市的数字化全生命周期管理。

在卫星网络的发展中，同样面临着各种各样的问题与挑战。而借助数字孪生技术，可动态模拟卫星网络节点与链路的动态变化、复杂的网络时空行为及差异巨大的业务类型，实现卫星网络的全生命周期管控，优化卫星网络组网，提高卫星的数字化与智能化水平，解决卫星面临的远程健康监控、状况评估与维修维护难题。

作为制造业的基础单元，生产车间面临着多设备、多技术的复杂性挑战。为实现车间信息与物理空间的实时交互，北航数字孪生技术研究团队提出了数字孪生车间的概念。通过构建数字孪生车间，能有效提高生产过程的可视化与智能化，能够实现车间设备的全生命周期管理，监测设备健康，即时捕捉设备性能退化、准确定位故障原因，同时能够实现维修策略的合理性验证。此外，孪生车间与物理车间的数据交互，能够提高设备能耗分析的准确度

与完备性，实现多维多尺度分析。此外，基于孪生车间与物理车间的实时交互，可以实现对突发故障等的及时感知与处理，减少生产损耗。

近年来，得益于物联网、人工智能、大数据、云计算等新一代技术的发展，数字孪生得到越来越广泛的传播，在如上各行业的研究及应用也证实了其所具备的，诸如预验证，减少生产消耗，全生命周期管理等各种优势。因而，将数字孪生技术引入网络中，构建数字孪生网络，是下一代网络发展的必然趋势。

3. 数字孪生网络架构及关键技术

数字孪生网络（Digital Twin Network）是以数字化方式创建物理网络实体的虚拟孪生体，且可与物理网络实体之间实时交互映射的网络系统，其核心要素为：数据、模型、交互、映射。

通过实时或者非实时的数据采集方式将物理网络层的数据主要包括物理实体数据、空间数据、资源数据、以及协议、接口、路由、信令、流程、性能、告警、日志、状态等采集存储到数据仓库，为构建网络孪生体以及为网络孪生体赋能提供数据支撑，并且基于这些数据形成功能丰富的数据模型。通过灵活组合的方式创建多种模型实例，服务于各种网络应用，同时通过网络孪生体以高保真可视化的页面去映射物理网络实体，最终达到可视化页面、孪生网络层、物理网络层的实时交互。同时借住人工智能、AI 算法、专家经验、大数据分析等技术实现对物理网络进行全生命周期的分析、诊断、仿真和控制。

3.1. 数字孪生网络（DTN）架构

数字孪生网络设计为如图 3.1-1 所示的 “三层三域双闭环” 架构：三层指构成数字孪生网络系统的物理网络层、孪生网络层和网络应用层；三域指孪生网络层数据域、模型域和

管理域，分别对应数据共享仓库、服务映射模型和网络孪生体管理三个子系统; “双闭环”是指孪生网络层内基于服务映射模型的 “内闭环” 仿真和优化,以及基于三层架构的“外闭环” 对网络应用的控制、反馈和优化。

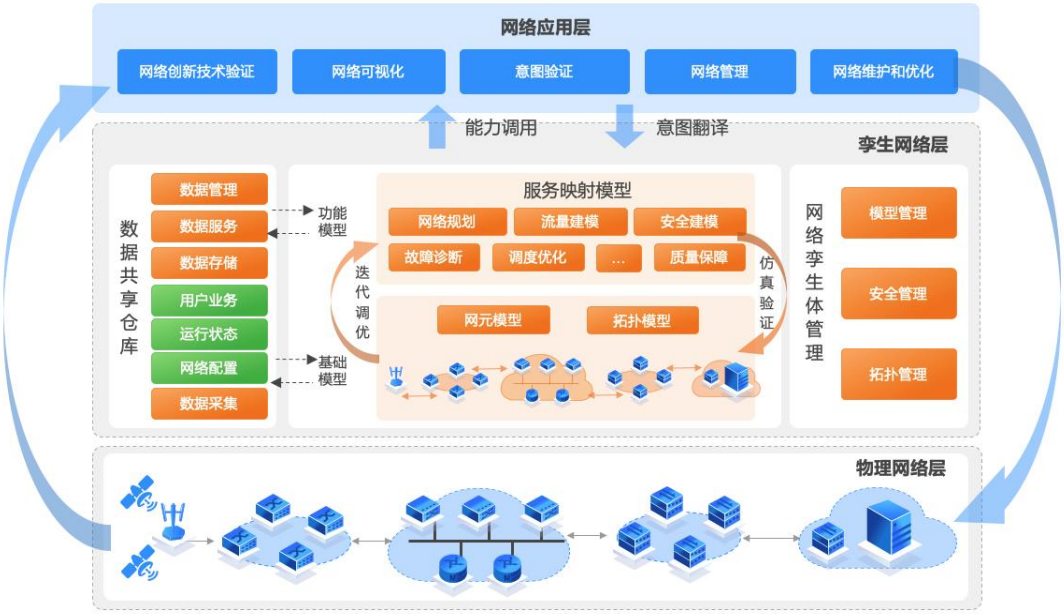


图 3.1-1 数字孪生网络架构

3.1.1. 物理网络层

物理网络层主要包含构成端到端网络的所有物理实体。网络中的各种网元通过孪生南向接口同网络孪生体交互网络数据和网络控制信息。 作为网络孪生体的实体对象，物理网络既可以是移动接入网、移动核心网，也可以是数据中心网络、园区企业网、工业物联网等网络类型; 既可以是单一网络域(例如，接入网、传输网、核心网、承载网等)子网，也可以是端到端的跨域网络。

3.1.2. 孪生网络层

孪生网络层是数字孪生网络系统的标志，包含数据共享仓库、服务映射模型和数字孪生

体管理三个关键子系统。数据共享仓库子系统负责采集和存储各种网络数据，并向数据映射模型子系统提供数据服务和统一接口；服务映射模型子系统完成基于数据的建模，为各种网络应用提供数据模型实例，最大化网络业务的敏捷性和可编程性；数字孪生体管理子系统负责网络孪生体的全生命周期管理以及可视化呈现。

- **数据共享仓库**

数据共享仓库通过南向接口采集并存储网络实体的各种配置和运行数据，形成数字孪生网络的单一事实源，为各种服务于应用的网络模型提供准确完备的数据，包括但不限于网络配置信息、网络运行状态和用户业务数据等。 数据共享仓库主要有以下四项职责。

1) 数据采集：完成网络数据的抽取、转换、加载，以及清洗和加工，便于大规模的数据完成高效分布式存储；

2) 数据存储：结合网络数据的多样化特性，利用多种数据存储技术，完成海量网络数据的高校存储；

3) 数据服务：为服务映射模型子系统提供包括快速检索、并发冲突、批量服务、统一接口等多种数据服务；

4) 数据管理：完成数据的资产管理、安全管理、质量管理和元数据管理。

作为数字孪生网络的基石，数据共享仓库中的数据越完备越准确，数据模型的丰富性和准确性就越高。

- **服务映射模型**

服务映射模型包括基础模型和功能模型两部分。

基础模型是指基于网元基本配置、环境信息、运行状态、链路拓扑等信息，建立的对应于物理实体网络的孪生网络体的网元模型和拓扑模型，实现对物理网络的实时精确描述。

功能模型是指针对特定的应用场景，充分利用数据仓库中的网络数据，建立的网络分析、

仿真、诊断、预测、保障等各种数据模型。 功能模型可以通过多个维度构建和扩展: 按网络类型构建，可以有服务于单网络域(如移动接入网、传输网、核心网、承载网等)的模型或者服务于多网络域的模型; 按照功能类型划分，可分为状态监测、流量分析、安全演练、故障诊断、质量保障等模型; 按照适用范围划分，可以划分为通用模型和专用模型; 按照网络生命周期管理划分，可分为规划、建设、维护、优化和运营等模型。 将多个维度结合在一起，可以创建面向更为具体应用场景的数据模型，例如，可以建立园区网络中核心交换机上的流量均衡优化模型，通过实例服务于相应的网络应用。

基础模型和功能模型通过实例或者实例的组合向上层网络应用提供服务，最大化网络业务的敏捷性和可编程性。 同时，模型实例需要通过程序驱动在虚拟孪生网元或网络拓扑中对预测、调度、配置、优化等目标完充分的仿真和验证，保证变更控制下发到物理网络时的有效性和可靠性。

- **网络孪生体管理**

网络孪生体管理完成数字孪生网络的管理功能，全生命周期记录，可视化呈现和管控网络孪生体的各种元素，包括拓扑管理、模型管理和安全管理。

1)拓扑管理基于基础模型，生成物理网络对应的虚拟拓扑，并对拓扑进行多维度、多层次的可视化展现。

2)模型管理服务于各种数据模型实例的创建、存储、更新以及模型组合、应用关联的管理。同时，可视化呈现模型实例的数据加载、模型仿真验证过程和结果。

3)安全管理模块同数据仓库中的数据安全管理一起，负责数字孪生网络数据和模型安全保障相关的认证、授权、保密、准确性和完整性。

3.1.3. 网络应用层

网络应用通过孪生北向接口向孪生网络层输入需求，并通过模型化实例在孪生网络层进行业务的部署，充分验证后，孪生网络层通过南向接口将控制更新下发至物理实体网络。网络运维和优化、网络可视化、意图验证、网络自动驾驶等网络创新技术及各种应用能够以更低的成本、更高的效率和更小的现网业务影响快速部署。

3.2. 数字孪生网络关键技术

3.2.1. 全景数据服务技术

全景数据服务技术包括高精度的网络数据采集、多源异构的数据库构建和统一的数据服务接口。

- 高精度的网络数据采集

数据采集是构建数字孪生网络的基础，作为物理网络的数字镜像，数据越全面、准确，数字孪生网络越能高保真的还原物理网络。但物理网络规模庞大，设备形态多样，流量信息复杂多变，全量采集难度很大，所以在满足应用的基础上应按需采集模式，数据采集的类型、频率和方法以满足数字孪生网络的应用为目标，兼具全面、高效的特征。当对特定网络应用进行数据建模时，所需的数据均可以从网络孪生层的数据共享仓库中高效获取。以目标应用为驱动，只有全面、高效地采集模型所需数据，才能构建精准数据模型，为目标应用提供良好服务。

数据采集分为采集对象、采集数据类型、采集协议。

采集对象：物理网络包括物理网元、虚拟网元，并不是所有的网元都需要在数字孪生网络上呈现，采集对象的选择取决于数字孪生网络的应用；

采集数据类型：采集数据类型包括网元属性信息、运行状态信息和网络流量信息；对于不同的数据类型使用不同的采集方法，例如采集频率的设定、采集点的选择、采集时间的选择等，要根据不同的应用需求，确定不同的采集方法，例如网元属性数据，因为变化频率很低，宜采用低频采集方式，对于网络流量信息，只有高频采集才能不遗漏一些瞬时变化。

采集协议：例如技术成熟、应用广泛的 SNMP、NetConf，可采集原始码流的 Netflow、Sflow，支持数据源端推送模式的网络遥测（Network Telemetry）等；不同的数据采集方案具备不同的特点，适用于不同的应用场景。结合数字孪生网络对数据采集全面、高效的要求，优先选择网络遥测技术作为数据采集协议。

- 多元异构的数据库构建

数据采集后统一存储在数据仓库，数据共享仓库是数字孪生网络的单一事实源，存储海量的网络历史数据和实时数据，并将各种数据集成到统一的环境中，为数据建模提供统一的数据接口和服务。针对网络数据规模大、种类多、速度快等特点，可综合应用多元存储和服务技术构建数字孪生网络的数据共享仓库。

数据库首先将网络采集的源数据进行抽取、转换和加载（ETL），完成对数据的清洗和优化，以尽可能小的代价将数据导入数据仓库，然后据不同类型网络数据的应用场景、数据格式和实时性要求等特性的不同，选用多种数据存储技术构建多源异构数据库，分别存储结构化、非结构化的网络数据。结合数字孪生网络的建模数据以结构化数据为主的特点，可基于大规模分布式 MPP（Massive Parallel Processing）数据库构建 DTN 的主数据仓库。Hadoop 云平台存储和处理技术可用于管理非/半结构化数据，采用分布式文件系统 HDFS 存储文件，使用分布式并行计算框架 MapReduce 并行执行计算操作。NoSQL 数据库支持半结构化或者非结构化数据的海量存储、高扩展性、高可用及并发要求，其中的图形数据库

和列存储数据库适用于网络特定场景下的数据处理，可作为传统数据库的有效补充。

- 统一的数据服务接口

数据库面向数字孪生网络的服务映射模型，通过统一的数据服务接口提供建模所需数据，同时提供包括快速搜索、数据联邦、并发冲突、批量服务、服务组合、历史快照与回退等各种服务。

3.2.2. 全生命周期建模技术

全生命周期建模包括基础模型和功能模型构建两部分，基础模型是指基于网元基本配置、环境信息、运行状态、链路拓扑等信息建立的对应于物理实体网络的网元模型和拓扑模型，实现对物理网络的实时精确描述。功能模型是指针对特定的应用场景，基于数据仓库中的网络数据，建立的网络感知、分析、仿真、推理、决策等模型。以下对基础模型和功能模型的建模技术展开详细描述：

（一）基础模型构建

基础模型的构建主要包括三个步骤：孪生网络本体模型构建，统一表征融合网络孪生体数据库的构建，以及网元模型和拓扑模型按需组合的构建。

- 孪生网络本体模型构建：孪生网络本体模型是实现大规模网络数据一致性表征的基础。具体可基于本体理论实现实体的表征，首先定义本体的组成要素，例如，类、属性、关系、规则和实例等多元组元素，继而通过本体模型对大规模网络数据进行一致性表征。

以一个站点单体为例，表征信息如下：

〈类：对应基站的种类

属性：

• 基本属性：定义实体的本质特性清单，如编号、名称等，

• 状态属性：属性包括描述实体表现出的形态，如开/关，正常/告警等状态。

几何模型：电信站点信息化模型的几何对象用于描述模型对象的非结构化信息，由形状和纹理两方面组成，形状通过三维空间的点、线、面、体要素进行描述;纹理通过颜色和图片进行描述。

关系：用于表达模型内部与模型对象之间的关联。对于电信站点信息化模型的关系类型应有连接关系、组合关系、安装关系等。

• 连接关系定义了站点内或站点与站点之间的两个对象，通过对象的物理特性与相关对象建立起来的物理通道。

• 组合关系定义了多个同等级的实体对象组成一个高一级实体对象的关系，允许高一级实体对象叠加低一级实体对象的部分属性。

• 安装关系定义了一个对象通过安装介质附着到另一个固定位置对象上的关系，安装关系不组成新的对象而是两种对象的紧固方式。安装关系要表示一个对象安装到另一个对象上的具体位置和接口类型，从而确定站点内不同对象之间的相对位置并形成稳定的结构。

规则：用于定义基站孪生体的运行规则等，例如告警规则、性能预警规则等。〉

- 统一表征融合网络孪生体数据库的构建： 基于孪生网络本体模型构建，通过语义反求工程、语义映射过程和多源异构数据一致性融合表征实例化操作，形成具有统一格式的数据，完成从多源异构数据到统一表征数据的映射。

- 网元模型和拓扑模型的构建： 根据不同网元模型的功能或拓扑模型的结构，可基于统一表征的数据库，按需组合构建网络基础模型，从而实现孪生网络和物理网络的虚实映射。

（二）功能模型构建

功能模型面向实际网络功能需求，通过全生命周期的多种功能模块，实现动态演进的网

络推理决策。功能模型可以根据各种网络应用的需求，通过多个维度构建和扩展。本文从数字孪生网络的功能模型服务于物理网络的全生命周期运维的维度，描述规划、建设、维护、优化及运营五个方面数据建模时分别适用的关键算法。

- 网络规划和建设的建模：基于数据仓库中的网络及业务相关的数据，利用深度学习、机器学习(随机森林、梯度提升决策树（Gradient boosting decision tree，GBDT）等人工智能算法对业务预测、网络性能预测、覆盖优化、容量规划及站址规划等场景进行一一建模，通过数据仓库不断补充、更新训练数据到模型中，进行模型更新迭代，形成一种 AI 模型的自适应机制，以实现更加精确的模型推理。

- 网络维护的建模： 网络维护是一项庞大而复杂的工程，面对网络维护中存在的各种故障定位及定界问题，当前已有的抽象出来的数学算法还不具备对现存问题全面准确的表达能力。面向网络维护的建模， 基于经验知识的推理规则通常更加有效。因此，我们引入知识图谱作为数字孪生体中一种重要的核心技术，人类的经验知识通过知识图谱固化下来。知识图谱的规模随着不同的场景域相关经验知识的不断沉淀，构建的事物之间的关联关系体系愈发庞大，所累积的背景知识亦不断增加。将网络专家自身的经验转换为推理规则集成于知识图谱，可实现对故障诊断及定位等网络维护场景的精准推理。

- 网络优化的建模： 网络优化包括诸如资源调配、流量工程、内容分发网络调度等多种场景。对于网络优化模型的建模，由于其问题的非凸性、非平稳性、随机性等困难，可采用进化类算法，如遗传算法、差分进化算法、免疫算法等，或者采用群智能算法，如蚁群算法、粒子群算法等。另外,对于复杂的动态调度优化场景，可引入强化学习基于强化学习的智能调度方法组合了动态规划、随机逼近和函数逼近的思想， 与传统调度方法相比,无需建立精确的问题模型，适合解决基于动态调度的网络优化问题。

- 网络运营的建模： 网络运营包括基于网络所提供的多种服务，如话音、数据流量等

基础业务以及多媒体社交和娱乐等富媒体业务。建模过程中需要有针对性的采集相关网络与业务数据，借助深度学习、集成算法等进行模型训练，为了节省计算资源，对于不同领域之间或者相似领域内的不同场景的建模，可借助迁移学习，针对不同情况利用基于实例的迁移、特征的迁移及共享参数的迁移等方法进行快速精准建模。以视频用户体验评估（Quality of experience）为例，采集网络侧关键性能指标数据和用户侧视频体验数据（如初缓时延、卡顿等)进行关联，利用深度学习算法构建视频用户体验的评估模型，实现运营商对用户体验的智能感知评估。鉴于视频业务的相似性，可将一个视频业务训练好的模型利用迁移学习应用于另外的视频业务，以达到快速精准建模。

3.2.3. 全域孪生体管理技术

孪生体管理通过构建数字线程将网络业务每一步的所有信息和数据都输入到构建的模型中，进行优化、预测和指导，然后对实施的结果进行分析是否达到预期，并将出现的问题进行反馈构成闭环，通过迭代修改模型直至相关偏离数值处于允差范围之内。全域孪生体管理涉及端到端各个网络组成部分，从模拟仿真开始一步步走过产品全生命周期的各个阶段、直到报废为止。

在数字孪生系统的生命周期中，数字线程将物理对象的全生命周期涉及的各数字孪生体之间的数据资产进行传递和追溯，从而可以提供访问、整合以及将不同数据转换为可操作信息的能力，无缝加速企业数据、信息和知识之间的相互作用，提供当前状态实时评估和未来决策的能力。

移动网络场景多种多样，涉及到多个网络域的交互且不同场景业务逻辑策略各不相同。在孪生体的管理流程中，不同的业务场景将对应构建不同的数字线程，依赖相应网络业务规则将流程涉及的不同数字孪生体进行连接，同时完成进行孪生体之间的交互调度/设置。随

后，不同数字线程将配置对应的动态逻辑，精准管理数字孪生体的全生命周期闭环流程。全域数字孪生体管理主要包括以下三种能力：

- 场景设置：根据业务规则或预设的自然规则（重力、材质碰撞、地形淹没等），在场景中驱动数字孪生体交互，实现孪生域中各业务实践。数字线程技术在数字孪生网络中可驱动多个数字孪生体实例在多样化场景中进行网络性能验证。
- 场景隔离：对不同的场景生成不同的驱动线程实例，每个线程实例驱动一个场景运行，多场景同步运行时，场景中的孪生体实例互相不影响。同时还对场景、孪生体等实现鉴权服务，控制访问安全性。
- 全域生命周期追溯：可对场景中的每个孪生体运行动作记录日志进行管理，后续可进行追溯与回放，结合当前网络运行情况及历史日志，进行后续不同孪生体业务能力开发，例如分析、预测、预验证等。

3.2.4. 全维网络透视技术

数字孪生网络可视化技术满足实时载入大规模真实地理坐标系下的地形、植被、BIM 模型等多源异构的地理空间数据，根据通信业务需求，运用数字孪生技术构建网络数字孪生体模型，基于业务需求，构建不同级别的可视化能力，同时能够通过通信网络网元数字孪生体的拓扑规则形成网络网元的拓扑结构，并满足通信网络数字孪生体与现实物理通信网络设备之间的动态交互、关联性交互和沉浸式模拟。

网络数字孪生可视化需要支持不同精度的网元单体模型、场景模型构建能力，基于业务选择合适级别的可视化能力，以此构建对应环境的拟真能力。覆盖小微场景到规模化的城市级场景网络全生命周期管理可视化，通过该技术能高度拟真还原现实网络，利用数字线程驱动场景可视化运行，通过数字线程修改其网络可视化内容，达到动态可视的能力。构建一个

宏观到微观、室内到室外、个性化场景到规模化场景、网络组网到设备单体的数字孪生网络的平行世界。

利用网络可视化技术，一方面可以辅助用户认识网络的内部结构，另一方面有助于挖掘隐藏在网络内部的有价值信息。数字孪生网络的可视化面临孪生网络规模大、虚实映射实时性要求高的挑战。网络孪生体可视化呈现分为以下 3 个维度：

（1）网络拓扑可视化：作为数字孪生网络可视化的基础，网络拓扑可视化将网络节点和链路以点和线构成图形进行呈现，清晰直观地反映网络运行状况， 辅助人们对网络进行评估和分析。可视化布局算法是拓扑可视化的核心。

（2）模型运行可视化：将相关的可视化技术运用到数字孪生网络的流量建模、故障诊断、质量保障、安全建模等功能模型中，基于网络孪生体完成功能验证的同时实现可视化呈现。可进一步直观体现统一数据模型作为数字孪生网络能力源所发挥的作用。

（3）动态交互可视化：数字孪生网络的网络拓扑和数据模型需要尽可能提供动态交互功能，让用户更好地参与对网络数据和模型的理解和分析，帮助用户探索数据、提高视觉认知。常用的网络可视化动态交互方法有直接交互、焦点和上下文交互、关联性交互和沉浸式模拟等。

3.2.5. 全向接口协议技术

面对构建大规模数字孪生网络的兼容性和扩展性需求，并且能将新应用、新功能快速引入和集成，需要在孪生网络接口设计时考虑采用统一的、扩展性强的、易用的标准化接口和协议体系。基于数字孪生网络（DTN）架构，系统主要分为三种接口：

（1）孪生南向接口：包括孪生网络层和物理网络层之间的数据采集接口和控制下发接口。 数据采集接口负责完成孪生网络层数据共享仓库的数据采集，控制下发接口负责将服

务映射模型仿真验证后的控制指令下发至物理网络层的网元。

孪生南向接口由于需要频繁、高速的数据采集，可以考虑使用 RDMA 协议。远程直接数据访问(Remote direct memory access，RDMA) 是一种远端内存直接访问技术，数据收发时通过网络把数据直接写入内存，可以大大节约节点间数据搬移时对 CPU 算力的消耗，并显著降低业务的传输时延,提高传输效率。

（2）孪生北向接口：包括网络应用层和孪生网络层之间的意图翻译接口和能力调用接口。 网络应用层可以通过意图翻译接口，将应用层意图传递给孪生网络层，为功能模型提供抽象化的需求输入。孪生网络层可以通过能力调用接口 ,把其内部的数据和算法模型能力，提供给上层的各式各样的应用调用，满足网络应用对数字孪生体的数据和模型的调用，简易实现对实体状态的监控、诊断和预测等功能。

孪生北向可以考虑使用轻量级的、易扩展的 RESTful 接口。表现层状态转移(Representational state transfer ,restful) 以资源为核心 ,将资源的 CRUD (create ,read，update，delete) 操作映射为 HTTP 的 GET、PUT、POST、DELETE 等方法。由于 REST 式的 web 服务提供了统一的接口和资源定位，简化了服务接口的设计和实现，降低了服务调用的复杂度。也可以考虑使用基于 QUIC 的 HTTP/3.0 协议，QUIC (Quick UDP internet connections) 协议是一种新的多路复用和安全传输 UDP 协议，具有连接快、延迟低、前向纠错、自适应拥塞控制等特点。HTTP/3.0 是 HTTP 协议的第 3 个版本，采用 QUIC 作为传输层，解决了很多之前采用 TCP 作为传输层存在的问题。

（3）孪生内部接口：包括孪生网络层内部数据仓库和功能模型之间的接口、功能模型和数字孪生体管理之间的接口、功能模型之间的接口等一簇接口。孪生层内部基于功能模型对网络应用进行闭环控制和持续验证，内部数据的交互数量和频率将非常高,因此内部接口通过标准化定义保证扩展性的同时，需要使用高效的协议保证数据传输的效率。

4. 数字孪生网络分级体系

4.1. 分级维度方法论

基于数字孪生网络（DTN）“三层三域双闭环”的核心架构设计，以网络数字孪生业务特点入手，以 “数据是基础、模型是核心”为设计理念，提出 DTN 分级体系。

DTN 是典型的基于数据驱动模型实时反馈、实现双向闭环的数字孪生应用场景。参考本白皮书 3.3 节数字孪生网络（DTN）架构，给出了以数据、基础模型、功能模型三个维度的数字孪生网络分级体系。下图 4.1-1 给出了基于三个维度细化的能力评价参考指标，旨在构造一种由数据驱动的数字孪生网络基础模型构建到面向应用的复杂功能模型构建、由人工主导到自主群智的智能化数字孪生网络分级体系。

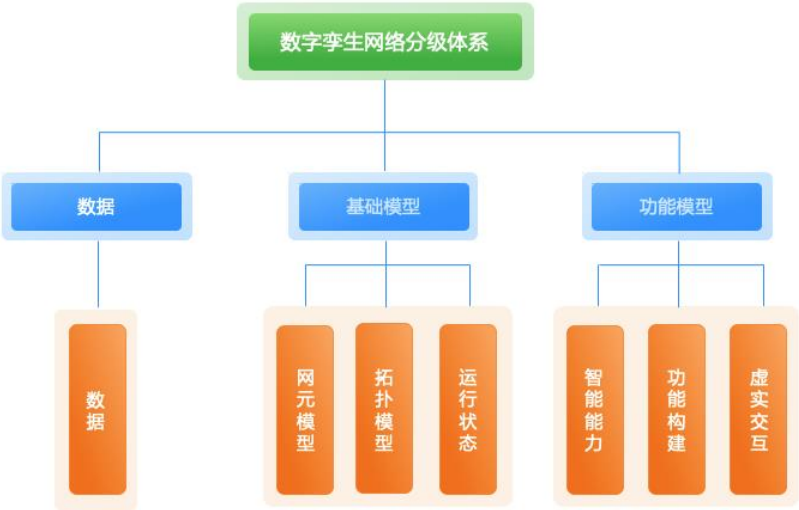


图 4.1-1 数字孪生网络分级体系参考指标

数据作为数字孪生网络运行的血液，在不同的能力阶级发挥着特定的作用，数据处理的能力也由低级的基础数据供给向高等级的数据处理、分析、建议、决策的能力进阶。实时有效的、准确的、完整的数据处理能力是数字孪生网络赋能产业应用分析过程提供准确的预测和正确的决策基础。

基础模型是 DTN 中最重要的基础能力。基础模型包括网元模型、拓扑模型和运行状态等属性。网元模型是数字孪生对象（如网元）单体化、结构化、语义化的最终呈现形态。网元模型描述了物理网络设备的基本属性、几何外观规格、可视化的水平等。

拓扑模型从网元模型的连接能力及接口和指令的交互能力划分，由单域连接到多域协同连接及接口和指令的交互。运行状态体现了孪生网络网元模型与物理本体的同步性，等级的进阶重点加强网元模型与物理本体所有状态实时对应的能力。

功能模型是面向应用的智能能力水平构建、功能构建及虚实交互方式构建等。智能能力水平的搭建从单网元智能到全域的智能、从静态策略执行到知识驱动的动态策略闭环能力演进。功能的构建包含场景的构建方式及功能运行规则能力的构建，场景的构建实现了对多个基础模型的组合连接，负责承载域内的孪生网络运行规则，随着智能水平的不断提升，场景的构建能力及场景的功能也从单域的简单运行向高阶的自主构建、自主优化、自动闭环演进。虚实交互的水平体现了数字孪生网络的控制水平，随着数字孪生网络的等级的进阶，虚实交互的能力也从人工控制向系统智能分析自主智能闭环控制演进。

4.2. 分级参考指标

维度	参考指标	L1（网络物理可视）	L2（网络模拟验证）	L3（网络模拟推演）	L4（网络智能决策）	L5（网络自主孪生）
数据管理	数据类型	设备数据、运行状态数据	增加网络配置数据和用户业务数据	增加数据智能分析能力	增加智能数据分析及智能策略生成能力	增加自主数据分析及决策能力
基础模型	网元模型	使用通用形状或逻辑符号满足可视化需求，不体现物理本体原貌	体现基本的物理本体外形和规格	具备一定细节的物理本体外形和规格	具备更多细节的物理本体外形和规格	物理本体 1：1 呈现
	拓扑模型	无	单域内连接关系	单域内连接及接口、信令交互	单域及跨域网络连接及接口、信令交互	单域及跨域网络连接及接口、信令交互

	运行状态	能够粗略体现网元状态，与物理本体状态不能实时对应	与物理本体部分状态准实时对应	与物理本体部分状态准实时对应	与物理本体部分运行状态实时对应	与物理本体状态实时对应，并呈现所有状态
功能模型	智能能力	单网元智能化，执行重复的子任务	单域智能化，静态策略自适应执行	多域协同智能化，特定场景下的动态策略智能生成	高度智能化，策略在线迭代，动态策略完整闭环	完全智能化，知识驱动，实现自学习、自演进
	功能构建	编码式，无规则	组件式，增加单域网络连接规则	探索式，增加单域网络运行、诊断规则	演进式，增加跨域网络处置、预防规则	自主式，全网规则自优化
	虚实交互	无	人工	半自动开环	自动闭环	智能闭环

表 4.2-1 数字孪生网络分级体系

5. 数字孪生网络场景需求分析

5.1. 应用场景：端到端网络 SLA 质量保障

5.1.1. 场景描述

运营商在对特定的端到端网络服务进 SLA 保障管理时，需要考虑其他业务的整体网络环境和运行状况，提高网络闭环管理能力与网络智能化水平至关重要。网络 SLA 管理流程涉及网络修改、配置、校正甚至实时闭环处理等网络运维的所有环节，一个动作可能会影响其他网络服务的性能。基于 DTN 实现 E2E SLA 保证可以通过不同域（接入网、传输网和核心网）和跨域内的闭环实现，跨域的闭环可以由端到端的网络管理系统进行管理或执行。整个 SLA 闭环保障管理可分为网络准备阶段、激活阶段、运行阶段和去激活阶段。

准备阶段：首先需要建立端到端的数字孪生网络环境，整个系统要求实现真实网络和数字孪生网络之间的实时数据采集及控制指令交互，网络收集客户的相关 SLA 要求后生成的网络部署方案将首先在 DTN 内部预验证，明确部署后相关网络性能效果及对其他网络服务的影响后才可在激活阶段将网络方案在真实物理网络中进行下发部署。

图 5.1.1-1 :基于 DTN 的 SLA 闭环保障解决方案

激活阶段：需要部署验证后的解决方案（例如一个网络切片实例或一个移动边缘计算应用程序的实例化）。通过在物理网络和孪生网络层中配置相关 SLA 测量数据和保障目标来实例化闭环管理并通过接口将所有的配置测量数据传输到 DTN，相关网络性能参数的指标范围或边界也将在两个系统中同步，针对 SLA 不满足情况下的网络修改策略或数据处理机制（可能涉及数据分析、智能化处理能力等）也要求注入到 DTN 中。

操作阶段：SLA 保障的闭环管理处理流程已在 DTN 内部运行。DTN 需要实时或周期性地监控与 SLA 闭环生命周期管理相关的 KPI，并与客户需求的各种网络性能参数要求进行比较。DTN 可以基于智能化分析，对 SLA 保障相关的网络修改策略进行评估、更新和升级，以改变闭环管理设置，提高性能保证结果。此外，DTN 将对生成的策略持续进行评估，结合当前网络性能与历史性能之间的差异和影响，同步考虑网络条件或用户行为，以生成网络修改的最佳策略。除此之外，DTN 也具有更新或升级 SLA 闭环管理的能力，例如更改闭环管理的门限设置、增加或减少网络测量数据的数量、更新网络自动化算法。

停用阶段：当网络服务取消订阅时，相应的 SLA 闭环管理不再需求，此时要求 DTN 可

以及时取消或删除与物理网络的连接，同时删除或迁移 DTN 系统内部的所有分析数据和闭环管理设置，以节省其他网络服务的计算资源。

5.1.2. 技术需求

- 端到端性能实时测量及上报

端到端网络管理系统需要支持对于 SLA 涉及的相关网络性能指标进行测量，同时与 DTN 进行实时上报。值得一提的是，当前物理网络性能上报的频率为 15 分钟/次或更低频率，这种较低频率的上报仅可以满足日常网络运维的监控需求，对于满足端到端 SLA 保障场景的实时性要求是远远不够的，这就要求网络管理功能增强实现秒级甚至更高频率的性能上报。此外，对于端到端网络性能，例如端到端时延，5G 网络也需要增强单向端到端时延等不同维度的测量能力。

- DTN 与物理网络同步性能配置及门限

用户订购网络服务与运营商签订的 SLA 协议为业务层面的，网络部署时需要运维和管理系统将 SLA 分解并转化为具体的网络语言，同时对于性能参数转化为对应的网络配置下发到各个网络域（无线接入网、传输承载网和核心网），某些对应的网络性能要求也会转化为对于具体业务会话的 5QI 参数。在进行端到端 SLA 保障的时候，DTN 需要获取不同 SLA 参数对应的网络配置参数及 5QI 信息，并与物理网络执行相同的门限控制，当发现实时上报的网络性能指标不满足对应性能配置和门限要求或者经过数据处理预测到网络性能不达标时，DTN 启动 SLA 保障相关的闭环控制流程。

- 孪生闭环分析及决策

DTN 内部需要支持端到端 SLA 性能的数据分析及网络决策能力，当网络当前各项性能满足 SLA 需求时，DTN 可以利用实时网络性能上报及状态数据结合历史网络数据进行性能

分析，力求准确预测下一时间段网络性能的表现；当网络当前各项性能不满足 SLA 需求时，DTN 同样基于当前网络实时信息进行分析，力求准确定位网络故障点或网络流量突发等一系列引起 SLA 不满足的原因，同时借助 AI/ML 能力生成相应网络调整或修改策略。

- 孪生网络内部验证能力

孪生网络验证能力是构成 SLA 保障闭环最重要的环节。当孪生体内部借助 AI/ML 生成网络策略时，其对于真实物理网络性能的提升以及对其他运行态网络业务的影响都是未知的。考虑到运营商网络的稳定性要求，这些网络策略必须要在一个相对可靠的环境下得到验证后才可以最终落到真实网络运维流程中。在当前网络中，运营商会借助相关网络论证、实验室环境以及现网友好客户环境下进行验证，而有了 DTN 后，这些相关的验证均可以在 DTN 中实现，DTN 与真实物理网络中所有网络业务及环境都是一对一的，所以其内部验证结果可以高效的反应网络 SLA 保障策略的真实有效性，在网络配置下发前可以最大限度的得到网络性能参数提高的效果。

5.2. 应用场景 ：IP 网络性能预测

5.2.1. 场景简介

互联网运营商需要为各类应用提供高带宽、低时延且稳定可靠的网络服务。在城域网等大型网络中，路由器、交换机等网络设备的数量通常高达数万台，同时多种多样的业务被混合部署到同一环境中。并且被广泛采用的 IP 协议遵循的是“best-effort”宗旨，并不以提供可预期的性能为目标。因此在有可能发生网络故障的情况下，如何为用户提供长时间稳定可用的网络服务；在多业务混合部署的场景下，如何为每个业务提供性能有保障（比如高带宽、低延迟）的端到端网络传输服务成为了一个挑战。而性能可预期网络旨在解决这一问题，性能可预期体现在两方面，高可用性和稳定的延时。

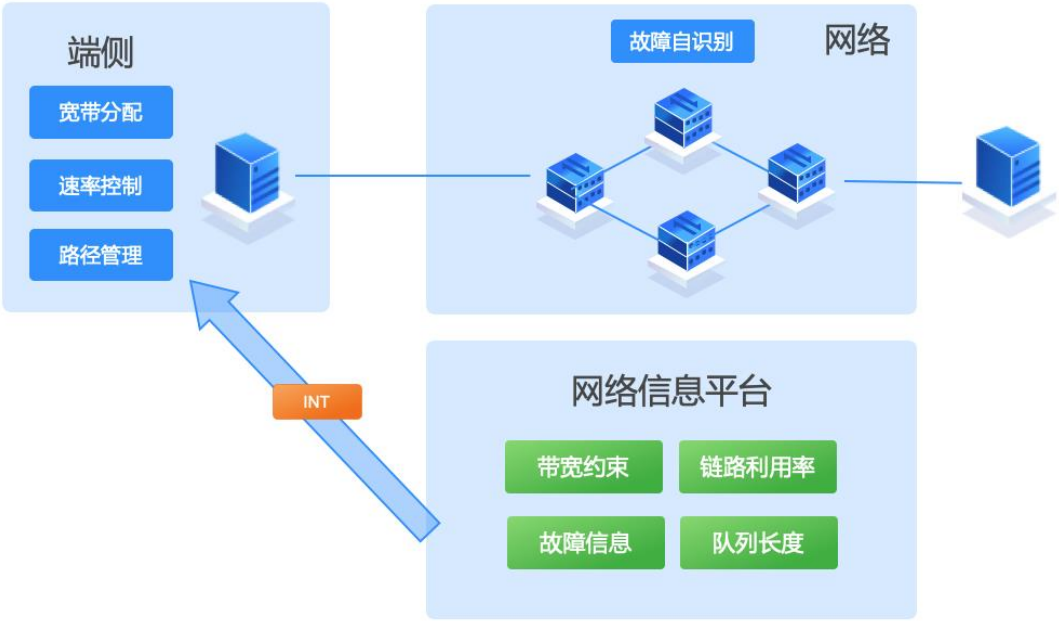


图 5.2.1-1 性能可预期网络架构

性能可预期网络的架构包括两个模块：网络信息感知的网络内部和用户信息感知的网络边缘，分别用于收集实时的网络内部状态信息和基于本地用信息以及反馈信息调整用户的发送速率。

- 提供高可用的网络服务

由于随机丢包往往发生在交换机链路上，交换机无法感知。因此，模型提出了一种跨交换机的随机丢包检测机制。交换机在每个端口维护两个计数器，分别记录出端口以及入端口的数据包数量。数据包在出端口处携带计数器的数值，并在下一跳交换机的入端口处与其计数器数值进行对比。如下图所示，当相邻交换机的计数器数值不同时，说明发生了随机丢包。

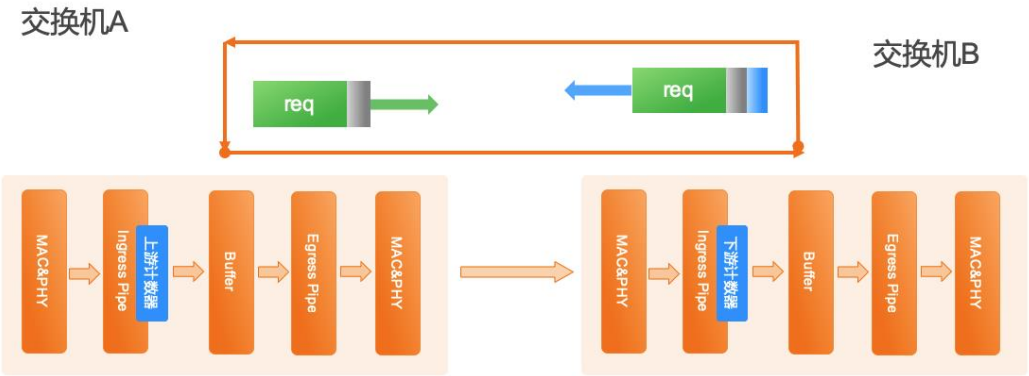


图 5.2.1-1 基于全面故障探测的重路由机制

此外，方案还有基于全面故障探测的重路由机制。发送端在发送业务流量时，在相同路径上也会发送探测包，一旦交换机检测出了一定量的随机丢包，就能在探测包中插入通告信息，并将探测包回弹给发送端。发送端在收到此类回弹包之后，依赖事先具备的全网拓扑信息，使用源路由的方式为流量进行重路由以规避网络故障。基于该方案，当发生随机丢包或其他类型的设备故障时，发送端能在两个 RTT 时间后进行快速重路由，而在数据中心网络中，RTT 通常是微秒级别的，所以，该方案能够实现将网络故障后重路由的时间降低到微秒尺度，保障网络的极高可用性。

- 提供延时稳定的网络服务

为了获取更加精准的网络状态信息，本方案拟采用随路探测的方式，在数据包离开交换机前将端口利用率、队列长度等网络状态信息插入数据包，这样在数据包逐跳转发的过程中便可以收集到该路径上的全部网络信息。相比于基于控制器的信息收集方式，该方式可以直接在数据平面收集网络状态信息，极大地提高了信息的实时性，同时也具备高扩展性。端侧由于能够准确地获知本地用户信息，如最小带宽保证、通信对端数量以及流数量等，因此可以在网络边缘结合网络内部状态信息对用户的发送速率进行调整，从而控制不同用户可以以最小带宽保证为权重来公平地共享网络资源，有效地控制每个用户进入网络内的流量，避免

网络内部形成拥塞导致端到端传输延迟的增大。

5.2.2. 技术需求

解决这一需求的模型包含了两个核心部分，即信息网络平台和端侧控制。

信息网络平台需要时刻搜集数据以监督当前的网络服务质量，端侧控制则对网络中的设备功能提出了要求。而性能可预期网络也同样需要一个高度仿真的环境进行功能验证。即架构会需要一个数字孪生体作为实验环境来验证本架构的所有功能和性能是否符合预期。

- 基于网络遥测的数据获取

为了对网络协议进行精准调优、对网络故障进行精确定位，获取精细的网络状态信息至关重要。但传统的网络架构很难获取到深度的网络状态信息，这为网络性能优化带来了很大的困难。近年来带内遥测技术（In-band Network Telemetry，INT）的发展为超大规模网络架构的发展和革新带来了新的机会。带内遥测技术通过在数据平面将网络性能指标以元数据的形式携带在数据包头中，使得端侧能够获悉流量在网络中的状况。带内遥测技术主要有以下优点：（1）无需交换机 CPU 参与即可获取丰富的网络性能指标；（2）提供交换机流水线的深度可见性，不仅能够获得端口计数器等现有网络监控工具可获取的性能指标，也可以获取包括排队延迟和实时队列占用率等在内的现有监控工具难以获取的性能指标；（3）提供包级别的测量粒度，能够在每个数据包穿过网络时测量出各个网络环节的状态。

而在性能可预期网络中，也需要一个全生命周期的、低开销的、最细粒度的包数据的测量。即需要数字孪生网络充分利用起网络遥测技术，为模型框架中的信息网络平台提供支持。

- 网络设备复杂逻辑的模拟与支持

另外一方面，性能可预期网络不是在网络服务中给单个功能进行迭代。因此，它并不能不加验证地部署到真实环境中。在最接近真实网络的仿真或模拟器中验证该架构的功能和性

能是重中之重。这需要数字孪生体有足够强的模拟能力来支持起性能可预期的网络。

在模拟粒度上，数字孪生体需要和实际的数据采集需求一致。这既代表数字孪生体的网络流量模拟要能反映出不同策略下交换机端口利用率和队列长度这种足够细致的信息，以供决策端利用这些数据，又意味着数字孪生体模拟的网络设备也要能完成在包头插入元数据、插入传递时的交换机信息一类的复杂逻辑，对数字孪生体的可扩展性有很高的要求。

- 高保真的模拟结果

此外，数字孪生体只是提供一个架构的功能验证，最终的性能可预期网络的评估还是需要在实体网络上进行。这也对数字孪生体的保真有所需求。保真性的需求由两个方面组成，一是从数字孪生体的虚拟的数据面上采集的数据要能足够接近真实情况，能让性能可预期网络做出的决策和真实情况相近，二是模型在数字孪生体上模拟出来的网络服务质量也要尽可能准确，才能起到在真实网络部署前的效能验证。

5.3. 应用场景 ：数据驱动的分布式流量工程

5.3.1. 场景简介

流量工程一直是路由领域的一个经典问题。通过对网络流量的智能的传输路径选择，流量工程模型能避免网络中的流量集中在少数的网络链路或者节点中，避免出现网络拥塞并因此损害网络的服务质量。较早的流量工程模型通常是“数据无关”的，即模型决策只依赖网络拓扑结构，而现今基于数据驱动的模型成为了一大热点。

对这一场景有一个新的分布式的数据驱动的路由架构。它的设计核心是“集中式训练，分布式部署”。即其目标不再是单一的全局的决策模型，而是将决策逻辑下放到各个终端中，由它们共同协作完成优质的路由决策。在训练阶段，各个终端模型可以先被视为一个整体，共同接受更新，提高学习质量。在训练完成后得到分别的智能模型后，再将其下放到路由器

设备中，独立完成决策。集中式训练让各个智能体学会高效率的共同协作，而分布式部署则避免了互相的通讯成本，保证了决策的高效能。

分布式智能路由体系架构如图 5.3.1-1 所示，整个算法架构分为离线训练系统和在线推理系统两部分。因为机器学习的训练过程慢而推理速度快，因此模型需要将训练过程和推理过程分离以保证推理速度。其中，训练过程发生在线下训练中心。训练中心首先会采集真实历史流量，并在网络仿真器重放。随后将各智能模型下发至各个入口路由器，执行线上推理。

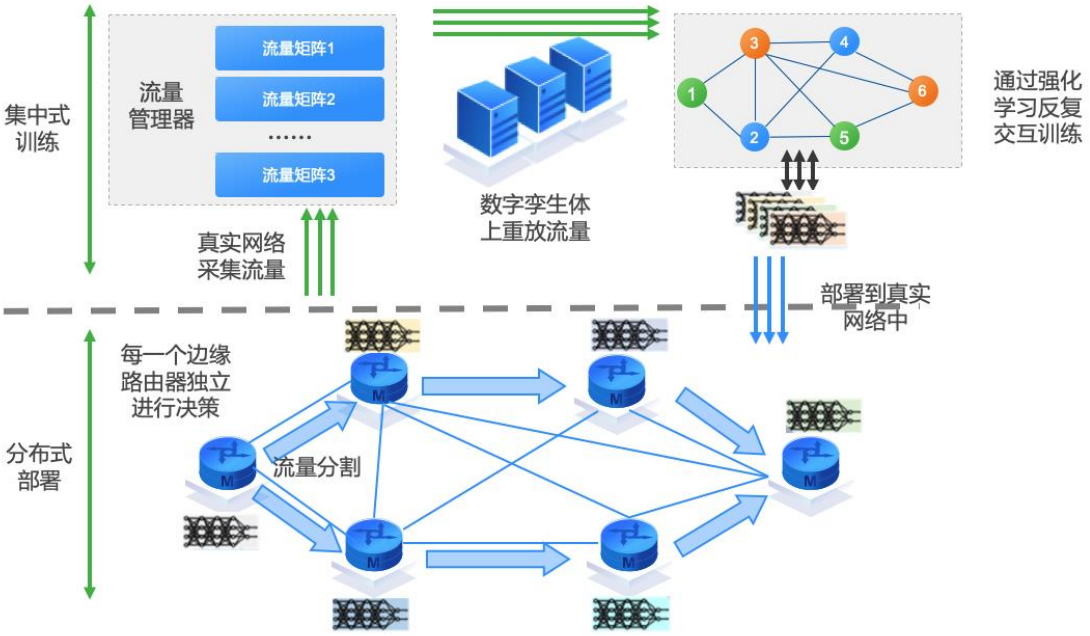


图 5.3.1-1 智能路由体系结构

进入在线推理阶段后，每个边缘路由器的智能模型将根据本地网络信息执行分布式推理过程。路由器被分为边缘路由器和中间路由器两类。在线上推理阶段，系统无需集中式控制器的介入，各智能体模型（位于各边缘路由器）将仅根据当前路由器的本地网络状态进行决策，修改路由策略。边缘路由器需要执行状态采集、智能模型的推理（具备机器学习推理里能力）和包转发逻辑，故而它主要由状态采集模块、推理引擎和转发引擎 3 部分组成。首先，状态采集模块负责周期性地采集本地网络状态（如本地链路利用率），然后将其发送给推理引擎。然后，推理引擎基于输入信息进行推理决策，输出在节点之间的备选路径上的流

量分割比。转发引擎会基于流量分割比执行流量分流的过程。因为路由器对备选路径进行调整的开销很大，而只在备选路径上做流量分割的调整的开销很小（固定备选路径）。因此，在训练过程开始前，通过 K 条最短路径（K shortest path，KSP）、无关路由等算法得到备选路径。随后，针对每条新到来的流，路由器的转发引擎将根据分流比和流的源目的地址选择一条路径。最后，转发引擎根据分段路由的方式将路径信息编码到包头，进行包转发。

5.3.2. 技术需求

由于数字孪生技术提供了真实的高质量的数据采集，能充分挖掘数据驱动策略的潜力；且数字孪生体的概念又能为模型的训练和试错提供充分的空间。因此 DTN 很自然得为数据驱动的流量工程模型提供了便利。这一模型对数字孪生技术的需求主要有

- 细粒度的流量数据采集、存储

数据的质量直接决定了数据驱动策略的质量。传统的网络测量手段会在端侧进行统计与抽样，这样的方法无法胜任快速决策的流量工程的处理需求。在采样率较低的情况下，网络测量工具只能得到对网络流量的大概描述，观察到的数值会有一定的误差。在较长的时间窗口中尚能得到一个较为准确的数值，但在更短时间窗口则不够准确，对流量工程模型的决策造成干扰。而为了提高准确度增加采样率，又会给端侧带来巨大的开销，会占用端侧过多的计算资源，直接影响到网络服务质量。

即 DTN 需要实现细粒度、高精度的流量数据测量与存储，以供模型的训练使用。而同时测量手段也需要保证低开销，不能对实体物理网络的服务质量造成明显的影响。

- 低开销、高拟真的性能模拟

为了提高模型的表达能力，更好地找到流量之间的规律，数据驱动的流量工程模型将使用基于机器学习的策略。在训练模型时，机器学习算法会进行大量的迭代训练，每一轮迭代

时模型会与数字孪生体交互以评估并改善自己的决策。因此这里的开销对模型的部署和应用非常关键。而另外一侧，数字孪生体对真实物理网络的拟真度也是一个非常重要的指标。在数字孪生体上对模型的评估和在实际物理网络中的表现的一致性也非常关键。

在网络仿真模拟领域已经有了大量通用的、高保真的工具，也在大量的网络模型中得到了应用。但在实验中注意到它们并不能完全满足模型的需求。它们为了满足高保真和通用性有巨大的时间开销。但对智能路由问题，它们的模拟粒度是过细的，譬如智能路由模型决策的粒度其实是在流级别，会为一个流分配备选路径，而多个流的数据汇集对端口的影响也有数值工具（排队论，甚至专门的神经网络模型）来快速计算。另外一侧，智能路由主要关注点在数据流的选路，和路由器因为拥塞导致的延迟和丢包上，对其他性能模拟也没有过多需求。

- 高实时性的交互

在处理网络中的突发流量时，模型的交互速度成为了最重要的一环。早期的流量工程模型会使用线性规划一类有极大量计算的数据工具，导致模型本身的运算时间占了极大的比例，信息传入和策略下发时间几乎可以忽略不计。而随着深度学习被应用到流量工程中，单轮的计算时间逐渐加快，快速的模型能在不足 10ms 内即生成策略，此时交互速度便对模型的反应时间有很大的影响。

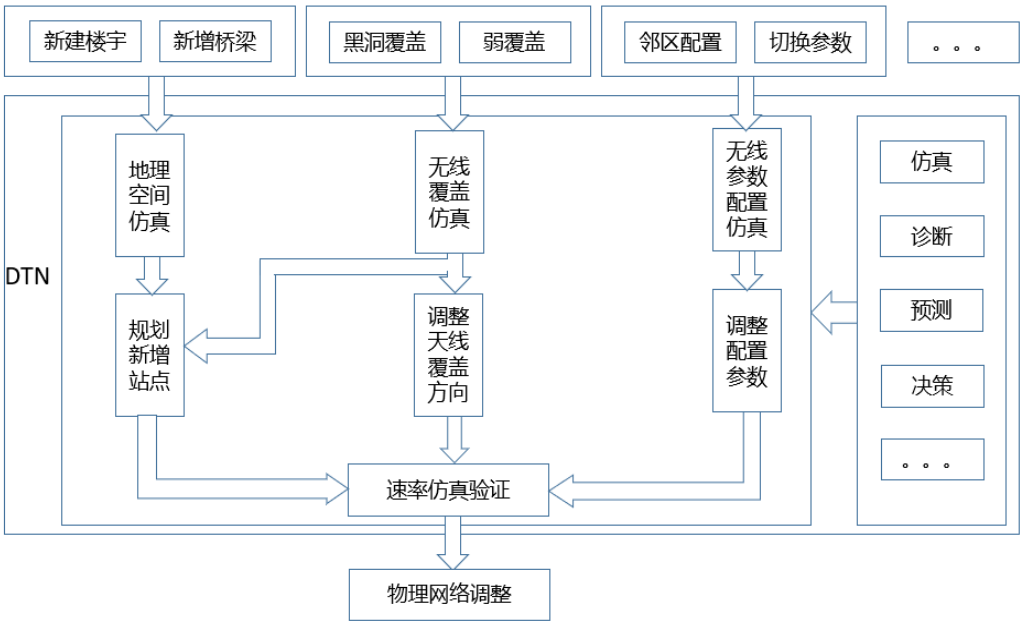
交互速度对模型的改善最直白的提升便是提高了性能上限。更快的交互速度意味着智能路由模型从获得数据到部署策略的时间更短，意味着每一轮的路由策略所应用的时间窗口更短，即能更好地适应这个小窗口的流量特征。此外，更快的交互在应对流量微突发的场景中还会有更多优势。微突发本来持续的时间就非常短。如果决策能短于微突发持续，就意味着这一轮的策略可以完完全全为了最小化微突发的负面影响而设计，保证最好的消除突发的性能。而如果慢于这一时间，就会让策略部署后会同时作用于微突发段和之后的平缓段。

交互速度的需求对数字孪生网络中的端口提出了需求。即数字孪生体与物理实体之间必须要实现一个低延时的，高频率的交互接口，满足物理实体的数据快速传递和路由决策的快速下发，在处理微突发的流量工程问题中，这个速率越低越好，当其能达到低于微突发持续的几十毫秒量级时，便能完全激发出一套数据驱动的流量工程模型的全部潜力。

5.4. 应用场景：无线网络速率调优

5.4.1. 场景简介

网络优化阶段的主要目标是通过各种硬件或软件技术使网络性能达到我们需要的最佳平衡点。硬件方面指在合理分析系统需要后在性能和价格方面作出最优解方案；软件方面指通过对软件参数的设置以期取得在软件承受范围内达到最高性能负载。



5.4.1-1 基于数字孪生网络的无线速率调优示意图

由于要达到 5G 网络所具备的大带宽、低时延、广连接特性，各国运营商不得不采用高频段组网方案，这就导致 5G 组网建设过程中，需要部署大量的 5G 基站去弥补单基站覆盖范围小的问题，随着网络的建设，会逐渐出现网络覆盖黑洞、信号干扰、邻区配置、切换参

数配置问题、PCI 配置问题等都会影响终端速率问题，从而影响用户体验。当前我们在无线速率调优时主要面临以下几个问题：

- 用户感知变差目前主要是通过用户投诉或者告警等进行被动发现，再经过派发工单，问题定位，解决等流程后，将严重影响用户的感知及满意度；
- 无线网络本身的复杂性，导致影响速率的因素过多，而同时又无法确定在不同的外部或内部环境下不同因素的实际影响范围；
- 在进行无线网络优化时，我们无法预知调整不同影响因素时对现有网络业务造成的影响是大还是小，是正面的还是负面的；
- 在实际的参数调整后，我们需要进行概率性拨测验证，而这就容易遗漏与本次操作相关的其他场景的验证，导致业务受到影响，同时浪费大量的人力、物力；

基于数字孪生网络技术的无线网络速率调优，通过实时数据采集，结合历史数据以及人工智能、大数据、专家经验等技术在孪生体中进行仿真验证，能主动发现问题、解决问题，大大节省了人力物力，提高网络维护效率，速率调优流程如图 5.4.1-1 所示：

5.4.2. 技术需求

基于 DTN 的无线速率调优应具备以下能力：

a) 由于无线网络环境复杂，对于终端速率的影响涉及空间、地理、时间、天气、移动性等因素，为了能在网络孪生体里更真实的映射现实中的物理网络，采集的数据不仅仅包含无线网络本身的硬件及业务数据外，还应该有无线网络周围的空间、建筑、天气、甚至于电磁环境数据等，因此，对于复杂的无线网络环境的数据采集技术提出更高要求；

b) 鉴于用户在无线网络内的移动性，及无线网络环境复杂性，为支撑 DTN 的构建，

还原真实无线信道的特性，在孪生体里能够无限趋近于仿真用户的真实感知，需要保证信道在空间与时间上的相关性，达到无线信道的精确孪生，这就需要我们提供切实可行的数字孪生的无线信道建模方案。

c) 在进行无线速率调优场景分析时，获取大量的各种类型的实时的及非实时的数据，因此在获取这些数据后，需要对这些数据进行清理、加工后做结构化的数据存储，在网络孪生体里进行数据的建模，并且基于这些模型进行系统的仿真，分析潜在的影响速率的因素，在孪生体里逐一验证，并作出决策，这就要求我们的孪生体对于数据的处理和分析具有及时性、有效性以及智能性。

d) 由于 5G 网络业务的多样性及复杂性，而在当前技术有上限以及系统未完全具备自学习、自适应、自决策的前提下，需要我们针对特定场景在网络应用层进行规则的配置，并能通过可视化平台输入用户意图，孪生网络层进行意图翻译及验证。针对无线速率调优场景，在孪生网络构建后，在可视化平台输入范围内的速率验证仿真意图，DTN 将获取影响速率的规则进行意图验证。

5.5. 应用场景：无线算法仿真

5.5.1. 场景简介

基于数字孪生的无线算法仿真验证，主要应用场景是基于数字孪生网络对基站侧无线算法性能进行评估，需要对无线算法模型、无线信道模型和 UE 无线算法相关特性进行建模研究。基于数字孪生的无线算法仿真的相关网络功能和应用场景如图 5.5.1-1 所示，其中比较典型的是网络优化算法验证和网络创新技术验证。

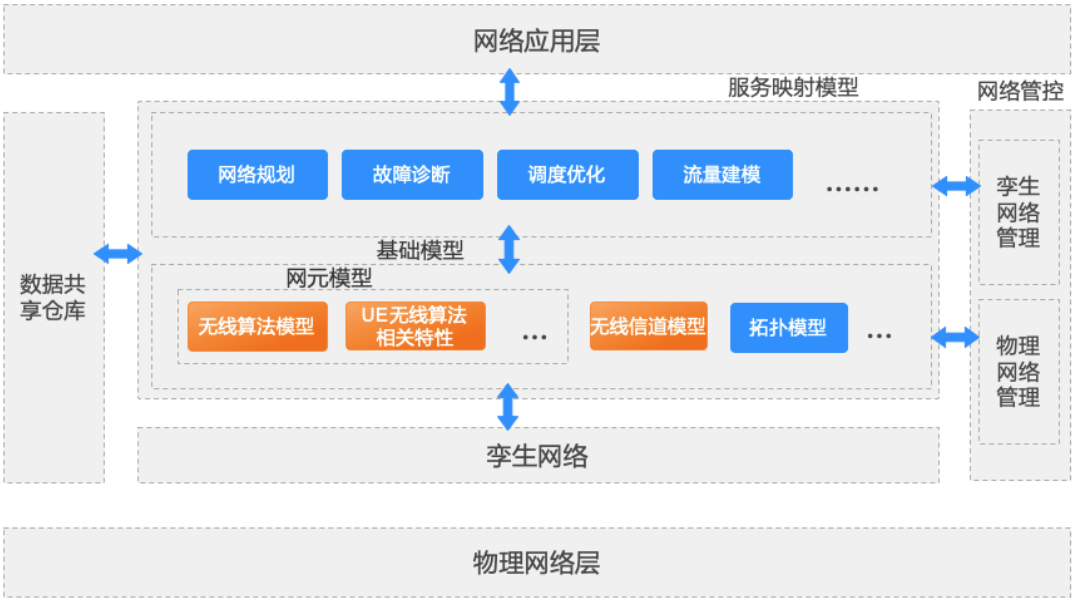


图 5.5.1-1 无线算法仿真涉及的数字孪生网络功能

网络优化算法验证：在进行网络优化时，若基于仿真优化，则有可能与实际外场情况不相符；若直接在外场优化，则有版本迭代周期长的困难。数字孪生网络能够将此两种方法的优势相结合，在保证性能的同时快速迭代测试，促进网络优化。

网络创新技术验证：创新技术如何在不影响现网的条件下进行实测验证是业界的一大难题。基于数字孪生信道建模方法，可以将待验证区域的无线环境建模为孪生信道，从而可以在孪生网络体中进行验证与优化，可大幅降低验证成本，同时加速迭代落地。

5.5.2. 技术需求

无线通信网络是一个复杂系统，单元数量巨大，种类繁多，相互联系紧密而且关系错综复杂，无线基站在无线协议对应的各层中使用了许多算法，3GPP 在功能特性和接口层面做了统一定义，但是每个厂商有自己的具体实现方案和内部算法细节。如果要对无线算法在 DTN 中的性能进行评估，需要对实际网络中的影响因素都进行复刻，并在孪生网络中高度还原，无线算法主要影响因素如图 5.5.2-1 所示。

结合无线算法影响因素考虑，数字孪生网络中的孪生对象和相关技术需求如下：

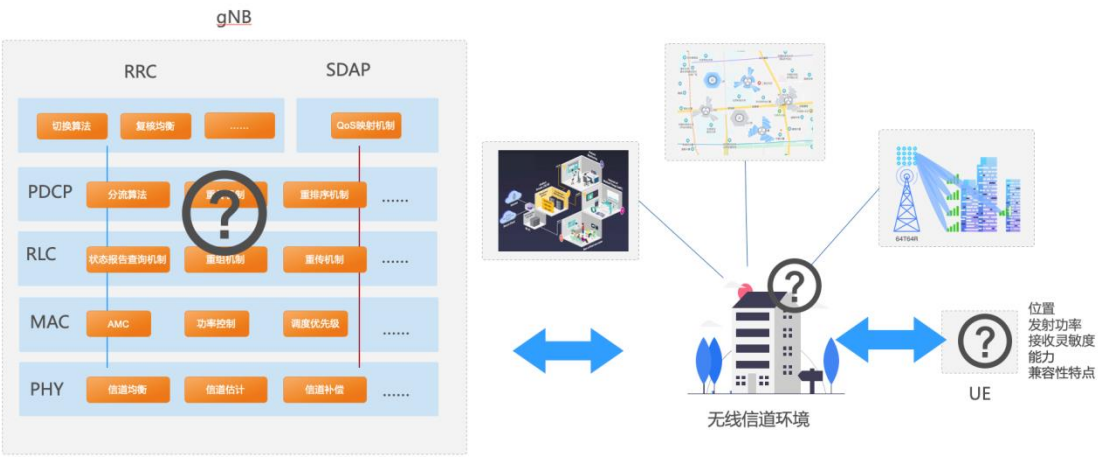


图 5.5.2-1 无线算法性能影响因素

- 基站侧无线算法技术特性需求：

本对象是基站孪生体的一部分，(其他部分如：基站运行数据、业务数据、事件/数据接口等，超出本场景研究范围，不进行描述)，涉及的内容包括：算法输入参数、算法输出参数、算法输入参数和输出参数映射等。

孪生基站和物理基站完全一致时(如孪生基站使用商用基站或者虚拟化基站)，孪生无线算法模块作为孪生基站软件代码的一部分，内部实现和物理基站中的无线算法相同且不能自动修改(除非物理基站更新)，需提供算法参数配置接口，其可调整算法输出从而提升系统性能。参数配置接口实现方式与物理基站可以不同，但是可修改的参数数量、含义和物理基站一样。

孪生基站为物理实体的软件模拟时，孪生基站无线算法和物理基站无线算法的输入参数和输出参数完全相同，输入参数和输出参数映射关系需保持高度近似，误差不超过 1%。此场景能够通过调整孪生算法的输入参数或内部实现细节改变输出参数，从而提升系统性能，为物理实体无线算法的性能改进提供参考。

- 无线信道环境技术特性需求

a) 本对象构建与实际无线网络信道特性相同的孪生信道，相关技术需求内容包括：大尺度信道衰落、小尺度信道衰落、信道干扰和噪声等。

b) 大尺度信道衰落：需提供基站覆盖区域内网格粒度的路径损失和阴影衰落，和外场环境的平均误差低于±5dB；

c) 小尺度信道衰落：支持移动用户的连续信道建模，孪生信道和外场信道时延域，频域，水平空间域，垂直空间域的功率谱分布特征逼近(通过曲线重合度评估)，不同极化之间的相关性误差不超过 30%；

d) 信道干扰和噪声：包括系统内干扰、系统外干扰，和外场环境的误差低于±5dB。

- 终端算法相关技术特性需求

本对象是终端孪生体的一部分，(其他部分如：终端运行数据、业务数据、事件/数据接口等，超出本场景研究范围，不进行描述)，涉及的内容包括：终端位置、能力(如协议版本、天线数、天线高度等)、发射功率、接收灵敏度和协议兼容性等。终端算法相关技术特性需求包括：

a) 孪生终端非商用终端时，需尽量构建影响无线算法性能的相关特性，具体特性视算法而定，如功控算法时，需对终端最大发射功率进行建模。

b) 孪生终端位置：支持静态、半静态(确定性移动轨迹)和动态(实时跟踪物理实体位置)。

5.6. 应用场景：基于云边协同架构的区域网络自治

5.6.1. 场景简介

网络自治将在 5G 网络和未来网络中起到关键的作用。网络自治可以分成三类，包括自配置网络，自优化网络和自治愈网络。网络自治的目标包括，容量和覆盖的优化目标，移动鲁棒性目标和移动负载均衡目标。其中容量和覆盖的优化，旨在实现自动优化网络覆盖和容

量，以确保用户性能体验，预测和检测真实网络在覆盖和容量上的缺陷，试验并实施优化方案。针对自治优化的目标，一方面可以借鉴新型网络模型，比如云原生无线网络。云原生网络的特点，一个是针对平台，平台体系向分布式弹性化的方向发展；一个是针对业务，从原来的单体应用向微服务化进行转变，前端服务尽量无状态化，有状态的部分存储到后端的分布式存储中。另一方面，可从异构网络中获得启发。异构网络包括集中架构和分布式架构。这两种异构网络各有优缺点。分布式架构的优点在于将大量的计算负载和运算任务分配下发到多个小区基站，实现基站的自适应波束调整。缺点在于各个基站之间缺少统一的任务调度和资源分配。集中式架构的特点在于多个小区之间有一个全局的数据计算和信息处理系统，可以实现一对多的网络资源管理，通过设定不同的参数优化目标，提升无线网络的性能。尽管如此，集中式架构相比于分布式架构，基站之间的协作效率有所降低，并且需要更多的计算资源量和传输数据量。针对这两种异构网络的特点和网络自治的需求，本项目提出了一种云边协同架构，即利用集中节点辅助式的分布架构。将局部网络信息的预测和推理任务交给边脑，云脑基于边脑上传的少量网络变化信息计算出全局宏观的网络变化规律，并下发给边脑进行决策校正，从而提高边脑决策的准确度，并实现边脑区域的网络自治功能。在一些紧急突发场景中，该方案有较优的表现。

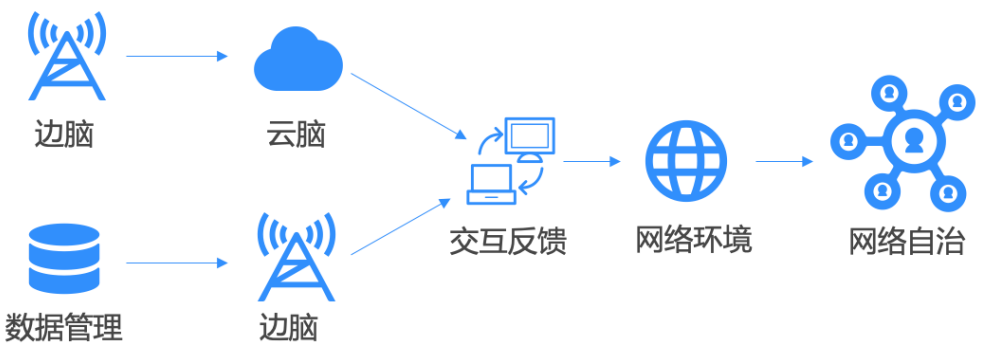


图 5.6-1 云边协同架构示意图

如图 5.6-1 所示，云边协同架构主要分为集中式云脑和分布式边脑。其中，分布式边脑

的主要功能是预测局部的网络状态，并据此选择较优的区域自治决策以满足优化目标，边脑节点需要通过采集本地的网络状态信息，比如信号强度，业务应答和网络质量等信息构建训练样本，训练生成局部网络状态的预测模型。但是当一些应急突发状况发生时，局部区域的预测性能会受到全局网络环境的高度动态性和随机性的影响而降低。为了解决这个问题需要集中式云脑的参与。集中式云脑的作用是通过全局信息的感知，做出针对每个边脑的决策指导。云脑通过边脑上传的数据，通过推理计算得到突发热点事件的信息，并将这些信息结合历史数据，统一下发给各个边脑，边脑根据此信息对本地预测得到的网络状态进行校正，提前获知未来准确的网络变化情况，及时进行参数的配置和调整。

5.6.2. 技术需求

实现应急突发的网络场景信息和云边协同架构的基础就是数据信息的计算获取，利用数字孪生技术可以很好实现这一需求。数字孪生技术能够最大限度的利用真实环境信息和条件，用以指导虚拟仿真数据的产生和获取。对于诸如突发灾害，事故，人员集会等紧急情况的发生，真实世界的网络环境具有高度的动态性，移动性和随机性，如何克服这种不确定性的网络环境对于系统仿真的数据干扰问题，解决在多种架构并存的环境中基站间的协作和区域网络自治的问题，这些都要借助数字孪生技术，首先采集真实数据轨迹，进行推理分析和数学建模，进而应用在仿真系统平台上，实现真实和虚拟的网络环境数据映射。针对数字孪生的技术需求，主要包括以下两点：

- 网络自治场景的模拟

对于产生高度动态的网络自治场景，需要借助数字孪生技术，实现网络数据的精确性和保真性。具体来说，比如针对一个特定网络自治场景，需要根据不同的情形设置不同的类型和状态。针对突发事件或者紧急情况的发生，这种网络环境是极具移动性和随机性的。为了

产生这种特定情形下的数据，首先需要获取全局的信息数据，结合使用数字孪生技术和真实环境，设定突发事件的发生区域和动态网络信息，并且保证突发情况的其他区域保持与以往历史数据相似的晚高峰潮汐规律，通过数据间的整合计算，推理分析，在仿真系统中实现一个基于网络自治的突发事件场景的模拟，与真实环境具有一定的相似度融合，可以反映真实情况下的主要网络状态特点和规律。比如在多个基站联合协同的场景下，可以将每个基站看做独立的局部网络，能够获知本地的网络状态信息和用户数据，在多基站之上，存在中心节点，可以收集各个基站的状态网络，进行全局的信息感知，通过中心节点的反馈，实现每个基站的决策指导和区域的网络自治。

- 云边脑协同架构的功能实现

为了实现多架构之间的有效联动和协作，需要借助数字孪生技术，对架构的特点和需求进行搭建和实现，并进行相应的仿真性能验证。对于本项目中提出的云边协同架构，需要实现集中式云脑和分布式边脑之间的反馈回路，以实现边脑的上传数据，云脑的决策下发以及各个边脑的网络状态调整。对于分布式边脑，需要进行本地数据的预测，预测模型可以使用深度学习中的神经网络模型，比如 LSTM（长短期记忆网络）等，结合历史数据，训练神经网络模型，提取特征向量，学习得到数据变化规律，从而对未来时刻进行推理预测。除此之外，边脑还需要对本地的网络信息，进行数据处理，统计出局部网络变化的规律，上报给集中节点。对于集中式云脑，需要根据获取的边脑信息，进行数学建模，感知全局的网络信息，包括突发事件区域内的信息，并将其下发给个各个边脑，进行相关决策的指导。

5.7. 应用场景：基于多维度资源分配的无线网络节能

5.7.1. 场景简介

随着 5G 网络建设的逐步规模推进以及 6G 网络的需求设计，指数级增长的移动数据流

量和更多元、泛在的智能终端连接早已是可预见的事实，这对无线网络的容量提出了更高的要求，采用超密集组网技术部署大量微基站则是有效提高网络容量的方案。此外，为了提升无线网络的服务能力，并满足未来网络内生 AI 和算力无处不在的要求，网络中边缘节点将被赋予计算和缓存的能力。大量的微基站及边缘节点将会使得无线网络能耗进一步增加。网络中需要调度分配的资源不仅包含传统的时隙、频谱等通信资源，还包括算力资源和缓存资源。通过合理的调度和分配三种资源，在网络性能不受影响的前提下提高基站和边缘节点的能源利用效率，对于无线网络的可持续发展意义重大。

基站和计算节点是无线网络收集与传输数据的重要节点，在其作为数字孪生网络架构的一部分时构成了高效、绿色、可靠、灵活的智能化服务的基座，而其本身的资源精准调度能力亦需匹配其所提供的服务的目标，无线通信的时频资源、空间资源以及未来的计算资源和缓存资源均面临着智能化需求预测和对应的高效分配与调度问题。移动通信系统的能耗问题是未来建设数字城市进程中需要纳入考量的重要议题。随着移动通信技术的快速发展，整个移动通信产业能源消耗和二氧化碳排放迅速增长，为了实现中国政府在在第七十五届联合国大会上提出的二氧化碳排放于 2030 年前达到峰值，2060 年前实现碳中和的目标，建设绿色低碳高能效的无线网络势在必行。

目前来看，基站能耗在无线网络能耗中占比较大，蜂窝系统约 60%的能耗由基站产生，可以从业务运营角度出发对通信资源进行合理调配，让基站设备更高效运行，从而降低基站能耗。移动业务流量具备忙闲不均的特点，基站在某些时间段内其通信资源利用率较低，而在这种状况下，基站仍保持最大功率运行状态，因此浪费了大量能源。所以利用 AI 对业务流量、用户分布、信道状态信息等数据进行分析和合理预测，在确保有充足的通信资源以保障网络各方面性能的前提下，由网络自主生成节能策略，对基站进行通道关断、符号关断、载波关断、基站开关等操作，完成对时隙、频率、空间等通信资源的调度，可以降低负载较

低的基站的能耗，有效提升能源利用率。未来边缘节点可能也会面临资源无法充分利用以及消耗过多的通信资源的问题，合理的资源调度策略可以提高整个网络的能源效率。

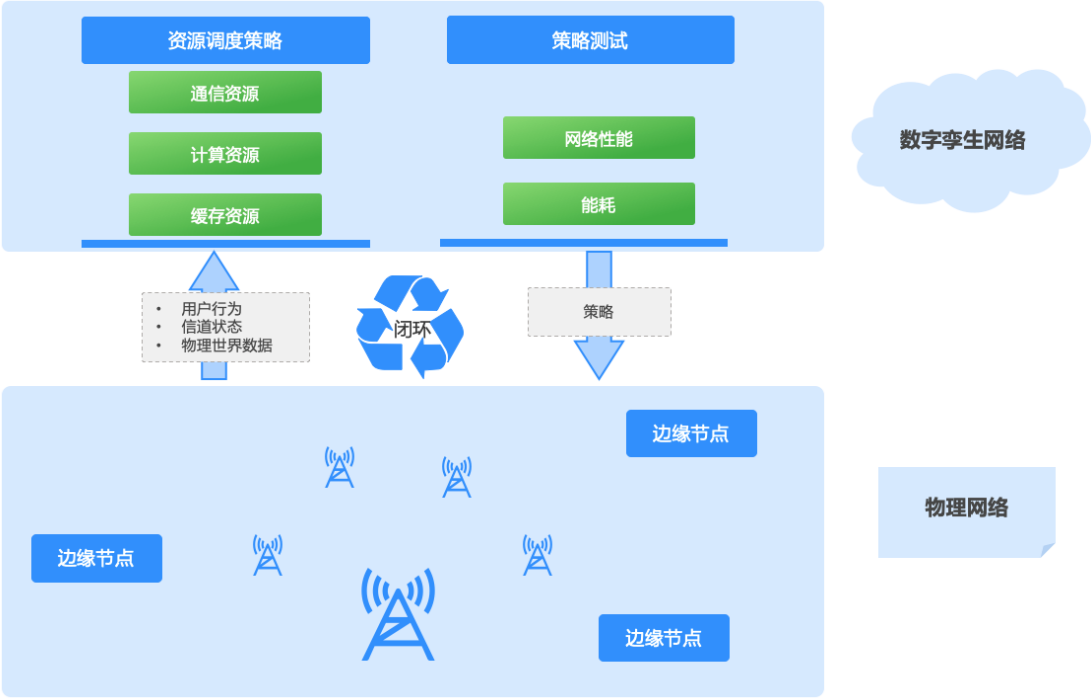


图 5.7.1-1 多维度资源分配的无线网络节能方案

尽管生成以节能为导向的资源分配策略过程中会将网络性能纳入考量，但在实际网络中执行该策略仍可能对网络性能造成较坏的影响。而利用数字孪生技术搭建数字孪生网络平台，孪生网络从物理网络获取业务、用户及信道信息，利用内生 AI 生成节能策略，之后拟合物理网络的环境和特点，模拟覆盖小区的用户移动，业务流量的增加、减小，以及执行节能策略的响应，极大地降低了网络运营的试错成本。孪生网络将可行的节能策略移交物理网络，物理网络实时返回相关数据，孪生平台根据数据及时更新节能策略，从而为实际网络的能效优化和自动化网络运营提供解决方案。

5.7.2. 技术需求

数字孪生技术被视为物理世界的数字化复制，在策略测试的过程中不影响用户体验和现

网运营，上述场景对数字孪生网络的技术需求如下：

- 用户行为预测

无线网络性能与用户位置及其业务需求相关，孪生网络需要预测未来一段时间内无线网络中的用户分布和业务需求，以此为依据生成资源分配策略，防止资源分配策略频繁变动，导致基站和边缘节点频繁切换节能模式产生多余的能耗(如基站开关的能耗)。

- 资源精准分配策略

资源分配的目标是提高网络整体的能源利用率，对于通信和缓存资源而言，为网络总吞吐量与能耗之比，对于算力资源而言，为网络总计算量与能耗之比。得到未来一段时间的用户分布及每个用户的业务需求后，网络自主结合信道状态信息，利用 AI 得到资源分配策略，并且在物理网络中用户和业务信息与预测产生较大差距时，能够及时调整资源分配策略。在此之前 AI 需要利用节能策略执行后的网络能效和网络性能的恶化程度作为反馈，训练得到用户分布、业务需求及信道状态信息和资源分配策略之间的非线性关系。

对于通信资源，可以采用通道关断、符号关断、载波关断、基站开关以及功率分配等方式，完成对时隙、频率、空间和功率等资源的分配。对于算力资源，可以通过将计算任务分配到不同节点并调整算力节点的运行状态完成资源的分配。对于缓存资源，可以通过调整缓存内容和节点运行状态完成资源的分配。

- 资源分配策略测试

为了不影响物理网络的性能，需要在孪生网络进行测试，测试需要得到基站及边缘节点的总能耗及网络性能参数。

网络能耗方面的参数高度依赖于实际物理网络，现有类似仿真或设计所用参数大都较为笼统，或采集于特定范围内的实际数据，不具备普适性的同时无法作为能源精准调配的基础数据。DTN 将物理系统和虚拟模型相结合可以更加准确地模拟无线网络各种状态下功耗。

不同类型的资源对于网络性能的要求不同，通信资源可以考虑用用户的比特率、时延、SINR 等参数；计算资源可考虑网络计算能力与用户需求的差异，计算节点与节点之间协同以及数据搬运产生的时延和通信资源占用，节点与用户间的传输时延等参数；缓存资源则可以缓存内容请求率、通信时延等参数。另外由于算力感知网络目前距离落地仍有距离，在这一方面 DTN 还承担着由少量实测数据孪生并扩展出的较大规模算力资源调度场景的任务。

5.8. 通信网络一体可视化运营

5.8.1. 场景简介

网络资源是通信正常运营的物质基础，主要包括：以局房为代表的空间资源、以基站和天线为代表的设备资源以及以三维电子地图为代表的环境资源。这些资源的一体可视化分析及虚实结合的迭代演进对于网络运营具有重要意义。

作为最重要的空间资源，通信机房是承载通信网络设备的关键实体节点，也是通信网络的重要中枢。在一些比较大的城市中，会根据使用方向划分为交换、无线、数据等机房；而在一些中小型城市中，一般会使用综合机房，将所有设备放在同一机房之内。随着 5G 网络的快速发展，通信机房内的通信电源容量、机架 U 位管理和管线资源分配都对业务的开通、交付和运维产生重要影响，特别是 5G 通信设备能耗居高不下，通信机房的能耗管理的重要性也日益突出。因此，基于数字孪生的通信机房的一体化管理具备广阔的应用前景。

随着 5G 网络建设重点的转移，室内场景正在成为资源投放和质量分析的焦点；构建室内外一体的城市级网络的数字孪生体，有助于精确评估 5G 楼宇覆盖资源的投放效益。三维电子地图是搭建城市级孪生体的重要环境资源，既是通信空间局房资源布局的宏观基础，更影响到网络性能的精确模拟程度。

图 5.8.1-1 基于数字孪生的通信网络一体可视化运营

同时，5G 比以前能够收集到更多的测量量，如 DOA、RSRP/SINR、负荷、业务特征等。对各个天面实体的外部环境与业务特征等进行数字化建模，形成“天面画像”，进而联合通信机房组成“网络画像”，进行物理机房天面的数字映射，特别是对于 Massive MIMO 这类复杂基站场景中，依托数字孪生可以实现网络设备的智能价值进化。

5.8.2. 技术需求

城市环境复杂、机房环境多样、设备类型繁多，在构建数字孪生网络时，为了能够真实模拟并预测网络运营情况，需重点考虑如下技术：

- 设备能耗建模技术（空调、电源、通信设备等）

根据设备（通信设备、电源设备、环境设备等）的厂家型号和设备的性能数据能能模拟设备的电流、电压、电量的变化，并采用机器学习技术进行精细化建模，构建通信机房内能耗、环境的实时状态图，通过精细化的仿真预测手段模拟真实网络功耗情况，进而支撑全网的能耗精细化管理。（三大运营商的电费数百亿计，精细化管理势在必行）

- 基础设施建模和画像（机房、机架、管线、配线架、通信设备）

结合 BIM 等楼宇建模技术 3D 引擎对通信机房（无线机房、核心机房、IDC 机房）楼

宇进行立体建模。结合管线模型和设备模型，可以完成通信机房的 3D 建模和立体渲染。针对中大型机房，构建机房内的高低压配电、空调制冷等一系列的数字孪生模型，支持电源的规划、加电、掉电、割接、扩容等环节，并与三维的设备拓扑图结合，让管理环节及设备信息状态变化可视化，实现工程管理及设备管理环节的可视化（如加电可以模拟电流流动路径，割接可以看到设备接上级的变化及负荷信息变化等）。此外，还可以结合历史运行数据，进行数据模拟，进行应急模拟演练及供配电系统评估等，典型如容量瓶颈预测。

- 城市级三维重构渲染及地图质量检测技术

随着无人机航拍、倾斜摄影、红外成像、激光点云等技术的发展，三维地形地貌信息的采集手段正在逐步普及，城市级孪生体的重构成本已在工程可接受的量级。通信网络点多面广，构建数字孪生体时需要考虑城市级三维重构的生成效率、渲染速度。城市环境环境的日新月异，三维电子地图更新速度慢，制作成本昂贵，数据质量检测缺乏技术手段，局部更新也缺乏技术手段，因此，构建数字孪生体时既需要考虑宏观层面地图数据质量的检测与纠偏技术，同时，也需要借助互联网地图的可访问信息对海量楼宇信息开展微观更新。

- 基于准实时大数据的平行智能及沉浸式感知技术

当前，网管系统已支持 15 分钟粒度的网络性能输出，此类大数据既支撑了数字孪生网络中 5G 业务与网络质量的可视化呈现与便捷分析，又可为数字孪生网络的模型演进及实时演进提供数据驱动，从而成为了数字孪生网络与物理实体网络之间虚实结合、迭代升级的坚实纽带和演进基石。虚拟现实（VR）、增强现实（AR）等技术则为沉浸式网络质量感知提供了可能；同时，5G 网络已经提供了多源数据的网络侧定位能力，可较为精确地感知用户位置，同步实现用户在物理网络和孪生网络中的“移步换景”。

- 大规模阵列天线建模和画像

由于 5G 大规模阵列天线复杂，为了能在网络孪生体里更真实的映射现实中的天馈系

统，采集的数据不仅仅包含阵列天线数据，还需要采集无线网络业务数据。阵列天线数据包括单元天线辐射方向图、大规模天线阵列的信息，如阵列间距、阵列个数等。

结合数字孪生技术，通过采集大规模阵列天线相关的网络覆盖数据、电磁场覆盖特性等直接数据，快速生成网络需要的方向图和覆盖效果。借助数据的历史规律，通过机器学习推测出天线辐射性能等一些原本无法直接在网测量的指标。由此实现对大规模阵列天线当前状态的评估、对天馈问题的诊断，以及对未来天馈性能趋势的预测，并给予分析的结果，提供更全面的决策支持。

6. 总结与展望

本白皮书基于当前数字孪生技术的概念和发展现状，从构建虚实映射的信息通信网络角度，详细阐述了“数字孪生网络（DTN）”的概念及定义，给出了 DTN 的参考架构，明确了构建 DTN 系统的五大关键使能技术，探索了 DTN 的能力分级体系，前瞻性的分析了 DTN 的典型应用场景和需求。期望本皮书能够为业界数字孪生网络的科学研究和应用实践提供参考，助力推动数字孪生网络的标准化以及行业成熟应用。

当前业界对 DTN 的概念和内涵尚未形成共识，统一的 DTN 定义和架构仍有待达成。同时，产业缺乏满足数字孪生网络综合功能需求的商业化工具和平台；系统开放、兼容性强的 DTN 构建工具和平台仍是空白。面向整体端到端运营商网络的建模不仅需要解决异厂家兼容性的“壁垒”问题，还需要解决大规模组网情况下的数据实时交互以及网络数据安全问题。这使得 DTN 产业成熟和推进面临较大挑战。因此，我们倡议运营商、设备商以及产业链各方合作伙伴携手创新，在以下几个方面通力合作，共同打造完善的数字孪生网络产业链，助力网络数字化、智能化转型。

- 推动 DTN 标准化。积极参与标准组织中数字孪生网络相关的标准化工作，争取早

日使数字孪生网络形成统一的技术标准。

- 突破 DTN 关键技术。产学研密切合作，充分利用各类自有资源和协作项目，突破 DTN 研究中的关键技术难题，为产业成熟应用奠定基础。
- 建设 DTN 开放型平台，打造开放产业生态。面向未来信息通信网络，构建统一、开放的 DTN 平台，谨慎且充分地拥抱开源组织的运作模式，方便更多公司、团队及个人共同建设平台；进而打造良好 DTN 产业生态，促进整个产业的健康快速发展。
- 逐级推广 DTN 应用。DTN 作为一项网络整体系统解决方案，全行业内初期进行全面部署将会面对较大阻力。因此，参照白皮书分级体系，分阶段由易到难逐级推进部署将会是推动 DTN 发展更可行的方式。

缩略语

英文简称	英文全称	中文全称
3GPP	3rd Generation Partnership Project	第三代合作伙伴计划
5G	5th Generation Mobile Communication Technology	第五代移动通信标准
6G	6th Generation Mobile Communication Technology	第六代移动通信标准
AI	Artificial Intelligence	人工智能
BMI	Building Information Modeling	建筑信息模型

CPU	Central Processing Unit	中央处理器
CRUD	Create，Read，Update，Delete	增加,检索,更新,删除
DTN	Digital Twin Network	数字孪生网络
E2E	the End-to-End	端到端
HTTP	Hyper Text Transfer Protocol	超文本传输协议
ICT	Information and Communications Technology	信息与通信技术
IETF	The Internet Engineering Task Force	国际互联网工程任务组
INT	In-band Network Telemetry	带内网络遥测
IP	Internet Protocol	网际互连协议
ITU	International Telecommunication Union	国际电信联盟
ITU-T	ITU Telecommunication Standardization Sector	国际电信联盟电信标准分局
KPI	Key Performance Indicator	关键绩效指标
KSP	K shortest path	K 条最短路径
ML	Machine Learning	机器学习
ORB	Oriented FAST and Rotated BRIEF	快速特征点提取和描述算法
PCI	Peripheral Component	外设组件互连标准

	Interconnect	
QUIC	Quick UDP Internet Connections	基于 UDP 的低时延的互联网传输层协议
RDMA	Remote Direct Memory Access	远程直接数据存取
REST	Representational State Transfer	表现层状态转移
RESTful	Representational State Transfer	使用 REST 风格的设计风格和开发方式
RTT	Round-Trip Time	往返时延
SFM	Structure From Motion	运动恢复结构
SIFT	Scale-Invariant Feature Transform	尺度不变特征变换
SLA	Service Level Agreement	服务级别协议
TCP	Transmission Control Protocol	传输控制协议
UDP	User Datagram Protocol	用户数据报协议
UE	User Equipment	用户终端

参编单位及人员

移动：孙晓文，周铖，陈丹阳，杨红伟，朱艳宏，邓娟，郑青碧，赵培，罗枫，朱文涛

亚信科技：郭建超，丁盈，鹿岩，王达，陈果

华为：原丽媛，乔健，周桂春，张淋淋，张志律

中兴：汪波，余泽浩，康红辉，芮华

清华大学：李丹，王松涛，魏知宇，桂飞，洪思虹，高凯辉

思特奇：吴智辰、王燕、李树全

数字孪生网络(DTN)白皮书

(2021)