



中国移动
China Mobile

研究院
CMRI

基于数字孪生网络的 6G 无线网络 自治白皮书 (2022)

中国移动通信有限公司研究院

目录

1. 运营商网络运维优化现状及愿景.....	2
2. 自智网络路标与启示.....	2
2.1 路标.....	3
2.2 挑战.....	4
2.3 启示.....	5
3. 6G 基于网络数字孪生的网络自治.....	6
3.1 基本概念.....	6
3.1.1 数字孪生网络.....	6
3.1.2 三体.....	7
3.1.3 五态.....	8
3.1.4 双闭环.....	10
3.2 技术特征.....	10
3.3 网络架构.....	12
3.3.1 端到端架构.....	13
3.3.2 数据面.....	14
3.3.3 智能面.....	16
3.4 关键技术.....	16
3.4.1 数据采集与分析技术.....	16
3.4.2 数据增广技术.....	18
3.4.3 数据与知识协同驱动的预验证.....	19
3.4.4 知识图谱和图神经网络.....	19
3.4.5 仿真服务化.....	21
3.4.6 预验证结果纠偏技术.....	21
3.5 网络全生命周期自治.....	23
3.5.1 持续规划.....	23
3.5.2 虚实建连.....	24
3.5.3 防愈结合.....	24
3.6 案例阐述.....	25
3.6.1 大规模天线波束权值优化.....	25
3.6.2 智能深度 RAN 切片.....	26
3.6.3 多维资源联合调度.....	28
4. 总结与展望.....	29
缩略语.....	31
编写单位与人员.....	31
参考文献.....	32

前言

当前,各行各业都在利用先进的云平台技术和网络连接服务进行业务的数字化和自动化转型,以提高业务的敏捷性和灵活性。在移动通信领域,运营商在网络管理和服务提供的自动化方面虽已进行了多年的探索、研究和应用部署,但仍无法有效解决网络能耗高、多制式互操作繁杂、运维成本高、效率低等问题。同时,随着网络向可编程、软件驱动、服务化架构的方向演进,网络运维的复杂性和操作规模达到前所未有的高度,新业务、新技术的引入也对网络操作的灵敏性提出了更加苛刻的要求,运营商亟需一种更全面、更智能、可扩展且性价比可接受的网络自动化运维系统。

网络运维的自动化具有不同颗粒度,可以是任务、功能或过程的自动化,也可以是网络和服务全生命周期管理的自动化。当前 5G 网络运维自动化水平较低,大部分依赖程序固化的专家规则和自动调度流转实现,部分场景下仍需依赖于人工操作。基于智能化手段实现的网络运维自动化仍是“碎片式”和“外挂式”的。“碎片式”指通过用例驱动的方式对某些特定的功能实现较高的自动化程度,降低人工干预,比如 SON 中基站自启动、邻区关系自优化、PCI 自优化、MRO 等;“外挂式”指将相关数据采集、汇总到网管或相关平台上进行训练,并将模型下发到对应网元以生成运维所需智能。这种“烟囱式”的自动化系统和研发模式在现有的网络架构下可在一定程度上提升网络管理的自动化水平,但由于现有网络结构的局限性,以及数据的有效性和实时性等难以保证,不同厂商之间的数据难以互通和共享,导致网络自动化的效率较低、效果难以达到预期。

未来 6G 网络将通过网络的数字孪生构建全新的自动化网络运维系统,实现网络全生命周期的高水平“自治”。数字孪生网络是一个由物理网络实体及其孪生的数字化网络构成的,且物理网络与数字化网络间能进行实时交互映射的网络系统。网络的数字孪生体是真实网络实体在数字空间的动态建模或者镜像复制体。数字域通过丰富的历史和实时数据以及先进的算法模型,产生感知和认知智能,持续地对物理网络的最优状态进行寻优和仿真验证,并提前下发对应的运维操作,自动地对物理网络进行校正,预测性地提前解决网元或者网络可能出现的故障,以达到“治未病”的运维效果;再通过采集校正后的数据来评估运维效果,形成闭环。通过这种数字域和物理域的闭环交互、认知智能、以及自动化运维操作,网络可快速地认识并适应复杂多变的动态环境,实现规划、建设、维护、优化和治愈等网络全生命周期的“自治”。

中国移动于 2021 年 9 月发布的《数字孪生网络(DTN)白皮书》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,关键使能技术,能力分级体系及典型应用场景[1]。本白皮书以此为基础,进一步研究探索了面向 6G 无线网络自治的数字孪生网络,介绍了 6G 无线网络自治相关基本概念、明确了技术特征,设计了网络架构,规划了关键技术体系,并通过具体案例阐述了基于数字孪生网络实现的 6G 无线网络全生命周期自治,最后提出了需要业界进一步研究攻克的关键技术难题。

1. 运营商网络运维优化现状及愿景

5G 网络大幅提高了通信质量，但层出不穷的网络新业务和持续扩大的网络规模给 5G 网络的运维和优化带来了诸多挑战，网络运营和维护的复杂度不断升高，创新技术的落地部署也愈加困难。

在传统 2C 场景下，存在终端功耗高、现网节能效果有限，终端开启 5G 比例低，5G 分流比例和驻留比较低，系统邻区优化维护工作复杂等问题。在 2B 场景下，规划侧面向行业专网的基站设备产品库不完善，不能灵活满足覆盖范围、场景的变化。同时，2B 业务专属维护体系不完善，网络维护人员技能无法满足跨层跨域的维护能力需求。另外，专网网络建设成本高，2B 业务应用场景差异大，大上行、大下行速率类、低时延控制类、可靠性要求高等类别会导致组网成本增高，终端问题也会影响业务稳定性等。

随着云计算、虚拟化技术的发展，传统网络已经开始向软件化、可编程转变，呈现了资源的云化、业务的按需设计、资源的编排等新特点，这使得网络管理运维愈加复杂[2]。由于缺乏有效的仿真、预测和验证平台，很难从现有的按固定周期计划的维护转向预测性运维[3]，网络优化操作不得不直接作用在现网基础设施中，网络优化成本高、风险大。另一方面，由于高可靠性要求，网络运营商的现网环境很难被直接用于科研人员的网络创新技术研究，网络新技术研发周期长、部署难度大。

面向未来，网络通信的模式、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将呈现出更加多样化发展的态势，使得网络呈现出高度的动态性和复杂性，要求网络具备更高的灵活性、可扩展性和对需求的敏捷响应能力，成为具有自优化、自演进和自生长能力的自治网络[4]。自优化网络对未来网络状态的走势进行提前预测，对可能发生的性能劣化进行提前干预，数字域持续地对物理网络的最优状态进行寻优和仿真验证，并提前下发对应的运维操作自动地对物理网络进行校正。自演进网络基于人工智能对网络架构和功能的演化路径进行分析和决策，包括既有网络元素的优化增强和新元素的设计、实现、验证和实施。自生长网络对不同业务需求进行识别和预测，自动编排和部署各域网络功能，生成满足业务需求的端到端服务流，同时，对容量欠缺的站点进行自动扩容，对尚无网络覆盖的区域进行自动规划、硬件自启动、软件自加载。

2. 自智网络路标与启示

随着 5G 时代的发展，未来将衍生出诸多新型产业和场景，部署各种新型应用、引入和扩张网络新技术。如何全流程、高效地实现日渐复杂的大规模网络的运营和维护，并持续快速迭代地引入新技术是产业共同面临的难题。面对客户数量全球最多、业务最丰富、网络规模最大的通信网络，中国移动网络运维正加速数智化转型升级，努力构建云网一体、高度自动化、智能化的网络体系，夯实各行各业数智化转型基础[2]。2021 年，中国移动发布了《中

《中国移动自动驾驶网络白皮书》，面向流程定义了场景化分级标准，以分步迭代的方式提升网络运维自治水平，为实现 5G 乃至 6G 网络自治提供了启示和思路。

2.1 路标

“自智网络”要求“网络”的自动化和智能化，是将 AI 等智能化和自动化技术和网络相结合来实现网络的可预测性和运营自主性，旨在构建通信网络全生命周期的自动化、智能化运维能力。

自智网络分级框架将网络自治能力划分为 L0~L5 六个级别，从 L0 到 L5 的自智网络层级，意味着不同的网络特征和能力。同时基于 TM Forum 自智网络分级框架的指导原则，结合网络运维管理评估实际需求，从指导 IT 系统实现角度，描述了每个网络自治能力等级的特征。网络自治能力及其特征的对应关系和演进路径[2]如下图所示：

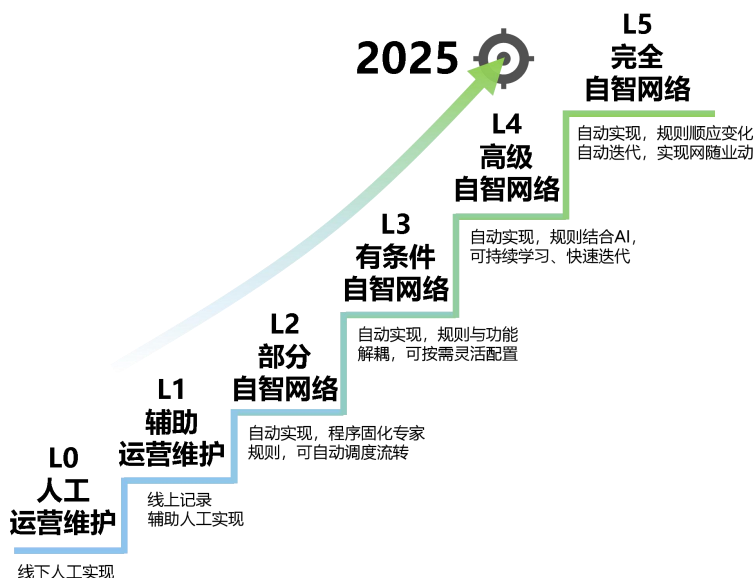


图 2.1-1. 自智网络分级和演进路径

中国移动针对自智网络理念，规划网络运维数智化转型，加大自动化、智能化能力建设，设定 2025 年网络运维自治水平达到 L4 的整体目标。L4 意味着网络高度智能化，能够针对目标场景完成自动化感知-分析-决策-执行的智能工作流，形成完备的自动化闭环流程，无需人工干预。其中，自动化感知能力让数据采集、处理、关联、共享、存储、管理全流程自动化，实现数据治理高效率和规范化；自动化分析能力是实现网络的智能分析和建模，完善模型泛化性和通用性；自动化决策和执行能力指具备一定的可信评估和自主决策能力，允许算法自主评估决策的好坏并自动在网络中执行，实现算法的安全可信。网络能够提供丰富的平台级、分布式算力服务，可在接口上支持管控信息和流程交互的自动化，具备一定的意图化接口能力，根据用户意图需求自动生成规则或策略。

6G 网络以实现 L5 等级的自智网络为目标。L5 意味着网络全流程智能化，网络具备完全意图管理能力，无需人为设定业务规则，能够根据业务场景智能化定制策略并自动迭代演

进，真正实现网随业动。L5 等级的自智网络旨在面向消费者和垂直行业客户提供全自动、零等待、零接触、零故障的创新网络服务与 ICT 业务，打造自服务、自修复、自优化、自治愈的通信网络。

2.2 挑战

通过 5G 自智网络的实践，我们发现不同于其他简单系统，移动通信系统具有“高系统性、高复杂性、高动态性和高可靠性保障”的特点，给数据获取、算法研发和应用部署带来了诸多挑战。

在数据方面，现网存在数据封闭不开放，难以获取网元内部深度数据的困局。现有网络制式中，无论是 2/3/4G 网络还是新建设的 5G 网络，用于网元自身优化的与用于网络运维管理的数据区分，网元与网管设备的功能耦合关系及系统架构并未有实质性的改变。网元内部数据类型的丰富度、统计精细度都要远优于网元上报给南向网管的数据，而后者又优于运营商北向网管设备能获得的数据。但出于设备实现隐私性、设备处理资源消耗以及传输资源消耗的考虑，网元内部的大量数据并未对运营商开放，仅用于网元内部及同厂商网元间接口的算法研发。这导致运营商对于网络真实状态无法做到全面、实时和精细的感知，对网络的管控只能停留在表层各类较长周期统计数据所能支持的范畴。同时，在能获取的数据中，存在着数据质量差的问题，比如部分数据缺失、样本集不平衡和缺乏数据标注等。由于数据存储资源有限，网络中保存的数据大多为半年期历史数据，时效性差。

在算法方面，由于网络环境的高动态性，网络特征原始数据的分布也呈现出高度的动态性，学术界用于算法创新的前提假设——“独立同分布数据”，在真实网络中往往并不成立。基于“不独立同分布”和“不独立不同分布”数据的建模是业界需解决的共性难题，需要进行科学问题的抽象，并充分利用网络知识。另一方面，出于移动通信系统的“高可靠性保障”要求，算法及其所作出的网络自治决策也必须是“安全”和“可信”的，才能对接于现网运营系统。对此，当前仅能在算法上线或决策执行后，通过网络性能统计指标来判断，存在网络性能恶化的风险。要保证算法的“可信”，算法可解释性方面的突破必不可少。虽然学术界已有一定的研究和突破，但尚无系统化、自动化的解决方案来破解以深度神经网络为代表的非线性模型的“黑盒性”，而选择结构上可解释性更好的简单模型，又可能带来性能上的损失。最后，针对不同网络自治场景的算法存在大量的重复开发和调优。集中部署的人工智能开放平台可以一定程度上减少算法的研发成本，但依然无法解决“烟囱式”的研发模式，无法实现网络节点间、地域间、不同自治场景间高效的算法重用和迁移。

在应用部署方面，移动通信网络的网络自治场景众多且复杂，大部分应用需要串接多个生产环节，而环节间的相关性分析主要依赖运维人员人工完成。仅网络运维领域就梳理出 11 类场景、37 项核心能力和 1300 余项子流程，分析工作耗时耗力。同时，当前众多 AI 应用的研发模式依然为成本高、效率低的线下“烟囱式”模式，算法部署在与网管设备或网元设备相连接的服务器上，呈现“外挂式”模式。网络自治场景下所需智能的生成、部署、评估和迭代优化等各环节均严重依赖人工完成，影响网络自治水平的提高。

2.3 启示

面向 2025 年达到 L4 级别自智网络和未来实现 L5 级完全自智网络的目标，在感知自动化方面，网络需要实现数据的深度开放，并实现数据采集全流程的自动化，数据处理、关联的自动化，以及数据共享、存储和管理的自动化。在分析和决策自动化方面，网络需支持算法的可信和可解释技术框架体系，且需支持自主决策，无需人工干预。在应用执行方面，网络需能实现自治场景和自治目标的自生成，支持目标场景全流程的智能化。在网络架构方面，需具备完整的自治闭环，以及平台级、分布式算力。网络在接口上需要支持执行自动化所需的管控信息和流程交互，具备意图化接口的能力。其中，有四项关键技术需求值得重点阐述：

1、数据深度开放

如前所述，当前网元内部的大量数据并未对运营商开放，这导致运营商对于网络真实状态无法做到全面、实时和精细的感知，对网络的管控只能停留在表层各类较长周期统计数据所能支持的范畴，无法达到高水平的自治效果，这成为面向 6G 网络自治需解决的首要问题。

考虑到设备供应商对于设备内部实现的隐私保护，直接公开设备内部所有数据并不是一种切实可行的方案。因此，进一步开放哪些数据？以何种方式对运营商开放？使得既能保护设备内部隐私，又能较好的表征网元状态，满足网络自治场景的需求。针对这点，除了新增标准化的数据类型外，也需要思考更多性价比可接受的技术方案。

2、数据价值提升

当前，基于软硬采、路测、MDT、MR 和网管数据提取等方式虽已获得大量数据，但存在数据质量差，价值密度低，获取效率低，时效性差等问题，既浪费了大量网络存储和传输资源，又无法较好支持网络所需智能的生成。如何使数据在采集、处理、存储、知识转化和应用等全生命周期各阶段都能精准匹配网络自治场景的需求，避免资源浪费，提高数据价值密度，是迈向 6G 网络自治需解决的关键问题。

为实现上述目标，6G 网络需要提升数据分析能力和价值挖掘能力，对海量异构数据精准感知、主动推送和动态按需采集，避免数据冗余。可考虑使用 AI 技术进行数据价值挖掘，通过对不同价值的数据进行云边端分布式存储和策略优化，提升数据服务响应速度，通过模型训练和知识推理进行场景动态适配，实现数据服务的智能编排调用、配置参数的智能调整。

3、自治需求生成

当前，自智网络实践中采用人工发现问题并使用 AI 解决问题的方式，始终受到人工认知的局限性，网络的智能化能力和网络潜力也无法最大化激发。同时，依赖人工的烟囱式解决问题的方式，往往在不同网络运维优化用例之间产生效果的冲突，如某小区覆盖性能的提升导致周边小区干扰的抬升和业务体验指标的下降，由此导致往复低效的优化工作。面向 6G，更加丰富的网络场景对网络架构、功能、服务的需求将千差万别，基于配置的方式将无法最大化地满足和适应。面向未来未知的新行业和新需求，由人工发现和总结网络自治需求则更不现实。以上均说明 6G 网络需要自动感知和发掘网络自治需求的技术手段，自动生成和调度网络自治用例，避免用例间冲突，保证叠加实施效果最优，最大程度减少人工的参与。

4、低成本试错寻优

现有网络中的运维优化决策在实施之前通常会由专家进行评估论证或需要经过较长时间的测试验证，以避免对网络性能产生负面影响，影响用户业务体验。以引入一项新功能为例，一般需要先进行实验室功能测试、外场性能测试以及入网的 FOA 测试后，方可进行现网设备的升级，周期长达一年之久。另一方面，决策实施后的效果也只有通过统计或路测相关网络性能指标才能获知，迭代优化周期长，成本高。面向 6G 网络实现完全自智的目标，网络需具备效果自动评估、高效闭环、敏捷迭代的能力，因此需要低成本试错和高效寻优的技术手段。

3. 6G 基于网络数字孪生的网络自治

数字孪生技术经过了多年的发展，其内涵愈加完善，并且正成为国家数字化转型的新抓手、跨国企业业务布局的新方向、全球信息技术发展的新焦点。数字孪生技术为 6G 网络的研究提供了新的思路与解决方案，通过构建数字孪生网络可以帮助 6G 实现具有自优化、自演进和自生长能力的自治网络，满足前述关键技术需求。基于数字孪生网络的 6G 无线网络自治系统需要引入新的概念、设计新的网络架构，构建相应的关键技术体系。

3.1 基本概念

“数字孪生”由 Grieves 教授给出了定义，数字孪生主要包含三部分：物理对象，虚拟对象，以及物理对象与虚拟对象之间的信息流。随后，“Digital Twin”一词在 NASA 的技术报告中被正式提出，并被定义为“集成了多物理量、多尺度、多概率的系统或飞行器仿真过程”。近年来，数字孪生技术不断发展，在航空航天、智能制造、智慧城市等领域的应用已相对成熟，数字孪生正成为国家数字化转型的新抓手、跨国企业业务布局的新方向、全球信息技术发展的新焦点[5]。

虽然学术界与产业界对数字孪生技术的定义与内涵尚未达成一致，但对其典型特征有初步的共识：双向精准映射，数字孪生技术可以实现物理对象在孪生体的全面呈现、精准表达和动态监测；实时性，物理对象和孪生体之间可以建立全面的实时联系，即孪生体是对随时间轴变化的物理对象进行表征，是对物理对象实时状态的映射；可扩展性，数字孪生技术具备集成、添加和替换数字模型的能力，能够针对多尺度、多物理量、多层级的模型内容进行扩展；全生命周期，数字孪生技术可以贯穿产品整个生命周期，包括设计、开发、制造、服务、维护乃至报废回收。

3.1.1 数字孪生网络

数字孪生技术为实现 6G 网络自治提供了新的思路与解决方案，即通过对网络本身进行数字孪生构建孪生的数字化网络。数字孪生网络是一个由物理网络实体及其孪生的数字化网

络构成的，且物理网络与孪生的数字化网络间能进行实时交互映射的网络系统。物理网元对应的孪生的数字化网元可以通过各种数据采集和仿真模拟手段来构建，进而在数字域形成网元的数字孪生体和网络的数字孪生体。在该系统中，各种网络管理与应用可以利用网络的数字孪生体，基于数据和模型对物理网络进行高效的分析、诊断、仿真和控制。

网络的数字孪生体作为物理网络设施的数字化镜像，与物理网络具有相同的网元、拓扑、数据，可实现网络和设备的全流程精细化“复制”，为网络运维优化操作和策略调整提供接近真实网络的数字化验证环境。因此相比传统仿真平台，基于网络的数字孪生体所训练的 AI 模型和预验证结果具备更高的可靠性。另一方面，数字孪生网络还会记录和管理网络的数字孪生体的行为，支持对其的追溯和回放，因而在不影响网络运营的情况下完成预验证，极大地降低试错成本。此外，数字孪生网络具备自主构建和扩展的能力，并能与 AI 技术结合，使其可探索出尚未部署到现网的新业务需求并在孪生的数字化网络中验证效果，从而实现网络的自演进。

中国移动前期发布的《数字孪生网络（DTN）白皮书》[1]提出了“三层三域双闭环”的整体架构。在此基础上，面向 6G 无线网络自治需求，本白皮书提出数字孪生网络中的资源对象将具有“三体”和“五态”，并通过“双闭环”实现持续的优化。完整的逻辑架构设计如下图所示：

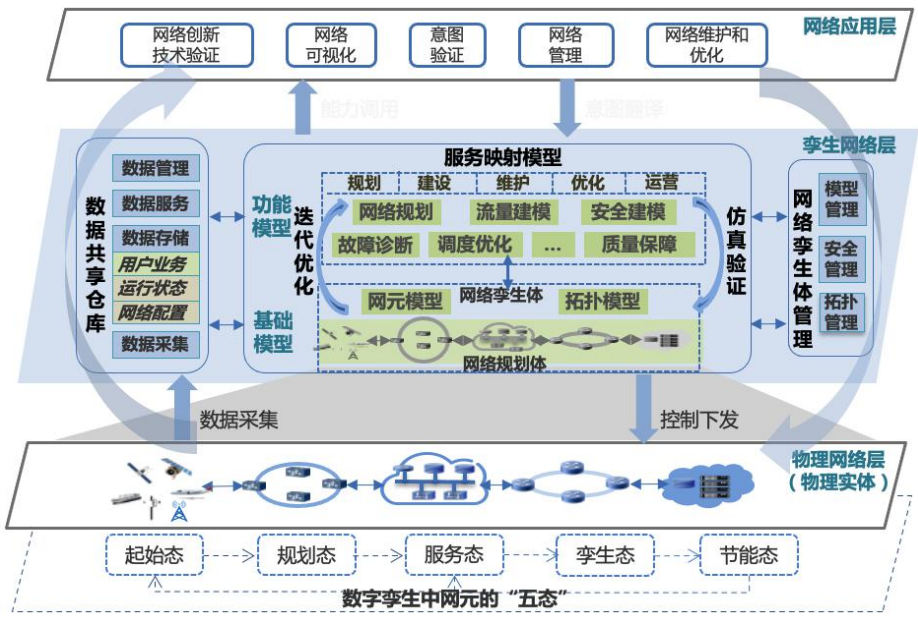


图 3.1.1-1. 数字孪生网络的“三层三域双闭环”架构

注：网络孪生体是指网络的数字孪生体，网络规划体是指网络的数字规划体

3.1.2 三体

6G 无线网络自治对象理论上可以是各种颗粒度的网络资源，比如功能、服务、基站、芯片、板卡、频谱、功率等，取决于具体网络自治场景。这些资源对象在数字孪生网络中将具有三个形态体：物理实体、数字孪生体和数字规划体。

物理实体是物理对象本身。对于硬件而言，就是硬件形态本身，比如基站的板卡、天线、芯片等；对于软件而言，是软件的载体，如镜像文件、各种形态的软件代码等。

数字孪生体是物理对象孪生的数字化对象，比如对网元进行孪生生成网元的数字孪生体，对网络进行孪生则生成网络的数字孪生体。通过采集物理实体上的多维测量数据，以及对物理实体的物理过程进行建模，在数字域构建物理实体的映像。在数字孪生网络中，数字孪生体与物理实体状态保持同步。考虑复杂度和成本，数字孪生体无需 100%全方位复现物理实体，而是根据网络自治场景需求，选择需要跟踪的状态属性和过程进行建模。

数字规划体是网络对物理对象在未来某时刻的期望状态进行规划后生成的数字化模型。它代表面向未来时刻，物理对象的优化目标。网络依据数字规划体中的数据对物理实体进行调整，使其不断逼近网络自治目标。数字规划体可能包括物理实体可调整的配置参数，可加载的软件功能，可优化的连接关系等。

对象的物理实体和数字孪生体是数字孪生技术中普遍提到的概念，而数字规划体则是基于网络自治特点提出的新概念。数字规划体代表了在网络自治场景下数字域的决策内容和结果，是数字孪生体与物理对象保持同步的目的，体现了数字孪生网络的决策智能水平，是构成网络自治闭环中的重要环节。当前，各行业数字孪生系统的构建主要关注在上行方向上，物理对象与其数字孪生体之间同步的实时性和精准度，而在下行方向上，数字规划体实施至物理对象的时延、准确度和性能抖动也直接影响网络自治效果。“三体”之间的关系为数字孪生体是物理实体状态的映射，网络根据数字孪生体及相关数据，生成数字规划体，按照数字规划体对物理实体进行优化调整。下图所示为三体之间的关系：

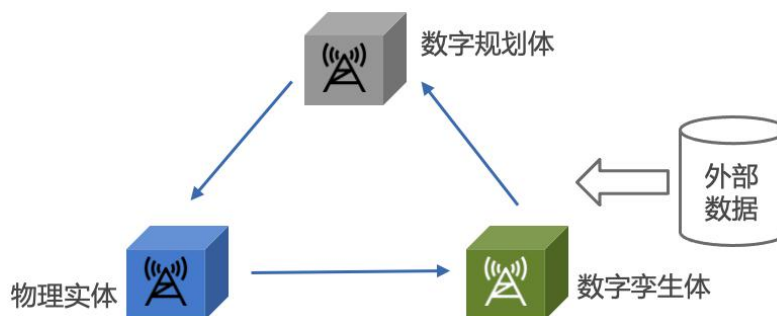


图 3.1.2-1. 数字孪生网络“三体”的关系

3.1.3 五态

不同于当前网络中相互割裂的规、建、维、优各阶段，6G 网络将通过网络数字孪生实现全生命周期高水平自治，即网络设备从供货到退服的所有状态均在数字孪生网络的管理中。为了区分设备在生命周期不同阶段与孪生的数字化网络的不同关系和技术需求，同时为了兼容不支持数字孪生的现有网络设备，本白皮书提出了五种状态的设计方案：起始态、规划态、服务态、孪生态和节能态。

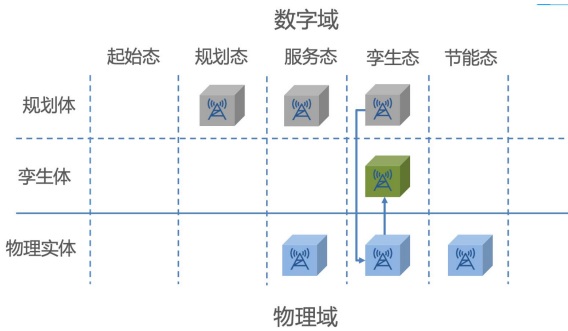


图 3.1.3-1. “三体”和“五态”间的关系

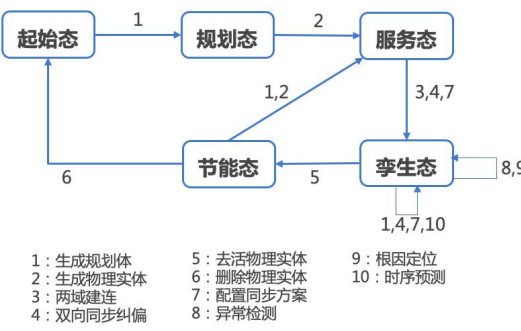


图 3.1.3-2. “五态”之间的转换

起始态是资源对象尚未入网，或已从网络拆除后的状态，数字孪生网络的数字域和物理域均不存在该对象。此时，该对象或许存在于产品库中，作为网络运维的库存资源，或是从网络中拆除，作为补忙的备用资源。若该对象曾经在网络中运行过，其对应的历史运行数据会得到保留。

规划态对象仅存在于数字孪生网络的规划方案中，即数字孪生网络规划出了对象的数字规划体，但物理对象尚未入网或因故障与网络断连。其数字规划体可能包括部署位置、规格参数数值，可配参数值、物理属性值、连接关系等。物理对象在入网启动后，将按照数字规划体进行初始配置。

服务态是对象完成入网启动，并依照数字规划体进行初始配置后，进入的状态。由于获得了初始配置数据，对象可在网络中正常运行，提供服务。在此状态下，数字孪生网络若需持续规划该对象，则对象进入“孪生态”，否则（如计算资源受限，或对象属于静态对象）停留在“服务态”，规划体不再持续更新，对象根据最近一次的规划配置数据在网络中运行。

孪生态对象在数字孪生网络中存在数字孪生体和数字规划体，物理对象与数字孪生体保持状态同步，并持续依据最新数字规划体进行优化调整。此状态下，数字孪生体、数字规划体均与物理对象之间建立了连接，以便对其持续优化。

节能态对象虽存在于网络中，但其数字规划体为空，也无数字孪生体。当数字孪生网络的规划方案中无需某些资源对象时，可关闭以节能。对于硬件模块，关闭对象等同于下电操作，对于软件实体，关闭对象等同于去实例化。当未来该对象再次出现在规划方案中时，将转入“规划态”。

由此看出，规划态是过渡状态，暂时处于规划态的对象在入网后会转入服务态、或孪生态或节能态，在网设备将主要在此三种状态间转换。对于不支持数字孪生的设备，会在服务态和节能态之间转换；对于支持数字孪生的设备，处于孪生态时，物理对象与孪生的数字化对象将交互的技术需求最多。“三体”和“五态”之间的对应关系见表 3.1.3-1 所示。

表 3.1.3-1. 三体五态间的关系

三体\五态	起始态	规划态	服务态	孪生态	节能态
数字规划体	无	有	有，静态	有，动态	无
数字孪生体	无	无	无	有，动态	无
物理实体	无	无	有	有	有

注：对于数字规划体和数字孪生体，标“无”表示无当前数字规划体或数字孪生体，但可能存在历史数字规划体或数字孪生体

3.1.4 双闭环

为迈向 6G 高水平网络自治，网络在架构方面需具备完整的自治闭环，以及平台级、分布式算力，以实现分层分域的多级闭环自治。标准化和行业组织中提到的自治闭环一般包括观察、分析、决策和执行四个环节。在数字孪生网络中，数字孪生体通过同步物理网络状态实现了“观察”，数字规划体对应了“决策”结果，物理实体是“执行”的对象。对于“分析”环节，由于数字孪生网络具备高拟真度的数字化网络环境，能够验证决策效果，为在数字域进行决策的闭环优化提供了可能，使得“分析”环节本身成为了一个闭环过程。因此，数字孪生网络的自治闭环是“双闭环”。

内闭环是指为生成数字规划体而进行的仿真验证和迭代寻优的过程。数字孪生网络中包含有网络全生命周期自治所需的各类功能或组件，比如各类规划、仿真工具，迭代优化所需的智能模型等，其最终目的是基于网络的数字孪生体提前做出网络下一时刻的规划，即生成网络的数字规划体。内闭环解决的问题是面向下一时刻的网络状态，如何在数字域生成理论上较优的数字规划体。

外闭环是指数字规划体下发到物理网络后，物理网络的新状态同步到数字孪生体后，数字孪生网络在数字域评估网络自治效果，并根据其与目标效果之间的差距，分析优化内闭环的功能和参数配置，使得内闭环能进一步生成更有效的数字规划体，从而不断逼近网络自治目标。由于种种技术因素，网络自治目标的达成无法仅靠一次规划过程，外闭环解决的问题是由技术因素导致孪生的数字化网络与物理网络间存在的不可避免的偏差，比如由于数据采集和传输技术引入的错误，导致网络的数字孪生体与网络真实状态不一致；由于采集数据种类的不足和预测算法的次优，导致对下一时刻网络状态预测的不准确；由于仿真技术的准确度不足，导致对规划配置或新特性的实施效果验证不准等等。

3.2 技术特征

2.3 节基于 5G 自智网络实践的启示，总结出了 6G 网络高水平自治的关键技术需求，包括数据深度开放、数据价值密度提升、自治需求自生成和低成本试错寻优。为满足上述技术需求，本白皮书提出数字孪生网络需具备的四项技术特征：

1、数字孪生网络中的模型可分为数据类模型、仿真类模型和智能类模型，标准化和非标模型并存。

数字孪生网络中的模型可用于双闭环的各个环节。数字孪生体和数字规划体的模型是数字孪生体和数字规划体的框架结构。数字孪生体的模型结合实时采集的数据即生成了数字孪生体。数字孪生网络按照数字规划体的模型来规划相关内容，生成数字规划体。数据类模型指依赖数据采集的、表征网络历史和当前状态的数据属性的集合，主要用于跟踪网络状态的动态变化。为支持数据的深度开放，需要依据网络自治场景的具体需求，制定更加全面的数据类模型标准。考虑到厂商实现的差异性，非标数据类模型若能带来性能增益，也能和标准数据类模型结合使用。另一方面，仅依赖数据类模型生成的数字孪生体无法有效地进行新特性或决策动作的试错和寻优，还需要能对网络物理过程和功能进行模拟的仿真类模型，以及能建立输入输出映射关系的智能类模型，三者按需选择或组合。对于仿真类模型，通过从数据类模型中提取相关配置数据的最新值，可以生成对网络真实物理过程或功能的数字孪生体。对于智能类模型，基于从数据类模型中提取的训练样本生成网络元素间的映射关系，也能作为功能的数字孪生体。三种模型间需提供标准化接口以实现模型的互联和替换，模型的实现可以多样。

2、网络自治需求的自生成和自解析，实现按需定制、动态生成的数据孪生体和数字规划体

为支持完全的自智网络，数字孪生网络能基于网络的数字孪生体对网络状态进行持续分析和预测，自动发掘网络治理需求和场景，生成网络自治用例。对于运维人员输入的上层意图，数字孪生网络能自动解析成相应的网络自治用例。对于已发的故障和告警，数字孪生网络能迅速定位根因，实施治愈方案。这些都有赖于网络的数字孪生体对网络状态以及数据间关系的准确刻画。为了在保证性能的同时，降低数据采集和传输成本，网络的数字孪生体和数字规划体需能够按需定制和动态生成。其中，按需定制是指根据网络自治场景和用例的需求选择数字孪生体和数字规划体的模型类别（数据类模型、仿真类模型、智能类模型），构建数字孪生体和数字规划体模型，配置数字孪生体和数字规划体生成过程中的各类参数，最大程度虚实同步数据量和同步频次。动态生成是指网络数字孪生体和数字规划体的模型及内容（如数据类模型包含的数据属性，智能模型的结构等）可根据网络的变化情况进行动态的增减、虚实同步频次动态调整等。这些都需要数字孪生网络具有内生智能能力，能准确识别出不同自治场景和网络环境下的高价值数据和模型。

3、基于并行交付的数字孪生体和数字规划体模型以及实时数据采集，可自动构建并扩展网络的数字孪生体和数字规划体

为支持网络全生命周期自治，数字孪生网络对网络的数字孪生体和数字规划体的管理应与物理网络实现自动同步，而无需人工参与。设备供应商在产品的设计和开发阶段即同步开发出产品的数字模型（数字孪生体和数字规划体模型）。并利用该模型对产品进行线下的调测和优化，直至产品符合交付标准。设备供应商向运营商交付产品物理实体的同时，一并交付该产品的数字模型。当产品在网络中部署后，数字孪生网络将自动获取该产品的数字模型，

按照拓扑连接关系扩充已有网络的数字孪生体，随后通过数据采集生成其数字孪生体，通过数字域优化生成其数字规划体。在并行交付的数字模型中，标准化模型部分可被数字孪生网络获取，而非标模型部分则可能依然隐藏于产品内部，因此需建立非标模型与标准模型之间的映射关系。

4、仿真场景自动设计，按需编排仿真 workflow，优化仿真性能

为使网络具备效果自动预评估、高效闭环、敏捷迭代的能力，数字孪生网络需能够进行仿真场景的自动设计、仿真 workflow 的自动编排和仿真性能的评估优化。仿真场景是指特定网络自治场景和用例下，需要验证的网络和业务场景、用户分布、效果影响对象、网络性能指标等。由于涉及到仿真验证成本，数字孪生网络需要根据自治场景目标解析出仿真预验证的网络场景、验证指标及仿真性能需求，构建所需的仿真场景，编排每种场景下的 workflow，管控仿真验证所需资源，评估并按需优化仿真性能（如仿真精确度、仿真耗时）。

图 3.2-1 示意了数字孪生网络、网络的数字孪生体、网络的数字规划体、双闭环、各类模型之间的关系以及上述四项技术特征对应的位置。圆圈中的数字代表技术特征编号。

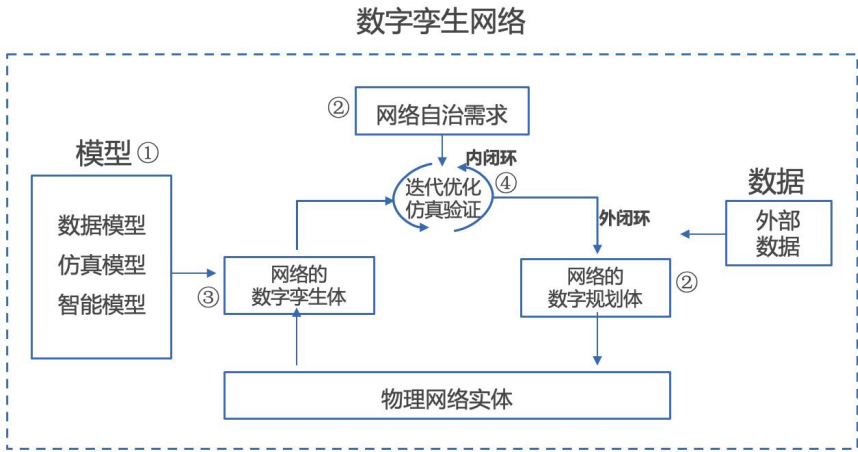


图 3.2-1. 数字孪生网络基本概念间的关系

3.3 网络架构

相比 5G，6G 新增内生的智能面、数据面和虚实交互的数字孪生网络，并通过内生智慧与数字孪生网络的交互与融合，实现 6G 网络全生命周期的高水平自治。

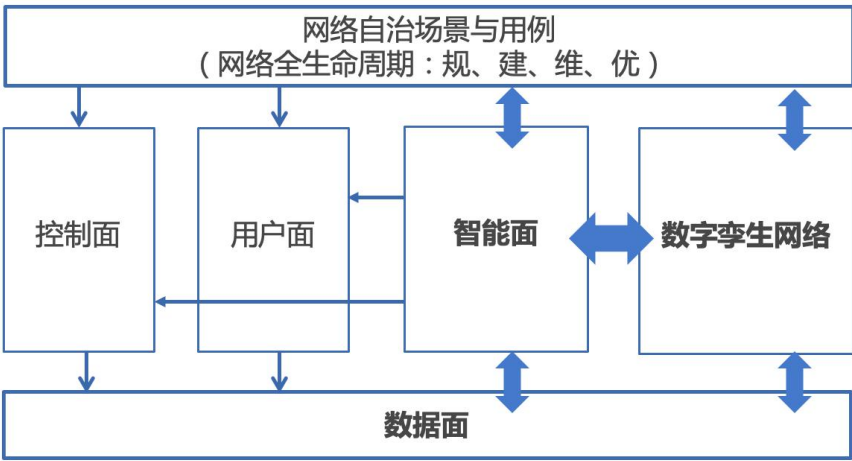


图 3.3-1. 6G 数字孪生网络、智能面、数据面关系示意图

3.3.1 端到端架构

6G 数字孪生网络将呈现集中式与分布式相结合、分层跨域的架构。局部域内的网络的数字孪生体、数字规划体及数字孪生基本功能用于支持域内的网络自治需求；端到端数字孪生平台则存储了基于各域数字孪生体构建的端到端网络级数字孪生体、数字规划体、以及所需的数字孪生基本功能，用于支持端到端网络级自治需求。这种多层跨域的闭环自治架构有利于数字孪生体和数字规划体就近按需生成，减轻了数据采集和传输压力，保护了设备内部数据隐私，同时又能及时支持不同规模范围内的网络自治需求，兼顾了网元级孪生的实时性以及跨域级孪生的端到端完整性。架构可支撑在网络边缘进行的、基于数字孪生体的各类应用和服务的优化，也可支撑端到端全局性的业务优化。同时，也易于与其他架构（如 6G 内生 AI 网络架构[6]）进行融合。从图 3.3.1-1 中可以看出，网络的数字孪生体、数字规划体和数字孪生基本功能将构成端到端孪生的数字化网络系统。

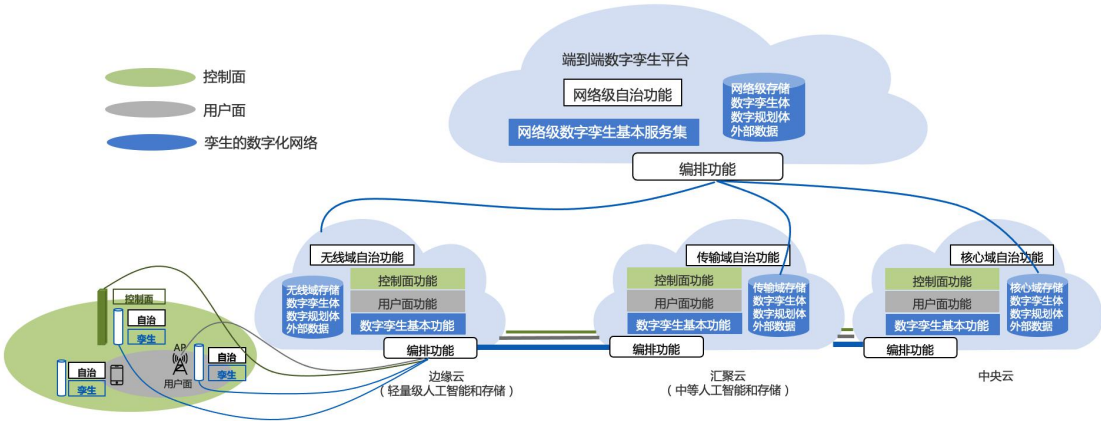


图 3.3.1-1. 孪生的数字化网络端到端架构示意图

为支持数字孪生网络的主要技术特征,数字孪生基本功能的设计及其对网络架构的影响分析如下:

1. 生成和解析网络自治需求：网络自身通过解析上层意图及对网络状态的分析，发掘出规建维优方面的需求。对于非实时的网络自治用例，该功能可以在管理面实现。对于实时性要求较高的自治用例，则需要控制面支持。
2. 构建、编排和调整数字孪生体和数字规划体模型：根据自治场景的需求，选择模型类型、构建模型结构、编排并组合模型。对于较为静态的自治场景，模型的构建可在管理面实现。对于动态性较强的自治场景，模型可能需根据网络状态的变化而快速调整，因此需要控制面支持。为了减少资源开销，需要识别不同自治场景和网络状态下的高价值数据和模型，进行在线调整。
3. 生成和更新网络的数字孪生体：结合实时数据采集和模型生成并更新网络的数字孪生体。由于数字孪生体需跟踪真实网络的状态变化，对于动态性较强的自治场景，对数据采集和同步的实时性、准确性有较高的要求，需要控制面支持；为了减少资源开销，需要识别不同自治场景和网络状态下的高价值数据，在线调整数据的采集和同步策略。
4. 生成和实施网络的数字规划体：基于网络自治目标和网络的数字孪生体，通过迭代优化算法和效果验证，生成数字域性能较优的数字规划体并实施到物理网络中。对于在管理面实施的自治用例，对该功能的实时性要求不强，可通过尝试多种优化算法和进行充分的建模仿真来实现；对于在控制面实施的自治用例，则需要高实时性技术的支持。

综上，数字孪生网络将依据网络自治场景的性能需求，灵活选择合适的架构，构建、编排并调整各类模型，生成、更新并实施数字孪生体和数字规划体。在此过程中，数字孪生网络将强烈依赖于高性能的数据和智能能力，当前烟囱式的数据采集手段和外挂式的智能提供方式已无法支撑，需要体系化的、内生于 6G 网络中的数据和智能能力体系，即需要新增“数据面”和“智能面”。

3.3.2 数据面

考虑网络自智实践中数据方面的挑战，以及数字孪生网络对高性能数据服务的需求，6G 将在网络架构中新增“数据面”[7]。数据面中的数据元素将涵盖网络内部和外部数据，具体包括业务数据、用户数据、网络数据、感知数据、外部数据、资源层数据等。基础数据服务包括数据采集、数据预处理、数据存储、数据访问、数据共享与协同等，基础数据服务具有如下技术特征：支持可信的认证、授权、访问，高效的数据存储和管理，按需动态的数据采集、数据预处理和聚合，对外能力开放和注入等。图 3.3.2-1 展示了 6G 网络数据面逻辑功能架构。

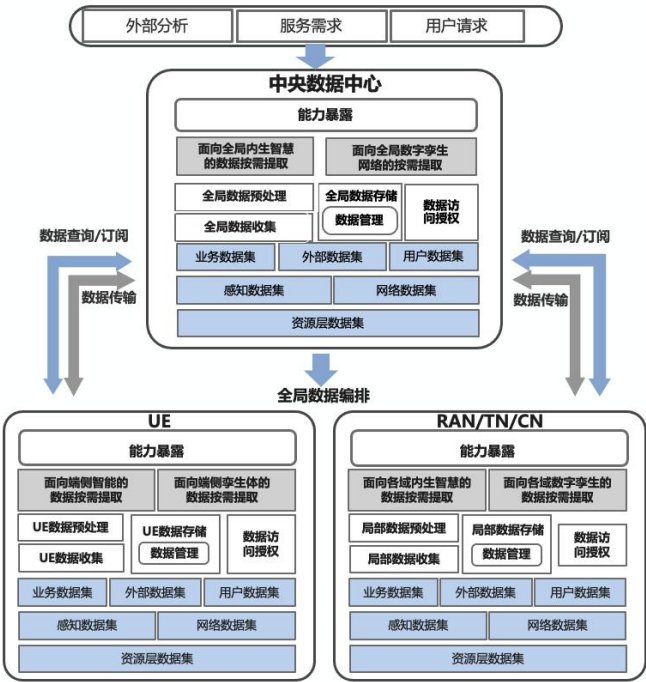


图 3.3.2-1 6G 新增数据面功能架构示意图

6G 数字孪生网络将调用数据面基础服务以生成、存储、访问和传输其数字孪生体、数字规划体以及各种模型。为实现按需定制、动态生成的网络的数字孪生体和数字规划体，数据面需要结合 6G 网络新增的智能面[7]，将 AI 与数据服务紧密结合，在数据采集、处理、存储、知识转化、应用等多个方面促使数据服务能力进化，形成自生长的数据服务。通过 AI 与数据服务的结合，AI 为数据服务提供网络感知能力以及数据采集、处理、流转等过程的智能策略/算法，为数据应用提供知识关联。自生长的数据服务具有以下特点：对海量异构数据精准感知、主动推送和动态按需采集，避免数据冗余，提升数据分析能力和价值挖掘能力；使用 AI 手段进行数据价值挖掘，通过对不同价值的数据进行云边端分布式存储和策略优化提升数据服务响应速度；通过模型训练和知识推理进行场景动态适配，实现数据服务的智能编排调用、配置参数的智能调整。

数据服务能力可以从数据采集、数据中间处理和数据应用三个层面进行提升，实现数据服务的自生长[8]。网络的数字孪生体和数字规划体可作为一种数据应用。

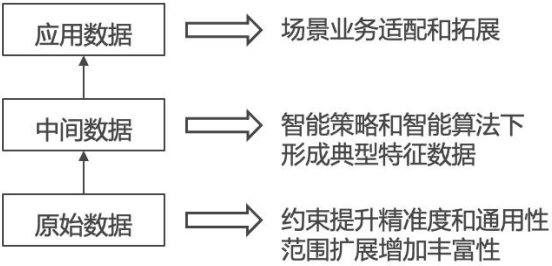


图 3.3.2-2. 数据服务自生长

3.3.3 智能面

6G 在设计阶段考虑和 AI 的深度融合，不同于 5G 中的 AI 功能叠加、外挂等方式，6G 内生 AI 将算力、数据和模型进行端到端控制和编排，在架构层面支持连接、计算、数据和 AI 等不同领域的技术深度融合，支持将 AI 能力按需编排到无线、传输、承载、核心和云等，为高水平网络自治和多样化业务需求提供智能化所需的基础能力。[6]提出了 6G 内生 AI 的智能面架构。

6G 网络自治是内生 AI 的驱动力之一，数字孪生网络对于智能的需求将均通过 6G 的智能面获得，包括网络自治需求的生成和解析、迭代优化生成数字规划体、数字孪生网络所需智能模型的生成和更新、按需动态调整数字孪生体、数字规划体及其模型等等，这些需求将成为智能面的 AI 用例[8]，通过调用网络的各种 AI 服务（包括 AI 训练、AI 验证、AI 推理、AI 数据）得到满足。在此过程中，网络自治的性能需求将被解析或映射为每项 AI 服务的质量需求（QoAIS），通过智能面的 QoAIS 评估和保障机制得到满足。图 3.3.3-2 所示为智能面的功能设计示意图。

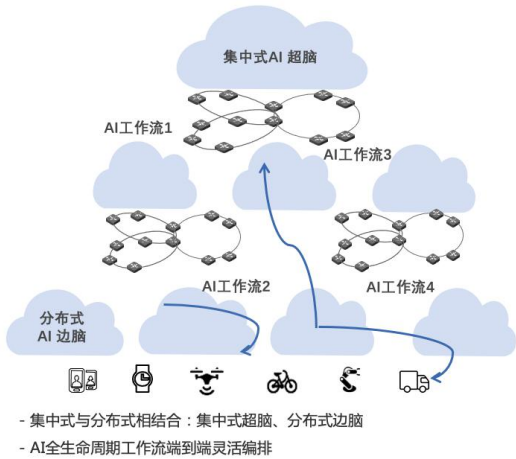


图 3.3.3-1. AI 全生命周期 workflow 编排

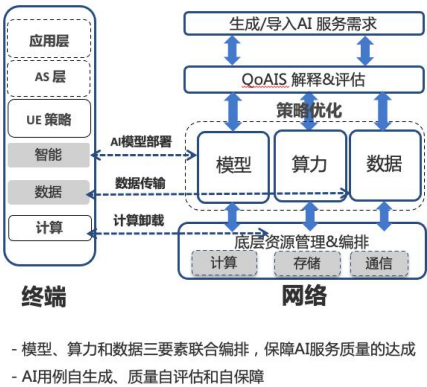


图 3.3.3-2. 6G 智能面功能设计示意图

3.4 关键技术

本节基于 2.3 中提到的 6G 网络高水平自治的技术需求，对可能满足上述要求的技术进行简要介绍。面向数据深度开放，需要对数据的采集分析与增广开展研究；为提升数据价值密度，可考虑利用知识图谱对数据进行更深层次的分析；而自治需求的自生成和低成本试错寻优，可借助基于强化学习的模型性能预验证以及仿真微服务化来实现。此外，为确保数字孪生网络的稳定性，数字孪生网络的纠偏技术也将在本节介绍。

3.4.1 数据采集与分析技术

数字孪生网络的构建离不开数据采集，从无线通信网络中的终端、基站、核心网和网管中采集到的数据为多源异构数据。异构数据经过清洗、分类、关联和构建等标准化预处理操

作后，高度汇聚形成基础数据仓库。基础数据仓库可以维护不同的数据来源，在此基础上，可以对数据进行进一步的分析，比如相关性分析、聚类、内生因素提取和知识图谱构建等，建立面向特定主题/服务的主题库。基于通信网络内生因素关联关系分析，数据仓库能够为各种智能网络优化应用场景提供各类特征数据集。数据采集与分析技术的逻辑架构如图所示。

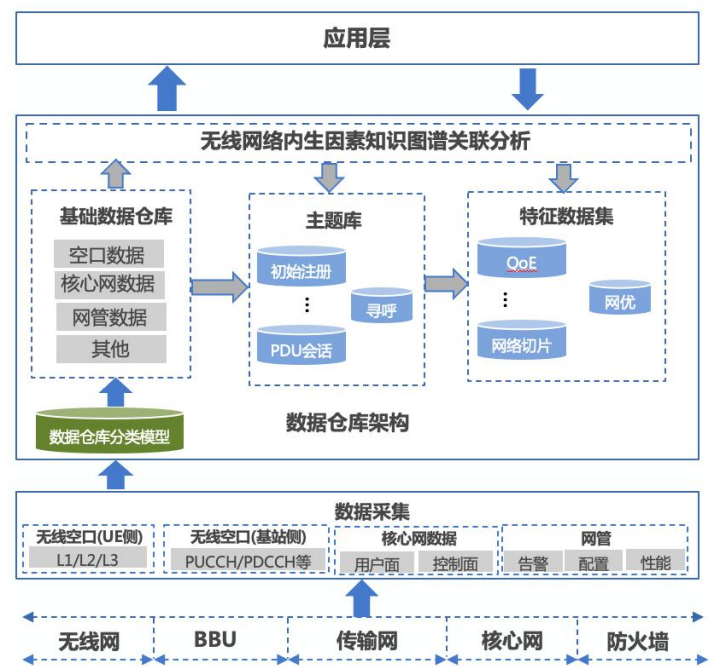


图 3.4.1-1. 无线通信网络数据采集与分析技术逻辑架构

数据采集涵盖数据采集的多个过程，现网中主要通过 DPI（深度包检测）采集技术完成采集、打时戳、去重等功能，得到的信令数据被信令解码技术解析成 Bit 级数据，业务数据被 DPI 和 DFI（深度/动态流检测）重组整形，并被针对不同的协议和应用进行翻译和识别。这些数据通过用户信息等分析技术完成关联回填并生成接口数据。6G 网络中，为了满足多元化的需求，需要采集更多的数据，比如 SDN 组网下由 MANO、SDN-C、Vswitch 等新接口支持的数据采集。

数据预处理是对采集的无线通信网络原始数据进行数据处理、按时间分区、非结构化数据做结构化处理和 ETL 入库等操作，包含对数据的关联回填、数据清洗、数据转换、数据加密和数据加载等流程。

数据经过采集、预处理和统计指标提取等操作后，得到基础数据仓库[9]。基础数据仓库是基础主题库的准备区，通常会尽量保留数据最原始、最完备的特征和属性，根据数据模型将网络数据进行分类，并对源头数据进行全量或者增量更新处理[10]。

数据处理技术还包括构建数据的知识图谱，对数据进行关联规则分析、聚类、内生因素提取等处理，在面向主题的层次上对网络数据进行完整且一致的分析，并刻画各个分类所涉及的各项数据，以及数据之间的关系，构建特征数据集，如用户体验质量（QoE）特征数据集、无线网优特征数据集等。

数据仓库还具备按需定制功能[11]，能够根据各类通信场景和通信人员研究需求，基于主题库中关联规则分析模块的分析结果，如节点的量化表示、两两节点间关联度，按需对数据进行进一步的处理、提取特征数据，并可根据特征提取效率、特征敏感度、拟合度等指标对特征数据进行评估，对数据进行进一步过滤，筛选出对应特定 KPI 且满足要求的特征，构建按需定制的特征数据集。

3.4.2 数据增广技术

数字孪生网络利用真实无线网络状态数据来训练虚拟场景，并可以对真实数据进行数据增广，模拟更全面的虚拟场景，提供多样性更好的训练数据，然后对网络关键性能指标或者模型进行预验证，可以实现性能更好、更鲁棒的决策配置或者模型。

以大规模 MIMO 权值优化为例，一方面大规模 MIMO 权值组合空间庞大，参数数量随基站数目增加呈指数型增长，受限于时间成本和金钱成本，真实无线网络很难采集到所有用户分布（比如用户位置信息、用户 DOA 信息）、天线权值组合下的波束图样数据样本（比如波束方位角、下倾角、水平波束宽度、垂直波束宽度等），另一方面大规模 MIMO 权值频繁调整可能对无线网络性能造成不良影响。利用数据增广技术可以将无线通信物理模型和真实无线网络数据相结合，对波束图样进行数据增广，生成更多用户分布、信道环境和天线权值下的虚拟波束图样场景，用于指导智能天线权值优化算法设计。以此为基础对大规模 MIMO 天线权值配置方案进行预验证和迭代优化，从而提高大规模 MIMO 权值优化的及时性和鲁棒性。

条件生成对抗网络（CGAN）是实现波束图样拓展的关键技术之一[12]。在生成对抗网络（GAN）的基础上加入额外的条件信息，能对生成的数据施加一定控制，常被应用于计算机视觉和文本生成领域。由于 CGAN 自身的生成-对抗结构，并且输入噪声具有随机性和一定的可控性，因此在通信领域也具有一定的应用前景，主要体现在两个方面：一是虚实对抗学习，通过 CGAN 自身的结构达到自适应调节的目的来动态地适应网络环境；二是用于数据增广，通过输入噪声和可控条件达到增广数据集的目的。基于 CGAN 的波束图样拓展模块利用用户位置分布和天线权值作为条件，生成模块对波束图样进行增广，同时判别模块输出增广样本和真实样本的判别结果，通过生成模块和判别模块的虚实对抗学习实现有效可控的数据增广。

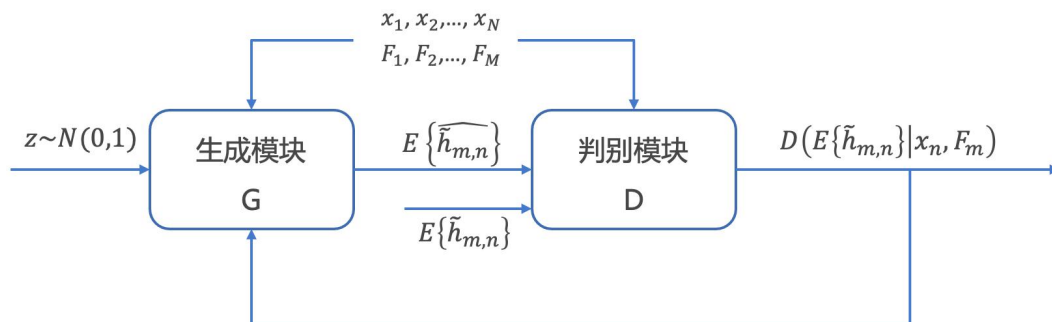


图 3.4.2-1 基于 CGAN 的波束图样拓展模块

3.4.3 数据与知识协同驱动的预验证

当前，数据与知识协同驱动的智能算法是目前研究热点之一。在机器学习领域，尤其是深度学习和强化学习等数据驱动方法，通过将传统理论知识和数据驱动算法相结合，能有效解决传统理论模型与数据驱动算法的局限性，如传统理论模型求解复杂、数据驱动算法对数据量的需求问题等。因此在数字孪生技术中，可以考虑将二者相结合用于降低算法的数据需求[13]，同时还可以使用通信理论模型指导基于深度神经网络的强化学习算法设计降低计算复杂度并提高算法性能。数据和知识协同驱动的智能算法可用于数字孪生网络的预验证模块。如图 3.4.3-1 所示，在大规模 MIMO 天线权值调优的 KPI 预验证模块中，可以将用户位置分布和天线权值方案以及相对应的波束图样作为输入，利用基于深度神经网络的强化学习估计基于传统理论知识建立的 KPI 模型中所需的参数 τ （例如通过深度神经网络估计得到信号强度、干扰强度和噪声等未知参数），进一步根据 KPI 模型（例如香农信道容量公式等）得到 KPI 预验证结果，通过数据和知识协同驱动提高预验证性能。

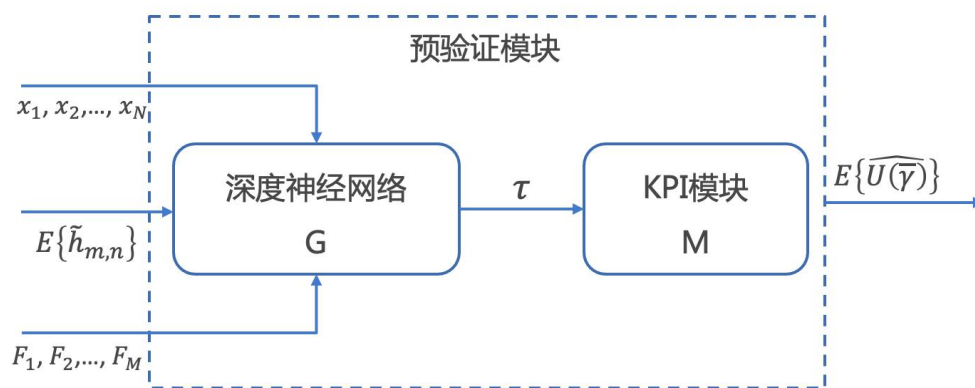


图 3.4.3-1. KPI 预验证模块

3.4.4 知识图谱和图神经网络

数字孪生网络中终端节点呈现密集化、动态化、业务需求规律化等特点，为了有效厘清这些变化之间的内在因素关联关系，借助数据挖掘、知识图谱和机器学习等智能理论的发展，使海量数据的收集、分析、聚类及内在因素关联关系分析成为可能，从而使数字孪生网络的有效性、通用性、直观性得到提高[14,15]。

例如可借助知识图谱得到无线通信网络协议内生因素的关联。首先构建知识图谱，第一步需要定义图谱中实体的类型与属性，第二步则需要对不同实体间的关系进行定义，第三步将定义的实体与关系写为三元组的形式（三元组是知识图谱的一种通用表示形式，由 2 个具有语义连接关系的实体和实体间的关系组成），最后根据得到的三元组形成所需的知识图谱。在依据无线通信网络协议关联规则建立的内生因素（通过采集的数据字段与内部算法计算出的关联关系）知识图谱之上，通过定义节点稀疏表示向量及其余弦相似度获得节点间的相似度从而实现知识图谱图结构的更新，结合知识图谱新的拓扑结构与节点关联分析，该方法完

成了对图谱各节点关联度的计算和特征向量的表示学习,为节点间关联关系的深度推理与挖掘提供了技术支撑。此方法的实现流程,如图 3.4.4-1 所示。

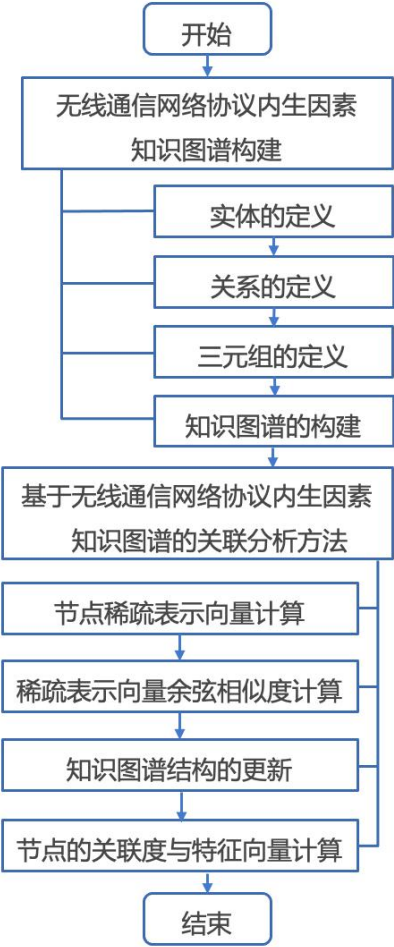


图 3.4.4-1. 知识图谱的构建与关联分析方法的流程

进一步,如果充分利用无线网络大数据和人工智能构建无线网络元模型(具有多场景迁移能力的预训练模型)和元算法(将元模型应用到不同场景中,形成的可以在多场景多任务环境下都能保证性能的算法),还可形成泛化能力强,可迁移到多种环境中的数字孪生网络。

但引入知识图谱后,数字孪生网络所使用的深度学习方法则面临着挑战。传统的深度学习方法在基于欧氏空间数据的特征提取方面取得了巨大的成功,但知识图谱中的数据是从非欧式空间生成的,传统的深度学习方法在处理非欧式空间数据上的表现却仍难以使人满意。因为知识图谱中图的数据节点与拓扑并不规则且不同数据节点间并不独立。通过引入图神经网络[16],使模型能够考虑输入数据的规模、异质性和深层拓扑信息等,在挖掘知识图谱的深层次有效拓扑信息、提取数据的关键复杂特征和实现对海量数据的快速处理等方面显示了令人信服的可靠性能。

3.4.5 仿真服务化

现有仿真平台仿真功能较为专一，不同模型相互之间的联动比较困难，对仿真建模、资源调度、系统管理等典型仿真特点支撑不够，难以作为数字孪生网络的高效的预验证环境[17]。面向 6G 的数字孪生网络，需要加大开展对仿真平台服务化的研究，针对跨域协同等特点形成一套完整的服务化仿真支撑平台。

面向 6G 的数字孪生网络仿真应具备以下能力：（1）按需组织服务：在平台运行过程中，可参考具体的需求状况，提供相应的仿真支持，并不需要人进行交互，实现 SON 自治网络的自配置功能。（2）网络普适接入：设计如 RESTful API 的轻量级通信机制，允许各类网络，各类设备的跨端接入。（3）资源池构建：使用标准化方法和流程将各种资源整合建成资源池，以便服务多个用户。根据用户需求，不同的物理和虚拟资源能够动态地分配和再分配。（4）服务联动：可根据需要将不同仿真组件进行联动，组合形成符合标准化的接口与服务标准的更多样的服务。（5）可重用性提升：通过微服务机制，利用定义明确的服务接口，以更小的模块提供更精确的服务，进而便于接口重用。

目前已有的微服务仿真架构研究[18]指出，基于微服务化的建模仿真架构可提供一系列灵活、可插拔的微服务仿真技术组件，每个微服务组件实现一个小的、高度可重用的功能，针对不同场景可按需索取，灵活组装、联动。仿真工具、仿真调度平台等部署在云端，用户可通过云化应用平台提交和管理仿真任务，快速获得弹性、可靠、安全的仿真服务。架构可分为五层，以应用门户层为输入设计，应用服务层为业务提供，数据交换层为资源调度，资源层为模型封装，物理网络层为基础支持，形成微服务仿真的功能闭环[19]。通过容器虚拟化技术及分布式系统架构作为基础架构底座，以 DevOps 为原则实现现有仿真平台的“云迁移”；通过微服务的仿真组件联动，实现数字孪生网络中的资源对象在三个形体间的通信和五个状态间的转化。

3.4.6 预验证结果纠偏技术

数字孪生网络在长期的运行中，可能出现采集数据传输错误、预测数据与真实数据差异较大、孪生环境与真实环境出现差异等情况，这些会使得数字孪生网络生成的决策与期望决策差异较大，甚至会对真实网络产生不利影响。这些差异可能由数字孪生网络的各个环节产生，比如数据采集、状态预测、决策生成、决策效果预验证等，可以分别针对这些模块的差异进行纠偏，比如对状态预测模块的训练数据在线更新以对预测模型进行纠偏，或对直接影响孪生网络层最终决策的模块进行纠偏，即决策效果预验证模块。

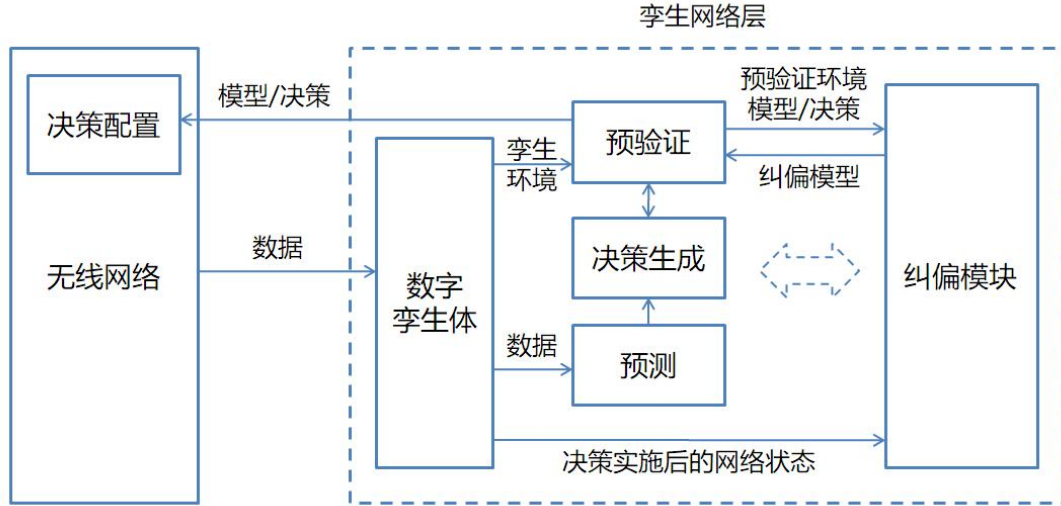


图 3.4.6-1. 决策预验证结果纠偏流程

在大规模天线波束权值优化场景中,可以设计纠偏模块对决策效果的预验证结果进行矫正或优化。当决策中的天线波束权值配置到物理网络后,网络状态将更新并同步到数字孪生体中,即决策实施后的网络状态,经数字孪生体上报给孪生网络层中的纠偏模块。与此同时,纠偏模块收集预验证环境(含基站参数、建筑物参数、用户位置等)信息和权值配置决策 d ,根据这些数据生成对权值配置决策的RSRP预验证性能 r 的纠偏模型,对预验证性能 r 进行纠偏,使其更符合无线网络在权值配置决策实施后的真实效果,孪生网络层可根据矫正的预验证性能效果评估多种候选权值配置决策,并且能够进一步确定预验证性能偏差出现的原因,如数据采集和传输误差、状态预测误差、网络数字孪生体的拟真误差等,具体计算方法[13]如下:

记纠偏模块存储历史的专家权值配置决策 d_{t+1} 、专家决策的RSRP性能 $\hat{r}_{d_{t+1}}$ 、强化学习算法权值配置决策 u_{t+1} 、算法的RSRP性能 $\hat{r}_{u_{t+1}}$ 、预测的下一时刻用户分布状态 \hat{s}_{t+1} 、采集的下一时刻真实用户分布状态 \bar{s}_{t+1} 、最优权值配置、本次权值决策的真实RSRP r_{t+1} 。通过如神经网络算法,以历史的状态-决策-预验证结果对、状态-决策-网络性能对训练得到纠正预验证结果的模型,以状态、决策、预测性能为输入,可以得到纠偏后的预验证性能:

$$\text{专家经验决策的预验证性能: } \hat{r}_{d_{t+1}}^{DT} = f(\hat{s}_{t+1}, d_{t+1}, \hat{r}_{d_{t+1}}, \bar{s}_{t+1})$$

$$\text{强化学习算法决策的预验证性能: } \hat{r}_{u_{t+1}}^{DT} = f(\hat{s}_{t+1}, u_{t+1}, \hat{r}_{u_{t+1}}, \bar{s}_{t+1})$$

3.5 网络全生命周期自治

网络生命周期一般包括规、建、维、优等阶段。现有网络自治水平较低，网络生命周期各阶段相互割裂，较多工作需要在线下依赖人工完成，资源和时间成本高，OPEX 高。6G 将通过数字孪生网络接管网络全生命周期的工作流程，基于“三体”、“五态”和双闭环，对各阶段技术方案进行线上寻优和验证，形成高水平闭环自治，大幅降低人力消耗。在数字孪生网络中，网络的生命周期将主要经历“持续规划”、“虚实对接”和“故障自愈”三个阶段。

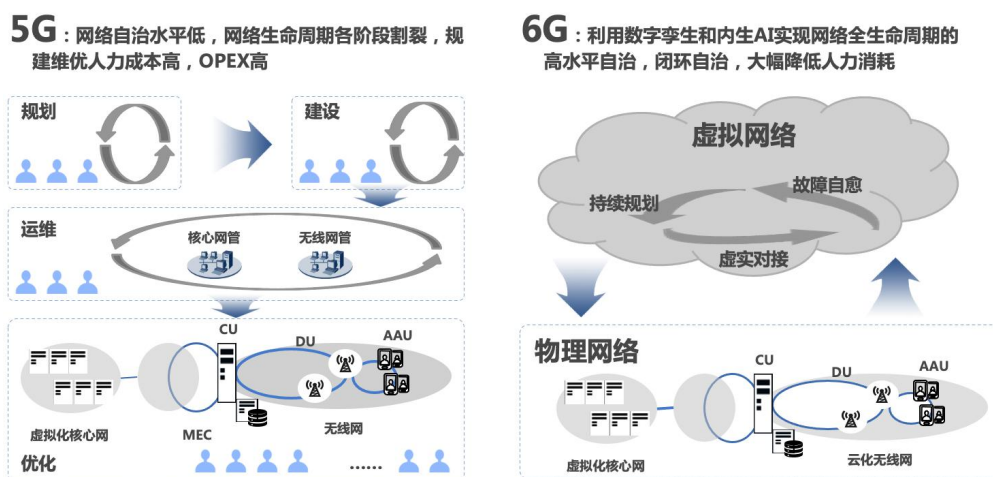


图 3.5-1. 5G 网络运维管理与 6G 数字孪生网络自治的对比

3.5.1 持续规划

在数字孪生网络中，由于数字域在持续同步网络的当前状态，预测网络未来状态，并提前规划下一时刻网络的参数（数字规划体），传统网络规划和优化工作将均由数字孪生网络中“生成数字规划体”来实现，按照时间尺度区分为“生成长时数字规划体”和“生成短时数字规划体”。如当覆盖、容量和业务需求改变时，基于无线资源与设备能力，设计网络或站点方案（包括区域性网络规划，补盲站点规划、补热站点规划、站点扩容）属于生成长时数字规划体；为使网络各项性能指标满足预定要求（如覆盖、容量、移动性、接入性、用户体验、负载、PCI、ANR、节能等方面指标），而进行的参数配置优化、软件升级等属于生成短时数字规划体。下图示意了数字孪生网络生成数字规划体的通用流程框架：

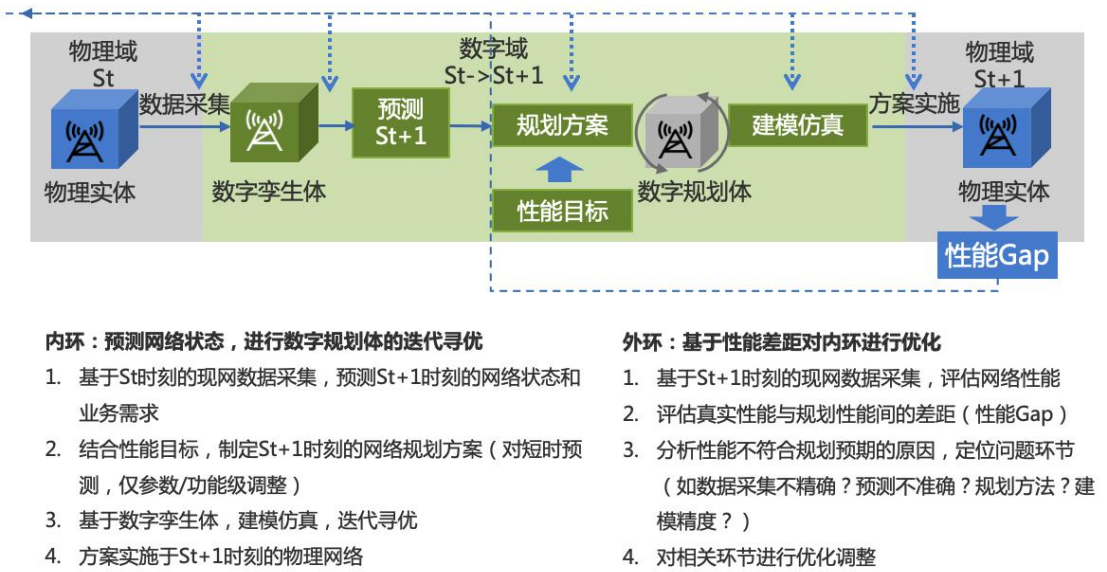


图 3.5.1-1. 数字孪生网络生成数字规划体的流程

3.5.2 虚实建连

网络建设阶段主要依赖人工，网络自动化能力主要体现在设备的自启动方面。以基站设备为例，基站自启动使基站或硬件模块在规划站址上进入正常工作状态，除安装和上电为手动，其他过程均自动化，包括自激活（软件、配置、license）、自检、自认证、自配置等过程。现有网络已支持自检、自认证、自激活过程，在 6G 数字孪生网络中，需在该过程中完成物理实体与数字域的对接，通过连接提前生成的“数字规划体”完成基础软件和无线参数的自配置，建立双向同步连接，构建数字规划体和数字孪生体，完成从“规划态”到“服务态”或“孪生态”的转换。下图示意了 6G 数字孪生网络中虚实对接的过程：

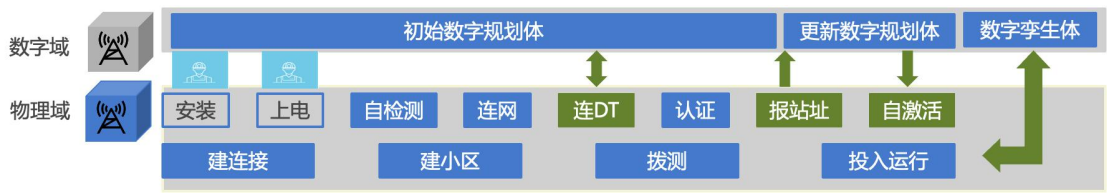


图 3.5.2-1. 6G 数字孪生网络中虚实建连过程

3.5.3 防愈结合

通过数字孪生网络的持续规划，已能避免部分网络性能恶化的风险，提前治愈一部分潜在的故障。但部分由外部突发事件导致的故障类型，比如小区退服、链路断、设备断电等，无法避免，只能在事后修复。因此，在故障自愈方面，数字孪生网络需同时进行主动预防和

被动修复。另一方面，由于网络出现故障的概率较小，现有网络中故障样本的获取非常困难，自愈方案有效性难以验证，数字孪生网络由于具备生成虚拟网络场景和效果预验证能力，可帮助解决故障样本少、解决方案有效性难验证的传统难题。

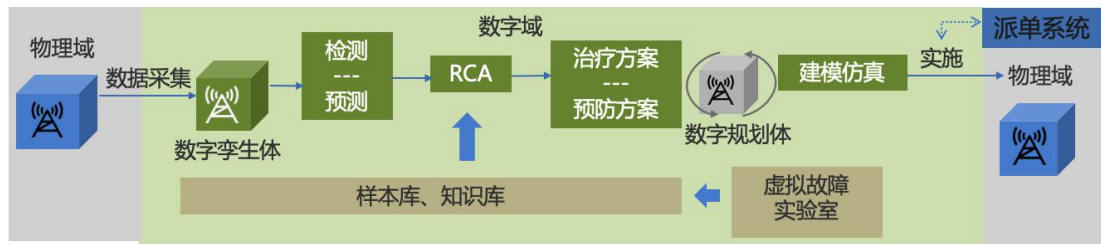


图 3.5.3-1. 6G 数字孪生网络的故障自愈流程

除了通过“双闭环”对故障场景下的网络数字规划体进行持续优化以实现自愈目标外，数字孪生网络还将通过“虚拟故障实验室”构建故障识别和自愈知识库。通过收集真实故障场景下的数字孪生体和数字规划体，生成真实故障知识；通过在孪生的数字化网络上人为制造故障，实施治愈方案，收集样本，生成虚拟故障知识；同时结合运维人员专家经验，将为故障的检测、预测、根因定位、预防和治理提供充足的信息。

3.6 案例阐述

本章节将通过三个网络优化案例阐述数字孪生网络的概念、特征、架构和技术在真实应用场景下的具体体现，以及基于数字孪生网络实现的潜在性能优势。

3.6.1 大规模天线波束权值优化

为应对更灵活的波束配置，更精准的用户需求，更复杂的优化场景的挑战，5G 无线网络需要根据地理特征和用户分布，对大规模天线波束权值进行智能寻优，生成场景化的自定义波束。目前业内主要的解决方法有各类启发式寻优等方法，如遗传算法、粒子群算法、飞蛾算法等，但是由于现有的仿真技术只能评估这些技术方案的部分性能，比如下行接收端 rsrp，无法仿真评估更多的指标，因此无法对技术方案性能进行全面预验证，无法准确评估波束配置方案在现网应用的效果，生成的决策可能会影响网络性能。

基于网络数字孪生的智能天线权值优化技术将无线通信物理模型和真实无线网络数据相结合，建立网络的数字孪生体，并融入了专家经验作为权值决策的保障，对决策的性能进行预验证进一步保障决策性能，以此为基础对大规模 MIMO 天线权值配置方案进行迭代优化。基于网络数字孪生的智能天线权值优化技术原理如图所示。

该技术根据当前网络状态和相对应的网络优化需求，按需采集包括网络环境信息、信道状态信息、用户状态信息等真实无线网络数据，并结合数据模型、仿真模型、智能模型，建立包括用户状态预测模型、决策生成模型、决策选择模型等主要模块的孪生网络层。其中，无线移动网络，含基站和终端，构成了数字孪生网络的物理实体，移动网络在数字域中的孪

生数据，含用户位置信息、用户接收的控制波束 RSRP、基站参数（如基站位置、系统带宽，载波频段，基站发射功率，天线参数、空口信道模型）等，构成了网络的数字孪生体模型中的属性，网络覆盖待优化区域的波束权值组合为数字规划体模型中的属性[13]。

数字孪生网络内环能够预测网络下一时刻的状态（用户位置信息），据此做出波束权值决策。利用相互结合的专家知识（区域内用户位置分布与波束权值之间的映射）和人工智能（强化学习）生成权值分配决策，其中，专家知识保障波束权值决策应用到物理网络中的性能下限，数字孪生网络选择专家知识和强化学习生成的波束权值中覆盖效果更优的作为效果验证对象。之后，数字孪生网络能够将波束权值在预验证环境中对其应用后的网络覆盖性能进行预验证，并对权值决策迭代优化，生成最终的数字规划体。数字孪生网络将天线权值配置指令下发到真实无线网络，完成对网络覆盖性能的优化。数字孪生网络外环能够根据真实网络反馈的覆盖性能，评估离覆盖目标的差距，分析误差产生的原因，训练纠偏模型并对数字孪生网络预验证的覆盖性能进行纠偏校正，同时可以优化强化学习决策生成算法和专家经验库。

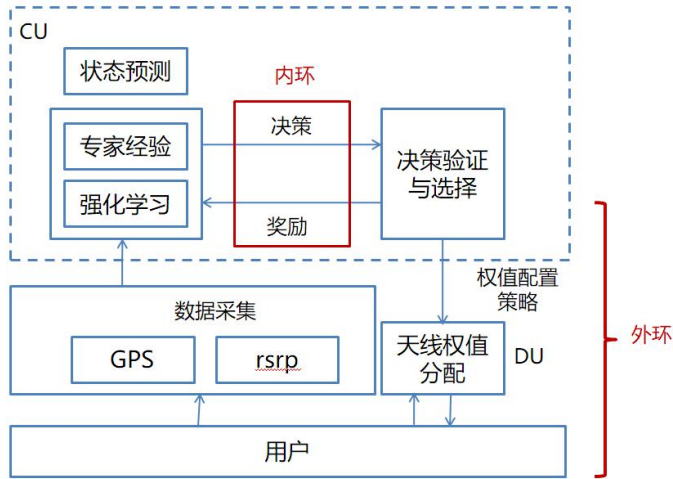


图 3.6.1-1. 基于网络数字孪生的智能天线权值优化原理图

面向未来 6G 无线网络，更高频段的应用（如毫米波、太赫兹等）将带来覆盖范围更小、部署更密集的无线站点，对小区间协作进行的大规模天线波束权值优化的需求将更加凸显，同时，无蜂窝超大规模天线波束权值优化、智能反射面与基站天线波束权值的联合优化均可能成为 6G 无线网络自治的典型场景。针对这些场景，均可采用基于网络数字孪生的技术方案获得可靠的、性能更优的天线权值，降低网络优化的成本和复杂度。

3.6.2 智能深度 RAN 切片

基于网络数字孪生的智能 RAN 切片旨在挖掘切片配置经验，捕捉短期环境变化特性实现高效率、高可靠切片资源管理。传统无线接入网 RAN 的切片方案，主要采用基于最优化模型的切片配置方法，以特定业务服务质量与资源总量为约束，以最大化网络性能或运营商

收益为目标，通过经典迭代算法求解最佳切片资源分配方案。然而，基于最优化模型的切片资源管理方法，过于依赖先验流量模型且计算复杂度随着网络规模增大显著提高[19, 20]。

为实现环境自适应，低复杂度高性能的智能 RAN 切片，挖掘切片配置经验，捕捉短期环境变化特性，以实现高效率、高可靠切片资源管理，需要探索真实数据驱动的网络切片系统的数字孪生基本框架，研究基于网络数字孪生的智能 RAN 切片系统以及与真实环境近实时交互的孪生体强化技术，使得在用户流量分布难以预知、网络规模持续增长情况下，切片方案能主动、自适应的调整，从而快速适应环境。

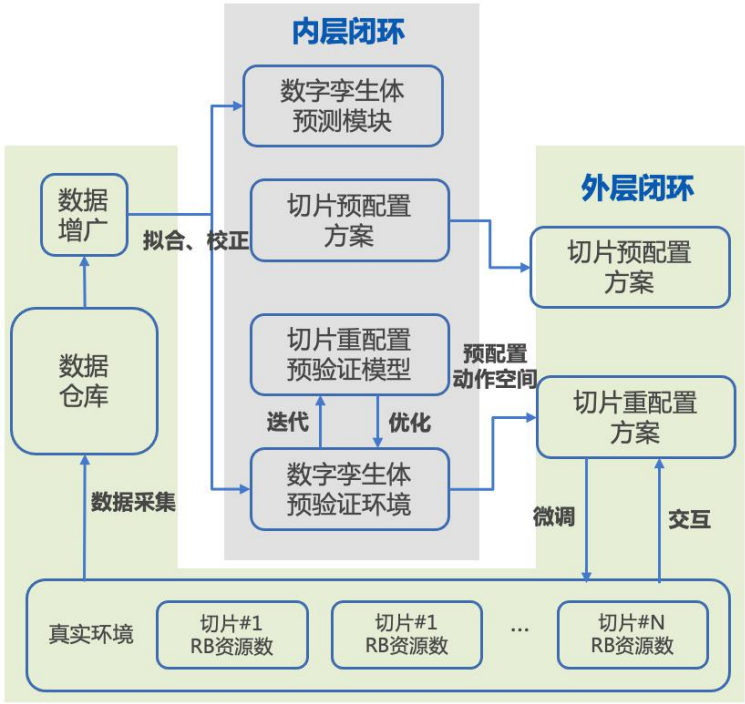


图 3.6.2-1. 基于网络数字孪生的智能 RAN 切片示意图

图 3.6.2-1 为所设计的基于网络数字孪生的智能 RAN 切片示意图。其中数据仓库由真实环境中采集的数据经过预处理构成，它向数字孪生体预测模块和预验证模块提供训练样本，并同时通过对抗生成网络（GAN，Generative Adversarial Networks）对训练数据进行增广，用于拟合和校正数字孪生体。数字孪生体预测模块将预测出的未来的网络状态输出用于切片预配置方案的更新。预验证模块则和数字孪生体中的切片重配置模块进行交互，迭代优化数字孪生体重配置模块的性能直到收敛。然后，切片重配置模块与真实环境交互微调，以快速适应真实环境。在切片重配置算法中，切片预配置空间作为动态切片重配置模块的输入。然后采用贪婪策略选择切片配置动作，随后网络环境反馈该切片窗口内统计的切片满足率、频谱效率与丢包率等信息，计算网络奖励，进一步更新切片配置动作的效用值与执行次数。

上述架构包含物理实体、数字孪生体和数字规划体，包含内层闭环和外层闭环。其中物理实体包含由基站，用户设备等外围设备与软硬件系统。数字孪生体是无线网络在数字域的孪生，包括对用户侧特征，基站侧特征的数字化。数字规划体则是待优化区域的切片资源块组合。在两个闭环中，内层闭环由数字孪生体预测模块、切片预配置模块和重配置模块、以及预验证模块构成。他们构成闭环进行多次迭代调优，直到预测模块、切片预配置模块和重

配置模块收敛为止。外层闭环则由真实作用到实际系统的切片预配置模块、重配置模块以及数据仓库组成。在外层闭环中，根据数据仓库采集的真实数据，以及网络反馈的切片效果，对数字孪生体进行校正。校正包括预验证模块和预测模块的偏差分析，网络拟合与泛化误差分析，以及基于真实样本的微调。

面向未来 6G 无线网络，Cloud RAN 已是大势所趋，从服务能力角度出发，6G 无线网络将重构为功能更细粒度的服务化 RAN，协议栈将微服务化为功能模块，并将突破传统协议设计理念，功能与功能之间的调用关系不再受限于上下层协议关系，功能模块之间可以灵活调用，并按照业务性能需求动态组合成所需的 RAN 协议栈。因此，6G 无线网络的 RAN 切片不仅包括物理资源的切片，还将包括协议栈功能的切片，实现深度 RAN 切片。在此无线自治场景下，切片配置优化方案可基于该用例方案进行扩展，利用网络数字孪生提前生成并完成优化。

3.6.3 多维资源联合调度

由新兴技术、应用、场景带来的数据量持续增长，各行各业对算力和网络提出了更为迫切的需求，提升算力的整体规模，已成为产业界共同关注的热点[22]，构建算力网络也已经成为国家战略。6G 算力网络对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等资源的高效分配与调度提出了更高的要求。并且，大规模算力网络的资源开销较大，秉持可持续发展原则，需要对算力网络采取节能相关措施，提高资源调度精度降低冗余等开销是节能的重要方式之一，可以通过网络的数字孪生来实现。

对业务流量、用户分布、信道状态信息等数据进行分析 and 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。

数字孪生网络将资源对象划分为三种形体：物理实体、数字孪生体以及数字规划体。在本场景中，物理实体由包含宏基站、微基站、边缘计算节点及用户的 6G 无线网络组成；数字孪生体则通过系统级仿真平台来实现 6G 无线网络在数字域的孪生，平台主要对基站参数（基站位置坐标、覆盖小区半径、载波频段、负载功率、天线参数等）、用户位置信息和业务分布状态进行模型化处理；数字规划体是网络资源调配方案和各微基站的开关操作方案，可以综合多维度资源（通信、频率和缓存）以及用户位置、用户业务的精准调配，通过迭代计算制定决策，使网络达到最佳的节能状态。

数字孪生网络在进行数据采集和模型建立后，基于预测的网络下一时刻的状态（包括用户的位置信息、业务类型等），以达到通信网络业务最低性能要求为前提，通过智能体模块（强化学习）生成数字规划体。通过内闭环完成配置变更下发前的仿真验证和迭代优化。其中最低性能要求保障网络的基本功能不受资源调配与基站开关操作影响。

尽管在决策前需要进行反复的预验证，网络状态的预测也并非绝对精准。在决策执行后，需要根据真实物理网络反馈的网络性能，对数字孪生网络预估的网络性能进行矫正，分析用

户预测位置与实际位置的差异、业务需求的差异等参数来进一步确定性能预估偏差出现的原因、再根据具体情况调整网络执行策略，在物理网络层和孪生网络层间形成外部闭环。

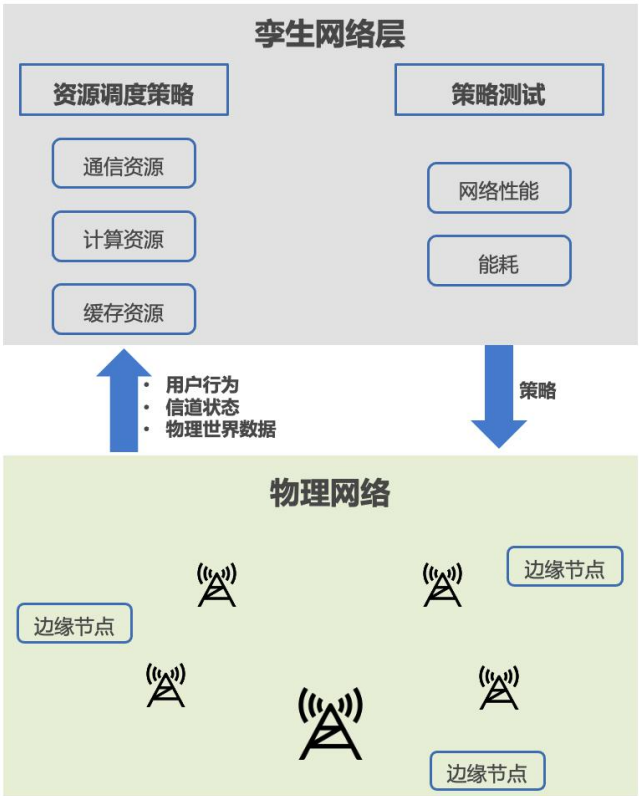


图 3.6.3-1. 基于网络数字孪生的多维资源联合调度架构

4. 总结与展望

本白皮书在《数字孪生网络（DTN）白皮书》基础上，进一步研究探索了面向 6G 无线网络自治的数字孪生网络，介绍了数字孪生网络、三体、五态和双闭环的基本概念、提出了四项技术特征，设计了端到端网络架构，探讨了数字孪生网络与 6G 新增的数据面和智能面的关系，规划了关键技术体系，并通过三个具体案例阐述了基于数字孪生网络实现的 6G 无线网络全生命周期自治。

当前业界对于数字孪生网络的概念和内涵尚未形成共识，统一的数字孪生网络定义和架构仍有待达成。作为基于规模庞大的通信网络构建的复杂系统，数字孪生网络在数据、模型和架构方面存在多项需要攻克的技术难题。在数据方面，数据隐私保护，异厂商数据的兼容性、以及如何针对不同网络自治场景设计数字孪生体和规划体模型并保证数据质量是需要思考的问题；在模型方面，不同类型的模型如何互通互联，如何利用多种模型对数字孪生体精准度进行校正，仍需进一步研究；在架构方面，如何实现按需定制、动态生成的数字孪生体和规划体，如何根据局部/网元的数字孪生体构建全局/网络的数字孪生体，以及如何实现预验证意图的自解析和流程的自编排，以满足不同网络自治场景的性能需求（如实时性、精准度等）需要业界一同探索。

对于面向 6G 无线网络自治的数字孪生网络，除了上述三方面外，我们认为还有如下值得深入探索的关键技术问题：

1. 如何构建全网通用的智能数字孪生体，形成泛化能力高，迁移能力强的孪生网络：尽管网络的数字孪生体在部分现网中已经得到应用，然而这类孪生体往往是依据大量专家知识和特定领域背景构建的，通用性较差，往往只能适合网络环境中特定的物理或逻辑区域。后续仍需关注如何充分利用无线网络大数据，知识图谱和人工智能构建无线网络元模型和元算法，形成泛化能力强，可迁移到多种无线网络环境的网络数字孪生体。
2. 如何实现虚拟网络场景生成的可控性，提高数字孪生网络增广数据和预验证结果的可靠性？虚拟网络场景旨在模拟实际网络性能，需要建立其性能评估体系和调控机制。此外，数字孪生网络还需要能够产生基于特定条件下的增广数据和预验证结果，从而实现特定意图驱动的自定义场景的仿真。
3. 如何提高真实无线网络数据的使用效率，降低数字孪生网络建模的成本？考虑到真实无线网络数据采集成本，数字孪生网络应当尽可能降低训练所需的样本数量，但是小样本会导致数字孪生网络无法匹配实际场景，因此需要平衡有效性和复杂度的关系。此外，如何利用仿真数据来辅助数字孪生网络建模也是重要的研究方向。

缩略语

缩略语	英文全称	中文全称
SON	Self-Organized Network	自组织网络
PCI	Physical Cell Identifier	物理小区标识
MRO	Mobility Robustness Optimisation	移动鲁棒性优化
DTN	Digital Twin Network	数字孪生网络
ICT	Information and Communication Technology	信息和通信技术
AI	Artificial Intelligence	人工智能
MDT	Minimization of Drive Test	最小化路测
MR	Measurement Report	测量报告
FOA	First Office Application	首个官方应用
IoT	Internet of Things	物联网
KPI	Key Performance Indicator	关键绩效指标
QoAIS	Quality of AI Service	AI 服务的质量需求
DPI	Deep Packet Inspection	深度包检测
DFI	Deep/DynamicFlow Inspection	深度/动态流检测
ETL	Extract Transform Loading	数据抽取转化装载规则
QoE	Quality of Experience	体验质量
MIMO	Multiple Input Multiple Output	多输入多输出系统
DOA	Delay of Arrival	到达延迟
CGAN	Conditional Generative Adversarial Networks	条件生成式对抗网络
GAN	Generative Adversarial Networks	生成式对抗网络
ANR	Automatic Neighbor Relationship	自动邻区关系
RAN	Radio Access Network	无线接入网
rsrp	reference signal receiving power	参考信号接收功率

编写单位与人员

本白皮书由中国移动通信有限公司研究院如下人员共同编写：
未来研究院：邓娟、李刚、郑青碧、温子睿、潘成康、王启星、刘光毅
人工智能与智慧运营中心：曹汐、余立

本白皮书得到了北京邮电大学、东南大学合作团队的支持，感谢北京邮电大学高凡、冷昀橘、田开聪和宁智，东南大学何伟梁、张征明、张钺、黄永明等老师对本白皮书的贡献与帮助。

参考文献

- [1] 中国移动研究院, 数字孪生网络 (DTN) 白皮书, 2021
- [2] 中国移动, 中国移动自动驾驶网络白皮书, 2021
- [3] 中国移动研究院, 下一代信息网络的发展趋势及影响分析, 2021
- [4] 中国移动研究院, 2030+技术趋势白皮书, 2020
- [5] 中国电子信息产业发展研究院, 数字孪生白皮书, 2019
- [6] 中国移动研究院, 6G 内生 AI 架构与技术白皮书, 2022
- [7] Liu G, Li N, Deng J, et al. 6G Mobile Network Architecture-SOLIDS: Driving Forces, Features, and Functional Topology. 2021.
- [8] 6GANA TG2, 6G 内生 AI 网络架构十问白皮书, 2022
- [9] Wu Z, Pan S, Chen F, et al. A comprehensive survey on graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020.
- [10] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1609.02907, 2016.
- [11] Ying Z, You J, Morris C, et al. Hierarchical graph representation learning with differentiable pooling[C] // Advances in neural information processing systems. 2018: 4800-4810.
- [12] Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets[J]. arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014
- [13] Deng J, Zheng Q, Liu G, et al. A Digital Twin Approach for Self-optimization of Mobile Networks[C]//2021 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). IEEE, 2021: 1-6.
- [14] N. Sahlab, S. Kamm, T. Müller, N. Jazdi and M. Weyrich, "Knowledge Graphs as Enhancers of Intelligent Digital Twins," 2021 4th IEEE International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS), 2021, pp. 19-24.
- [15] 张辰源, 陶飞. 数字孪生模型评价指标体系[J]. 计算机集成制造系统. 2021.
- [16] 刘欢, 李晓戈, 胡立坤, 等. 基于知识图谱驱动的图神经网络推荐模型[J]. 计算机应用. 2021.
- [17] 刘影梅, 卿杜政. 基于微服务的建模仿真架构研究[J]. 信息技术与信息化, 2021(4):4.
- [18] 辛园园, 李俊晖, 李阵. 微服务组合方法研究进展[J]. 无线通信技术, 2018, 27(3):42-46.
- [19] 鞠儒生, 杨妹, 钟荣华, 等. 面向服务的建模与仿真技术综述[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(7):1539-1546.
- [20] You X, Wang C X, Huang J, et al. Towards 6G wireless communication networks: Vision, enabling technologies, and new paradigm shifts[J]. Science China Information Sciences, 2021, 64(1): 1-74.
- [21] Huang Y, Liu S, Zhang C, et al. True-data testbed for 5G/B5G intelligent network[J]. Intelligent and Converged Networks, 2021, 2(2): 133-149.
- [22] 中国移动, 算力网络白皮书, 2021



数字孪生 智慧泛在