



未来网络技术发展系列白皮书（2025）

服务生成算力网络 白皮书

第九届未来网络发展大会组委会

2025年8月

版权声明

本白皮书版权属于紫金山实验室、中国联合网络通信有限公司研究院所有并受法律保护，任何个人或是组织在转载、摘编或以其他方式引用本白皮书中的文字、数据、图片或者观点时，应注明“**来源：紫金山实验室、中国联合网络通信有限公司研究院**”。否则将违反中国有关知识产权的相关法律和法规，对此紫金山实验室、中国联合网络通信有限公司研究院有权追究侵权者的相关法律责任。

编写说明

主编单位:

紫金山实验室、中国联合网络通信有限公司研究院

参编单位:

北京邮电大学、中国铁塔股份有限公司

中移(杭州)信息技术有限公司、中国电力科学研究院有限公司

江苏方天电力技术有限公司、中国工业互联网研究院

江苏省未来网络创新研究院

指导专家:

刘韵洁 唐雄燕 黄 韬 曹 畅 谢人超 周 飞 智绪龙 柳 旭

魏 亮

参编人员:

周晓茂 贾庆民 张 岩 刘 辉 王立文 吴春鹏 王 岳 叶青河

丁成成 汤雅婷 俞芳芳 谢高畅 谭 跃 马力俊 闫亚旗 魏 华

刘文睿 刘永生 曹云飞 王子涵 黄 祥 吴 媚 贾 倩 范子瑜

彭开来 邵子豪 王 壮 王志浩 徐 鷗 李振红 陈娟娟

前 言

算力是数字化时代的基础设施和核心动能，是全社会智能化转型的基石。随着云计算、大数据、物联网、边缘计算等技术的兴起，以及各行各业在数字化转型过程对网络、计算、存储等多维资源需求的驱动，算力网络应运而生。作为一种结合算力和网络资源的新型信息基础设施，算力网络通过将动态分布的计算和存储资源互联，将网络、存储和算力等多维度资源的统一协同调度，实现连接和算力在网络的全局优化。算力网络提供了一种弹性、高效、可扩展的服务模式，使得海量的应用能够按需、实时调用分布式计算资源，为数字化转型业务提供更加经济、高效、泛在的算力供给方案。

在算力网络推进各行业数字智能化转型过程中，随着行业应用涉及的需求逐渐多样化、模型更加复杂化，行业应用中新业务、新需求、新场景的多样化多对算力网络的灵活性、自动化和智能化提出了更高的要求。为应对上述挑战，服务生成算力网络的概念得以提出。服务生成算力网络通过将 AI 技术与算力网络的基础设施、功能流程、服务应用等深度融合，把 AI 的解决目标和承载方式都设在算力网络内部，利用 AI 技术赋予算力网络基础设施智能化、业务流程一体化、服务能力自优化、算网运维自动化等能力，进而为多元应用提供泛在、高效、灵活、安全的服务化算力供给。算力网络服务生成是利用 AI 技术使能算网深度融合与智能服务的新范式，也是智能算力网络构建的终极目标。

本白皮书详细阐述了服务生成算力网络的发展背景、基本概念、参考架构、关键使能技术，同时介绍了服务生成算力网络的典型应用场景，并探讨了服务生成算力网络的挑战机遇和发展趋势，旨在为服务生成算力网络研究创新、技术发展和应用落地提供参考。然而，服务生成算力网络的实现是个长远目标，相关理念和技术仍在研究发展中，本白皮书还存在需要不断完善的地方，真诚地期盼读者批评指正。

第九届未来网络发展大会白皮书

目 录

| | |
|------------------------------|-----|
| 前 言..... | I |
| 目 录..... | III |
| 一、 服务生成算力网络发展背景 | 1 |
| 1.1 算力网络面临新的机遇及挑战 | 2 |
| 1.2 人工智能开启算网应用新范式 | 4 |
| 1.3 算网服务生成成为应对挑战的必经之路 | 6 |
| 二、 服务生成算力网络的愿景、特征与参考架构 | 8 |
| 2.1 服务生成算力网络目标愿景 | 8 |
| 2.2 服务生成算力网络关键特征 | 8 |
| 2.2.1 意图驱动的算网融合 | 9 |
| 2.2.2 算网全流程闭环自治 | 10 |
| 2.2.3 网-算-智协同自适演进..... | 11 |
| 2.3 服务生成算力网络参考架构..... | 12 |
| 三、 服务生成算力网络使能技术..... | 20 |
| 3.1 算力网络 | 20 |
| 3.2 自智网络..... | 22 |
| 3.3 人工智能..... | 25 |
| 3.4 数字孪生 | 28 |
| 四、 服务生成算力网络应用案例 | 32 |
| 4.1 算网数据按需生成 | 32 |
| 4.2 网络拓扑智能生成 | 35 |
| 4.3 算网服务智能生成 | 37 |
| 4.4 业务流程自主管控 | 42 |
| 4.5 服务自优化与持续演进 | 46 |
| 五、 技术挑战与未来方向 | 50 |
| 5.1 智能训练与部署问题 | 50 |
| 5.2 业务融合方案设计 | 52 |
| 5.3 智能度量与评估 | 52 |

| | |
|---------------------|----|
| 5.4 自演进可控性 | 53 |
| 5.5 应用落地与生态建设 | 54 |
| 六、总结与展望 | 57 |
| 附录 A：术语与缩略语..... | 58 |
| 参考文献..... | 59 |

第九届未来网络发展大会白皮书

一、服务生成算力网络发展背景

从战略发展角度来说，数字基础设施的发展是推动数字经济发展的关键驱动力。随着全社会数智化转型的升级加速，对于算力的要求也越来越紧迫。算力已成为全球技术创新竞争的焦点领域，我国正在集中力量攻关面向未来产业发展的新一代服务生成算力网络（SG-CNC, Service-Generated Computing and Network Convergence）技术，开展原创性、先导性的基础理论及关键技术研究，旨在形成具有自主知识产权及产业把控力的算力网络应用体系，为我国经济社会的数字化、网络化和智能化发展夯实底座。

从行业应用角度来说，随着各种新技术、新应用、新场景和新模式等不断涌现，多元业务的不同服务需求对算力网络的自动化和智能化提出了更迫切的要求。而且算力网络本身也面临着需求碎片化和多样化、日益增加的系统规模和复杂度大大增加运维难度、算网资源协同调度等诸多挑战。通过引入 AI（Artificial Intelligence）技术加快算网智能化已经成为发展趋势和行业共识。新一代智能算力网络正以实现“L5 等级”的自治为目标进行演进发展。

服务生成算力网络旨在以网络为基础、算力为载体、智能为核心，通过多要素融合来实现，是利用 AI 技术来使能算网深度融合与智能服务的新范式，也是算力网络智能化演进的终极目标。服务生成算力网络以构建服务生成网络的思想来使能算力网络的功能实现，在当前

算力网络的体系框架下，通过将 AI 技术与算力网络的基础设施、功能流程、服务应用等深度融合，把 AI 的解决目标和承载方式都设在算力网络内部，利用 AI 技术来赋予算力网络基础设施智能化、业务流程一体化、服务能力自优化、算网运维自动化等能力，进而为多元应用提供泛在、高效、灵活、安全的服务化算力供给。在此基础上，服务生成算力网络还强调能力自主优化和智能自适演进，面向动态变化的应用场景和服务需求能够通过自学习、自演进来不断提升自身业务服务质量和智能化能力。

本白皮书阐述了服务生成算力网络的发展背景、目标愿景、体系架构、使能技术、应用场景和机遇挑战等，旨在为那些有兴趣了解服务生成算力网络概念和技术的研究人员提供介绍和指导，并期望借此引起国内外研究单位的共鸣与思考，进一步推动服务生成算力网络的落地应用和发展创新。

1.1 算力网络面临新的机遇及挑战

随着 5G、云计算、大数据、人工智能等新一代信息技术的结合发展，工业互联网、车联网、AR/VR 等新型业务正逐渐落地推广。为了满足复杂多元业务场景中的不同服务质量需求，新一代信息网络基础设施正向着通信、存储、计算等多要素深度融合的一体化服务方向发展。算力网络作为实现算网基础设施化的一个重要载体，旨在将泛在的算力资源依托网络进行打通互联、协同调度，并将不同的应用业务通过最优路径调度到最优的计算节点，在实现用户体验最优的同时，

保证网络资源和计算资源利用率最优化。

算力网络的核心思想是基于泛在分布的网络实现无处不在的算力资源，通过构建一张计算资源可感知、可分配、可调度的新型网络来实现计算任务的统筹分配和灵活调度，算力资源云边端跨域分布和算网深度融合是其典型特征，为多元用户按需提供优质高效的算力资源服务是其最终目标。目前，算力网络在 VR 互动、新媒体直播、智慧医疗、车联网、跨域算力共享等场景中发挥着重要作用，各行业数智化转型的加速为其带来大量新的机遇。

然而，爆炸式的业务需求增长、日益增加的算网复杂度、以及用户体验设计的逐步加强，给算力网络的发展带来了新的挑战。

场景需求多样化：算力网络既要將异构泛在的算力资源进行融合纳管，也要考虑不同行业、不同领域、不同场景、不同企业对算力的差异化需求。为此，算力网络不仅需要加强自身可用性、敏捷性等能力的建设，还需要改变传统的服务范式，按需按量为客户提供计算、应用、调优、运营、运维等一站式服务。

规模复杂度增高：算力网络规模和复杂度的日益增加，势必会引入大规模系统的规划、管控、调整、运维、优化等问题，当前“人在回路”的解决方式在规模、复杂性、动态性和成本等方面难以为继，亟需自动化、智能化的管控机制实现对算网的规划设计、建设部署、维护运营、优化调整、运维管理等全生命周期管理。

以用户体验为主：算力网络的目标是为用户提供极致的服务体验，而这需要其具备高度的自动化、智能化水平，能够根据用户意图自动

化地提供最优资源服务，然而现有算力网络的系统架构、流程机制、使能技术、服务模式等无法支撑上述目标的实现。

近年来，以深度学习、知识图谱为代表的 AI 技术得到了飞速发展，并在诸多领域取得了巨大突破。算力网络作为支撑各行业数智化转型的信息基础设施，具有应用 AI 技术的巨大空间和潜力，通过引入 AI 技术使能算网智能化也已经成为发展趋势和行业共识。另外，算力网络能够进一步赋能 AI 产业加速进化，为 AI 计算提供“随处可得”的优质算力服务，支撑大模型训练和高效的模型推理，有效地推动 AI 应用的广泛落地和创新。为了使研究人员更直观、更深入地理解服务生成算力网络，并提供面向新一代算力网络建设的参考方案与灵感启发，本白皮书从 AI 技术与算力网络结合的角度入手，从概念、架构、技术、场景、生态、挑战等多个方面对服务生成算力网络进行系统、全面的阐述。

1.2 人工智能开启算网应用新范式

AI 在跨域特征挖掘、深度数据分析、策略动态生成、能力自动学习等方面具备天然的优势，将 AI 与算力网络的设计、建设、维护、运行和优化等功能结合起来，利用其强大的分析、判断、预测、决策、学习等能力，赋能网元、算网和业务系统，助力构建高效灵活、安全智能的信息基础设施。

“AI+算网”的融合发展将给算力网络注入新的技术活力，开启前所未有的可能性，如图 1-1 所示。对于**算力网络建设者**来说，生成式

AI 技术将打造全新的算网设计范式，彻底取代人类专家在算网设计配置的工作，并能够根据场景自动生成最优算网部署方案。算网建设者仅需要将场景需求、指标期望等输入给 AI 专家系统，然后按照生成的方案在现实世界中执行对应的操作。对于**算力网络运营者**来说，AI 技术能够对算网全流程赋能，包括用户意图感知、业务智能承载、服务闭环优化、智能运维等，使能算网自动化、自优化、自修复、自学习，实现算网精细化自主运营，算网运营者将更多关注于算力网络的规则制定和流程管理，而不需要在算力网络运行过程中进行干预。对于**算力网络使用者**来说，基于 AI 技术构建的智能化算网服务流程，能够快速识别新业务，使用智能的交互方法来全面洞察用户意图，在实现资源高效利用的同时保障极致的客户体验。算网使用者仅需简单的操作，便可获取最优的服务。同时，对于**算力网络本身**来说，AI 技术将赋予其高度的智能水平与自治能力，能够以高级智能体的身份完成与用户交互、分析决策、在线优化等活动，并通过自主学习实现自身智能与能力的持续升级演进。



图 1-1 AI 技术开启算网应用新范式

1.3 算网服务生成成为应对挑战的必经之路

AI 技术的创新突破及迅猛发展，为应对上述挑战并超越传统算力网络设计理念与性能提供了潜在的可能性，并将充分赋能新一代信息基础设施。近年来，国内外各研究机构、公司厂商、标准组织等相继提出随愿网络、智简网络、自治网络等新型网络概念，最终确定了服务生成网络的发展方向，即通过构建网络全生命周期的自动化、智能化运维能力，提供敏捷运营和全场景服务。当前，服务生成网络概念已获行业共识，能力分级标准已基本统一，如图 1-2 所示。

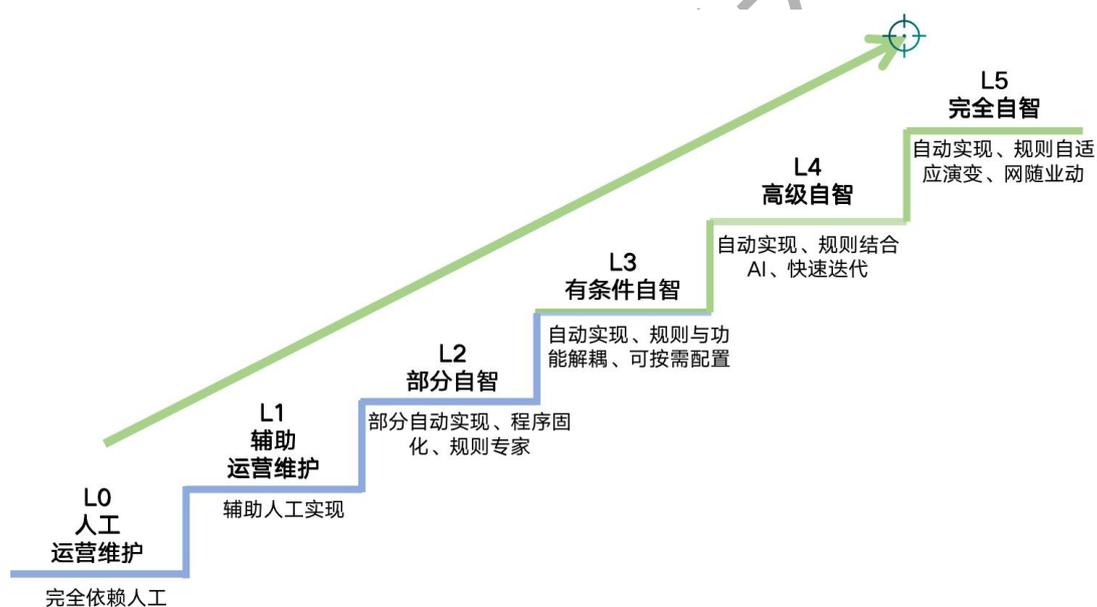


图 1-2 服务生成网络智能等级划分

基于上述思想，服务生成算力网络通过算网服务生成，即算网全流程的自动化运行、高效的资源利用率、自适应的优化调整、持续的智能演进、智简的服务体验、全场景的业务承载等，为各行业提供优质的算网资源服务，赋能数字经济。具体来说，服务生成算力网络围绕着算网融合一体化的建设目标，通过在系统全生命周期引入“智能”，

利用前沿技术实现自动化的算力感知、算力评估、服务编排和调度、算力路由、算力交易等，让算网“自治”，提升业务服务质量和用户的服务体验。服务生成算力网络的本质是通过数据驱动进行自学习、自演进，对算力网络不同层面进行注智赋能，最大限度地解除算网功能实现对人力的依赖。从理论概念方面来说，服务生成算力网络是算力网络与服务生成网络的深度融合，基于自动化、智能化地实现系统功能的思想，最终实现算网服务生成，即系统全流程的自动化运行、智简的服务体验、多样化的业务承载、高效的资源利用率、自适应的优化调整等。从技术实现方面来说，算力网络中的基础资源感知和建模、资源的编排策略、算网运行的故障处理、算网服务的在线优化等关键动作，都可以通过智能算法实现自动化。从系统功能方面来说，算力网络的感知、分析、决策、调度、运维、安全等功能需要自主实现，而且需要不断提高智能化水平来满足日益复杂的功能需求，并能够进行“网-算-智”的协同迭代，逐渐实现自动化、自治化、服务生成化。从用户体验方面来说，获取极简的使用体验，能够自身需求/意图获得可靠性最优、资源最优、安全最优、体验最优的算力服务，是服务生成算力网络的核心目标。

二、服务生成算力网络的愿景、特征与参考架构

2.1 服务生成算力网络目标愿景

服务生成算力网络旨在通过自动化和智能化的手段，实现基础设施智能化、业务流程一体化、服务场景定制化、算网系统自动化等，能够为多元应用提供泛在、高效、实时、灵活、安全的服务化算力供给，并使能网络自身的自治运行与持续演进，最终实现网络无所不在、算力无所不达、智能无所不及。

2.2 服务生成算力网络关键特征

服务生成算力网络的主要特征包括：意图驱动的算网融合、算网闭环自治和网-算-智协同自适演进，如图 2-1 所示。

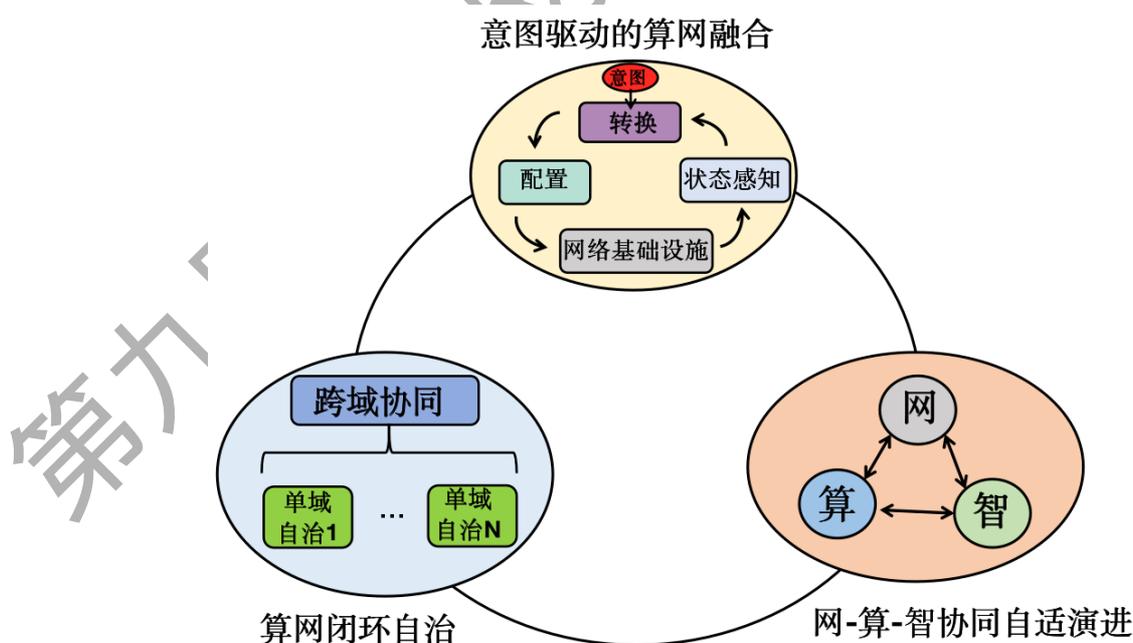


图 2-1 AI 技术开启算网应用新范式

2.2.1 意图驱动算网融合

算力网络本质上是一种将多级算力资源与网络资源进行一体化融合的新型信息基础设施，能够按需为用户提供算力资源服务是其基本功能。为实现面向多元用户的算网自动化全场景按需服务，基于意图的算力网络需要根据用户的业务需求生成最优的算力服务提供策略，并通过对基础设施进行自动配置来进行功能实现。因此，需要实现意图驱动的算网融合，如图 2-2 所示。

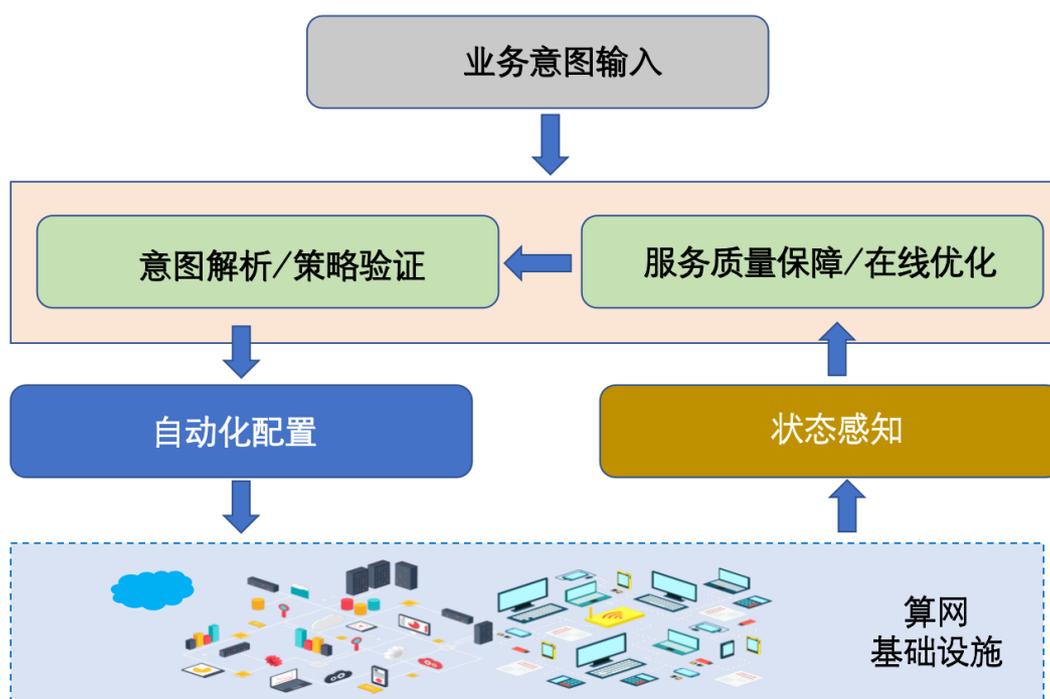


图 2-2 意图驱动的算网融合

为实现上述目标，一方面需要基于算力网络现有的研究，包括资源感知、算力节点协同机制、任务调度机制等，实现算网的深度融合。

另一方面，结合意图网络相关技术，将用户的意图进行转译成网络可理解、可执行的指令，并根据当前算网状态进行策略验证、执行和结果反馈，确保用户意图正确实现。其中，如何进行用户意图解析是关

键难点。目前，通过关键字原句和表达语句来描述用户需求的方法存在缺少语义信息、抽象级别低等问题，无法对复杂的用户需求进行充分表征。而自然语言处理技术能够对用户意图准确地进行识别、解析和预测等，是构建用户和算网之间沟通桥梁的有效手段。

此外，如何自动生成满足意图需求的算网融合策略也是实现算网服务生成的关键。传统的策略生成方法依赖大量的人工经验设计，而且无法适应动态变化的用户意图和网络状态。为此，需要构建基于用户意图和算力网络的双向认知的策略生成机制，通过对用户意图和网络状态信息进行特征挖掘和抽象聚类，提炼出满足各类意图共性和规律的算网融合策略，并将两者的匹配策略以知识的形式进行保存复用，从而为策略生成提供先验知识。

2.2.2 算网全流程闭环自治

服务生成算力网络是一个高度智能的自动化网络，能够自动化、智能化地完成算网的规划设计、建设实施、维护优化、优化调整、运营管理等生命周期中各个阶段的任务，实现流程自动化、服务自优化和能力自主化，最终实现闭环自治，如图 2-3 所示。流程自动化是指算网能够在不依赖人工参与的情况下，利用 AI 技术将单个流程的重复性算网操作转换成由系统自动执行，并将多个环节打通串联，使能整个业务工作流的自动化运行。服务自优化是指算网能够对业务资源的历史数据进行智能分析和预测，实现算网资源和参数配置的自优化，并能够根据用户反馈提升服务质量，形成资源、业务、服务的多重闭环优化。能力自主化是指算网具备独立管理和控制算网的能力，基于

信息化、自动化和智能化手段，通过深度感知、智能分析、自主决策和自动执行来对算网基础设施、业务流程、运营运维、服务质量等进行全方位自动化管控，保障系统和业务持续稳定的运行。



图 2-3 算网全流程闭环自治

2.2.3 网-算-智协同自适演进

网-算-智的协同自适演进是指算网和智能相互融合和协同工作，以实现系统的自适应演进，如图2-4所示。算网通过收集和传输数据，为算法和智能提供了丰富的信息资源；算法通过对网络数据的分析和处理，提供决策和优化的依据；智能则通过学习和推理来优化算法的性能，并实现更高级的功能和服务。然而，算力网络的复杂性以及现有技术的局限性决定了实现完全算网服务生成是无法一蹴而就的，只能是一个长期目标，需要循序渐进、逐步实现。从简单的重复执行替代到复杂的算网融合策略生成、从局部的单域自治到全局的协同服务生成、从部分需要人工辅助到完全智能服务生成。

同时，随着系统规模的扩缩，基础设施的添删、用户意图的变化、

业务场景的更替等，智能也应该随着算网的动态变化进行自适应调整，形成可演化式智能。例如，随着新的业务需求的出现，智能需要不断更新和升级，以支持新的业务场景和应用。这可能涉及到新的数据处理和分析技术、新的服务模式或新的安全措施等。同时，旧有的业务可能会逐渐过时，智能需要相应地进行调整和优化，以适应变化的业务环境。目前，基于迁移学习、终身学习等的可演进式智能技术正在被广泛研究，具有自适应、自学习、自演进能力的新型网络范式也逐渐成为新的研究热点。

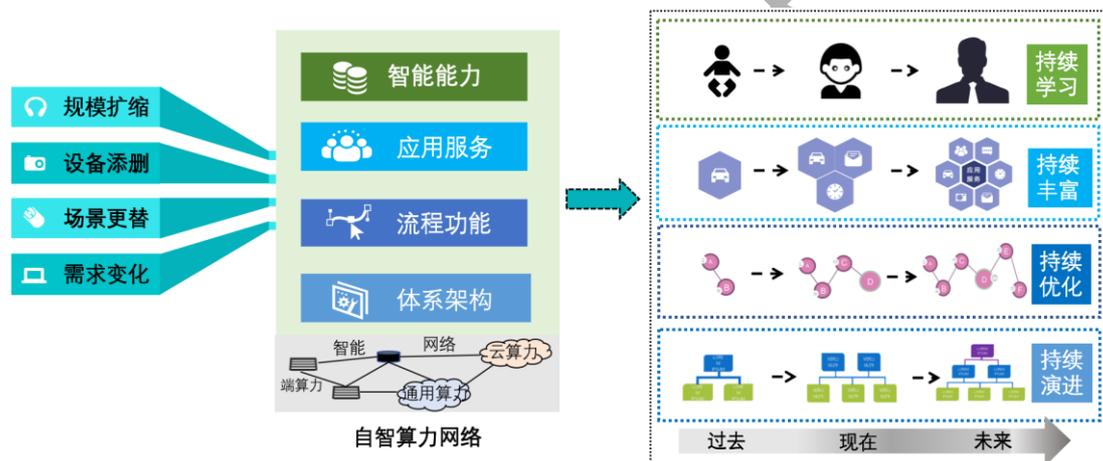


图 2-4 网-算-智协同自适应演进

2.3 服务生成算力网络参考架构

服务生成算力网络的系统架构设计采用分层策略，根据各层的功能抽象程度和业务逻辑，自下而上包括基础设施层、算网管理层和业务应用层，同时，内生智能模块跨越所有层级，为各个流程环节进行赋能，如图 2-5 所示。

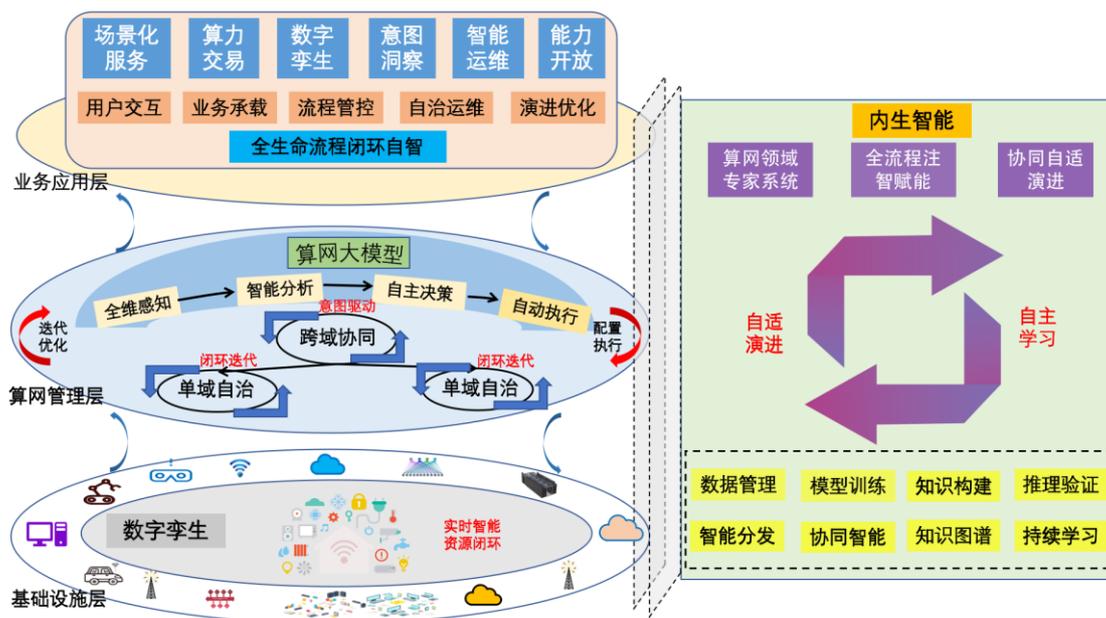


图 2-5 服务生成算力网络参考架构

基础设施层是服务生成算力网络的基石，由各类硬件设施、软件系统、数据等构成，对全网的算力资源、网络资源、存储资源及数据资源等进行统一感知管理，并能够根据业务需求对各类计算、存储资源进行高质量传递和流动。而作为基础设施层在数字环境中的虚拟化表示，数字孪生通过利用数字技术和模拟方法，在虚拟环境中对现实世界的实体、系统或过程进行建模、仿真和分析的过程，能够提供更好的算网基础设施设计、优化和管理手段。此外，通过内嵌实时智能，基础设施层一方面能够拓展对自身信息的感知深度与维度，包括资源感知、性能感知与故障感知等，为算网管理层进行分析决策提供可靠全面的输入。另一方面，通过在数据源头进行分析决策，能够实现实时不间断的业务响应、设备能耗的智能调节、毫秒级的算网故障感知和故障修复等功能，提升系统自响应、自修复、自优化能力。

算网管理层是服务生成算力网络的大脑，负责系统功能的具体实

现。从功能内容来说，算网管理层通过南北向接口分别对基础设施层状态信息和业务意图进行输入，在此基础上进行分析决策和算网控制，包括状态感知、资源调度、算力管理、服务编排、故障分析与自修复等，从而实现感知、分析、决策、控制的全流程闭环管理。从实现方式来说，算网管理层采用单域自治与跨域协同的分层渐进策略来实现系统服务生成。单域自治强调针对系统子功能模块的自动化、智能化执行，并能够根据资源状态、用户意图等进行自适演进，从而实现针对单一自治域的局部服务生成。在此基础上，跨域协同以各个自治域为基本单位，将各独立的单域拉通互联，通过多域协同的方式解决使用单一模块无法解决的复杂的问题，进而实现功能流程的自动化和业务高层智能化闭环处理。算网管理层将 AI 技术深入嵌入算网的各个层面，通过构建和使用对算网领域具备深入理解和专业知识的大模型，连通业务流程断点和解决更复杂的任务，全方位提升不同功能模块的智能化学习及场景适应能力，支持个性化智能服务能力的持续演进，保证算网对当前业务和未来新业务的服务质量。

业务应用层用于实现面向用户的服务能力开放，承载着抽象的业务功能。从用户的角度来说，业务运营层支持用户智能交互，并能够根据用户意图自动地将服务应用调度到合适的节点，实现资源利用率最优并保证极致的用户体验。

内生智能模块通过构建数据采集、模型训练、智能分发、知识迭代的完整闭环，能够为基础设施层、算网管理层及业务应用层提供全方位的智能服务，进而为多样化业务需求和算网服务生成提供智能化

所需的基础能力。作为智能能力管理与知识统一中心，内生智能模块摒弃传统“外挂式”AI的方式，在算力网络各个层级都实现感知、分析、决策、执行等功能与AI的深度融合，将AI的设计训练、推理验证、部署应用、迭代优化等全生命周期都设在算网内部，使得AI诞生于算网并服务于算网。基于AI强大的学习、分析和决策能力，内生智能模块通过对算网运行过程中产生的数据进行深度挖掘，并协同整合不同网络层之间的数据、资源、功能等方面的差异，能够针对各种业务形成有效解决方案，并综合考虑算网的运行效率、自动化水平、服务质量等。同时，内生智能模块还支持AI的持续学习，能够随着需求的改变自适应地进行知识演进，并能够进行知识融合与推理从而产生新的知识，这也是内生智能体所需要具备的重要特征之一。

基于上述系统架构，服务生成算力网络需要提升自身自动化和智能化水平，主要体现在感知、分析、决策及执行四个方面。

1) 全维感知：用户-算网双向认知

服务生成算力网络利用网络手段将计算、存储等基础资源在云边缘之间进行连接与协同，从而提升业务服务质量和用户的服务体验。精准地对泛在异构、动态时变的计算资源的部署位置、实时状态、负载信息等进行感知，以及对网络的传输时延、抖动、带宽资源利用率等信息进行实时动态获取，是实现上述目标的前提。

同时，业务意图也是算网资源感知的重要部分。服务生成算力网络需要对业务内容和意图进行全面感知，综合考虑当前的网络和计算资源状态，通过匹配算力和服务，将不同的计算任务调度到合适的节

点进行处理，实现通信和算力在网络的全局最优。一般来说，业务意图是以抽象的符号、文字、语音等方式存在，服务生成算力网络需要借助自然语言处理技术来将其转换成算网意图表达模型，从而生成满足业务所需要的资源配置策略。同时，服务生成算力网络还可以通过监测用户在平台上的行为，如点击、搜索、浏览历史等，可以获取用户的兴趣爱好、偏好和需求信息。通过对用户行为的感知，可以更加准确地分析用户的需求并提供个性化的推荐和服务。

2) 智能分析：算网领域专家系统

算网智能分析需要在感知的基础上对用户业务、算网状态、功能流程等多个方面进行深度理解，并在此基础上形成面向算网服务生成的知识空间。服务生成算力网络通过模拟和实现算网领域专家分析和解决问题的能力，基于对大数据的挖掘和分析，发现数据中的模式、规律和趋势，并结合人类专家的经验 and 算法模型，帮助解决算网流程和应用服务过程中的问题和瓶颈。

首先，针对算力网络中泛在化的异构算力资源以及多样化的业务需求，如何有效地对算力进行标识和度量、对任务内容进行分类解析、对用户的满意度进行测评量化，进而实现对业务需求-资源状态-服务质量之间的相关性进行准确评估是算网融合的基础步骤。其次，服务生成算力网络需要对自身的状态进行实时分析，洞悉当前的业务能力、性能水平、安全状态等，并能够进行风险预判和预测性资源配置。同时，服务生成算力网络还需要对不同流程、环节之间的逻辑关系进行解析，从而能够为多元业务构建最优的实现流程。在发生故障时，需

要对故障根因进行分析，快速准确地定位出故障节点，并能够提供解决意见或方案。此外，服务生成算力网络还需要对业务承载、系统运行、故障分析等功能背后的机理进行认知，在解决问题的过程中将相关的规律、法则、策略等凝练为可复用的知识，从而支撑算网进行推理分析、闭环决策、自治运行等。

3) 自主决策：知识定义的自主决策

在服务生成算力网络中，将复杂多元的计算任务分派并调度到最匹配的计算节点进行高效处理，需要算网具备实时精确、灵活智能的决策能力，能够根据任务需求和算网状态信息实现资源编排、路由选择、任务调度等功能。传统的策略生成通常基于人为设定的规则和经验数据，如基于链路基础度量值的路由选择、基于分时的计算节点选择、基于加权代价函数的任务调度等。然而，随着算网规模和业务类型的飞速扩增，上述的算网策略生成方式成本越来越高，而且无法保证最优的服务质量和用户体验。

为此，基于知识定义的算网自主决策通过利用构建的领域知识库对任务需求进行分析，能够使算网像人类一样智能、自动地做出决策。作为数据的抽象升级，知识能够更好地揭示策略生成的可解释性和逻辑推理，并能够通过挖掘不同知识点之间的深层关系来推理探索新的知识。算网知识的生成依赖不同类型的数据，包括日志、性能指标、运维手册、业务需求、用户服务体验等，以及先验知识，例如拓扑、专家规则、运维经验等。基于自动化或半自动化的知识抽取方法，算网知识可以以结构化数据、知识图谱、AI 模型等方式进行表征，具

体内容可归纳为历史记载、客观现状、主观体验和动作反馈等类型。目前，基于 AI 的策略自动生成机制、基于数字孪生的策略验证，以及基于用户反馈的策略自动优化等技术已经成为相关研究的热点。

4) 自动执行：基于自主学习的算网自动驾驶

算力网络的基本目标是根据自身资源状态最优地进行用户意图执行和方案部署，而服务生成运行概念的引入又赋予其自动化、智能化的发展目标，其自动执行涵盖动作的自动完成、故障的自动修复、服务的自动优化、能力的自主学习等多个层面，即实现算网“自动驾驶”。

考虑传统算力网络缺少系统功能运行层面的思考，通常无法有效应对算网规模动态化调整、意图适应性承载、故障自动化修复、智能自适应演进等需求。为此，首先需要对算网全元素进行多粒度、全维度的精准控制，能够满足复杂多元应用的不同服务需求。其次，需要对算网进行全局协同控制，在对单域内元素进行管控的基础上，在业务运行、系统优化、监控排障等具体场景中通过联合多域构筑端到端的智能化闭环，进一步支撑算网实现自动化运行、故障自修复等。另外，引入智能控制策略，利用机器学习与深度学习等方法对算网数据进行分析和学习，绕过复杂的数据特征提取和网络功能建模，基于生成的普适性、智能化的控制策略完成端到端的控制流程，最终实现算网运行的智能化。

此外，高度智能化的算力网络还需要具备自优化和自学习的能力。在业务的承载以及与用户的交互过程中，算网能够根据用户的反馈自

动化地对资源配置、业务流程、服务质量等进行改进，从而为用户提供更好的体验。同时，算网还需要利用自主学习能力不断的扩展和改善自身能力水平。在不受外界支配与干扰的情况下，能够自动地完成选择学习目标、制定学习计划、构建学习方法、评价学习结果等，从而获得应对新业务需求的能力。

第九届未来网络发展大会白皮书

三、服务生成算力网络使能技术

服务生成算力网络的实现依托算力网络和服务生成网络两个领域研究成果的融合，以及各种新兴技术的结合。一方面，服务生成网络为算力网络提供智能化解决方案。另一方面，算力网络为服务生成网络提供业务场景。在构建服务生成算力网络过程中，需要将算力网络的具体业务功能与服务生成网络的智能化策略进行深度融合，基于智能算法使能流程自动化、智能化，并由单域自治演进到多域协同智能，逐步推动算网自主运行、自适演进，从而最终实现算网服务生成。

3.1 算力网络

算力网络通过将分布的计算节点连接起来，动态实时感知计算资源和网络资源状态，进而统筹分配和调度计算任务，形成一张计算资源可感知、可分配、可调度的网络，满足新业务新应用对算力的要求，是一种云边网深度融合的新范式，也是边缘计算向泛在计算网络融合演进的新阶段。本节将从资源感知、资源编排与任务调度三个关键技术对算力网络进行介绍。

算网资源感知是实现算力网络按需调度的基础，其关键技术主要体现在异构泛在资源的实时感知与状态同步机制。计算资源广泛部署于端、边、云，状态随任务执行动态变化；网络资源则需实时感知时延、抖动、带宽等指标，以支持最优路径选择。IETF 架构草案将资源感知能力集成于控制平面，通过扩展 BGP/IGP 协议实现节点间 SID

及计算负载信息的动态通告。计算负载基于 CPU、会话数、QPS 等多维度加权计算，采用阈值触发或定时更新机制减少网络波动。入口节点需综合计算负载与网络成本选择出口节点，避免单一负载最低策略导致的拥塞。任播地址机制进一步优化了请求转发路径，提升系统整体性能。资源感知技术为后续资源编排与任务调度提供了实时、准确的数据支撑，是算力网络高效运行的核心保障。

在资源感知基础上，算力网络资源编排通过结合用户多样化需求，对算网资源进行一体化调度与组织，以服务化方式实现服务注册、发现与路由，并采用服务网格提供扁平化编排。编排时需综合考虑效费比、平台锁定和服务模式等因素。对于效费比，通常引入无服务器计算（Serverless）作为关键技术，通过事件驱动、函数即服务（FaaS）和按需计费，实现资源动态扩缩容与细粒度调用，屏蔽底层管理，显著降低成本并提升效率。对于平台锁定，通过采用多云多平台容灾备份机制，保障业务连续性与数据安全。在服务模式方面，构建开放共享的算力生态圈，促进多维有序协作。资源编排通过整合 Serverless、微服务、容器化等技术，实现算力资源的高效、灵活、安全调度，是算力网络服务化运营的核心支撑。

算力网络任务调度技术基于任务的时间特性、SLA 需求和应用场景进行差异化调度，旨在实现资源的高效利用与公平分配。调度策略包括基于队列和用户配额的公平性保障，通过优先级排序确保关键任务优先执行。节点资源排序则依据负载均衡或节能目标选择最优节点，算力亲和调度则根据任务类型匹配异构资源，如 TPU、GPU 等，以最大化资源利用率。此外，资源抢占机制支持高优先级任务紧急回收借用资源，资源预留解决大小任务混部时的资源竞争问题，而资源回填

则通过感知任务结束时间，复用预留资源进一步提升集群效率。这些调度策略协同作用，确保算力网络在多样化任务负载下的灵活性与高效性。

3.2 自智网络

基于 AI+Network 的融合模式来使能网络智能已经成为构建新一代网络的研究共识。作为网络智能化的终极目标，服务生成网络的建设愿景由 TM Forum 率先提出，旨在通过将 AI 技术深度嵌入网络的硬件、软件、系统、流程等层面，助力网络流程自动化和智能化。随着 ETSI、3GPP、ITU-T、TMF、GSMA 和国内 CCSA 等标准化组织在服务生成网络的愿景目标、参考架构、功能和管理要求、分级测评等工作的展开，目前，服务生成网络在产业愿景、目标架构和分级标准等方面已达成了广泛的产业共识，相关技术已被网络运营商视为实现业务提质、增效、降本，使能业务敏捷创新的重要手段。本节将介绍构建服务生成网络的三项关键技术：单域自治与跨域协同、意图网络 and 智能运维。

3.2.1 单域自治与跨域协同

随着网络规模日趋增大和应用范式的日益复杂，需要支持的软硬件基础设施、功能架构、业务场景等越来越复杂多样，大规模网络系统的复杂性、分散性等为实现全域网络服务生成带来挑战。为此，基于分而治之的思想，将复杂网络分解为多个自治域，通过单域自治和跨域协同的策略来实现复杂和超大网络的闭环服务生成。具体来说，

单域自治是指在单个网络域内实现自主决策和自主学习的能力。该域可以是一个子网或一个较小的网络环境，可以根据业务特点、网络技术、维护模式等来划分的一组网络基础设施及其管控系统的组合，服务生成网络在这个域内能够独立感知并做出决策，根据网络负载、性能需求等因素优化网络资源分配。在运行过程中，服务生成网络不需要关心各个单域的内部实现细节和差异，仅需要根据其提供的意图化 API 接口进行交互操作。跨域协同是指不同网络单域之间进行合作和协同工作。多个网络单域可以通过相互通信和信息共享来共同解决复杂的网络问题，优化整个网络的性能和效率。跨域协同使得网络能够更好地适应动态变化的环境和需求，提供更强大的网络服务能力。通过自主决策和协同合作，实现网络的智能化和在线闭环优化。作为构建服务生成网络的核心思想，“单域自治、跨域协同”通过分层次构建体系化能力，一方面，通过模块化的极简网络来降低网络操作复杂度，为用户提供极致的服务体验。另一方面，允许面向业务场景、部署方案、运维流程和用户需求等进行灵活定义、全局规划、优化，使能网络更好地适应复杂的网络环境和需求。上述思想也是实现全场景算网自动化和智能化的关键。

3.2.2 意图网络

在构建服务生成网络的实践过程中，意图网络（IBN, Intent-Based Network）被认为是实现网络智能化的关键技术，其概念是由 Gartner 提出的一种能够把意图转换为针对基础设施配置的网络技术，主要流程包括：意图表达/解析、转译和验证、自动化部署/实施、网络状态

感知、保障和自动调优。意图网络是由人工智能算法驱动的，通常包括自然语言处理、机器学习和深度神经网络等技术，通过分析用户的输入，包括文本、语音或图像等形式，能够准确识别用户的意图，并将其转化为可理解的指令或任务。意图网络的引入为服务生成网络确定了清晰的发展目标，即通过对基础设施进行自动配置来实现网络自规划、自适应、自优化、自管理，最终达成“网随意动”。类似的，服务生成算力网络在面向多元业务的算网自动化全场景按需服务时，也需要构建一种能有效挖掘用户或业务意图并实现算网资源自动化按需分配的方法，将规划设计、自动化配置、仿真验证、监控分析、故障修复和策略优化等进行有效组织，最终实现以意图为中心的全生命周期闭环，如图 3-1 所示。

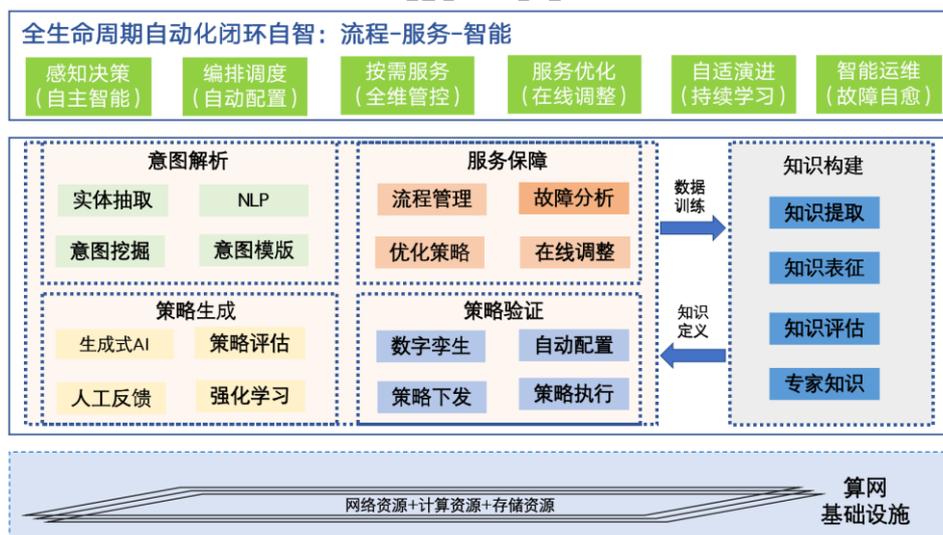


图 3-1 以意图为中心的网络全生命周期闭环示意图

3.2.3 智能运维

为实现全流程的闭环自治，服务生成网络需要智能运维来实现网络在线优化和闭环管理过程中的各个环节的自动化。在传统运维

方式下，数据规模大且离散，数据治理和全面分析能力薄弱且依赖于经验和规则，运维十分被动，解决问题效率非常低下，运维的实用性大打折扣，难以满足主动运营的要求。智能运维（AIOps, Artificial Intelligence for IT Operations）通过机器学习等人工智能算法，自动地从海量运维数据中学习并总结规则，并作出决策的运维方式。在网络运行过程中，智能运维可以通过实时监控网络设备和链路的状态和性能，并结合故障诊断和问题排查的功能，实现快速反应和自动化修复。当系统发现故障或异常时，可以迅速定位问题、尝试自动修复，并记录和学习相关的知识，以避免类似问题的再次发生。通过不断的学习和改进，闭环管理可以提高网络运维的效率和准确性，并减少对人工干预的需求。

3.3 人工智能

AI 是构建服务生成算力网络的关键技术之一，是使能算力网络模拟人类高级智能进行感知（算网状态感知、用户意图解析等）、决策（资源编排、任务调度等）、思考（逻辑推理、规律总结等）、行动（运营管控、故障修复等）、学习（机器学习、知识表示等）等活动的主要手段。经过 60 多年的发展，AI 在算法、算力和数据等方面取得了重要突破，包括自然语言处理、图像处理、强化学习等，已经从学术研究走向产业实践，正成为推动网络智能化的决定性力量。此外，以生成式人工智能（GAI）、大语言模型（LLM）和智能体（Agent）为代表的新兴技术，正深刻推动算力网络向更高阶智能演进。

首先，传统 AI 算法在算力网络智能化中一直扮演着重要角色，通过优化资源调度、提升网络感知能力及增强服务智能化水平，显著提升了算力网络的运行效率与可靠性。例如，自然语言处理技术通过对日志、配置指令及用户需求的语义理解与分析，实现智能化的网络管理与调度，将用户请求自动转化为资源调度指令，减少人工干预，提升响应速度，并优化用户体验。图像处理算法则通过高效处理和分析网络中的图像数据，在边缘计算场景中提取关键信息，减少数据传输量，降低网络负载，同时优化图像压缩与增强算法，提升带宽利用率，保障高质量图像传输的实时性与稳定性。此外，强化学习通过奖惩机制训练智能体，在动态环境中自主优化资源调度策略，根据实时负载与任务需求动态调整资源分配，最大化资源利用率并降低能耗，同时应用于网络故障预测与修复，提高网络鲁棒性。总的来说，传统 AI 算法的应用为算力网络的高效运行提供了重要技术支撑。

近年来，大语言模型（LLM）凭借其卓越的语义理解、逻辑推理与知识表示能力，正成为算力网络智能化升级的核心引擎。在算力网络中，LLM 的应用贯穿服务全生命周期，赋能从用户交互、资源调度到系统运维的全方位智能化。通过自然语言理解用户意图，LLM 能够将复杂需求转化为可执行策略，实现动态资源调度与故障自愈，大幅提升系统的自适应能力与响应效率。在运维领域，LLM 可对海量日志与告警信息进行语义分析，快速定位故障根因并生成修复方案，显著缩短故障恢复时间，保障业务连续性。此外，LLM 还能从多源异构数据中提取知识，构建算力网络知识图谱，支持跨域、跨平台的

知识共享与协同决策，打破信息孤岛，提升整体资源利用率与服务一致性。随着 LLM 与智能体技术的深度融合，算力网络将逐步实现从被动响应到主动预测、从规则驱动到数据驱动的智能化管理转型，为构建自主、高效、韧性的智能算力网络奠定坚实基础。

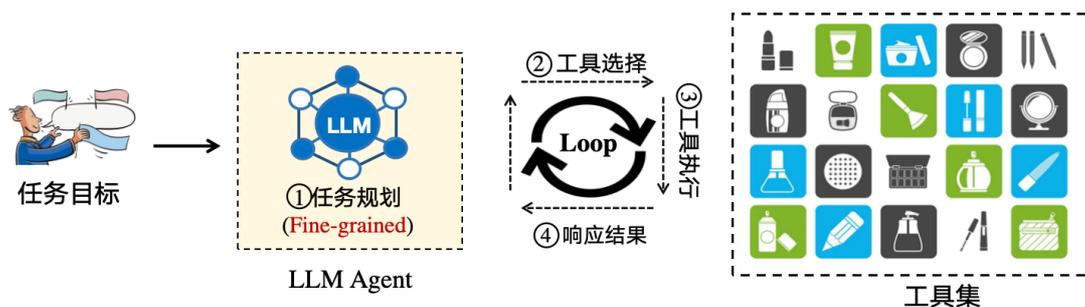


图 3-2 基于 LLM Agent 的算网流程自动化示意图

如图 3-2 所示，Agent 作为具备自主感知、决策与执行能力的智能实体，正在成为算力网络实现分布式智能控制与自主运营的核心技术支撑。通过引入多 Agent 系统，算力网络中的各个节点能够实现自组织、自配置与自优化，从而摆脱传统集中式管理的局限，形成更为灵活、高效的分布式智能架构。每个节点部署的轻量级 Agent 能够实时感知本地资源状态，并与其他 Agent 的协作，共同完成全局资源调度与负载均衡，确保系统整体性能的最优。在故障场景下，Agent 的自主性尤为突出，它能够迅速执行隔离、切换、修复等操作，有效减少人工干预，显著提升网络的高可用性与韧性。这种自主运营模式不仅增强了系统的鲁棒性，还大幅降低了运维成本，为算力网络在复杂动态环境下的稳定运行提供了坚实保障。随着 Agent 技术的不断演进，算力网络将逐步实现从被动响应到主动管理、从静态配置到动态优化的智能化转型，相关技术或许是构建真正意义上的服务生成算力

网络的关键。

3.4 数字孪生

数字孪生技术可以利用物理实体模型参数、传感数据、运行历史数据等在虚拟空间中完整映射出一个与物理实体一致的孪生体，并在孪生体中精准呈现反映物理实体的全生命周期。在算网场景下，构建算力网络数字孪生体，基于算网孪生体可实现对算网状态的持续分析和预测、算网治理需求和场景自发掘、业务服务到算网资源的灵活映射，为自动化评估、高效评估、敏捷迭代的服务生成算网提供构建基础，实现算力网络的全生命周期自治。通过物理网络和孪生网络实时交互，相互影响，借助算网孪生体助力算力网络实现低成本试错、智能化决策和高效创新，同时为算网服务生成提供感知与决策验证平台，进一步提升算网服务生成化。具体架构如图 3-3 所示。

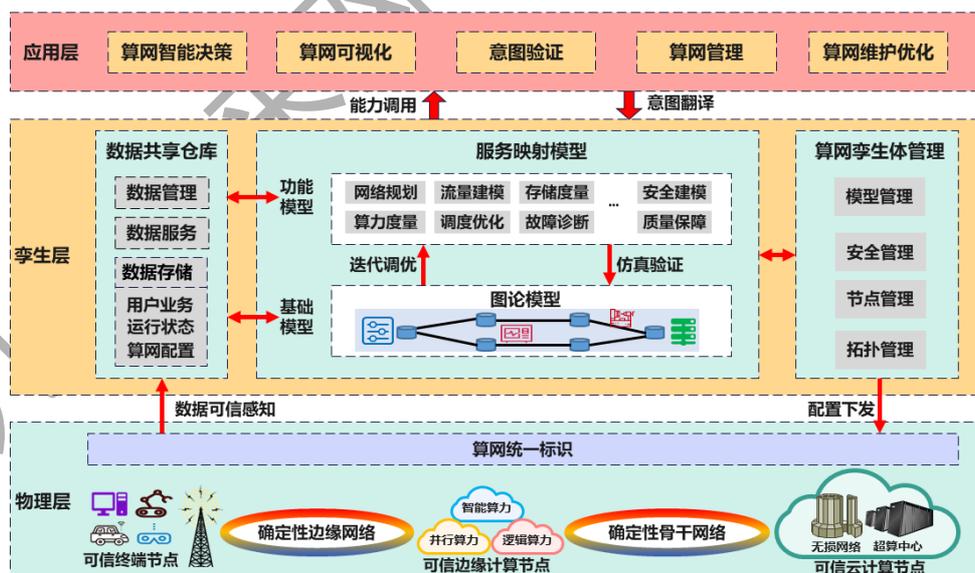


图 3-3 算网数字孪生架构图

本节将介绍构建数字孪生的三项关键技术：数据采集和传感、仿真建模、实时更新和反馈。

3.4.1 数据采集和传感

数字孪生需要在建模过程中获取与真实系统相对应的数据，以确保模型的准确性和可靠性。数据采集与传感技术涉及到传感器、数据采集设备和通信技术，用于实时或离线地采集物理系统的各种参数和状态信息。这些数据可以来自于物联网设备、传感器网络、监控系统等，也可以通过人工采集和整理。数据采集与传感技术的发展使得数字孪生能够更加准确地反映真实系统的行为和性能。

在一个完备的数字孪生系统中，对运行环境和数字孪生组成部件自身状态数据的获取，是实现物理对象与其数字孪生系统间全要素、全业务、全流程精准映射与实时交互的重要一环。因此，数字孪生体系对感知技术提出更高要求，为了建立全域全时段的物联感知体系，并实现物理对象运行态势的多维度、多层次精准监测，感知技术不但需要更精确可靠的物理测量技术，还需考虑感知数据间的协同交互，明确物体在全域的空间位置及唯一标识，并确保设备可信可控。构建数字全域标识能够为物理对象赋予数字“身份信息”，赋予独一无二的数字化身份编码，从而确保现实世界中的每一个物理实体都能与孪生空间中的数字虚体精准映射、一一对应，物理实体的任何状态变化都能同步反应在数字虚体中，对数字虚体的任何操控都能实时影响到对应的物理实体，也便于物理实体之间跨域、跨系统的互通和共享，支撑孪生映射。在算网场景中，为各类算网资源在信息模型平台中构

建算网统一标识，不仅实现对物体快速索引、定位及关联信息感知，支撑孪生体的建模，同时能够支撑算网资源调度与任务编排。

3.4.2 仿真建模

数字孪生的仿真建模是将物理世界的对象数字化和模型化的过程。通过建模将物理对象表达为计算机和网络所能识别的数字模型，对物理世界或问题的理解进行简化和模型化。数字孪生建模需要完成从多领域多学科角度模型融合以实现物理对象各领域特征的全面刻画，建模后的虚拟对象会表征实体对象的状态、模拟实体对象在现实环境中的行为、分析物理对象的未来发展趋势。建立物理对象的数字化建模技术是实现数字孪生的源头和核心技术，也是“数字化”阶段的核心。而模型实现方法研究主要涉及建模语言和模型开发工具等，关注如何从技术上实现数字孪生模型。在模型实现方法上，相关技术方法和工具呈多元化发展趋势。当前，数字孪生建模语言主要有Modelica、AutomationML、UML、SysML及XML等。在算网场景中，对算网资源特征抽象，并进一步描述抽象后的信息，实现模型表达，校验、编排后构建模型，可实现算网资源与孪生空间中的数字虚体精准映射，支撑孪生的管理。

数字孪生体系中的仿真作为一种在线数字仿真技术，将包含了确定性规律和完整机理的模型转化成软件的方式来模拟物理世界。只要模型正确，并拥有了完整的输入信息和环境数据，就可以基本正确地反映物理世界的特性和参数，验证和确认对物理世界或问题理解的正确性和有效性。从仿真的视角，数字孪生技术中的仿真属于一种在线

数字仿真技术，可以将数字孪生理解为：针对物理实体建立相对应的虚拟模型，并模拟物理实体在真实环境下的行为。和传统的仿真技术相比，更强调物理系统和信息系统之间的虚实共融和实时交互，是贯穿全生命周期的高频次并不断循环迭代的仿真过程。因此仿真技术不再仅仅用于降低测试成本，通过打造数字孪生，仿真技术的应用将扩展到各个运营领域，甚至涵盖产品的健康管理、远程诊断、智能维护、共享服务等应用。

3.4.3 实时更新和反馈

数字孪生需要能够实时地更新模型，并将模型的分析结果与真实系统进行反馈。实时更新与反馈技术涉及到数据传输、通信网络、数据处理和分析等，以保证数字孪生与真实系统的同步性和一致性。通过实时更新与反馈技术，可以将数字孪生应用于对现实系统的监控、优化和决策支持，实现故障诊断、预测性维护、性能优化等目标。。针对服务生成算力网络，服务生成算网决策无处不在且策略复杂多样，针对业务运行状态的策略修改将“牵一发而动全身”。利用数字孪生技术，算力网络服务生成策略可以在与物理网络相同的孪生环境中进行初步验证和协同，确保得到最优策略。与此同时，孪生体可基于实时的输入数据对服务生成算力网络配置等参数进行动态调整，提高服务生成算力网络的稳定性和可靠性。

四、服务生成算力网络应用案例

算力网络以其高效灵活的算力供给和服务应用，为千行百业带来了巨大的赋能。作为当前算力网络的升级迭代，服务生成算力网络将丰富和革新算力的供给、应用和服务模式，能够极大地提升算网系统的智能化水平与服务质量，并通过不断演进和优化来应对新的挑战和需求。本章简述服务生成算力网络在推动数智化过程中对各行业已有场景的升级和未来场景的畅想，包括为用户提供极致的体验、为行业提供高效的管理，为社会提供普惠的智能服务。然而，算力网络业务和应用场景是不断涌现和创新的，在各行业共同挖掘和努力下，服务生成算力网络势必将开启前所未有的可能性。

4.1 算网数据按需生成

数据作为驱动 AI 发展的核心燃料，然而，现实情境中，获取这些关键数据资源往往伴随着巨大的经济和时间成本。在算网数据按需生成的广阔场景中，网络中的各类数据源，无论是来自传感器、用户交互、业务系统还是计算任务本身，都呈现出高度的异构性。这些数据源具有不同的数据产生机制、更新频率、数据结构和内在逻辑，在不同状态下或针对不同需求，会产生属性各异的复杂数据流。尽管当前存在一些基于传统生成模型（如 RNN、GAN 等）的数据生成方法，它们或许能够模拟特定类型数据源产生的部分数据特征，但往往难以深入捕捉数据流中潜藏的复杂时空相关性、多模态依赖关系以及深层

语义关联，导致生成数据的质量和真实感通常不尽如人意，并且难以实现对生成内容细节的精确控制和定制。此外，构建能够处理和理解这种数据多样性的通用数据生成大模型也面临严峻挑战。直接利用大规模、高质量且经过充分标注的跨领域数据集来训练这类模型，在现实中往往是不切实际的，因为这样的训练数据集本身就极度匮乏且获取成本极高。

因此，为了在算网环境中实现高效、高质量的按需数据生成，一方面，需要研究具备高度可控性的通用数据生成模型。这类模型应当能够深刻理解并模拟不同数据源的数据产生规律，捕捉数据流中复杂的内在关联和长期依赖，并根据用户提出的具体需求（如数据类型、时间特性、语义特征、分布模式等）智能地生成符合预期、细节丰富且具有高度真实感的数据。传统的生成方法往往局限于特定模式，难以泛化到多样化的数据源，且通常需要对不同来源或类型的数据分别训练专门的模型，缺乏通用性。为此，首要任务是建立对网络中多元数据源的深度认知能力，理解其背后的生成机制、业务逻辑和潜在模式，在此基础上才能实现面向任意需求属性的高质量数据生成。另一方面，必须解决训练数据匮乏这一核心瓶颈。鉴于直接获取大规模、跨领域标注数据的困难，需要探索高效的学习策略。这包括将来自其他领域（如物理定律、业务规则、先验知识图谱等）的知识显式或隐式地融入生成模型的学习过程中，通过知识蒸馏、迁移学习、小样本学习等手段，结合有限的驱动数据训练，来弥补原始训练数据的不足，从而使得通用数据生成大模型能够在数据相对稀缺的情况下依然能

够有效学习和泛化。这样，算网数据按需生成才能真正摆脱对海量原始数据的过度依赖，变得更加灵活、经济和实用。

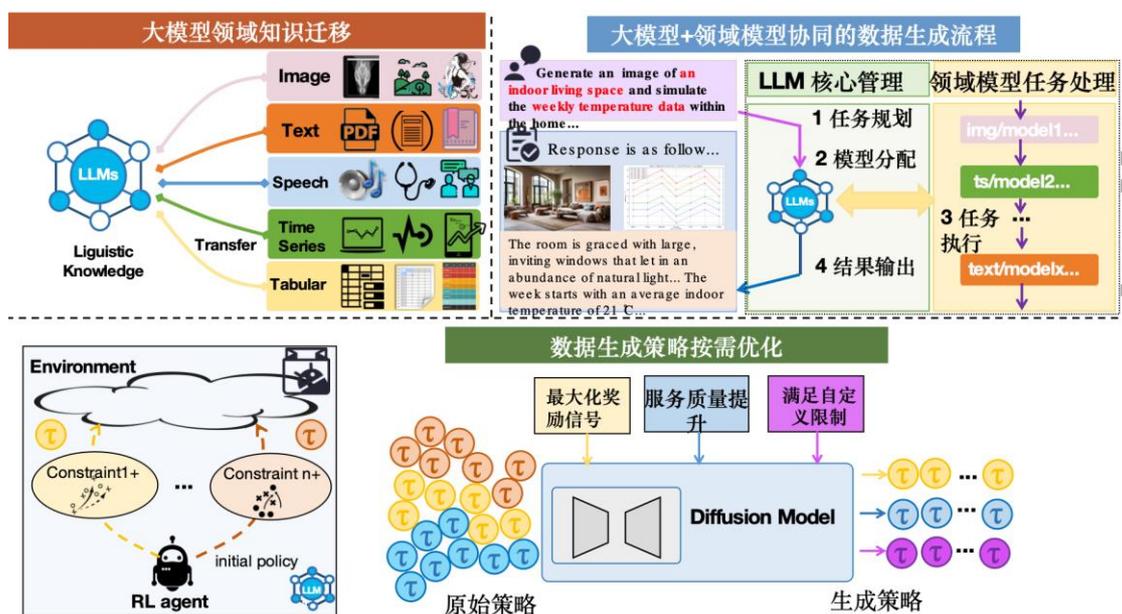


图 4-1 高质量算网数据按需生成示意图

针对当前算网数据生成领域普遍存在的生成结果质量不高且难以精确控制、高质量训练数据匮乏、模型通用性差等问题，构建面向算网环境的通用数据生成模型成为一项关键任务。在训练数据有限的情况下，通过跨域多模型协同，将一个领域（如文本、图像、知识图谱等）中已学习到的知识融入到目标数据（如网络流量、用户行为、业务日志等）的生成过程中，以此解决训练数据不足的问题，并提升生成数据的质量和生成过程的可控性，构成了基于跨域多模型协同进行算网数据按需生成的核心挑战。

针对当前大规模标注的算网数据训练集缺失这一普遍困境，摒弃直接训练通用算网数据生成大模型的常规思路，将复杂的算网数据生成问题分解为两个核心子问题：一是对网络中各类数据源及其生成环

境的深度认知，二是基于这种认知的数据生成。我们利用现有的通用语言大模型（或其他类型的预训练模型）来处理海量的、未标记的网络相关语料库（如技术文档、系统日志、用户反馈等），通过筛选和提炼，生成特定格式的数据对（例如，描述网络状态的文本与其对应的理想数据特征对）作为训练样本，并迭代地选择高质量样本以持续优化认知模型。

在实现对网络数据源特性、生成机制和潜在模式认知的基础上，采用联合先验知识和数据驱动的方式来训练数据生成大模型，有效缓解了算网数据训练集缺失的问题。同时，我们构建了面向不同生成目标（如模拟特定网络负载、生成合成用户行为轨迹等）的专用大模型，并精心设计了这些大模型之间的交互协作机制，将认知模型中蕴含的领域特定知识（如网络协议规则、业务逻辑约束等）融入到数据生成模型中，从而能够根据用户需求生成具备任意指定属性（如时间分布、空间关联、语义内容等）的高质量算网数据。

4.2 网络拓扑智能生成

在生成式 AI 推动下，AI 模型参数呈指数级增长，这催生了对大规模、高密度计算集群的迫切需求，也彻底改变了智能计算中心在处理速度、内存容量/带宽以及网络延迟/带宽方面的要求。如今，部署超过一万 GPU 的集群已成为 AIGC 领域领先玩家的标配。在实际应用中，智能计算中心能力的首要制约因素已从计算能力的不足，转变为网络对计算效能最大化所施加的限制。因此，网络基础设施超越了

其传统上仅仅连接设备的功能，成为决定整个智算中心绝对性能上限的关键命脉。同时，考虑到用户需求的多样性，现代智算中心网络拓扑的设计必须优先考虑可扩展性、高性能、稳定可靠、自动化运维以及未来的扩展能力。

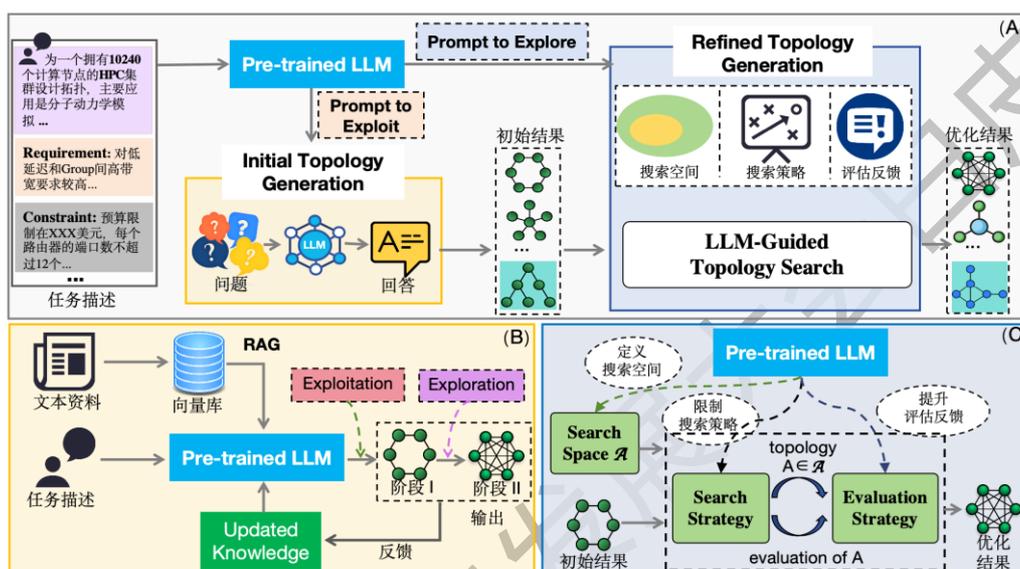


图 4-2 网络拓扑智能生成示意图

传统网络设计方法难以高效应对超大规模集群的复杂性和个性化需求，而大模型强大的模式识别、知识推理和生成能力提供了新的可能。其核心需求是利用大模型学习海量网络设计案例、性能数据及用户需求，自动生成满足特定性能指标（如低延迟、高带宽、高可靠性）、易于扩展且符合预算约束的定制化网络拓扑方案，从而克服人工设计的瓶颈。基于大模型的网络拓扑生成技术不仅能显著提升智算中心网络设计的效率和质量，确保网络基础设施真正成为支撑 AI 大模型训练和推理的“高速路”，最大限度地释放计算潜能，还能通过自动化设计减少人为错误，增强网络的稳定性和可维护性，最终为智

算中心提供更强大的算力保障，推动 AI 技术的进一步发展。

尽管 LLMs 在自然语言理解、逻辑分析等方面展现出强大的能力，但直接将其用于网络拓扑设计这类高度结构化、需要精确计算和优化的工程问题，缺乏精确计算和优化能力，难以保证结果的可验证性和可靠性。为此，可以通过一种基于两阶段的网络拓扑设计方法，该方法包含一个迭代模块级联，包括全局架构设计（Global Architecture Design, GAD）和局部连接搜索（Local Connectivity Search, LCS）。如图 4-2 所示，该框架采用交替优化的方式运行：GAD 负责生成高层特征，如拓扑模式和连接类型；而 LCS 则专注于细化更精细的特征，如组间连接和组内连接。具体来说，针对给定的任务需求，GAD 首先利用 LLM 的知识库，根据预设提示确定所需的网络拓扑类型和连接要求。基于 GAD 的输出，LCS 随后采用搜索算法来探索最优的拓扑细节，从而优化最终的拓扑结构。在拓扑生成过程中，前一次迭代的结果会被反馈并作为当前迭代的参考。这使得 GAD 和 LCS 都能在已有进展的基础上进行改进，实现设计的迭代优化。例如，GAD 可以根据 LCS 在前一步找到的详细连接来调整其高层决策，而 LCS 则能根据 GAD 提供的高层结构优化其搜索焦点。这种迭代确保了宏观结构和微观连接都能精细调整，以满足当前任务的具体需求。

4.3 算网服务智能生成

服务智能生成是服务生成算力网络所具备的典型能力之一。针对多元用户的自动化按需服务需求，服务生成算力网络能够准确挖掘用

户意图并自动将其转化为策略对算网资源进行管理。具体来说，服务生成算力网络能够根据用户意图，整合各级资源的特点和需求，为各类用户都提供一套定制化、自动化的资源分配解决方案。同时，在资源紧缺或资源调度低效等情况下，能够进行敏捷有效地资源分配，满足不同计算场景对带宽、延迟、算力等的需求，为客户提供按需可调、场景多样、质量感知的一体化算力服务。

为此，服务生成算力网络不仅需要对用户意图进行解析，还需要据此生成算网资源服务策略，从而端到端地将用户意图转译成为具体的算网服务策略。这需要服务生成算力网络对自身的实时状态、运行流程、服务机制等进行深入理解，并能够在当前算力网络服务框架中基于现有的功能模型实现算网资源按需服务。

下面以 ChatGPT 为例来阐述服务生成算力网络融合当前通用大模型进行服务智能生成的过程。

服务生成算力网络通过将 ChatGPT (Chat Generative Pre-trained Transformer) 作为逻辑处理中心来接入用户意图和对算网进行管理，利用 ChatGPT 强大的语言理解和决策学习能力，能够对用户意图进行准确解析并将其转化为算网配置策略，使能算网资源自动化按需分配。利用指令微调技术 (Prompt Engineering) 来使能 ChatGPT 具备解决算力网络应用场景中特定问题的能力，包括提供智能聊天交互功能，通过多轮问答的方式来准确全面了解用户意图需求；提供算网策略自动生成功能，在当前算力网络架构下自动选择匹配的功能组件，通过生成算网资源配置策略来对算网资源进行配置管理，并从负载、

延时、成本、服务质量、安全等维度向用户展示预期效果；提供基于用户反馈的优化功能，能够根据用户反馈对整体流程、特定模块、服务质量等进行优化。

如图 4-3 所示，上述流程主要包括以下四个关键阶段：

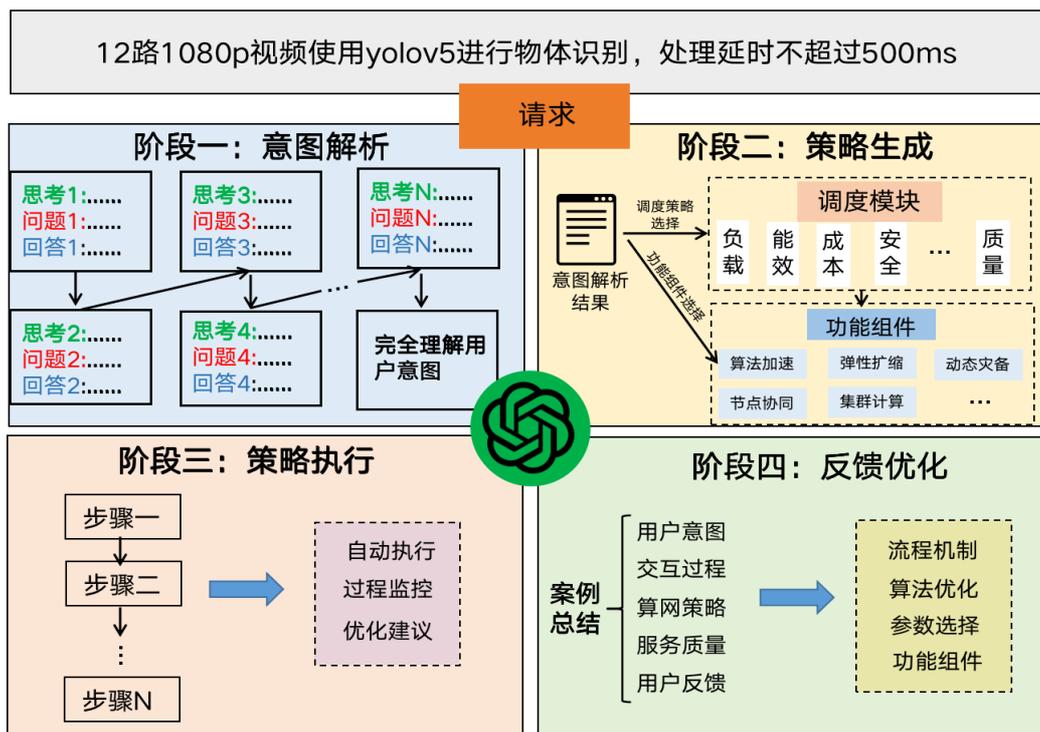


图 4-3 服务生成算力网络服务智能生成示意图

(1) **意图解析：** 用户将对算网服务的期望通过自然语言输入到服务生成算力网络，服务生成算力网络利用 ChatGPT 以准确挖掘用户意图并满足下一阶段策略生成的输入条件为目标，在多轮对话交互过程中，根据用户意图输入、算网状态、以及交互历史，智能生成相关的交互问题来对用户进行问询。如图 4-3 所示，用户输入“需要对 12 路 1080p 视频使用 yolov5 进行物体识别，处理延时不超过 500ms”，ChatGPT 能够轻松理解任务内容和用户对时延的要

求，但由于用户输出缺少在负载、功耗、成本等方面的描述，无法得知相关方面的需求。因此，ChatGPT 需要生成“您能否告诉我您在寻找服务或产品时所考虑的价格范围？”、“您是否需要在运行过程中动态增加或减少计算资源，以适应业务快速变化和需求变更？”等问题来询问，从而对用户意图进行全面理解。通过多次的交互，最终完全理解用户意图并为下一阶段的策略生成提供输入。

(2) 策略生成：服务生成算力网络通过将算网服务策略生成问题转化为用户意图-功能组件匹配问题，在现有的算力网络服务框架下，从算力网络系统的功能组件中选择合适的模块来满足用户意图。首先，对算力网络中各功能组件进行描述，包括功能作用、输入输出、调用方法、版本信息等，例如调度模块的描述如下“功能：解决任务调度问题，支持负载、成本、服务质量、能效等优化目标；输入输出：输入包括任务对算力资源、网络资源、存储资源等需求，以及用户在负载、成本、服务质量、能效等方面的期望。输出包括算力节点的选择、部署方式、参数设置等；版本信息：V1-1;...”。ChatGPT 基于各个功能模块的描述信息，结合用户意图解析结果，自动匹配合适的功能模块来生成满足用户意图的算网服务策略。在策略生成后，ChatGPT 会从分析负载、成本、能耗、安全等维度对其进行分析估计，并将结果展示给用户。若在某些方面未达到用户需求，ChatGPT 根据用户意见从算网系统中选择合适的组件进行策略优化调整，直到完全符合用户期望。例如，用户觉得当前策略的成本超出预期，ChatGPT 重新选择配置较低的硬件设施来提

供服务。

(3) 策略执行：将生成的算网服务策略下发到算网系统中，根据算网服务流程和逻辑规则，自动执行相关步骤。ChatGPT 可以对执行流程进行监控，并在发生故障情况下给出解决建议。

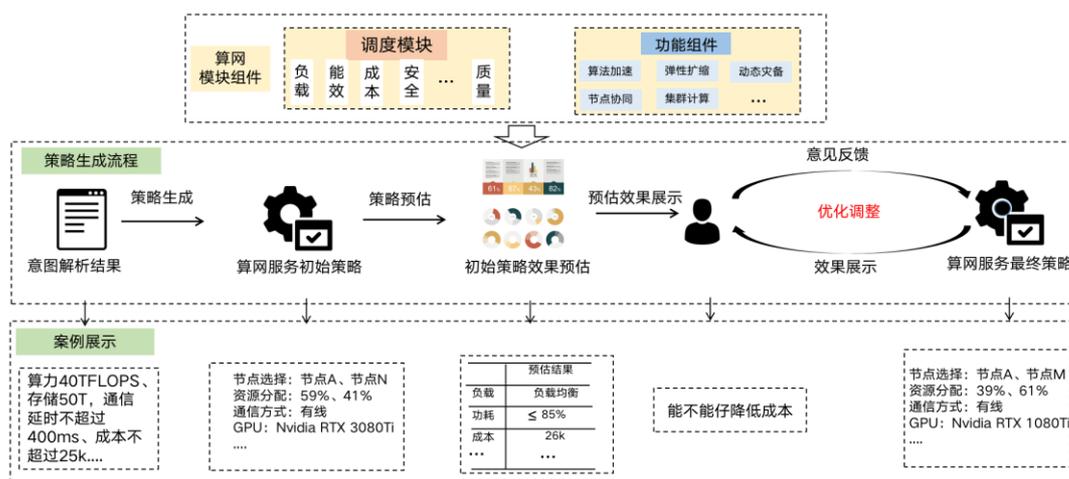


图 4-4 服务生成算力网络服务策略生成流程

(4) 反馈优化：对于一个完整的算网服务流程，服务生成算力网络对各个环节进行记录总结，包括用户意图输入、交互过程、解析结果、策略生成过程与结果、服务质量、用户反馈等。通过对历史案例总结进行分析学习，并根据用户反馈对算网服务流程提出优化建议。具体来说，历史案例能够作为示例样本来供 ChatGPT 学习，从而提高其解决意图解析、策略生成等任务的能力。同时，ChatGPT 还能够根据用户反馈对算网服务流程各环节进行优化，例如优化意图解析过程中生成的问题、为调度模块的算法提供优化建议、根据实际运行结果丰富和优化各模块组件的描述等。通过上述方式，通过不断的学习优化来提高算网服务质量，提升用户服务体验。

作为一种意图驱动的算力服务，服务生成算力网络具备强大的计

算能力、灵活的使用方式、可扩展性和弹性伸缩能力，而服务智能生成能力能够进一步帮助用户高效、便捷地使用服务生成算力网络进行任务处理，并获得满意的服务体验。在使用过程中，用户只需明确自己的需求并提出要求，无需关心底层的计算环境和复杂的技术细节，服务生成算力网络可以通过自动感知用户的需求和偏好，提供定制化、智能化、场景化的服务。

4.4 业务流程自主管控

服务生成算力网络本身是一个高度智能化的信息基础设施，在对外提供服务时能够助力业务流程高度自动化。尽管当前众多业务都使用 AI 来提升自身智能化水平，但大多都存在单点智能水平有限、业务流程断点等问题，服务生成算力网络可以使能垂直领域大模型，通过与业务流程中已有的智能组件相结合，基于联合数据驱动与知识引导的方式来调用各单点能力，打通长流程断点和技术难点，实现流程自动化和业务闭环处理。例如，在智能制造场景中，服务生成算力网络可以通过自动化任务和工作流的功能，将数据处理和分析、决策支持、流程控制、智能机器人和自动化设备以及自动化交互等环节进行自动化和流程化管理，根据预设的规则和条件，在不同的环节之间自动触发和传递任务，实现业务流程的顺畅执行。这样可以减少人工干预和错误，并提升业务流程的效率。下将从智能规建、智能运维、智能营销、智能计费、智能客服、智能客户关系管理、商业智能等方面，如何赋能算力网络应用进行分

析。



图 4-5 服务生成算力网络全流程自主管控

智能规建：服务生成算力网络能够助力智能构建的关键在于其强大的生成能力和适应性。它可以解决各种自然语言处理任务，代码自动生成，文档生成和摘要，以及数据增强等应用场景，对研发生命周期的需求、设计、开发、集成、测试、发布等关键阶段进行赋能，从而加快需求理解和沟通、简化设计过程、提高开发效率、辅助测试执行等。在需求分析阶段，服务生成算力网络可以使能高效的需求沟通和理解，辅助开发团队、业务人员以及用户之间的交流，根据需求描述和问题陈述，生成相关领域的文档、提出潜在问题和建议，帮助确保需求的准确性和完整性。在原型设计阶段，服务生成算力网络可以辅助或自主构建原型和模型，例如，它可以根据输入的需求，利用现有的设计原型工具，快速生成交互原型，完成原型可视化和快速验证。同时，服务生成算力网络可以根据给定的上下文和提示，实现自动化的代码片段生成、函数定义和注释、代码审查和优化等任务，提高智能开发者的开发效率。在测试执行

阶段，服务生成算力网络可以基于领域知识和历史测试数据，辅助或自主制定精准的测试计划，包括测试范围、测试用例设计、测试覆盖率等方面，保证测试的效率和覆盖度，减少漏测和误测的情况。在此技术上，使用自动化测试工具进行自动化测试，包括单元测试、集成测试、功能测试、性能测试等。

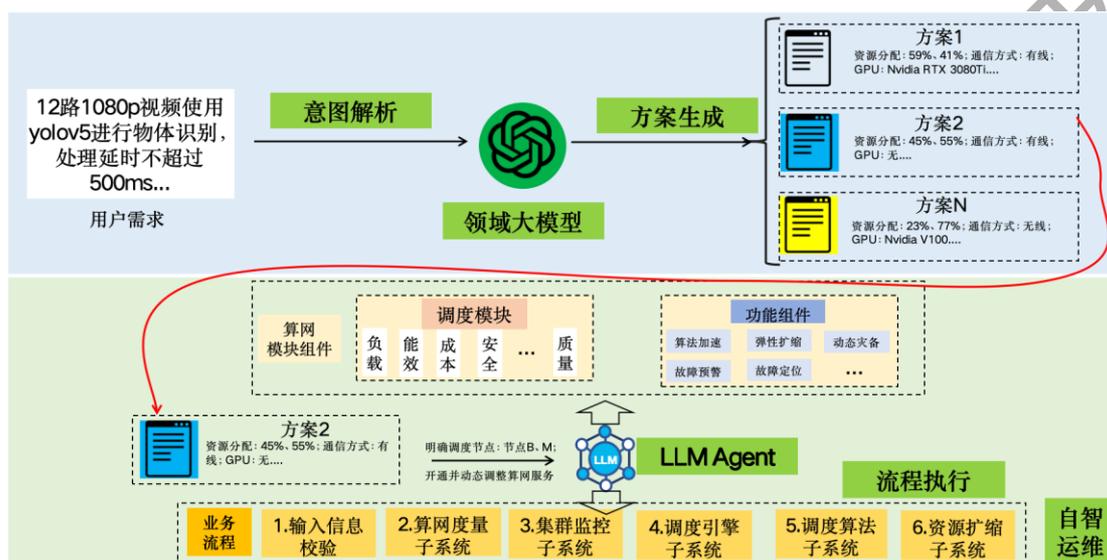


图 4-6 基于 LLM Agent 的流程自动执行机制

智能运维： AIOps（Artificial Intelligence for IT Operations）旨在通过整合人工智能技术和 IT 运维过程，实现自动化的运维管理，包括运行数据（包括日志、指标、事件）进行分析和处理，自动识别和分析故障，快速定位问题等。服务生成算力网络能够构建完整的故障快速识别、故障处理策略生成以及故障自愈流程，从而进一步提升 AIOps 的自动化和智能化水平。基于当前已有的系统指标检测、日志分析等运维组件，服务生成算力网络能够作为运维专家经验和知识库与上述组件中智能算法检测的结果进行融合，以数、知双驱动能力提升运维效率。运维专家的经验通常包含了最佳实践、故障处理流程和

解决方案等，将这些知识融入到智能运维系统中，可以使系统具备更准确和高效地诊断和解决问题的能力。此外，服务生成算力网络可以自动生成脚本以及自动化运维工具需要的程序代码，实现故障自愈。

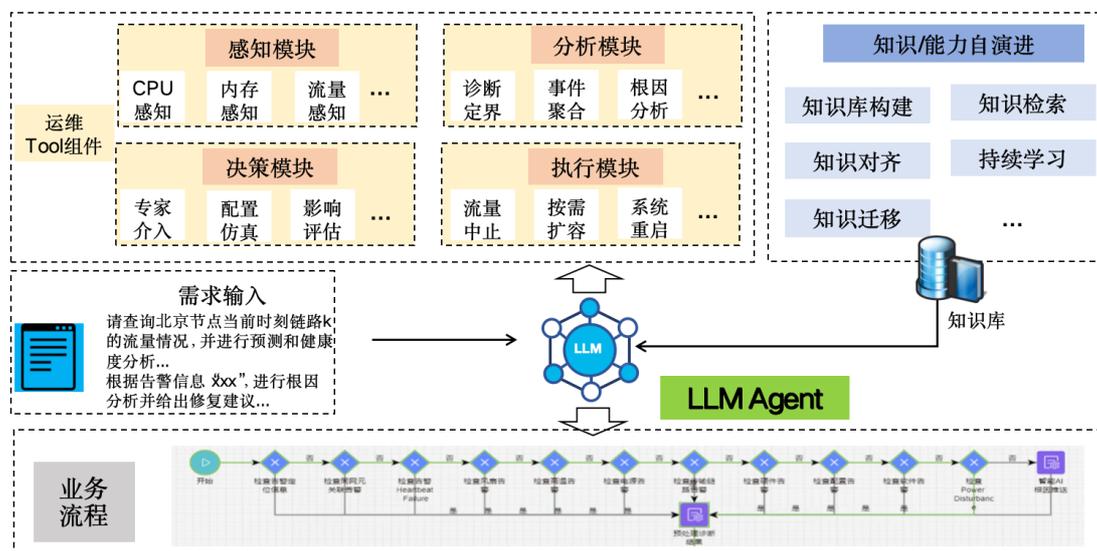


图 4-7 基于自演技 LLM Agent 的智能运维

智能客户管理: 智能客户管理通过有效地整合、分析和利用客户相关的信息，帮助企业建立和维护与客户之间的良好关系，并提供个性化的客户服务。服务生成算力网络能够提供更加人性化的智能交互方式，例如在进行调查问卷过程中，采用更为人性化的提问方式进行问卷调查，根据客户的给出的答案，更为智能地选择向客户询问的问题，若发现客户出现不满情绪，能及时进行安抚。在进行服务方案推荐时，以具体用户需求为意图基础，同时整合各类资源、各类服务能力的信息，利用思维链进行多步推理，给出符合客户场景意图的最佳建议方案。在进行客服时，除了准确理解用户的问题和需求，生成准确、个性化和自然的回答和解决方案，还能够识别用户的情感和语气状态，进而提供更加细致的服务。

总的来说，服务生成算力网络通过融合 AI、物联网、5G、边缘计算、数字孪生等技术要素，能够为制造业、金融服务、医疗健康、教育培训和城市管理等千行百业带来赋能，并推动各个行业的智能化发展和提升。在赋能各行各业的过程中，服务生成算力网络也逐渐改变着各个行业中人类的功能期望与参与方式。首先，服务生成算力网络可以提供泛在的 AI 能力，能够接管那些重复性、繁琐或机械化的任务，使人类能够将时间和精力集中在更高级别、更有创造性的工作上。这样可以提高工作效率，减少错误，并释放出更多的时间供人工从事战略规划、创新和解决复杂问题等任务。同时，服务生成算力网络可以支撑 AI 来作为辅助工具，生成各种创意和设计，为人类提供灵感和参考，帮助人类进行创新、拓宽思维和解决问题的视野。在不久的将来，人类与 AI 副手协同工作将成为常态，从内容创作、办公、搜索和人机交互，都将被深深变革，在智能客服、营销、投研、推荐等各个方面降本增效。

4.5 服务自优化与持续演进

服务生成算力网络具备自主学习、智能决策、自适应优化、自修复和持续演进等典型特征。这些特征使得服务生成算力网络能够根据环境和需求的变化，在无需人工参与的情况下主动调整和优化自身，提供更智能、高效和可靠的服务和体验。

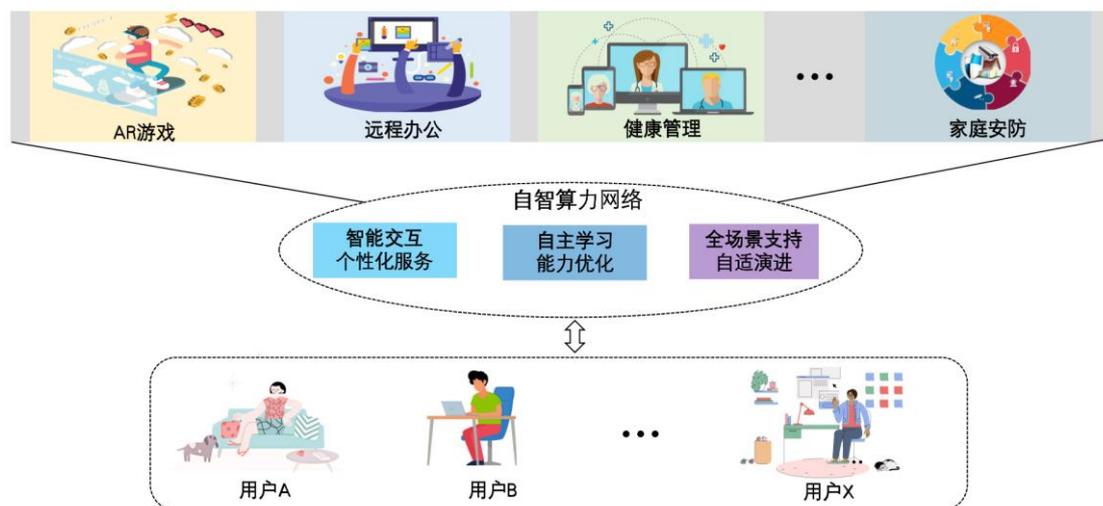


图 4-8 服务生成算力网络能力自优化与持续演进

个性化服务：服务生成算力网络具有智能交互和个性化服务的优点，能够理解用户需求，并根据用户的个性化偏好提供相应的回答和服务。这使得用户能够享受到更加智能化和个性化的体验，更高效地获取所需信息和解决方案。一方面，服务生成算力网络本身具备灵活多样的节点选择、弹性扩展能力、定制化的 SLA、数据安全与隐私保护、费用灵活计费等特点，支持用户能够根据自身需求和偏好，获得定制化的算力资源和计算服务。另一方面，通过先进的人工智能技术，服务生成算力网络能够理解用户输入的自然语言，并根据用户的需求提供智能化的回答和建议。用户可以通过对话、问题输入等方式与服务生成算力网络进行交互，就像与一个人类进行对话一样。同时，服务生成算力网络可以根据用户的历史数据和行为习惯，提供个性化的服务和建议。通过分析用户的历史查询记录、喜好偏好等信息，能够更好地理解用户需求，从而提供更加符合用户偏好的回答和解决方案。

能力自主优化：服务生成算力网络能够根据自身的学习和经验积

累不断进行自我改进和优化的能力。通过分析和评估当前的性能和效果，系统可以主动识别问题并提出解决方案，进一步提高系统的性能和效率。首先，服务生成算力网络需要对当前的能力状况进行评估和反馈。系统或个体可以通过监测和分析自身的表现和结果，了解到存在的问题和改进的空间。在此基础上，通过主动获取新知识、技巧和经验，通过学习和积累来丰富自身的能力和知识库，能够对问题制定相应的改进计划。其次，服务生成算力网络还需要具备自我调节和自我控制的能力。系统或个体可以通过自主设定目标、制定计划，并自我约束和监督实施，从而达到预期的改进效果。此外，服务生成算力网络可以与用户互动和交流，接受来自外界的建议和指导，通过协作和合作促进能力的优化和提高。这些特点使得服务生成算力网络能够主动地改进和提高自身的能力水平，提高适应性、灵活性和服务质量。

智能自适演进：服务生成算力网络能够通过学习、适应和自我调整，不断改进和提升其智能水平和能力，并在不同环境和任务中展示出更好的表现。基于自主学习和迭代优化的机制，服务生成算力网络通过不断地与用户互动和获取新的数据，从中学习新知识和经验，不断提升自身的智能水平和服务能力。这使得服务生成算力网络能够跟上技术和用户需求的发展，在无需人工操作的情况下，持续提供优质、全面和个性化的服务。为此，服务生成算力网络可以基于不同单域感知的差异性、计算资源的互补性、数据的共享性、域间的交互性，通过跨域协同来赋予算网解决更复杂任务和自适应场景适配的能力。例如，在联邦学习的框架下利用知识蒸馏来实现多节点知识的迁移复用，

基于终身学习来实现智能的可持续演进等。

第九届未来网络发展大会白皮书

五、技术挑战与未来方向

服务生成算力网络具有潜在的发展前景，但为实现其落地应用仍有一些挑战和技术难点需要解决，包括智能训练与部署、功能方案设计、智能度量与评估、自演进可控、应用落地与生态建设等。本章节总结分析了这些研究挑战和待解决问题，以供在未来充分发掘服务生成算力网络的潜力和效益。

5.1 智能训练与部署问题

服务生成算力网络的智能化建设缺乏基础设施支撑，一方面，核心算法的攻关面临数据、知识、环境等原料匮乏的问题。尽管算力网络中存在海量数据，但异构数据缺乏标准化描述，数据的类型、格式、来源等都差异巨大，而且缺少标注信息，尚无法为算网智能化提供统一的数据支撑能力。而当前存在于文档、书本、标准等中的算力网络专家知识缺少体系化的表达，亟需利用数字化技术将相关知识、经验与 AI 等技术融合，形成具备行业共识的标准化表达。同时，算力网络领域缺少能够提供完善的、有及时闭环反馈的、接近真实算网的实验环境或仿真系统，因此无法有效支撑相关算法的验证和创新。另一方面，当前 AI 技术仍然面临着能力效率、可解释性、安全和隐私等方面的挑战。例如，生成式 AI 是实现算网服务生成的关键手段，发展前景也无限可期，但生成式 AI 仍面临着技术创新、安全规范、应用融合等挑战。从技术演进的角度来说，当前生成式 AI 在生成内容

的细节质量、真实度等方面发展迅速，但仍然无法解决数据依赖性高、可控性不好、缺乏可解释性、资源消耗大等问题。此外，当前生成式 AI 仅能根据已有的数据库生成相关领域内的内容，生成结果的泛化能力和多样性尚有不足。随着关键技术和基础理论的不断突破，最终能否超越人类的创造性和智慧也尚未可知。

服务生成算力网络的智能化建设还面临着智能部署的挑战。首先，AI 模型，尤其是 AI 大模型，通常需要大量的计算资源来进行推断和处理，这可能导致在部署阶段面临硬件性能、存储容量和计算效率等方面的挑战。为此，在智能部署阶段可以通过分布式推理、批量推理、算子融合、硬件加速等提高推理效率，同时，还可以使用模型剪枝、蒸馏、量化压缩等来减少大模型的参数冗余。同时，在将 AI 模型部署到真实环境中时，需要确保智能模型能够适应各种硬件设备、操作系统和网络条件。不同的部署环境可能需要进行适配和优化，以确保良好的性能和稳定性。其次，AI 模型的更新和迭代管理也是一个挑战。当模型需要改进或修复时，如何进行无缝的更新和部署，而不会中断现有系统的正常运行，是一个需要考虑的问题。此外，还需要处理隐私和安全的问题。AI 模型可能包含敏感信息，需要采取措施确保智能模型和数据的安全，并防止未经授权的访问和滥用。针对上述挑战，研究人员正在积极探索改善大模型的部署方法和技术，以提高其效率、可靠性和安全性，以适应各种实际应用场景。

5.2 业务融合方案设计

算网服务生成在赋予算力网络多维建设愿景的同时，包括高效的资源利用率、极致的用户体验、使能算网自动、自愈、自优、自治等，也对其体系架构提出了更多的要求。首先，服务生成算力网络的架构应该支持统一纳管计算资源、存储资源、网络资源的能力，并能够将基础设施资源以统一的标准进行度量，抽象为信息要素加载在网络报文中，通过网络进行共享。同时，为敏捷实现多元业务并提供极致的用户体验，服务生成算网的体系架构需要是极简的，支持模块化的功能组件、标准化的协议接口、扁平化的管理机制、可解耦的服务策略等功能。在此基础上，服务生成算网的架构还应该遵循分层跨域的设计思想，基于单域自治与跨域协同的建设思想，进而实现全域服务生成。例如，开放可编程的算网自治域、高度自动化的服务流程、以用户体验为中心的闭环运维等。总的来说，在设计服务生成算网体系架构时，应该综合考虑算网业务功能实现、功能服务优化、系统全域服务生成等方面的诉求。然而，如何通过建立统一的体系架构来满足各方面的功能需求，最终的形态还需要在未来进一步探索。

5.3 智能度量与评估

智能度量与评估是对智能系统的性能和智能能力进行量化和评价的过程，其目的是提供一个客观、可靠的方式来衡量和比较智能系统的表现，并为改进优化和进一步发展智能系统提供指导。目前，服务

生成网络领域效仿自动驾驶能力的分级策略，将网络智能能力分级为 0（完全依赖人工操作）到 5（高度自治、操作无人化）的六个等级。

上述分级框架亦可用于服务生成算网领域。然而，服务生成算网的建设之路是个长期的过程，目前可能在很多单点上形成了突破和高度智能，但尚无法形成具有颠覆意义的完全智能化解决方案。在进行智能度量与评估的过程中，对算网整体智能水平的评估通常目标统一、方式直接，可以采用一系列定量和定性的评估方法，例如使用标准数据集进行测试、设计特定的验证任务、进行人工评估或开展实际应用场景的验证等。但对单点的评估不仅需要根据特定任务或领域上的目标设计定制化的测试方案，考虑到智能能力的提升应该来自于系自身的内部发展和学习，而非受到关联节点的影响所致，还需要对各单点的边界定义、因果关联、局部与整体的关系等具有清晰的认识。而这需要在服务生成算网架构设计之初就对相关内容进行明确定义和准则制定。在构建服务生成算网过程中，需要同时考虑单点智能和全域智能的培养和提升，以实现更全面、更广泛的智能表现。

5.4 自演进可控性

自演进学习不仅是服务生成算力网络应对环境动态变化的技术需求，也是其具备高阶智能的重要体现之一。在自然界中，智能生物能够根据环境、条件、目标，自适应地调整自身或调度各种资源尽可能地实现预定目标，并在长期累月的进化中实现智能从简单到复杂，从低级到高级的演化。类比而言，服务生成算力网络作为一

个高级智能体，自身智能也需要随着时间迁移、系统迭代、场景迁移、需求变更等成长并演化，即通过自学习、自适应、自协同、自组织，实现体系架构动态演进、业务功能逐步拓展、服务能力持续增强等。为实现上述目标，持续学习（CL，Continual Learning）通过从不断变化的数据中进行学习，旨在使能 AI 自动地积累知识和技能，并将其用于未来的学习中。结合不同的学习过程，CL 可以归类为：类增量型持续学习、任务增量型持续学习、域增量型持续学习、任务不可知型增量学习。在算力网络自演进学习过程中，可以根据自身系统状态的参数变化、与用户的交互信息、外部专家的先验知识等通过 CL 来不断提高服务能力和智能水平。然而，CL 目前处于初期研究阶段，尚不具备完备的自演进学习理论模型和体系方法，相关算法仍无法有效解决学习效率低、灾难性遗忘（Catastrophic Forgetting）等问题。

5.5 应用落地与生态建设

尽管服务生成算力网络技术存在诸多优势，但在整个社会行业中全面推广并非易事，尤其是当其有可能彻底改变现有的工作方式，重塑商业模式、引导用户习惯时，会遇到各种挑战和阻力。首先，服务生成算力网络在面向行业的具体应用时，需要把技术、业务、场景和商业打通，这是超越简单技术维度的更富挑战的问题，而且从技术创新到落地应用仍需要时间和进一步的发展，技术的不成熟可能限制了其应用范围和可靠性。此外，服务生成算力网络的应用大量的数据

传输和处理，对于个人隐私、社会伦理、和国家安全的担忧是推广面临的另一个重要挑战。另一方面，服务生成算力网络技术的推广会对某些行业和就业形态产生影响，会革新或取代特定工作岗位，因此存在抵制和反对的可能。而对于算网使用者来说，服务生成算力网络技术的使用需要面对人们对于新技术和新方式的接受程度和适应能力，而习惯和文化的改变需要时间和适应过程。

为切实促进服务生成算力网络的创新与应，需要构建一个以服务生成算力网络为核心的、具有良好发展与合作机制的生态系统，包括但不限于以下几个方面：建立数据共享机制，通过合理授权和隐私保护，鼓励数据持有方共享数据资源。这样可以提供更多的训练数据，促进模型的发展和优化；建立跨界、跨领域的合作与联合研究机制，促进学术界、产业界、政府和社会各方之间的合作。通过资源共享、技术交流合作创新，加速服务生成算力网络技术的发展和应；建立服务生成算力网络伦理道德准则和规范，确保服务生成算力网络技术的研发和使用符合道德和法律要求。保障用户隐私，防止滥用和歧视，同时注重公平、透明和可解释性；提供资金支持和政策引导，鼓励企业投入服务生成算力网络研发和创新应用。制定相关政策和规划，为服务生成算力网络产业的发展提供良好的环境和支持。加强服务生成算力网络领域的人才培养和引进工作，培养专业人才和跨学科人才。推动服务生成算力网络技术的普及和应，提高整个社会对服务生成算力网络的认知和理解；建立创新孵化器和科技园区，提供创业支持和资源共享平台，激励创新创业者在服务生成算力网络领域开展实践

和创新，推动创新成果转化为商业价值。总的来说，服务生成算力网络生态建设需要各方的积极参与和共同努力，包括政府、企业、社会组织等。通过构建健全的生态系统，可以推动服务生成算力网络技术的健康发展，实现技术的共享与合作，促进社会的可持续发展。

第九届未来网络发展大会白皮书

六、总结与展望

随着云计算、大数据、物联网、边缘计算等技术的兴起，以及各行各业在数字化转型过程对算力网络的自动化和智能化提出了更迫切的要求，服务生成算力网络的提出，为进一步提升算力网络的资源利用率、提高算网自动化和智能化水平、使能极致的用户体验提供了一个新思路，是算力网络智能化演进的终究目标。同时，我们还必须清楚地认识到服务生成算力网络还处于研究阶段，还存在许多问题和挑战亟待解决，例如功能架构设计、智能度量与评估、生成式 AI 融合、自演进可控、应用落地与推广等。本白皮书通过介绍服务生成算力网络的发展背景、功能愿景、参考架构、使能技术、应用场景和趋势挑战，试图为大家详细地描述服务生成算力网络在未来发展中的潜在价值和美好愿景。期待在不久的将来，服务生成算力网络能够进一步赋能各行各业，推动人类向智能化社会迈进。

附录 A：术语与缩略语

| 英文缩写 | 英文全拼 | 中文释义 |
|-------|-------------------------------------------------|-----------|
| AI | Artificial Intelligence | 人工智能 |
| CNC | Computing and Network Convergence | 算力网络 |
| DT | Digital Twin | 数字孪生 |
| CCSA | China Communications Standards Association | 中国通信标准化协会 |
| ETSI | European Telecommunications Standards Institute | 欧洲电信标准化协会 |
| IoT | The Internet of Things | 物联网 |
| IoV | Internet of Vehicles | 车联网 |
| SID | Service ID | 服务标识符 |
| SDN | Software Defined Network | 软件定义网络 |
| FaaS | Function-as-a-Service | 函数即服务 |
| TSN | Time-Sensitive Networking | 时间敏感网络 |
| VR | Virtual Reality | 虚拟现实 |
| TL | Transfer Learning | 迁移学习 |
| CL | Continual Learning | 持续学习 |
| AloPS | Artificial Intelligence for IT Operations | 智能运维 |
| IBN | Intent-Based Network | 意图网络 |
| LLM | Large Language Model | 大型语言模型 |
| DRL | Deep Reinforcement Learning | 深度强化学习 |
| NLP | Natural Language Processing | 自然语言处理 |
| GAI | Generative Artificial Intelligence | 生成式人工智能 |
| GAD | Global Architecture Design | 全局架构设计 |
| LCS | Local Connectivity Search | 局部连接搜索 |

参考文献

- [1] ETSI GS MEC 003-2020, Multi-access Edge Computing (MEC); Framework and Reference Architecture Disclaimer (V2.2.1)[S].
- [2] 贾庆民,胡玉姣,谢人超等, 确定性算力网络研究[J]. 通信学报, 2022.
- [3] 中国联通研究院, 算力网络架构与技术体系白皮书, 2020.10.
- [4] 中兴通讯, 服务生成网络白皮书, 2022.12.
- [5] 周晓茂,贾庆民,胡玉姣,郭凯,马千飘,刘辉,谢人超. 自智算力网络: 架构、技术与展望[J]. 物联网学报, 2023.
- [6] Zhou, X., Hu, Y., Jia, Q. and Xie, R. LLM-Enabled Multi-Modal Data Synthesis via Cross-Domain Collaboration[J]. IEEE Communications Magazine, 2025.

第九届未来网络发展大会白皮书