

基于数字孪生的 算力网络自优化技术研究



Self-Optimization Technology of Computing Power Network Based on Digital Twin

许胜/XU Sheng, 许方敏/XU Fangmin, 赵成林/ZHAO Chenglin

(北京邮电大学, 中国 北京 100876)

(Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202303009

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20230621.1945.003.html>

网络出版日期: 2023-06-25

收稿日期: 2023-04-20

摘要: 将数字孪生网络技术引入算力网络, 可以建立算力网络的虚拟映射网络。数字孪生网络系统通过高保真的虚实实时交互, 实现对算力网络的高效分析、诊断和控制。以算力网络的自优化为例, 提出了一种数字孪生算力网络的结构自优化模型, 实现了数字孪生算力网络中网络自学习、自验证、自演进的实时闭环控制。与传统自组织网络 (SON) 不同的是, 将物理网络基础设施与 SON 模块分离, 将 SON 自优化的过程迁移到虚拟网络中, 降低了算力网络运维的复杂度, 提高了网络的灵活性和适应性。仿真实验证明, 引入数字孪生网络技术后, 可以迅速地处理算力网络服务超时问题, 降低网络整体服务时延。

关键词: 数字孪生; 算力网络; SON; 遗传算法

Abstract: By introducing the digital twin network technology into the computing power network, the virtual mapping network of the computing power network can be established. Digital twin network system realizes efficient analysis, diagnosis, and control of computing power network through high-fidelity real-time interaction between virtual and real. Taking the self-optimization of computing power network as an example, a structural self-optimization model of digital twin computing power network is proposed, which realizes the real-time closed-loop control of network self-learning, self-verification, and self-evolution in digital twin computing power network. Different from the traditional self-organizing network (SON), the physical network infrastructure is separated from the SON module, and the SON self-optimization process is migrated to the virtual network, which reduces the complexity of computing power network operation and maintenance, and improves the flexibility and adaptability of the network. Simulation results show that the introduction of digital twin network technology can quickly deal with the problem of computing power network service timeout and reduce the overall service delay of the network.

Keywords: digital twin; computing power network; SON; genetic algorithm

引用格式: 许胜, 许方敏, 赵成林. 基于数字孪生的算力网络自优化技术研究 [J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(3): 46-50. DOI:10.12142/ZTETJ.202303009

Citation: XU S, XU F M, ZHAO C L. Self-optimization technology of computing power network based on digital twin [J]. ZTE technology journal, 2023, 29(3): 46-50. DOI:10.12142/ZTETJ.202303009

当前, 随着新一轮科技革命和产业变革的不断深入, 新技术、新业态、新场景和新模式不断涌现。庞大的数据处理和价值挖掘都离不开算力, 算力已成为信息社会的核心生产力。中国准确把握算力时代的脉络, 提出要加快智能化综合性数字信息基础设施建设, 实施“东数西算”工程, 打通经济社会发展的信息“大动脉”, 推动数字经济与实体

经济融合发展。算力网络的核心思想是将分布的算力节点连接起来, 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^[1-2]。

随着算网一体的演进, 网络运行的高可靠性、网络测试的高成本等, 都使新技术的部署更加困难。针对目前算力网络性能遇到的瓶颈问题, 传统的方法是进行手动优化。然而, 这种方法在很大程度上依赖于操作和维护专家的经验, 且随着算力网络规模的日益增大, 实现难度大大增加^[3]。

基金项目: 北京市自然科学基金-海淀前沿项目 (L202017)

为了更好地解决上述问题,提升网络的自优化和自运维能力,数字孪生网络与意图网络等概念和技术被相继提出并得到业界认可^[4]。数字孪生网络是以数字化方式创建物理网络实体的虚拟孪生体。物理网络和虚拟孪生体之间可实时交互。数字孪生网络系统可以通过高保真虚实实时交互,实现对物理网络的高效分析、诊断、仿真和控制^[5]。

本文中,我们将数字孪生网络技术与算力网络相结合,建立数字孪生算力网络结构自优化模型。通过改进的遗传算法,我们可以很方便地计算出网络解决某一故障问题(如超时问题和丢包问题)的最小成本。通过物理网络和孪生网络的实时交互,数字孪生网络平台能够助力算力网络实现低成本试错、智能化决策和高效率创新。

1 面向算力网络的数字孪生网络架构

本文中,我们提出了一种面向算力网络的数字孪生架构,如图1所示。该架构主要由实体网络层、孪生网络层以及二者之间的感知/控制中间层组成:实体网络层包括物理对象和连接(如终端、接入网、骨干网、云、边缘节点等),实体网络层可以被主动感知,并受上层的感知/控制层控制;网络孪生层主要包括3个模块:网络孪生体、服务映射模型和数据仓库;感知/控制层实时采集实体网络层的数据,包

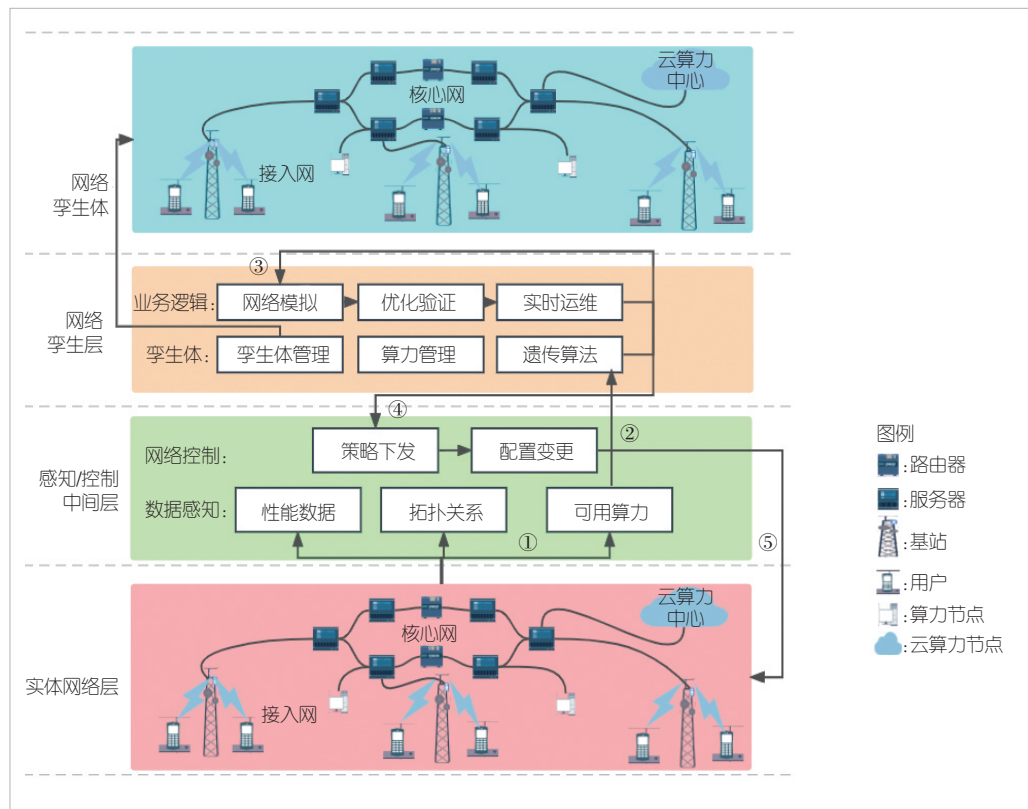
括拓扑连接关系、性能数据和当前资源状态日志及状态信息等,并上传、存储到网络孪生层。网络孪生体是对实体网络层的虚拟映射,以数字化的方式构建孪生网络。孪生网络业务功能先在孪生网络中验证、调整优化策略,然后将验证后的最优策略通过感知/控制层返回给实体网络层,最终在实体网络中执行策略。

2 基于遗传算法的数字孪生算力网络智能优化策略

数字孪生网络的优点是提供了一个低成本的验证平台。依托于网络服务层的灵活接口,孪生网络体可以实现和各种业务、算法的结合。以时延优化为例,我们将遗传算法引入网络孪生层,基于中间层采集的实体网络的状态信息,在原有网络拓扑的基础上通过新建连接或扩大链路的带宽等策略来优化网络时延。由于引入了遗传算法,我们可以在孪生网络中找到成本最小的策略组合来降低网络时延。实体算力网络接收孪生网络体返回的最优策略结果并实施相应的策略,达到降低时延和成本的效果,缓解了人工运维的压力。这使得实体网络能够借助数字孪生网络来实现自组织和自优化^[6]。

因此,我们将新建骨干网络连接和扩大链路带宽两种方案作为数字孪生算力网络的策略模型。若用户的时延超过允

许的最大业务处理时延,实体网络会生成超时日志,并将其上传至虚拟孪生网络中。那么,与实体网络对应的虚拟网络就会调用遗传算法,执行优化策略,改变虚拟网络中的网络结构与状态。这使得时延降低到业务最大容忍处理时延以下^[7]。我们对骨干网中的每个节点进行编号,范围从 $0 \sim (n-1)$ 。对于实体算力网络中的某个节点 $i(0 \leq i < n)$,由于数字孪生网络实时监测控制实体网络,当某一业务出现超时,实体网络将超时节点信息的当前网络状态信息传入孪生网络。孪生网络有如公式(1)中的策略可以选择:



▲图1 基于数字孪生的算力网络架构图

$$\text{Policy} = \{L(i, n-i+1), D(i, i+1)\}, \quad (1)$$

其中, $L(i, n-i+1)$ 表示网络中的任意节点 i 都可以与第 $n-i+1$ 号节点建立新的链路连接, $D(i, i+1)$ 表示节点 i 与节点 $i+1$ 之间的带宽扩大为原来的 2 倍。

图 2 左侧是执行策略前的算力网络拓扑结构, 图 2 右侧表示执行策略后的算力网络拓扑结构。红色的线表示在 2 号节点和 5 号节点之间新建链路, 这样可以降低从 2 号节点到 5 号节点的请求时延; 绿色的线表示将 2 号节点和 3 号节点间的带宽扩大为原来的 2 倍, 这样也能降低时延。两种策略分别对应不同的成本。

对于新建链路的策略, 将单位长度的有线链路开销记作 c_l , 那么对于骨干网络中的任意一对节点 $ij(j = n-i+1)$, 由于 j 节点依赖于 i 节点的确立, 那么新建链路的开销 C_i^l 可以写为:

$$C_i^l = c_l d_{ij}, \quad (2)$$

其中, d_{ij} 表示节点 i 与节点 j 的物理距离。

对于扩容链路带宽的策略, 将扩充单位带宽所需的开销记作 c_b , 那么对于骨干网中任意两个节点 $ij(j = n-i+1)$, 扩容链路带宽的开销 C_i^b 可以写为:

$$C_i^b = c_b b_{ij}, \quad (3)$$

其中, b_{ij} 表示节点 i 与节点 j 之间的带宽。

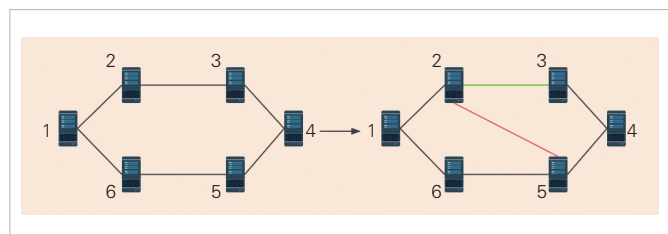
以上是单个节点的情况。

从网络整体的角度分析, 在保证时延不超过业务最大容忍时延的条件下, 每个节点可以采取也可以不采取上述策略, 那么网络整体的开销可以表示为:

$$C = \sum_{i=1}^N (X_i C_i^l + Y_i C_i^b), \quad (4)$$

其中, $X_i = \{0 \text{ or } 1\}$ 是一个布尔变量, 代表第 i 号节点是否选择新建链路的策略。同理, $Y_i = \{0 \text{ or } 1\}$ 表示第 i 号节点是否选择扩大链路带宽。

综上所述, 当物理网络一个业务超时后, 虚拟网络调用遗传算法, 优化目标可以写为:



▲图2 两种典型优化策略示意图

Min C ,

$$\text{s.t. } T_m < T_{\text{thres}}, \quad (5)$$

其中, T_{thres} 表示用户最大的容忍时延, T_m 表示用户 m 从发出任务请求到接收计算结果的时延, 可以表示为接入网无线链路的时延与核心网有线链路两部分时延之和:

$$T_m = \frac{B_m}{b_m \ln(1 + \gamma)} + b_n r, \quad (6)$$

其中, B_m 表示用户 m 发出任务的数据包大小, b_m 代表分配给用户 m 的带宽, γ 表示用户 m 到接入路由节点的传输信噪比, r 表示有线链路传输速率与带宽的速率系数, b_n 表示有线链路分配给该任务的带宽。

以上模型对于实体网络和孪生虚拟网络均适用。

遗传算法的基本运算过程包括种群的初始化, 适应度函数的选择、交叉、变异等。我们将遗传算法与数字孪生中的策略模型相结合, 并采用二进制编码, 编码数组的每一位表示网络中的一个节点, 取值为 0 或 1, 0 表示不执行式 (5) 中的策略, 1 表示执行式 (5) 中的策略, 从而形成策略编码。

与数字孪生结合的遗传算法具体步骤如下:

1) 实时监测控制算力网络信息。孪生网络一直处于监测控制实体算力网络的状态, 能够实时采集实体网络的信息。当实体网络的节点 n 超时, 孪生网络会记录此时的实体网络状态信息和超时节点信息, 并将这些信息传入遗传算法模块。

2) 初始化策略种群。我们设置最大进化代数 max_gen 和子代数量 p , 随机生成 M 个个体作为初始群体 $P(0)$ 。

3) 适应度函数的选择。我们将改善网络状况的策略对应的开销作为适应度函数, 将时延小于业务最大允许时延作为约束条件。这一设置旨在最小化适应度函数, 即最小化开销, 对应公式 (7)。

4) 个体评价。根据适应度函数计算策略群体 $P(t)$ 中各个策略个体的适应度, 即每种策略对应的开销总和。

5) 选择运算。我们对整个策略群体进行评估, 将每个个体的适应度由小到大进行排序, 保留排名靠前的 N 个个体, 舍弃策略对应的开销大的个体。选择运算的目的是把优化的个体直接遗传到下一代, 或通过配对交叉产生新的个体后再遗传到下一代。

6) 交叉。将步骤 3) 中选择算子筛选后的群体互相交叉, 产生新的策略组合。

7) 变异。将策略种群的部分个体的策略排列进行突变, 例如 0 变成 1 或者 1 变为 0。

8) 重复步骤4)、5)、6)、7), 直到迭代次数等于最大迭代次数。

3 仿真实验

我们对所提出的基于数字孪生的算力网络自优化策略进行仿真。在仿真实验中, 我们参考了实际算力网络, 建立由多终端设备、多路由节点、多边缘计算节点和云计算节点组成的算力网络系统和孪生网络系统。该系统中包含接入网和非全连接网状骨干网络。我们对骨干网络节点数量进行解耦。在解耦过程中, 虽然网络节点数量可以进行具体的设定, 但是与计算节点之间的拓扑连接保持不变。其中, 骨干网络中的各个节点采用有线连接接入骨干网, 终端设备采用无线连接接入骨干网, 孪生网络采用相同的配置^[9]。

假设在一个时隙中, K 个用户业务均为同时发起, 每个业务的算力需求是随机的, 算力网络控制中心则会根据当前各个计算节点的剩余算力和每个计算节点与用户的距离为业务请求分配计算节点。原则是云控制中心为用户分配的计算节点剩余算力大于等于该业务的算力需求, 且计算节点的位置靠近用户^[10]。

3.1 运维成本

基于上述模型与假设, 为了验证遗传算法在降低运维成本方面的有效性, 我们模拟实际中大型骨干网络^[11-12], 分别建立由 60、100、160 个骨干网节点组成的实体网络。当网络中某一节点超时, 实体网络会将此时的网络状态信息与超时节点信息保存成日志。孪生网络会读取该日志并调用遗传算法寻找能够降低时延的成本最优策略。网络成本优化的过程如图 3 所示。

由图 3 可以看出, 在节点数量比较少的情况下 (60 个), 遗传算法迭代到 40 代左右就找出了成本最优解。在包含 100 个骨干节点的算力网络系统中, 遗传算法迭代到 80 代左右就找到了成本最优解。

3.2 网络平均时延

从网络整体的角度考虑, 在数字网络运行初期, 可能会有很多超时节点。为了衡量数字孪生的自优化模块对网络整体时延的影响, 我们引入了网络平均处理时延这一指标。在某一时刻内网络平均处理时延可以表示为:

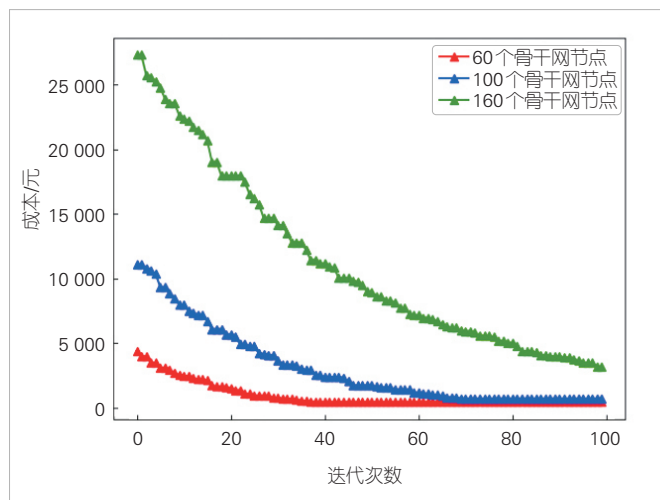
$$D_{\text{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M D_{ij}}{N}, \quad (7)$$

其中, D_{ij} 表示某一路由节点下所有用户的时延之和^[6]。

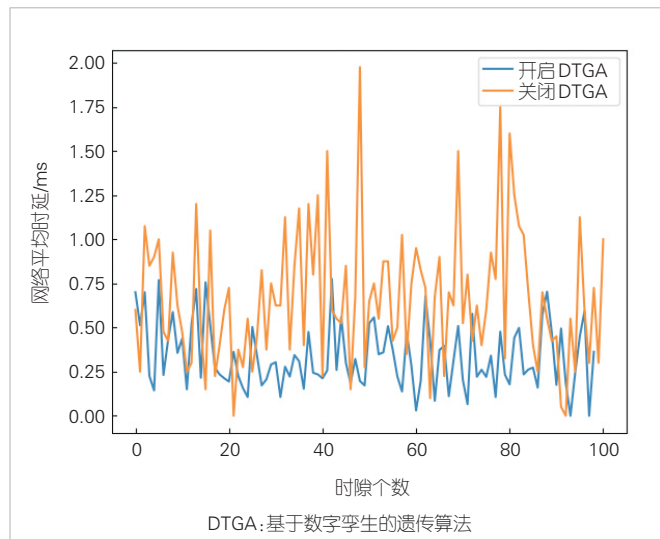
为了验证孪生网络自优化的有效性, 我们监测了 100 个时隙内开启数字孪生自优化模块和关闭数字孪生的网络平均时延, 时延的波动情况如图 4 所示。

如图 4 所示, 我们将最大容忍时延设置为 0.75 ms。在未开启数字孪生自组织优化模块的情况下, 用户的请求在超时后无法被及时处理。可能再过了几十个时隙后, 超时问题才被处理。这种情况会导致较多用户长时间处于超时状态, 用户体验较差。

当数字孪生的遗传算法模块开启后, 用户请求在超时后仍可以被立即响应, 即时优化网络结构。网络的整体时延明显下降, 并且没有超时节点。与关闭数字孪生的情况对比, 整体网络波动趋于稳定, 网络平均时延没有太大的波动, 从而改善了用户的服务质量^[13]。



▲图3 网络成本-迭代次数曲线



▲图4 网络平均时延-时隙曲线

4 结束语

本文中,我们提出了基于数字孪生网络的自组织算力网络。通过将实体算力网络映射到虚拟网络,并将网络优化的策略与遗传算法相结合,网络配置可以在网络孪生层内进行调整、优化和验证。我们提出的网络自优化策略综合考虑业务需求和运维成本,并使用最小的成本优化网络整体时延。该方案借助数字孪生网络对物理网络进行实时控制、反馈与优化,助力算力网络实现自动化和智慧化运维。同时,我们通过仿真验证了开启数字孪生与关闭数字孪生下的算力网络平均时延波动状况。仿真结果表明,开启数字孪生后,网络平均时延明显下降,且网络时延稳定,无明显超时节点,网络整体的稳定性得到了提高。未来,我们将在数字孪生平台中加入更多的业务功能,诸如故障发现、故障诊断等,进一步减轻人工运维的压力,达到数字孪生网络自治理、自运维的水平。

参考文献

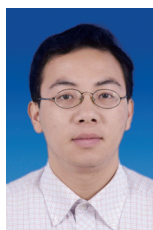
- [1] 中国联通研究院. 中国联通算力网络白皮书 [R]. 2020
- [2] 中国移动研究院. 算力感知网络(CAN)技术白皮书(2021版) [R]. 2021
- [3] 贾庆民,丁瑞,刘辉,等. 算力网络研究进展综述 [J]. 网络与信息安全学报, 2021, 7(5):1-12
- [4] 姚惠娟,耿亮. 面向计算网络融合的下一代网络架构 [J]. 电信科学, 2019, 35(9): 38-43. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2019212
- [5] 何涛,曹畅,唐雄燕,等. 面向6G需求的算力网络技术 [J]. 移动通信, 2020, 44(6): 131-135. DOI: 10.3969/j.issn.1006-1010.2020.06.020
- [6] 孙钰坤,张兴,雷波. 边缘算力网络中智能算力感知路由分配策略研究 [EB/OL]. (2021-12-07) [2023-04-10]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1099.TN.20211202.1821.002.html>
- [7] 李铭轩,曹畅,杨建军. 基于可编程网络的算力调度机制研究 [J]. 中兴通讯技术, 2021,27(3):18-22. DOI: 10.12142/ZTETJ.202103005
- [8] 刘泽宁,李凯,吴连涛,等. 多层次算力网络中代价感知任务调度算法 [J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(9): 1810-1822. DOI: 10.7544/issn1000-1239.2020.20200198

- [9] 戴鑫. 面向算力网络的微服务调度策略研究与实现 [D]. 东南大学, 2021
- [10] 席裕庚,柴天佑,恽为民. 遗传算法综述 [J]. 控制理论与应用, 1996, 13(6): 697-708
- [11] 曹畅,张帅,刘莹,等. 基于通信云和承载网协同的算力网络编排技术 [J]. 电信科学, 2020, 36(7): 55-62. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020197
- [12] 孙滔,周敏,段晓东,等. 数字孪生网络(DTN): 概念、架构及关键技术 [J]. 自动化学报, 2021, 47(3): 569-582. DOI:10.16383/j.aas.c210097
- [13] 中国移动研究院. 算网一体网络架构及技术体系展望白皮书 [R]. 2022

作者简介



许胜, 北京邮电大学在读硕士研究生; 主要研究领域为数字孪生网络和算力网络。



许方敏, 北京邮电大学副教授; 主要研究领域为未来网络架构及关键技术、工业物联网、大数据分析及应用; 获河北省科技进步奖一等奖、吴文俊人工智能科技进步二等奖; 发表论文40余篇, 申请国家发明专利10余项, 出版学术专著4部。



赵成林, 北京邮电大学教授、博士生导师; 主要研究领域为通信系统中的信号处理、认知无线电与频谱管理、软件定义网络、物联网及其应用, 以及大数据分析等; 获得省部级(军队)科技进步奖4项; 已发表论文近百篇, 申请(授权)专利10余项。