

# NFV 中基于量子遗传算法的网络服务扩展算法

邱航, 汤红波, 游伟, 赵宇, 柏溢

(信息工程大学信息技术研究所, 河南 郑州 450002)

**摘要:** 为满足用户新的应用需求或者添加额外的安全保护功能, 研究了基于网络功能虚拟化的云网络中已部署网络服务实例的功能扩展问题。将云网络中的网络服务扩展建模为整数线性规划模型, 考虑到初始服务部署不受影响、扩展图部署、资源容量和节点亲和性等约束。同时, 为应对未来大规模云网络的动态性和复杂性, 提出了一种基于量子遗传算法的网络服务扩展算法, 该算法基于量子态通过量子并行运算来提高求解效率和求解质量。仿真结果表明, 所提算法在扩展成功率和平均资源开销等方面均表现较好, 且具有较低的时间复杂度。

**关键词:** 网络功能虚拟化; 网络服务扩展; 虚拟网络功能转发图; 量子遗传算法

**中图分类号:** TP393.0

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2022218

## QGA-based network service extension algorithm in NFV

QIU Hang, TANG Hongbo, YOU Wei, ZHAO Yu, BAI Yi

Institute of Information Technology, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China

**Abstract:** To meet the client's new business requirements or add additional security protection functions, the already hosted network service extension problem in the cloud network based on network function virtualization was researched. The network service extension in the cloud network was modeled as an integer linear programming, considering the impact on initial service, extended graph deployment, resource capacity and virtual network function affinity constraints, and so on. To deal with the computational complexity and dynamism of future large-scale cloud networks, a QGA-based network service extension algorithm was proposed to improve solution efficiency and solution quality through quantum parallel computing. Simulation results prove that the efficient performance of the proposed algorithm in terms of extension successful ratio and average resource costs, and the proposed algorithm has low time complexity.

**Keywords:** network function virtualization, network service extension, VNF-forwarding graph, quantum genetic algorithm

## 0 引言

网络功能虚拟化 (NFV, network function virtualization) 作为 5G 的关键技术之一, 使网络服务的部署和管理变得更加灵活和高效。NFV 将传统网络设备解耦成通用的商用硬件 (交换机或服务器等) 和独立的软件功能, 软件功能也称虚拟网络功能 (VNF, virtual network function), 可以基于云原生技术灵活部署<sup>[1]</sup>。基于 5G 服务化架构, NFV 与软件

定义网络共同实现了 5G 网络架构的转型, 特别是基于 NFV 的网络切片技术促进了垂直行业的蓬勃发展<sup>[2]</sup>。云环境中, 服务提供商接收服务请求后以虚拟网络功能转发图 (VNF-FG, VNF-forwarding graph) 的形式部署网络服务实例, 为用户按需提供定制化网络服务。VNF-FG 包含一系列服务相关的 VNF, 并通过有向虚拟链路相互连接<sup>[3]</sup>。同时, 各种 VNF-FG 需要被部署在 NFV 基础设施 (NFVI, NFV infrastructure) 上才能为用户提供服务。因此,

收稿日期: 2022-06-20; 修回日期: 2022-09-13

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2020YFB1806607)

**Foundation Item:** The National Key Research and Development Program of China (No.2020YFB1806607)

有效的 VNF-FG 部署对网络服务的性能和资源使用开销有着极大的影响。

当前最新的研究热点是寻找多样化约束和优化目标下最优的 VNF-FG 部署方案<sup>[4-6]</sup>。文献[6]将 VNF-FG 部署算法分为精确式算法、启发式算法、元启发式算法和基于机器学习的算法。精确式算法主要采用传统数学方法建立最优化模型,例如混合整数线性规划<sup>[7]</sup>、混合整数二次规划<sup>[8]</sup>,然后采用数学求解器(例如 CPLEX、Gurobi 等)求解,但局限于小规模网络求解,扩展性较差。启发式算法<sup>[9-10]</sup>大多基于设计者来自经验的创新性想法,较适用于实际网络场景,通过一些操作来减少求解过程的搜索空间,但受设计者水平的影响较大,获得最优解的性能难以保障。元启发式算法是在启发式算法基础上的改进,其混合了随机算法和局部搜索算法,常见的有遗传算法<sup>[11]</sup>、模拟退火算法<sup>[12]</sup>等。基于机器学习的算法是近些年随着机器学习的发展而兴起的算法,主要以强化学习为主<sup>[13-14]</sup>,通过智能体与环境不断交互训练,最终获得最佳部署方案。在部署完成后,用户流量的变化也促使服务提供商必须修改运行中的 VNF 实例容量以保障服务质量和优化资源使用效率<sup>[15]</sup>。VNF 实例的容量调整可分为 2 种方式:水平扩缩容,通过增减实例数量的方式实现;垂直扩缩容,通过修改已存在实例资源容量的方式实现<sup>[16]</sup>。此外,因为当前 VNF 多采用微服务架构设计,已有部分 VNF 支持通过调整内部 VNF 组件的容量进行细粒度扩缩容。

随着业务类型变化和流量增长,服务提供商不仅要维持原来的服务和应用功能,还需要通过额外的转发图(添加新的转发路径、新的 VNF 和新的服务链等)扩展其已经部署的 VNF-FG 实例,进而实现服务应用升级。例如,在 5G 应用中,初始部署的网络切片以面向高清视频通话为主,现在因为用户数量增加导致流量增长,服务提供商需要增加用户面功能(UPE, user plane function)进行负载分担,避免用户体验质量不佳;同时,部分用户需要使用视频会议功能,需添加相关安全 VNF 以保护视频传输过程中的信息安全、减少抖动,因此服务提供商需要在初始部署网络切片的基础上添加额外的 VNF 并调整转发路径,在扩展完成后提供安全保障的视频通话业务。网络服务扩展包含 2 个阶段,第一阶段是初始 VNF-FG 的扩展,即添加新的 VNF 和虚拟链路;第二阶段是将扩展的 VNF 和虚

拟链路部署在 NFVI 以更新网络服务和应用。需要注意的是,在网络服务扩展过程中不能对已经部署且正在运行的服务和应用产生影响,尤其是高可靠低时延网络服务难以容忍中断、迁移和破坏等情况对服务质量和体验的影响<sup>[17]</sup>。在网络服务的生命周期内,服务提供商通过运行/业务支撑系统联合 NFV 管理和编排(MANO, management and orchestration)功能,实现在满足用户新的应用需求或业务升级时进行网络服务扩展。

为满足上述需求,文献[18]研究了动态环境中服务功能链的重调整问题,假设多条服务链可共用同种 VNF,设计了一种联合新到达服务请求的优化部署和正在运行服务链的再调整方法,以满足用户接入点变化的需求等。文献[19]第一次提出服务图扩展问题并将其建模为整数线性规划,为改善精确式算法的扩展性,提出了基于斯坦纳树的 VNF-FG 扩展(STVE, Steiner tree based for VNF-FG extension)算法和特征分解的 VNF-FG 扩展(EDVE, eigen decomposition for VNF-FG extension)算法 2 种启发式算法。STVE 算法基于斯坦纳树模型,采用最小跳最短路径算法进行扩展网络功能的部署;EDVE 算法采用 Umeyama 特征分解方法计算虚拟网络功能转发图和基础设施物理图的最优匹配,实现网络功能的扩展部署和路由路径选择。2 种算法相对数学规划扩展性有所提高,但其复杂度仍为  $O(N^3)$ 。然而,未来通信需要支撑更大范围的服务和应用,这必然导致网络拓扑不断扩展,而且部分网络节点(如空天卫星、车联网节点等)具有移动属性而导致网络拓扑发生变化。同时,由于用户和行业的多样化业务需求,运营商需要为其定制化网络服务按需提供资源,且通过业务实时感知、测量和资源调度等手段保障业务质量,这将导致未来网络具有更高的动态性和复杂性。上述方法采用静态的计算方式,假设基础设施网络的拓扑和资源状态不会发生变化,在动态网络中的求解效率和最优解的质量将难以得到保障。面向未来动态复杂的云网络场景,本文研究的网络服务扩展问题不仅需要应用层扩展初始 VNF-FG 以添加新的 VNF 和虚拟链路,而且需要完成扩展 VNF 在基础设施层的最优化部署。

本文主要的研究工作如下。

1) 建立云网络中网络服务扩展问题的整数线性规划模型。以最小化资源开销为目标,并满足初

始服务部署不变约束、扩展 VNF 唯一性部署约束、资源容量约束，以及节点亲和性约束等。该问题已被证明是一个 NP 难题，在大规模网络中计算复杂度高，求解时间长，不具备良好的扩展性。

2) 针对未来云网络的动态性和复杂性，设计了一种基于量子遗传算法 (QGA, quantum genetic algorithm) 的网络服务扩展算法。采用量子态作为基本信息单元，利用量子态特性，通过量子并行计算来解决大规模网络中扩展部署求解的复杂性。

3) 仿真结果表明，所提算法在扩展成功率和平均资源开销方面与现有的最小斯坦纳树和特征分解算法相比均表现较好，验证了所提算法的有效性。

## 1 系统模型

### 1.1 NFV 基础设施

NFV 基础设施可以表示为一个无向加权图  $G = (N, L)$ ，其中， $N$  和  $L$  分别表示底层节点集合和物理链路集合。一个底层节点  $n \in N$  可能由一台或多台商用服务器构成，其通过云计算技术可以实现资源的集中池化管理并支持实例化 VNF。底层节点  $n \in N$  的可用处理资源容量表示为  $C_n$ 。底层节点之间通过高速光纤全双工连接，连接节点  $m \in N$  和  $n \in N$  的物理链路表示为  $l_{m,n} \in L$ ，其可用带宽为  $B_{m,n}$ 。

### 1.2 VNF 转发图

用户请求可以表示为一个有向加权图  $G^r = (N^r, L^r)$ ，其中， $N^r$  表示相关 VNF 集合， $L^r$  表示 VNF-FG 中有向虚拟链路的集合。对于任意 VNF  $f \in N^r$ ， $c_f$  表示将其实例化在一个虚拟机或者容器中需要的处理资源（包括计算、存储和网络等资源）。对于连接相邻 VNF  $f \in N^r$  和  $g \in N^r$  的虚拟链路  $l'_{f,g} \in L^r$ ，其带宽需求为  $b'_{f,g}$ 。因此，为了提供服务请求，服务提供商必须部署所有需求的 VNF，并根据虚拟链路的的方向寻找合适的路由路径以按照预定的顺序依次通过相关 VNF 序列。

此外，服务提供商需要能够根据用户新的应用需求提供新的网络服务部署方案，或者通过添加额外的 VNF 和虚拟链路扩展正在运行的网络服务以满足新的应用需求。对于新服务请求的部署，很多工作已经对此开展研究，本文作者团队也做出了部分成果<sup>[20-21]</sup>。本文重点关注已部署网络服务的扩展问题。VNF-FG 扩展示意如图 1 所示，其中，实线部分表示用户请求的初始 VNF-FG，点画线和虚线

部分分别表示因为新的应用需求和流量增长而额外添加的 VNF 和虚拟链路。本文要解决的是一种更加通用的网络服务扩展问题，即通过添加额外的 VNF 和新的虚拟链路来调整网络功能和转发图，不仅可以添加新类型 VNF 和虚拟链路来匹配新的业务需求（如 VNF<sub>4</sub>），而且在流量增长时可以添加已有类型 VNF 以适应负载变化（如 VNF<sub>2</sub>）。初始 VNF-FG 已经部署在基础设施之上并正在为用户提供服务，为了不影响初始服务的提供，服务提供商需要在初始请求部署的基础上执行网络服务扩展部署，在扩展部署完成后更新以提供新的服务。扩展的 VNF-FG 表示为  $G^r_e = (N^r \cup N^e, L^r \cup L^e)$ ，其中， $N^e$  和  $L^e$  分别表示额外添加的扩展 VNF 集合和扩展虚拟链路集合。额外添加的 VNF 种类和数量是由用户新的应用需求决定的，而虚拟链路是服务提供商根据网络服务对流量的处理顺序确定的流量在 VNF 之间的转发路径。扩展 VNF  $f \in N^e$  的属性用请求的处理资源  $c_f$  表示，扩展虚拟链路  $l'_{f,g} \in L^e$  的权重用请求的带宽  $b'_{f,g}$  表示。特别地，如果在 VNF-FG 扩展中初始虚拟链路的流量增加，已部署虚拟链路的请求带宽应更新为初始带宽和增加带宽。例如，图 1 中接入点和 VNF<sub>1</sub> 之间的流量由于扩展 VNF<sub>2</sub> 而增加。

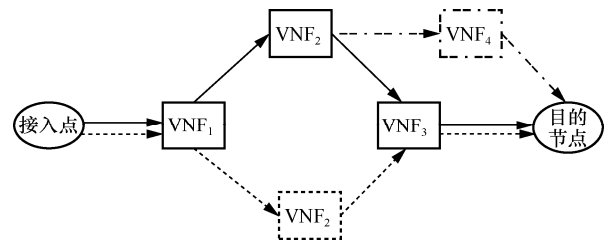


图 1 VNF-FG 扩展示意

### 1.3 整数线性规划

为便于规划网络服务扩展问题，本文定义以下 2 个决策变量。 $x_{f,n} \in \{0,1\}$  是一个二值变量，若 VNF  $f \in N^r \cup N^e$  部署在底层节点  $n \in N$  上，则  $x_{f,n} = 1$ ，否则  $x_{f,n} = 0$ ； $y_{f,g,m,n} \in \{0,1\}$  也是一个二值变量，虚拟链路  $l'_{f,g} \in L^r \cup L^e$  的路由路径包括物理链路  $l_{m,n} \in L$ ，则其值为 1，否则其值为 0。

VNF-FG 部署的优化目标直接取决于服务提供商的收益和成本，且同时需要满足尽可能多的用户需求。因此，本文的优化目标设置为最小化服务提供商网络服务部署的资源使用开销。优化目标包含底层节点处理资源开销和物理链路带宽开销两部

分, 如式(1)所示。

$$\min \phi \sum_{n \in N} \sum_{i \in N^e} x_{i,n} c_i + \xi \sum_{l_{m,n} \in L} \sum_{l_{i,j} \in L^e} y_{i,j,m,n} b_{i,j} \quad (1)$$

为统一底层节点处理资源开销和物理链路带宽开销两部分的计算单位, 借鉴网络资源的经济衡量资源方式<sup>[22]</sup>, 设  $\phi$  和  $\xi$  分别表示每单位底层节点处理资源和物理链路带宽的价格。

网络服务扩展过程不能影响正在提供服务的网络服务实例的运行, 即保持初始化的 VNF 部署和流量路由不能改变。初始的网络服务部署包含 2 个部分: VNF 部署和虚拟链路映射。初始 VNF 部署和虚拟链路路由约束分别如式(2)和式(3)所示, 分别保证正在运行的 VNF 部署位置和虚拟链路的路由路径不变, 其中,  $n_f$  表示 VNF  $f \in N^r$  的初始部署位置。

$$x_{f,n_f} = 1, \forall f \in N^r \quad (2)$$

$$y_{f,g,m,n} = 1, \forall l'_{f,g} \in L', \forall l_{m,n} \in L \quad (3)$$

然后, 部署扩展的 VNF 和虚拟链路。式(4)保证每个扩展的 VNF  $f \in N^e$  必须部署且仅部署在一个底层节点  $n \in N$  上, 即一个 VNF (可能包含多个 VNF 组件) 不能分割部署在多个物理节点上。同时, 式(5)确保部署在节点  $n \in N$  上的所有 VNF 请求的处理资源之和不能超过节点可用处理资源容量。

$$\sum_{n \in N} x_{f,n} = 1, \forall f \in N^e \quad (4)$$

$$\sum_{f \in N^e} c_f x_{f,n} \leq C_n, \forall n \in N \quad (5)$$

虚拟链路的映射根据连接情况需要分为 2 种情况讨论。一种情况是当虚拟链路的一端是初始 VNF, 另一端是扩展 VNF 时, 根据虚拟链路的源节点和目的节点不同, 可分为式(6)和式(7)这 2 个约束。

$$\sum_{l_{n_f,m} \in L} y_{f,g,n_f,m} = 1, \forall f \in N^r, \forall g \in N^e \quad (6)$$

$$\sum_{l_{m,n_g} \in L} y_{f,g,m,n_g} = 1, \forall f \in N^e, \forall g \in N^r \quad (7)$$

另一种情况是扩展虚拟链路的两端都是新扩展的 VNF, 等同于一条新虚拟链路的部署。新虚拟链路的部署必须保证在底层链路路由的连续性, 且不能产生回路。

$$\sum_{m: l_{m,n} \in L} y_{f,g,m,n} - \sum_{m: l_{n,m} \in L} y_{f,g,n,m} = x_{f,m} - x_{g,m}, \quad \forall f, g \in N^e, \forall l_{m,n}, l_{n,m} \in L \quad (8)$$

$$\sum_{m: l_{m,n} \in L} y_{f,g,m,n} + \sum_{m: l_{n,m} \in L} y_{f,g,n,m} \leq 1, \quad \forall f, g \in N^e, \forall l_{m,n}, l_{n,m} \in L \quad (9)$$

式(10)保证物理链路剩余可用带宽必须满足映射在其上的虚拟链路带宽需求之和。

$$\sum_{l'_{f,g} \in L^e} b_{f,g} y_{f,g,m,n} \leq B_{m,n}, \forall l_{m,n} \in L \quad (10)$$

一些 VNF 因为安全因素或应用需求必须部署在同一个节点上, 因此式(11)也称为节点亲和性约束。

$$x_{f,n} = x_{g,n} = 1, \forall f, g \in N^e \cup N^r, \forall n \in N \quad (11)$$

## 2 算法设计

VNF-FG 部署已经被证明是一个 NP 难题<sup>[6]</sup>, 而网络服务扩展可以看作一个 VNF-FG 部署的变体, 所以 VNF-FG 扩展也是一个 NP 难题。考虑到未来云网络的动态性和复杂性以及算法的扩展性, 本文设计了一种基于 QGA 的网络服务扩展算法。

近年来, 量子计算作为一种新的计算模式取得了长足的发展。与在传统通用计算机上运行的经典算法相比, 量子算法由于量子叠加和量子纠缠, 在解决一些计算问题时要快得多。与经典算法相比的量子计算的加速通常被称为量子霸权<sup>[23]</sup>。量子计算所展示的计算能力引起了研究人员越来越多的关注。随着含噪声的中等尺度量子器件的出现, 探索量子计算的应用成为当前研究的热点。文献[24]提出了一种具有矩阵积态量子电路的 Born 机器模型, 该模型比一般参数化量子电路所需的量子比特更少, 可以更好地利用近期量子器件中稀缺的量子比特资源。文献[25]设计了一种改进的量子粒子群优化算法, 可以改善传统粒子群优化算法的收敛效率, 并提高搜索精度。QGA 是量子计算和遗传算法的混合产物, 是一种新兴的概率性进化算法<sup>[26]</sup>。由于不适当的选择、交叉或变异操作等, 遗传算法可能出现收敛速度慢或陷入局部最优解的问题。QGA 将量子态矢量引入遗传编码, 并采用量子逻辑门实现染色体的进化, 可以实现比遗传算法更好的效果。

### 2.1 量子染色体编码

QGA 用量子比特存储和表达一个基因。量子比特的不同之处在于它可以为  $|0\rangle$  态或  $|1\rangle$  态, 或者处在 2 个量子态的叠加态。因此, 量子染色体通常成对出现, 染色体中第  $i$  个基因用  $\alpha_i$  和  $\beta_i$  表示, 且  $\alpha_i^2 + \beta_i^2 = 1$ 。量子比特编码使一个染色体可以同时表达多个态的叠加, 因此 QGA 比经典遗传算法拥有更好的多样性特征。相比于传统 QGA 的全随机量

子编码, 本文研究的网络服务扩展问题涉及初始 VNF 和扩展 VNF。如图 2 所示, 量子染色体编码分为 2 个部分, 前半部分是固定编码, 表示初始 VNF 的位置; 后半部分表示扩展 VNF 可能部署的位置。本文在仿真部分采用 50 个节点的网络拓扑, 因此每个 VNF 的部署位置采用 8 位编码表示, 总染色体的长度为总 VNF 的数量乘以 8, 即解码阶段每 8 位基因确定一个 VNF 的部署位置。采用这种编码方式, 一方面可以保证已部署 VNF 的位置不变而不影响正在运行的网络服务; 另一方面可以减少染色体中需要进化编码的数量, 相对提高收敛速度。同时, 量子门旋转策略仅在扩展 VNF 编码部分执行以寻找最优部署位置。在染色体解码时, 需要先测量量子染色体的矢量态, 然后将其解码为 0-1 编码。

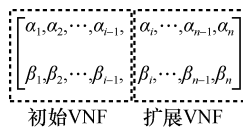


图 2 量子染色体编码

### 2.2 适应度计算

QGA 根据最大适应度选择进化方向, 但是网络服务扩展的优化目标是最小化资源开销。因此, 本文采用优化目标式(1)的负值作为适应度函数。对于不满足约束式(2)~式(11)的染色体, 它的适应度被定义为一个非常小的值以作为惩罚项, 便于将其在选择和进化阶段淘汰。根据染色体的适应度, 量子门旋转策略将会向最优的方向进化。

### 2.3 量子门旋转策略

量子门旋转是实现进化操作的执行者, 也是 QGA 中实现量子并行运算的关键。基于量子叠加态

的编码方式, 量子门旋转同时对一条染色体中的所有基因进行变换, 即量子并行运算, 使染色体向最优个体的方向进化, 最后收敛获取最优解。因为本文特殊的编码方式, 量子门旋转操作仅在染色体的后半部分编码执行。本文采用的量子门旋转策略如表 1 所示, 且染色体中每个基因的变换策略如下。

表 1 中,  $x_i$  表示当前染色体的第  $i$  位编码,  $best_i$  表示当前代内最优染色体的第  $i$  位编码;  $f(x)$  表示染色体  $x$  的适应度;  $s(\alpha_i, \beta_i)$  表示旋转角方向;  $\Delta\theta_i$  表示旋转角大小, 其数值可以根据表 1 中所列的选择策略确定, 也可以根据实际情况设定自适应变化。量子门旋转策略是将个体当前测量值的适应度  $f(x)$  与该种群最优个体的适应度  $f(best)$  进行比较, 如果  $f(x) > f(best)$ , 则调整个体相应位置量子比特, 使  $(\alpha_i, \beta_i)$  向有利于  $x_i$  出现的方向进化; 相反, 如果  $f(x) < f(best)$ , 则调整个体中相应位置量子比特, 使  $(\alpha_i, \beta_i)$  向有利于  $best_i$  出现的方向进化。

### 2.4 基于 QGA 的网络服务扩展算法

基于上述染色体编码和量子门旋转策略, 本文在算法 1 中详细描述了基于 QGA 的网络服务扩展算法。步骤 1) 初始化 QGA 参数, 包含种群规模  $popsize$  和最大迭代次数  $maxgen$ 。基于初始 VNF 和扩展 VNF 的数量计算染色体长度; 在染色体初始化阶段, 随机生成种群规模大小的个体数量; 同时, 因为量子编码的特殊性, 染色体数量是个体数量的 2 倍 (步骤 2)~步骤 3)。由于 QGA 采用量子比特作为编码的基本单元, 因此需要测量量子态, 将其转化为二进制 0-1 编码形式, 再计算每个染色体对应的 VNF 部署方案 (步骤 4)~步骤 5)。如果染色体对应的 VNF 部署方案满足约束式(2)~式(11), 则它的适应度可以根据适应度函数求得, 否则它的适应度将会设为非常小的惩罚

表 1

量子门旋转策略

$x_i$	$best_i$	$f(x) > f(best)$	$\Delta\theta_i$	$s(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	FALSE	0	0	0	0	0
0	0	TRUE	0	0	0	0	0
0	1	FALSE	$0.01\pi$	+1	-1	0	$\pm 1$
0	1	TRUE	$0.01\pi$	-1	+1	$\pm 1$	0
1	0	FALSE	$0.01\pi$	-1	+1	$\pm 1$	0
1	0	TRUE	$0.01\pi$	+1	-1	0	$\pm 1$
1	1	FALSE	0	0	0	0	0
1	1	TRUE	0	0	0	0	0

项值(步骤 6)~步骤 10)。在最大迭代次数内,根据表 1 定义的量子门旋转策略执行种群进化。重复步骤 4)~步骤 11),更新并记录所有染色体对应的部署策略和适应度(步骤 12)~步骤 15)。最后,根据迭代结果,输出最优的扩展 VNF 部署方案。

**算法 1** 基于 QGA 的网络服务扩展算法

**输入**  $G = (N, E)$ ,  $G'_e = (N^r \cup N^e, L' \cup L^e)$

**输出** 最优扩展 VNF 部署方案

- 1) 初始化参数: 种群规模 popsize, 最大迭代次数 maxgen
- 2) 基于 VNF 数量计算染色体长度
- 3) 随机初始化生成种群
- 4) 测量染色体量子态并转化为二进制编码
- 5) 计算每个染色体的适应度
- 6) if 染色体对应的部署方案满足约束
- 7)     计算当前染色体对应的适应度
- 8) else
- 9)     适应度设置为极小值
- 10) end if
- 11) 记录最优染色体的适应度和部署方案
- 12) for gen = 2 : maxgen
- 13)     对种群执行量子门旋转策略, 使种群进化
- 14)     重复步骤 4)~步骤 11)
- 15) end for
- 16) 保留最优个体, 输出其对应的部署方案和适应度

### 3 仿真分析

本节从扩展成功数量、扩展成功率和平均资源开销方面比较本文提出的基于 QGA 的网络服务扩展算法与 STVE 算法和 EDVE 算法<sup>[19]</sup>。

#### 3.1 仿真设置

仿真在一台 64 GB 内存的 Intel(R) Xeon(R) Silver 4210 CPU @ 2.20 GHz 虚拟机上进行, 算法的执行工具是 MATLAB 2019b。本文使用 SNDlib 中的 Germany50<sup>[27]</sup>拓扑来评估网络服务扩展算法的性能。底层节点的处理资源容量和物理链路的带宽从[100, 120]unit 内随机生成, 每单位底层节点处理资源和物理链路带宽的价格分别设置为  $\phi = 0.7$  和  $\zeta = 0.3$ 。初始 VNF-FG 的 VNF 数量设置为[3, 5]随机, 每个服务请求扩展的 VNF 数量为[1, 3]。初始 VNF-FG 中每个 VNF 请求的处理资源需求和虚拟链路的带宽需求均为 10 unit。在网络服务扩展时, 扩展 VNF 的处理资

源需求和虚拟链路的带宽资源需求为 20 unit。仿真中随机生成 1 000 个 VNF-FG 请求和相应的扩展请求。不失一般性, 采用文献[21]的方法部署初始 VNF-FG。

#### 3.2 结果分析

扩展成功数量是指在满足连接性约束和资源约束的条件下成功实现 VNF-FG 扩展请求在 NFVI 部署的数量。扩展成功率表示扩展请求成功部署数量与总扩展数量的比值。本文需要考虑扩展请求的平均部署开销。平均部署开销是指成功扩展 VNF-FG 占用的平均资源开销, 其反映了所提算法的资源使用效率。

收敛速度是衡量一个算法性能的重要标准。本文所提基于 QGA 的网络服务扩展算法(图中用 QGA 表示)与 GA 收敛速度对比如图 3 所示。从图 3 可以看出, 基于 QGA 的网络服务扩展算法在收敛速度和最优个体的适应度方面均有改进, 这是因为其量子比特的编码方式可以表示量子叠加态, 使染色体具有更好的多样性; 同时, 量子并行计算也使搜索最优解的速度得到提升。收敛速度和最优个体的适应度证明了所提算法在实际网络场景中获取最优解方面的可行性。

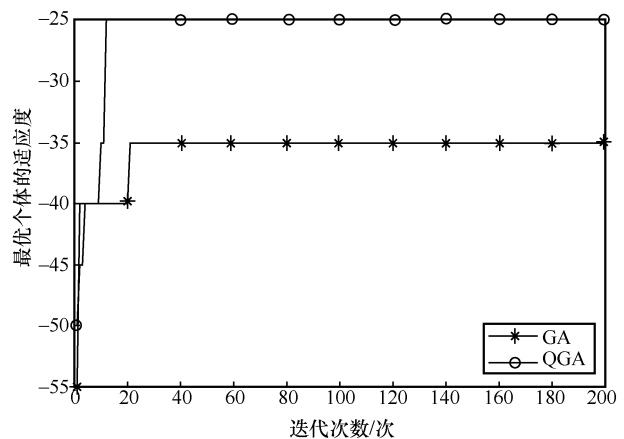


图 3 收敛速度对比

扩展成功数量与扩展请求数量之间的关系如图 4 所示。基于 QGA 的网络服务扩展算法相对 STVE 算法和 EDVE 算法表现较好, 扩展成功数量分别为 810、753、688。因为 EDVE 算法采用 Umeyama 特征分解进行最优化匹配, 所以它在静态转发图与底层拓扑具有高相似性时表现更好, 实际网络环境的动态性和复杂性导致其在本文仿真实验中求解性能下降。STVE 算法本质上是最短路径策略。基于 QGA 的网络服务扩展算法的并行计算特点是对解空间的整体搜索, 避免单点搜索的贪婪

策略, 获得最优解的质量更高, 从而提高资源利用效率。因此, 基于 QGA 的网络服务扩展算法可以接受更多的扩展请求。

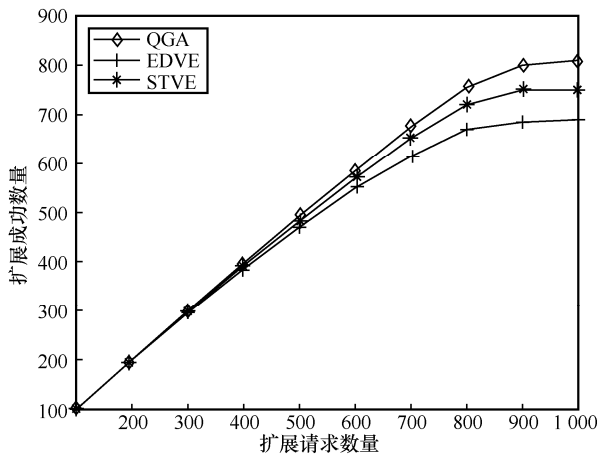


图 4 扩展成功数量与扩展请求数量之间的关系

扩展成功率与扩展请求数量的关系如图 5 所示。当扩展请求数量较少时, 因为资源充足, 所以服务扩展请求可以被完全接受。随着扩展请求数量的增加, 节点和带宽资源逐渐被占据, 导致后续的扩展请求因为资源约束而被拒绝, 因此扩展成功率逐渐下降。STVE 算法采用贪婪策略, 局部中心节点被过度使用以致后续扩展虚拟链路的请求带宽无法满足而导致扩展请求失败。EDVE 算法随着底层资源消耗拓扑匹配性下降, 导致扩展成功率下降。基于 QGA 的网络服务扩展算法由于采用并行计算的方式, 具有全局整体寻优的特点, 因此获得的最优解在资源使用率方面更占优势, 扩展成功率下降相对较慢。

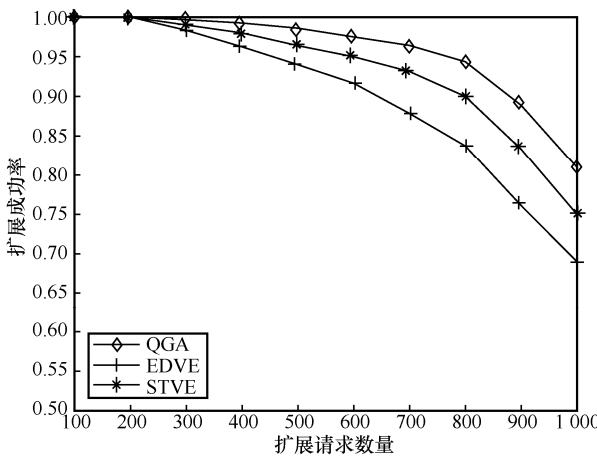


图 5 扩展成功率与扩展请求数量之间的关系

平均资源开销与扩展请求数量之间的关系如图 6 所示。从图 6 可以看出, 随着服务请求数量增加, 平均资源开销逐渐上升。这是因为随着扩展请求的到达,

底层网络中靠近初始 VNF-FG 部署的资源被逐渐占据, 导致后续的扩展方案必须扩大范围而使平均资源开销上升。与其他 2 种算法相比, 基于 QGA 的网络服务扩展算法一方面因为量子比特编码方式提高了染色体的多样性, 避免陷入局部最优; 另一方面并行计算方式有更好的全局搜索能力而获得更高的搜索精度, 所以平均资源开销上升较慢。最后, 因为扩展请求被拒绝较多, 所以平均资源开销趋于稳定。

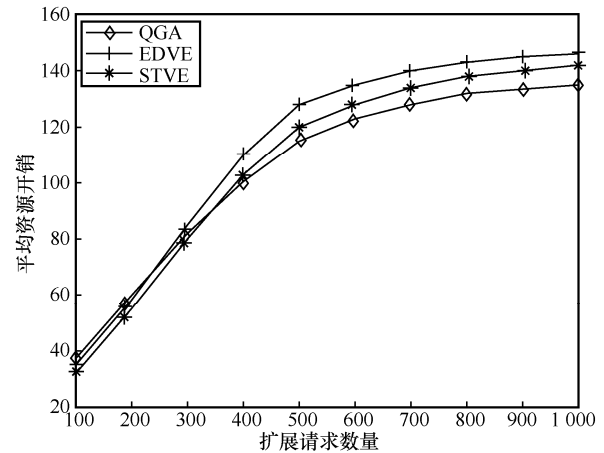


图 6 平均资源开销与扩展请求数量之间的关系

算法执行时间是衡量算法复杂度的一个重要指标。不同网络规模下算法执行时间对比如图 7 所示。基于 QGA 的网络服务扩展算法在执行时间方面相较于 STVE 算法和 EDVE 算法具有明显优势, 基本呈线性增长。一方面, 群体智能进化算法采用群体搜索的方式, 具有较好的全局搜索和并行性, 使求解效率显著提升; 另一方面, 量子计算采用量子叠加态作为基本单位, 通过量子并行运算可以提高运算效率。因此, 所提算法的时间复杂度明显较低, 且在大规模网络中具有更好的适应性。

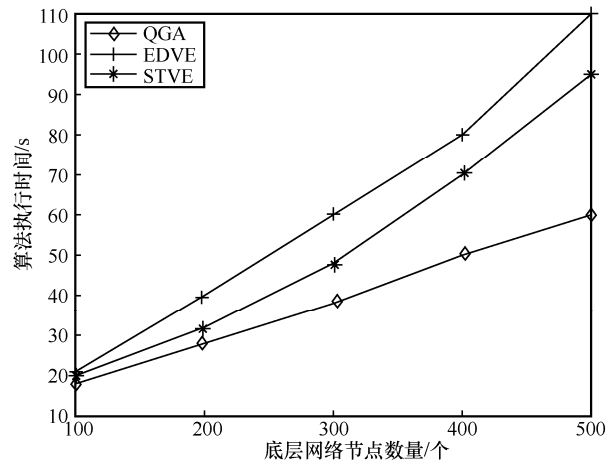


图 7 不同网络规模下算法执行时间对比

## 4 结束语

针对服务提供过程中用户新的应用需求或额外的安全保护机制, 本文对网络功能虚拟化环境中的网络服务扩展方法进行研究。将网络服务扩展分为 2 个阶段, 分别为 VNF-FG 扩展和基础设施层部署; 考虑到不影响已部署网络服务以及底层基础设施的资源容量约束, 建立了网络服务扩展的整数线性规划模型; 为应对未来云网络的复杂和动态性, 设计了一种基于量子遗传算法的网络服务扩展算法。仿真结果表明, 所提算法在扩展成功率和平均资源开销方面均具有较好的性能。

### 参考文献:

- [1] ETSI GS NFV. Network functions virtualisation (NFV): architectural framework [R]. 2014.
- [2] ORDONEZ-LUCENA J, AMEIGEIRAS P, LOPEZ D, et al. Network slicing for 5G with SDN/NFV: concepts, architectures, and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(5): 80-87.
- [3] ETSI GS NFV. Network functions virtualisation (NFV): use case [R]. 2013.
- [4] YAO H, XIONG M Z, LI H, et al. Joint optimization of function mapping and preemptive scheduling for service chains in network function virtualization[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 108: 1112-1118.
- [5] HAWILO H, JAMMAL M, SHAMI A. Network function virtualization-aware orchestrator for service function chaining placement in the cloud[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(3): 643-655.
- [6] ZHANG B, FAN Q L, ZHANG X, et al. A survey of VNF forwarding graph embedding in B5G/6G networks[J]. Wireless Networks, 2021(8): 1-24.
- [7] ADDIS B, BELABED D, BOUET M, et al. Virtual network functions placement and routing optimization[C]//Proceedings of IEEE 4th International Conference on Cloud Networking. Piscataway: IEEE Press, 2015: 171-177.
- [8] MEHRAGHDAM S, KELLER M, KARL H. Specifying and placing chains of virtual network functions[C]//Proceedings of IEEE 3rd International Conference on Cloud Networking. Piscataway: IEEE Press, 2014: 7-13.
- [9] TASTEVIN N, OBADIA M, BOUET M. A graph approach to placement of service functions chains[C]//Proceedings of IFIP/IEEE Symposium on Integrated Network and Service Management. Piscataway: IEEE Press, 2017: 134-141.
- [10] PEI J N, HONG P L, XUE K P, et al. Efficiently embedding service function chains with dynamic virtual network function placement in geo-distributed cloud system[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2019, 30(10): 2179-2192.
- [11] KIM S, PARK S, KIM Y, et al. VNF-EQ: dynamic placement of virtual network functions for energy efficiency and QoS guarantee in NFV[J]. Cluster Computing, 2017, 20(3): 2107-2117.
- [12] LI X, QIAN C. The virtual network function placement problem[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2015: 69-70.
- [13] WANG S Y, LV T J. Deep reinforcement learning for demand-aware joint VNF placement-and-routing[C]//Proceedings of IEEE Globecom Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [14] 袁泉, 汤红波, 黄开枝, 等. 基于 Q-learning 算法的 vEPC 虚拟网络功能部署方法[J]. 通信学报, 2017, 38(8): 172-182.
- [15] YUAN Q, TANG H B, HUANG K Z, et al. Deployment method for vEPC virtualized network function via Q-learning[J]. Journal on Communications, 2017, 38(8): 172-182.
- [16] YU H, YANG J H, FUNG C. Elastic network service chain with fine-grained vertical scaling[C]//Proceedings of IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-7.
- [17] ETSI GS NFV-TST. Network functions virtualisation (NFV), predeployment testing, report on validation of NFV environments and services [R]. 2016.
- [18] HOUIDI O, SOUALAH O, LOUATI W, et al. Virtualized network services extension algorithms[C]//Proceedings of IEEE 17th International Symposium on Network Computing and Applications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [19] LIU J J, LU W, ZHOU F, et al. On dynamic service function chain deployment and readjustment[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2017, 14(3): 543-553.
- [20] HOUIDI O, SOUALAH O, LOUATI W, et al. Dynamic VNF forwarding graph extension algorithms[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2020, 17(3): 1389-1402.
- [21] QIU H, TANG H B, YOU W, et al. Robust service provisioning of service function chain under demand uncertainty[J]. IET Communications, 2022, 16(7): 803-814.
- [22] 邱航, 汤红波, 游伟. 基于深度 Q 网络的在线服务功能链部署方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(11): 3122-3130.
- [23] QIU H, TANG H B, YOU W. Online service function chain deployment method based on deep Q network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(11): 3122-3130.
- [24] LIU L, ZHOU Y Q, YUAN J H, et al. Economically optimal MS association for multimedia content delivery in cache-enabled heterogeneous cloud radio access networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(7): 1584-1593.
- [25] BOIXO S, ISAKOV S V, SMELYANSKIY V N, et al. Characterizing quantum supremacy in near-term devices[J]. Nature Physics, 2018, 14(6): 595-600.
- [26] GONG L H, XIANG L Z, LIU S H, et al. Born machine model based on matrix product state quantum circuit[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2022, 593: 126907.
- [27] ZHOU N R, XIA S H, MA Y, et al. Quantum particle swarm optimization

tion algorithm with the truncated mean stabilization strategy[J]. Quantum Information Processing, 2022, 21(2): 1-23.

[26] LAHOZ-BELTRA R. Quantum genetic algorithms for computer scientists[J]. Computers, 2016, 5(4): 24.

[27] ORLOWSKI S, WESSAELY R, PIORO M, et al. SNDlib 1.0-survivable network design library[J]. Networks, 2010, 55(3): 276-286.

[作者简介]



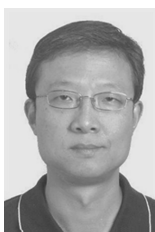
邱航（1994-），男，河南驻马店人，信息工程大学博士生，主要研究方向为 5G 移动通信网络架构、网络功能虚拟化等。



游伟（1984-），男，江西丰城人，博士，信息工程大学副教授，主要研究方向为 5G 移动通信网络架构、移动通信网络安全等。



赵宇（1984-），男，吉林辽源人，博士，信息工程大学讲师，主要研究方向为移动通信网络安全、新型网络体系架构等。



汤红波（1968-），男，湖北孝感人，博士，信息工程大学教授、博士生导师，主要研究方向为新型网络体系结构、移动通信网络空间安全。



柏溢（1975-），男，江苏盐城人，信息工程大学副研究员，主要研究方向为移动通信网络安全、新型网络体系架构等。