

引用格式:林国勇. SD-EON 中基于 NFV 映射的 QoE 算法 [J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(4): 86-90. [LIN G Y. QoE algorithm design based on NFV mapping in SD-EON[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(4): 86-90.]

SD-EON 中基于 NFV 映射的 QoE 算法

林国勇

(广西民族大学 相思湖学院, 广西 南宁 530008)

摘 要: 为解决大数据和云计算等新技术的兴起弱化了传统光网络客户体验(QoE)应对能力的问题,提出一种在软件定义弹性光网络(SD-EON)架构下开展网络功能虚拟化(NFV)映射计算请求的 QoE 研究方案. NFV 映射方案秉承标准化图像分割机制(ND)思想,结合网络业务请求特征按照拟定的 QoE 思路,从全局搜索与网络业务映射请求相适配的网元集和链路集建立起多个子图序列. 再经过相交处理评估出可靠的序列子集用于实施映射作业. 最后构建模拟环境考察 QoE 算法的映射成效. 经频繁测试后统计的数据表明, QoE 算法在 VON 映射后的全网载荷布局方面表现出了显著的相对优势,具有良好的全局性和应用性.

关键词: 软件定义弹性光网络; 虚拟光网络; 约束; 映射; 客户体验

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)04-0086-05

QoE algorithm design based on NFV mapping in SD-EON

LIN Guo-yong

(Xiangsihu College, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530008, China)

Abstract: In order to solve the problem that the rise of new technologies such as big data and cloud computing weakens the coping ability of traditional optical network customers to experience (QoE), a QoE research scheme is proposed to carry out the (NFV) mapping computing request of network function virtualization under the framework of software-defined flexible optical network (SD-EON). The NFV mapping scheme adheres to the idea of standardized image segmentation mechanism (ND) and combines the characteristics of network service request according to the proposed QoE idea, and establishes multiple subgraph sequences from the network element set and link set which are suitable for global search and network service mapping request. Then a reliable subset of sequences is evaluated by intersection processing for the implementation of mapping operations. Finally, a simulation environment is constructed to investigate the mapping effect of QoE algorithm. The statistical data after frequent tests show that the QoE algorithm has a significant comparative advantage in the load layout of the whole network after VON mapping, and has good global and application.

Key words: SD-EON; VON; Constraint; Mapping; QoE

1 引言

随着大数据新型业务和云计算新型技术^[1]的部署,网络上的多媒体数据流载荷出现了指数级^[2]剧增现象,并呈现老鼠流和大象流^[3]并存现状. 这样的数据流多表现出多元化的随机突发特性. 此情形是

传统光网络技术无法掌控的. 而一向以频谱配置灵活为优势的 EON 恰好可以为该现状提供了一个解决平台. 该网络不必对现存的架构进行大规模的重构便能为波长业务的请求灵活地配置可用资源,满足终端多元化 QoE 要求.

作为近年来研究热点的 NFV 计算技术,因具

收稿日期: 2019-07-03; **修回日期:** 2019-08-13

基金项目: 广西高校中青年教师基础能力提升项目(2018KY0818)

有良好的光网络资源弹性^[4]管理能力使得该技术在提升各类 VON 资源利用率指标方面备受好评. 尤其是将 VON 的映射技术应用到 SD-EON 对各类载荷资源实施调度的收效^[5]较为显著.

目前关于此类映射计算的主流研究有 DLB 机制^[6]和 KSP 策略^[7]. 其中 DLB 机制忽视了承载链路的载荷轻重程度和承载网元的特性对映射计算过程所产生的影响, 因此不具普适性. KSP 策略因忽略频谱资源状态的约束机制而使一些链路可能出现重载的情形. 显然上述对网络资源状态考虑欠周的两种主流研究在实施 VON 映射计算后的负载未能达到科学意义上的均衡.

针对传统研究的不足, 一种行之有效的解决方案是, 在应对 VON 业务的虚拟计算请求时需从全局出发考虑整个网络物理结构对承载链路和承载网元的协作映射. 也就是要兼顾到 SD-EON 上多种物理拓扑特性对承载链路频谱资源和承载网元计算资源使用状态的影响力^[8], 致力于解决 SD-EON 规模与 NFV 计算复杂度的矛盾. 基于此, 本文结合 SD-EON 上的两种资源状态以及请求特征, 提出一种基于 VON 请求映射的 QoE 算法. 该算法根据谱聚类图切分机制将 SD-EON 底层物理网络拓扑定义成无向图, 通过区分承载链路上频谱的配置能力和承载节点自身的计算能力将 SD-EON 无向图切分成多个子图, 形成不同的子网网元. 再从这些子网网元中计算出链路和拓扑均趋于一致的节点实施 NFV 映射. 最终实现流量载荷的动态均衡以提升 SD-EON 的 QoE.

2 VON 数学模型定义

将 SD-EON 物理拓扑表示为图 $G = (V, E)$. 其中, V 和 E 为节点 v 和链路 e 的集合. 节点 v 在算法中实施 NFV 映射的计算管理能力^[9]记作 M_v , 链路 e 中的弹性频隙数量记作 F_e , 链路 e 中的频谱资源使用状态为 f_e . 当第 J 个频隙处于使用状态时将 $f_e[J]$ 置 0, 反之当第 J 个频隙处于闲置状态时将 $f_e[J]$ 置 1. 将链路 e 中出现的呈现出连续性且规模固定的闲置频谱资源规模记作 N_{CF} , 则有: $|N_{CF}| = \left| \sum_{j=1}^{F_e(e-1)} f_e[J] \cdot f_e[J+1] - \sum_{j=1}^{F_e} f_e[J] \right|$. 此时, 链路 e 中的频谱资源活跃度可表征为: $A_e = \left\{ \sum_{j=1}^{F_e} \sum_{j=1}^{F_e(e-1)} f_e[J] \cdot f_e[k] \cdot f_e[k+1] \right\} / \{F_e \cdot \left| \sum_{j=1}^{F_e(e-1)} f_e[J] \cdot f_e[J+1] - \sum_{j=1}^{F_e} f_e[J] \right|\}$. 根据 SD-EON 数学模型^[10]的定义思想, 对于 VON 也可

用类似方法来表征其资源模型. 比如, 在 $G^V = (V^V, E^V)$ 的 VON, 链路 e^V 属于链路集 E^V 的一个子集, 且链路 e^V 消耗的频谱资源记作 B_{e^V} . 则在 SD-EON 网络 $G = (V, E)$ 映射到 VON 网络 $G^V = (V^V, E^V)$ 期间, 对于 VON 提交的每一个虚拟资源计算请求都要同时符合: $B_{e^V} \leq \sum_{j=0}^{F_{e^V}} f_{e^V}[J]$ 和 $M_{v^V} \leq M_v$. 此外, 在响应 NFV 映射请求期间应遵循下列前提. 首先, 要求在 VON 所提交的业务请求中针对那些相同类型的业务在链路 e^V 中占用的频谱资源必须呈现出连续性; 其次, 整个 VON 全网的链路集合 E^V 都必须事先规划出足够的备用带宽资源给这些请求业务; 此外, 对于那些属于同一个光通路内的链路单元的波段, 要求其波长是一样的.

3 QoE 算法设计

3.1 VON 图像分割理论

作为解决图像分割问题的谱聚类方法(SC), 其分割思路是将数据样本视为单个数据点, 用图对这些单个数据点逐一进行描绘. 也就是通过置有权重的边线将这些数据点连接起来, 这些边线即为这些数据点彼此间的近似度. 然后运用最优图解法将该图进行分割. 要求分割后不同的组, 其权值尽可能呈现差异化, 即近似度尽量低; 同一个组的权值尽量趋于一致, 即近似度尽量高. 基于此思想, 在 VON 映射期间, 那些具有相同计算管理能力的网元就可以独立出来构建一个计算子图, 那些频谱资源活跃度一致的网元也可以独立出来构建一个链路子图. 然后将两个子图进行相应处理构建出一个可行的 NFV 映射方案.

假设一个赋有权值的网络拓扑表示为 $G = (V, E)$. 其中, V 表示数据定点集, E 表示边线集, 它可通过大小为 $x \times x$ 的对称矩阵 W 来表示. 为网元 m 和网元 n 之间的边线赋予一个权重, 记作 W_{mn} , 用于描述数据定点彼此之间的近似度. 现将图 $G = (V, E)$ 划分成无交集的数据点集合 D_1 和 D_2 , 则 D_1 和 D_2 符合关系式: $D_1 \cap D_2 = \emptyset$ 和 $D_1 \cup D_2 = V$. 则近似度 S 表示为: $S(D_1, D_2) = W_{mn} = \sum_{u \in D_1, v \in D_2} w(u, v)$. 同时引入一个差异度 d 用于描述数据点集合 D_1 和 D_2 之间的差异性. 该参数的来源是将那些早前连接在两个部分中间而后被删除的所有边线的权值进行累加得到, 可表示为: $d(D_1, D_2) = \sum_{m \in D_1, n \in D_2} w(m, n)$. 要使图 G 中边线的权重总值极小化, 只需求出标准化

图像分割(ND) 机制的目标函数^[11], 且该机制也能够让各数据定点集合的大小相接近. 将 ND 的目标函数表示为:

$$ND(D_1, D_2) = d(D_1, D_2)/S(D_1, V) + d(D_1, D_2)/S(D_2, V). \text{ 该式中的 } S(D_1, V) = \sum_{u \in D_1, v \in V} \omega(u, v), \\ S(D_2, V) = \sum_{u \in D_2, v \in V} \omega(u, v). \text{ 分别用于描述子图 } D_1 \text{ 和子图 } D_2 \text{ 内的网元, 到达图中其他网元的边线的权重累加值. 本处再次引入一个用于表征组内标准化近似度的参量 } NS, \text{ 表示为: } NS(D_1, D_2) = S(D_1, D_1)/S(D_1, V) + S(D_2, D_2)/S(D_2, V).$$

该式中的 $S(D_1, D_1)$ 和 $S(D_2, D_2)$ 分别表示 D_1 和 D_2 中所有网元间的近似度. 对比上述两个函数, 可得关系式: $NS(D_1, D_2) + ND(D_1, D_2) = 2$.

建立一个大小为 $X \times X$ 的矩阵 $\mathbf{W}$, 令矩阵 $\mathbf{W}$ 的对角矩阵为 $\mathbf{H}$, 则有 $\mathbf{H}_{mm} = \sum_{n=1}^x \omega(m, n)$. ND 机制的目标在于使求解的问题呈现出连续性以便于尽可能摆脱约束. 于是将 ND 目标转化成特征值^[12] 求解, 即: $\mathbf{H}\mathbf{l}\lambda = \mathbf{l}(\mathbf{H} - \mathbf{W})$. 假设 $T = \mathbf{l}/\sqrt{\mathbf{H}}$, 则特征值标准化为: $T \cdot \lambda = T \cdot \mathbf{H}^{-1/2} \cdot (\mathbf{H} - \mathbf{W}) \cdot \mathbf{H}^{-1/2}$. 本次研究定义特征向量中值作为阈值. 当网元的特征值突破该阈值, 则被分割成 D_1 子图; 当网元特征值低于该阈值, 则被分割成 D_2 子图.

3.2 NFV 映射方案

首先定义两个变量 x 和 y . 映射前把图切割出多个网元子图 $G_{M-x}(V_{M-x}, E_{M-x})$ 和链路子图 $G_{L-y}(V_{L-y}, E_{L-y})$. 对于前者, 将定义全局网元的平均计算管理值作为该全局子图的管理能力, 记作 $M_{G_{M-x}}$, 表示为 $M_{G_{M-x}} = (\sum_{v_x \in G_{M-x}} m_{v_x})/V_{M-x}$; 对于后者, 将定义全局链路的平均频率资源活跃值作为该全局子图的弹性频谱活跃值, 记作 $F_{G_{L-x}}$, 表示为 $F_{G_{L-x}} = (\sum_{v_x \in G_{L-x}} f_{v_x})/V_{L-x}$. 再将 $M_{G_{M-x}}$ 按照大小进行排列组合, 构建出序列 $P_{G_{M-x}}$; 对 $F_{G_{L-x}}$ 执行

相同操作, 构建出序列 $P_{G_{L-x}}$. 然后将 $P_{G_{M-x}}$ 序列组合中的第一个子图和 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合中的所有子图逐一进行相交, 初步评估出可行的映射子图 G_{x-y}^R , 即符合 $G_{M-x}^R \cap G_{L-y}^R$. 最后通过分析关系式 $G^V(V^V, E^V) \subseteq G_{x-y}^R(V_{x-y}^R, E_{x-y}^R)$ 来确定子图 G_{x-y}^R 是否足以应对 VON 提交的虚拟资源计算请求. 如果不遵循该关系式, 意味着本次 NFV 映射计算请求失败^[13], 所评估的子图 G_{x-y}^R 不足以满足 VON 业务请求的要求. 此时 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合执行加一操作, 直至

遍历完整个 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合. 接着对 $P_{G_{M-x}}$ 序列组合执行加一操作后继续与 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合中的每个子图逐一进行相交, 直至遍历完整个 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合. 遍历期间均需根据上述关系式甄别提取出的每一个映射子图 G_{x-y}^R 是否可以应对 VON 提请的业务. 如果遵循该关系式, 意味着本轮所评估的子图 G_{x-y}^R 可以顺利地应对 VON 提请的业务 NFV 映射计算请求.

3.3 方案部署

由上述 NFV 映射方案所述可知, 映射部署成效在很大程度上取决于网元的平均计算管理值和链路的频谱资源活跃度. 因此研究目的是使 VON 上的虚拟网元和虚拟链路共同协作, 实施 NFV 映射作业来区分网元和链路间的近似度, 为分割网元子图和链路子图提供依据^[14]. 然后选择其相交的集合当做映射子图进而优化全网资源, 提升网络业务 QoE. 整个 NFV 映射方案分成三个步骤来实施. 首先计算出 $P_{G_{M-x}}$, 然后计算出 $P_{G_{L-x}}$, 最后根据计算出的 G_{x-y}^R 部署映射作业.

步骤一: 首先把网元计算管理值的近似度定义成权重参数, 建立一个无向图 $G(V, E)$ 然后输入. 若 m_{v_x} 和 m_{v_y} 一致, 该权重参数为: $\omega_{M-(x,y)} = 2$; 如若 m_{v_x} 和 m_{v_y} 不一致, 则该权重参数表示为: $\omega_{M-(x,y)} = 1/\sqrt{(m_{v_x} - m_{v_y})^2}$. 其次根据 ND 机制对 $\mathbf{H}\mathbf{l}\lambda = \mathbf{l}(\mathbf{H} - \mathbf{W})$ 中第二小特征值的向量 $\mathbf{l}$ 进行求解, 并将该向量均值作为阈值. 凡是未超过该阈值的网元均分割为子图 D_2 ; 反之, 分割为子图 D_1 . 令两个子图中网元规模为 N_{D_1} 和 N_{D_2} , r_1 为子图规模的约束参量, 则要求三个参量同时符合关系式: $V^V \cdot r_1 \geq N_{D_1}$ 和 $V^V \cdot r_1 \geq N_{D_2}$. 然后分析子图内网元规模是否满足阈值条件. 若不满足, 则重新结合权重值大小根据 ND 机制分割子图; 若满足, 则把该子图纳入网元子图集合序列内. 最后将每个子图的计算管理值按照从高到低方式进行排序, 并输出最终的集合序列 $P_{G_{M-x}}$ 值.

步骤二: 首先把网元对间的频谱资源活跃值定义成权重^[15] 参数, 建立一个无向图 $G(V, E)$ 然后输入. 该权重参数表示为: $\omega_{L-(x,y)} = A_{e_{v_x, v_y}}$. 其次根据 ND 机制对 $\mathbf{H}\mathbf{l}\lambda = \mathbf{l}(\mathbf{H} - \mathbf{W})$ 中第二小特征值的向量 $\mathbf{l}$ 进行求解, 并将该向量均值作为阈值. 凡是未超过该阈值的网元均分割为子图 D_2 ; 反之, 分割为子图 D_1 . 令两个子图中网元规模为 N_{D_1} 和 N_{D_2} , r_2 为子图规模的约束参量, 则要求三个参量同时符合关系式: $V^V \cdot r_2 \geq N_{D_1}$ 和 $V^V \cdot r_2 \geq N_{D_2}$. 然后分析子图内网

元规模是否满足阈值条件. 若不满足, 则重新结合权重值大小根据 ND 机制分割子图; 若满足, 则把该子图纳入链路子图集合序列内. 最后将每个子图的频谱资源活跃值按照从高到低方式进行排序, 并输出最终的集合序列 $P_{G_{L-x}}$ 值.

步骤三: 首先将 $P_{G_{M-x}}$ 序列集合中的第一个子图和 $P_{G_{L-x}}$ 序列集合中的所有子图逐一进行相交, 获得可行的映射子图 G_{x-y}^R , 要求符合 $G_{M-x}^R \cap G_{L-y}^R$. 然后通过分析关系式 $G^V(V^V, E^V) \subseteq G_{x-y}^R(V_{x-y}^R, E_{x-y}^R)$ 来确定子图 G_{x-y}^R 是否足以应对 VON 提交的虚拟映射计算请求. 如果不遵循该关系式, 意味着本次 NFV 映射计算请求失败. 此时 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合执行加一操作, 直至遍历完整个 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合. 接着对 $P_{G_{M-x}}$ 序列组合执行加一操作后继续与 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合中的每个子图逐一进行相交, 直至遍历完整个 $P_{G_{L-x}}$ 序列组合. 遍历期间均需根据上述关系式甄别提取出的每一个映射子图 G_{x-y}^R 是否可以应对 VON 提请的业务. 如果遵循该关系式, 意味本轮所评估的子图 G_{x-y}^R 可以顺利应对 VON 提请的业务 NFV 映射计算请求.

4 算法评估

4.1 评估方案

本次评估方案的对比算法采用 DLB 机制和 KSP 策略. 拟定业务失效率作为考察指标来评估各算法对 QoE 风险事件的控制力. 令 VON 发起的网络业务 NFV 计算请求总规模为 R_T , 被堵塞的网络业务计算请求规模为 R_B , 则业务失效率表示为: $F = (R_B/R_T) \times 100\%$.

实验选用常见的 ARPA 和 NSFNET 拓扑. 拓扑中每个物理网元的计算资源为 600 个单位, 每个物理链路上设置 200 个 5GHz 带宽的频隙资源. 令虚拟连接计算请求时长遵从负指数规律, 计算请求时长的平均值为 μ^{-1} . 令虚拟连接计算请求遵循 Poisson 规律, 且 Poisson 分布的参量为 λ . 据此可得 VON 的数据流量载荷规模为 $\mu^{-1} \cdot \lambda$ 爱尔兰. 此外, 假设 VON 中含有 4 个虚拟网元, 且该虚拟网元和网元对间的链路所具备的最低^[16]计算资源和最低频谱资源在数量规模上遵循区间 $[1, 10]$ 的分布. 实验为 QoE 算法中的约束参数初始化为 3.

4.2 数据考察

通常情况下在特定规模的拓扑中, 网络业务实施 NFV 映射计算请求成功率与网络业务的载荷程度呈反比. 因此可预见在 ARPA 和 NSFNET 两种

拓扑环境下, 算法执行 NFV 映射计算请求的失败率均随着数据流量载荷的增加而逐渐增高, 进而导致业务失效率呈现一路攀升的总体趋势. 这样的趋势在本组测试的数据走势中均得到了相应的体现.

如图 1 和图 2 所示, 当网络实施轻载业务时 QoE 算法虽然表现出了相对于 DLB 机制和 KSP 策略的优势, 但是三种研究方案的差异性并不悬殊. 当网络趋于重载情形时, 三种研究方案下的业务失效率指标则出现显著差异. 究其原因, DLB 机制主张在对链路实施 NFV 映射后再对网元执行 NFV 映射; 与此相反, KSP 策略则主张在对网元实施 NFV 映射后再对链路执行 NFV 映射. 根据 QoE 算法设计中关于协作映射必要性的叙述可知, 无论映射的先后顺序都可能面临着映射的失败而未能进入下一步映射环节, 由此引发的网络拥塞直接导致业务的 QoE 风险问题. 而 QoE 算法采用基于 ND 机制的图像分割思想将整个 VON 提交的业务映射计算请求分为两个部分. 但有别于 DLB 机制和 KSP 策略映射思路, QoE 算法是将该请求视作一个整体, 在物理拓扑架构中通过构建多个基于计算管理和频谱资源可靠性区分的子图序列, 然后统筹规划和实施 NFV 映射计算作业. 所提倡的网元和链路协作映射思路可较好地优化整个 VON 业务资源的承载. 因此在重载情形下 QoE 算法优势越加凸显.

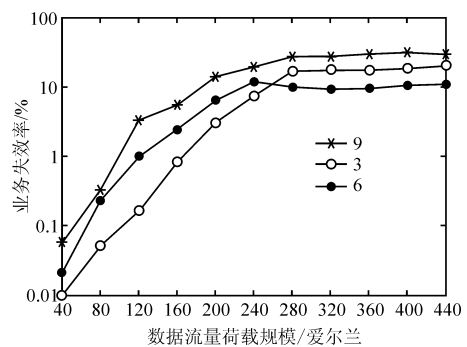


图 1 不同约束条件下的业务失效率

图 1 所收集的数据描述了在经由拓扑产生器所产生的 60 个网元节点所形成的底层光网络架构中, 考察基于 ND 机制切图理论的 QoE 算法在变更子图规模约束参量时对业务失效率的影响力. 本组测试选择的约束参量分别为 3、6、9. 从图中曲线走势不难看出, 无论定义何种约束参量当全网处于轻载时因网络拥塞引发的业务失效率与和数据流量载荷规模均呈正比. 随着载荷程度突破 260 爱尔兰, 此时定义约束参量为 6 的业务失效率曲线相对于约束参量为 3 的业务失效率, 持续走低表现出了相对优势.

究其原因,当全网实际载荷承受度略超网元和链路负荷能力时,约束越严苛即网元子图和链路子图规模越小,越能够发挥出 QoE 算法优势. 越容易搜集到网元计算管理度和链路频谱资源活跃度都较为可靠的区域来应对 VON 提请的业务 NFV 映射请求. 此时精细的图形分割机制将映射性能发挥到极致. 但在面对重载情形时,依旧严苛地约束网元子图和链路子图将导致全网图形的分割过于精细. 这对每一个子图个体而言,其计算管理资源和频谱利用率都很难满足重载业务的 NFV 映射计算请求. 最终将因网络拥塞^[17]而引发 QoE 风险问题.

5 结束语

通过分析传统映射机制的改进空间,构思了一种用于改善 NFV 映射效率的 QoE 算法. 算法综合考虑了 VON 业务请求特征、物理拓扑中网元和链路资源等因素来部署映射策略. 经评估表明,采用 QoE 算法可使 VON 映射后的全网载荷布局得到显著优化,具备良好的普适性.

参考文献:

- [1] 徐立冰. 云计算和大数据时代网络技术揭秘[M]. 北京:人民邮电出版社,2017.
- [2] 周桐庆,蔡志平,夏竟. 基于软件定义网络的流量工程[J]. 软件学报,2018,28(2):394-417.
- [3] 严军荣,叶景畅. 一种大象流两级识别方法[J]. 电信科学,2017,33(3):36-43.
- [4] 刘焕淋,易鹏飞,张明佳,等. 最小故障风险损失的弹性光网络多链路故障概率保护[J]. 电子与信息学报,2018,40(8):1819-1825.
- [5] 越峰,张杰,赵永利. 软件定义光网络((SDON)发展前瞻[J]. 电信科学,2016,35(8):19-22.
- [6] ZHANU J W, JI Y F, SONG M, et al. Dynamic Virtual Network Embedding over Multilayer Optical Networks[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2017, 31(9):128-131.
- [7] CHFN B W, ZHANU J, XIE W S, et al. Cost-effective Survivable Virtual Optical Network Mapping in

Flexible Bandwidth Optical Network[J]. Journal of Lightwave Technology, 2017, 35(10):2398-2412.

- [8] THYAUATURU A S, MERCIAN A. Software Defined Optical Networks: a Comprehensive Survey[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2016, 18(4):2738-2786.
- [9] 赵继军,郑斗,胡劲华,等. 弹性光网络中节点优先的虚拟网络映射算法[J]. 中国激光,2017, 44(9):190-198.
- [10] CAO H T, ZHU Y X, YANG L X, et al. A Efficient Mapping Algorithm with Novel Node-Ranking Approach for Embedding Virtual Networks[J]. Optics Express, 2018, 26(23): 1021-1028.
- [11] CHOWDHURY S R, AHMED R. Dedicated Protection for Survivable Virtual Network Embedding[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2017, 24(4):913-926.
- [12] 李兵奎,庄雷,胡颖,等. SDN 中基于交换机等级划分的安全路由策略[J]. 计算机应用研究,2017,34(2):522-525.
- [13] BASTA A, BARLA B, HOFFMANN M, et al. Failure Coverage in Optimal Virtual Networks[J]. Transactions on Internet and Information Systems, 2017, 26(2):922-941.
- [14] 程祥,张忠宝. 基于粒子群优化的虚拟网络映射算法[J]. 电子学报,2016,39(10):2240-2244.
- [15] LIAO J X, FEND M, QINU S D. Learning and Inference for Virtual Network Embedding [J]. Journal of Network and Systems Management, 2016, 24(2):227-256.
- [16] Karmouch A. Cost-Efficient Mapping for Fault-Tolerant Virtual Networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 2017, 66(3):968-981.
- [17] 任丹萍,武姗姗,张丽静. EPON 中基于软件定义光网络的带宽优化节能机制[J]. 光通信技术,2015,39(8):29-32.

作者简介:

林国勇 男, (1979-), 硕士, 副教授. 研究方向为软件工程.
E-mail:2528193665@163.com