

环境自适应的拓扑联合感知虚拟网映射算法

苏玉泽* 孟相如 孟庆微 赵志远
(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

摘要: 针对虚拟网映射算法环境适应度低、拓扑关联性较差且映射开销较大的问题, 该文提出一种环境自适应的拓扑联合感知虚拟网映射算法。首先提出一种加权相对熵排序方法对具有多指标的节点进行量化处理, 依环境变化赋予节点指标不同的权值; 在虚拟节点排序阶段采用加权相对熵和广度优先搜索算法双重排序, 物理节点排序中引入就近度与加权相对熵算法配合使用, 实现了对虚拟拓扑和物理拓扑的联合感知; 最后利用 k -最短路径算法完成虚拟链路映射。仿真结果表明, 该算法依据环境变化自适应调整指标权值, 提高了虚拟网映射成功率和收益开销比。

关键词: 虚拟网; 映射算法; 环境自适应; 拓扑联合感知; 加权相对熵方法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)01-0079-08

DOI: 10.11999/JEIT170325

Environment Adaptive and Joint Topology Aware Virtual Network Embedding Algorithm

SU Yuze MENG Xiangru MENG Qingwei ZHAO Zhiyuan

(College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to solve the problem of low environmental adaptability, poor topology correlation and large embedding cost in virtual network embedding algorithms, an environment adaptive and joint topology aware virtual network embedding algorithm is proposed. At first, a ranking method of weighted relative entropy is proposed to quantify the nodes with multi-index and the weights are changed according to different environment. The weighted relative entropy and breadth first search algorithm are both used in virtual node ranking phase, the nearest degree is introduced into physical node ranking and all these are used to achieve the joint awareness to the virtual topology and physical topology. Finally, the k -shortest path algorithm is introduced into virtual link embedding. Simulation results show that the proposed algorithm can improve the acceptance ratio and the revenue to cost ratio by adjusting the weights according to the environment.

Key words: Virtual network; Embedding algorithm; Environment adaptive; Joint topology aware; Weighted relative entropy method

1 引言

随着互联网技术的飞速发展, 网络僵化成为制约互联网体系结构创新发展的关键因素^[1]。网络虚拟化技术允许多个异构的虚拟网络映射到同一底层网络, 为用户提供丰富多样的网络服务, 受到学术界的广泛关注^[2,3]。

虚拟网映射技术作为网络虚拟化的核心, 逐渐成为研究热点^[4-13]。文献[4]对虚拟网映射技术进行了系统总结, 按虚拟网映射阶段可将虚拟网映射分为一阶段^[5,6]和两阶段映射^[7-14]。一阶段映射时虚拟

节点与链路同时映射。文献[6]提出一种拓扑感知的一阶段虚拟网映射算法, 引入广度优先搜索(Breadth First Search, BFS)算法以及回溯原则, 实现虚拟节点与链路的交替映射, 但一阶段回溯映射算法实现复杂, 适用度低。两阶段映射时首先映射全部虚拟节点, 再进行虚拟链路映射, 虽然拓扑关联性较差, 但实现简单, 应用广泛。两阶段映射中, 虚拟节点映射作为虚拟网映射成功的重要保证也由单纯考虑 CPU 资源和带宽资源^[7]逐渐过渡到综合考虑节点中心度^[11]和资源聚集度^[12], 逐步实现了由单一资源映射到资源、拓扑联合映射的进化。文献[13]将就近距离引入节点排序, 就近距离仅考虑待映射虚拟节点与其拓扑相邻的已映射虚拟节点在物理拓扑上的距离和, 避免了中心度计算所有节点距离和的盲目性。文献[14]提出一种 TOPSIS 节点排序方

收稿日期: 2017-04-13; 改回日期: 2017-09-12; 网络出版: 2017-11-01

*通信作者: 苏玉泽 glgiuip@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61401499)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61401499)

法,综合考虑了CPU资源,带宽资源以及中心度指标,但TOPSIS方法存在无法区分位于正负理想方案中垂线上点的缺陷^[15]。

综上所述,目前针对虚拟网节点映射的研究从单纯的资源角度扩展到拓扑角度,但是从虚拟网映射本质来说,将拓扑因素加入虚拟网映射中显著减少了虚拟链路的映射跳数,从而节省出更多的带宽资源。因此,如何更好地利用有限的底层物理网络资源是提高虚拟网映射成功率的关键。但上述文献均针对单一的虚拟网络环境,而虚拟网映射失败的原因是CPU资源不足或者带宽资源不足,所以不同的算法在不同的资源环境下必定存在不同的效果,比如文献[13]在底层网络带宽资源不足时通过拓扑感知减少了带宽资源消耗,但是如果底层网络资源出现CPU资源不足时,该算法的优势将不再明显。并且底层物理网络资源环境是不断变化的,上述单一且固定不变的虚拟网映射算法不能适应资源状况多变的虚拟网络映射环境;而目前的拓扑感知也只是单从虚拟拓扑或者物理拓扑的角度出发,未能实现虚拟拓扑与物理拓扑的联合感知;再者虚拟节点排序与物理节点排序采用相同的指标与方法,物理网络与虚拟网络不论在规模、拓扑以及资源复杂度上均有很大差别,因此提出一种针对不同底层网络资源环境进行各指标自适应组合的虚拟网映射算法具有重要意义。

针对上述问题,本文提出一种环境自适应的拓扑联合感知虚拟网映射(Environment Adaptive and Joint Topology-Aware Virtual Network Embedding, EAJTA-VNE)算法。其中,本文所提的环境指虚拟网映射时底层物理网络的资源环境,重点考虑的是节点CPU资源以及带宽资源环境。环境自适应指通过对底层物理网络CPU资源以及带宽资源环境的变化进行感知,自适应调整虚拟网节点映射时与CPU资源及带宽资源相关的指标权重,以适应资源环境的动态变化。为此,首先提出一种加权相对熵排序方法作为节点排序的基础,指标权值依环境而变,之后虚拟节点排序中的BFS算法与物理节点排序的就近度配合使用,实现了虚拟拓扑和物理拓扑的联合感知,最后本文设计了两组实验,第1组实验讨论了本文提出的EAJTA-VNE算法相较于其它算法的优越性能,第2组实验验证了EAJTA-VNE算法对不同环境的适应度。

2 网络模型与评价指标

2.1 网络模型

(1)物理网络: 底层物理网络用带权无向图

$G_S = (N_S, E_S)$ 表示,其中 N_S 与 E_S 分别表示物理网络节点集合和链路集合。 $|N_S|$ 表示物理节点总数, $|E_S|$ 表示物理链路总数。物理节点的基本属性有 $cpu(n_s)$, $loc(n_s)$ 。 $cpu(n_s)$ 为物理节点可用CPU资源, $loc(n_s)$ 为物理节点地理位置属性。物理链路的基本属性 $bw(e_s)$ 为物理链路 e_s 的可用带宽资源。

(2)虚拟网络请求: 与物理网络类似,虚拟网络用带权无向图 $G_V = (N_V, E_V)$ 表示,其中 N_V 与 E_V 分别表示虚拟网络节点集合和链路集合。 $|N_V|$ 表示虚拟节点总数, $|E_V|$ 表示虚拟链路总数。虚拟节点的基本属性 $cpu(n_v)$ 为虚拟节点 n_v 的CPU资源需求。虚拟链路的基本属性 $bw(e_v)$ 为虚拟链路 e_v 的带宽资源需求。

(3)虚拟网络映射: 虚拟网络映射包括节点映射和链路映射两个阶段。图1给出了虚拟网映射的一个可行方案,虚拟网络请求的节点映射方案为 $\{a \rightarrow A, b \rightarrow C, c \rightarrow D\}$,链路映射方案为 $\{(a,b) \rightarrow (A,C), (a,c) \rightarrow (A,D), (b,c) \rightarrow (C,D)\}$ 。

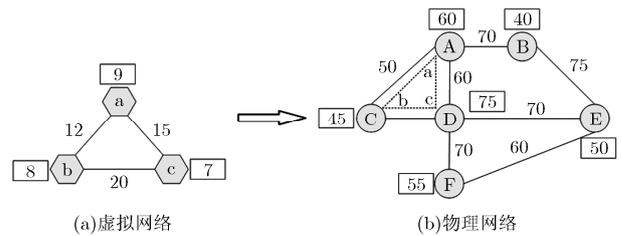


图1 虚拟网络映射示例

2.2 评价指标

本文选用虚拟网映射成功率和长期平均映射收益开销比作为主要评价指标。

(1)映射成功率: 虚拟网络向物理网络映射的成功率,即某一时段内,成功映射的虚拟网数量与虚拟网请求的总数量之比。虚拟网映射成功率是描述虚拟网服务质量和映射性能的主要指标之一。如式(1)所示:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sum_{t=0}^T VN_{sc}(t)}{\sum_{t=0}^T VN(t)} \quad (1)$$

式中, $VN(t)$ 是 t 时刻虚拟网络请求集合数, $VN_{sc}(t)$ 是 t 时刻成功映射的虚拟网络集合数。

(2)收益与开销: 本文采用通用的收益与开销定义,其中,收益用被映射虚拟网节点与链路资源的总和表示,开销用被映射虚拟网占用底层物理网络中节点与链路资源的总和表示。

对于虚拟网络请求 $G_V = (N_V, E_V)$,在某一时刻

t 的收益 $R(G_V, t)$ 与开销 $C(G_V, t)$ 分别定义为

$$R(G_V, t) = \phi \sum_{n_v \in N_V} \text{cpu}(n_v) + \sum_{e_v \in E_V} \text{bw}(e_v) \quad (2)$$

$$C(G_V, t) = \zeta \sum_{n_v \in N_V} \text{cpu}(n_v) + \sum_{e_v \in E_V} h(e_v) \text{bw}(e_v) \quad (3)$$

其中, $\text{bw}(e_v)$ 为虚拟链路 e_v 的带宽请求, $\text{cpu}(n_v)$ 为虚拟节点占用的CPU资源。参数 ϕ, ζ 分别表示在计算收益和开销时, 节点与链路资源的比重参数, 可以根据实际情况设置不同值, 本文均设置为1。 $h(e_v)$ 为虚拟链路 e_v 在映射的物理网络上经过的跳数。

通常利用长期平均收益与开销来表征网络稳定状态下收益与开销性能, 长期平均收益 $R(G_S)$ 与开销 $C(G_S)$ 表示为

$$R(G_S) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sum_{t=0}^T R(G_V, t)}{T} \quad (4)$$

$$C(G_S) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sum_{t=0}^T C(G_V, t)}{T} \quad (5)$$

长期收益开销比可以表征虚拟网映射过程中资源的利用效率, 即

$$\eta = \frac{R(G_S)}{C(G_S)} = \frac{\lim_{T \rightarrow \infty} \sum_{t=0}^T R(G_V, t)}{\lim_{T \rightarrow \infty} \sum_{t=0}^T C(G_V, t)} \quad (6)$$

3 加权相对熵节点排序方法

本文针对两阶段虚拟网映射算法中节点映射准则大都以固定四则运算公式表征的缺点, 提出一种加权相对熵节点排序方法对多指标的节点进行量化处理, 并给出节点常用的排序指标。

3.1 加权相对熵节点排序方法

加权相对熵排序方法是对经典TOPSIS排序方法的改进优化, 它利用相对熵来表征广义距离, 解决了TOPSIS方法存在的无法区分位于正负理想方案中垂线上点的不足。同时它具有节点排序指标可扩展, 指标权值可以依环境而变的优点。

系统A和B的相对熵为

$$C = \sum_{i=1}^N \left[A_i \log \frac{A_i}{B_i} + (1 - A_i) \log \frac{1 - A_i}{1 - B_i} \right] \quad (7)$$

式中, C 为系统A和B的相对熵, A_i 和 B_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 分别为系统A和B的状态, C 值越小表示两系统状态的差别越小。

假设虚拟网中有 N 个节点, 每个节点对应的评价指标有 M 个。第 i 个节点的第 j 个指标的值记为 X_{ij} ($i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M$), 所有网络节点构成的决策矩阵为

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{NM} \end{pmatrix} \quad (8)$$

由于各指标之间的评价关系十分复杂, 而且指标量纲差异较大, 为了便于不同指标之间的公平比较, 对指标作归一化处理。如果该指标为效益型指标, 则

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^N x_{ij}} \quad (9)$$

如果该指标为成本型指标, 则

$$r_{ij} = 1 - \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^N x_{ij}} \quad (10)$$

归一化的决策矩阵为 $\mathbf{R} = (r_{ij})_{N \times M}$ 。在不同的环境中, 各指标的重要性具有不同值。设第 j 个指标的权重表示为 w_j ($j = 1, 2, \dots, M; \sum w_j = 1$), 加权归一化决策矩阵为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{w} = \begin{pmatrix} x_{11}w_1 & x_{12}w_2 & \cdots & x_{1M}w_M \\ x_{21}w_1 & x_{22}w_2 & \cdots & x_{2M}w_M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1}w_1 & x_{N2}w_2 & \cdots & x_{NM}w_M \end{pmatrix} \quad (11)$$

根据矩阵 \mathbf{Y} 确定正理想决策方案 \mathbf{A}^+ 和负理想决策方案 \mathbf{A}^- , 如式(12)和式(13)所示。

$$\mathbf{A}^+ = \{\max(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iM})\} \\ = \{y_1^{\max}, y_2^{\max}, \dots, y_M^{\max}\} \quad (12)$$

$$\mathbf{A}^- = \{\min(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iM})\} = \{y_1^{\min}, y_2^{\min}, \dots, y_M^{\min}\} \quad (13)$$

分别计算每个方案到正、负理想方案的相对熵, 如式(14)和式(15)所示。

$$D_i^+ = \sum_{j=1}^M \left[y_j^{\max} \log \frac{y_j^{\max}}{y_{ij}} + (1 - y_j^{\max}) \log \frac{1 - y_j^{\max}}{1 - y_{ij}} \right] \quad (14)$$

$$D_i^- = \sum_{j=1}^M \left[y_j^{\min} \log \frac{y_j^{\min}}{y_{ij}} + (1 - y_j^{\min}) \log \frac{1 - y_j^{\min}}{1 - y_{ij}} \right] \quad (15)$$

计算各方案与理想方案的贴进度, 如式(16)所示。

$$Z_i = \frac{D_i^-}{D_i^- + D_i^+}, \quad 0 \leq Z_i \leq 1 \quad (16)$$

加权相对熵节点排序方法的主流程如表1所示。

3.2 节点排序指标

节点 CPU 资源: 本文用 CPU 资源来表征节点资源指数。如式(17)所示。

$$\text{NR}(n_i) = \text{CPU}(n_i) \quad (17)$$

为了保证映射成功率, 需要尽可能把CPU资源

表1 加权相对熵节点排序方法

输入: G_s, G_v , 多指标决策矩阵 X
 输出: 节点 i 的重要度 Z_i

- (1)根据式(9)和式(10)计算得到标准化矩阵 $R = (r_{ij})$;
- (2)各指标权重值代入式(11), 构造加权归一化矩阵 Y ;
- (3)根据式(12)和式(13)确定正、负理想决策方案 A^+ 和 A^- ;
- (4)根据式(14)和式(15)分别计算每个方案 A_i 到正理想方案 A^+ 和负理想方案 A^- 的距离 D_i^+ 和 D_i^- ;
- (5)根据式(16)计算每个方案到理想方案的贴程度 Z_i , 即节点的综合重要程度。将每个方案到理想方案的贴程度 Z_i 按照从大到小的方法进行排序, 贴程度越大, 则节点在网络中的重要程度越高。

需求大的虚拟节点映射到底层物理网络中 CPU 资源丰富的物理节点上。

节点邻接链路带宽资源: 即与该节点相连的所有邻接链路带宽之和。如式(18)所示。

$$DC(n_i) = \sum_{e \in E(n_i)} bw(e) \quad (18)$$

式中, $E(n_i)$ 为节点 n_i 的邻接链路集合。

节点就近度: 节点就近度从拓扑的角度反映了节点重要性。如式(19)所示。

$$CC(n_i) = \frac{1}{\sum_{n_j \in \psi(n)} d_{ij}} \quad (19)$$

它表示节点 n_i 到网络其它相邻节点距离和的倒数。在物理网络中, $\psi(n)$ 为虚拟节点 n_i 的邻居节点中已映射成功的虚拟节点所对应的物理节点集合。节点就近度越大, 虚拟链路映射成功后占用的物理链路带宽资源越少, 后续虚拟网映射成功率越高。

4 EAJTA-VNE 算法设计

由于虚拟网络映射的 MILP 模型是 NP 难问题, 本节设计了 EAJTA-VNE 启发式算法对问题进行求解。EAJTA-VNE 算法分为节点映射和基于 k -最短路径算法的链路映射 2 个阶段。

节点映射阶段, 对虚拟节点和物理节点分别进行排序。虚拟节点映射首先选取节点 CPU 资源以及节点邻接链路带宽资源作为指标, 按加权相对熵排序方法进行排序, 之后以节点综合重要度最大的虚拟节点为根节点运行 BFS 算法, 将剩余虚拟节点按与根节点的距离划分为若干集合, 并对每个集合中的虚拟节点, 根据节点综合重要度从大到小重新排序, 使虚拟节点的映射综合考虑了资源和拓扑; 物理节点排序选取节点 CPU 资源、节点邻接链路带宽资源以及就近度作为指标利用加权相对熵排序方法进行排序。虚拟节点的 BFS 算法与物理节点的就近

度指标配合使用, 使虚拟拓扑上相邻的点在物理拓扑上也尽量紧靠, 大大减少带宽资源消耗。EAJTA-VNE 算法节点映射的主流程如表 2 所示。

表2 EAJTA-VNE 算法的节点映射

输入: G_s, G_v
 输出: 节点映射表 NodeMappingList

- (1)for 虚拟网中每一个虚拟节点 $n_v \in N_v$
- (2) do
- (3) 利用加权相对熵排序算法, 选取 $NR(n_v)$ 和 $DC(n_v)$ 作为指标, 计算 n_v 的虚拟节点重要度 $Z(n_v)$
- (4)end for
- (5)以 $Z(n_v)$ 最大的虚拟节点 n_{vi} 为根节点运行 BFS 算法, 将剩余虚拟节点按与 n_{vi} 的距离划分为若干集合
- (6)对每个集合中的虚拟节点, 根据 $Z(n_v)$ 从大到小重新排序
- (7)将虚拟节点映射顺序存入链表 VirtualNodeList
- (8)for VirtualNodeList 中的每一个虚拟节点 n_v
- (9) do
- (10) 取满足约束条件的候选物理节点集合 $Can(n_{vi})$
- (11) 候选节点集合中排除已映射物理节点
 $Can(n_{vi}) = Can(n_{vi}) - OpSubNode$
- (12) If $Can(n_{vi})$ 为空 then
- (13) Return NODE_MAPPING_FAILED
- (14) else
- (15) for $Can(n_{vi})$ 中每一个候选节点 n_s
- (16) 利用加权相对熵排序算法, 选取 $NR(n_s)$, $DC(n_s)$, $CC(n_s)$ 作为指标, 计算 n_s 的物理节点重要度 $Z(n_s)$
- (17) end for
- (18) 将 n_v 映射至 $Z(n_s)$ 最高的候选节点上, 并将映射结果存入 NodeMappingList 中
- (19) 更新已映射物理节点集合 OpSubNode
- (20) end if
- (21)end for
- (22)return NODE_MAPPING_SUCCESS

链路映射阶段选用 k -最短路径算法。

本文所提算法时间复杂度从总体来说包含节点环境感知时间复杂度和映射算法时间复杂度。

本文采用现有大部分虚拟网映射算法均采用的集中式处理方式^[16], 即基于一个集中的控制和调度平台或者单独的中央节点, 通过掌握全局拓扑信息和需求, 实现虚拟网络的最优映射和调度。每当有虚拟网到达、映射以及离开时, 中央节点采集更新后的节点状态信息, 并且对现有虚拟网的整体映射环境进行感知, 比如依据之前虚拟网映射失败原因以及底层网络中 CPU 以及带宽资源的实时状况等对底层物理网络资源状况进行感知。由于采用单一

的中央节点按照虚拟网的到达、映射以及离开进行触发式感知，感知过程只是在原有中央节点数据采集的基础上进行数学统计或者简单的四则运算，不会大量增加中央节点的 CPU 负载，因此节点环境感知的时间复杂度忽略不计。

EAJTA-VNE 映射算法时间复杂度包括节点映射时间复杂度和链路映射时间复杂度。其中虚拟节点计算 $Z(n_v)$ 的复杂度为 $O(|N_v|)$ 。计算底层节点间最短路径的时间复杂度为 $O(|N_s|^2)$ ，对每一个虚拟节点计算每一个候选节点的 $Z(n_s)$ ，复杂度为 $O(|N_v||N_s|^2)$ 。链路映射算法采用 k -最短路径法求解，其时间复杂度为 $O(k|N_s|(|E_s| + |N_s|\lg|N_s|))$ 。算法总时间复杂度为 $O(|N_v| + |N_v||N_s|^2 + k|N_s|(|E_s| + |N_s|\lg|N_s|))$ 。

5 性能评估与分析

为验证算法性能，本节设置了两组对比试验，第 1 组仿真对比本文提出的 EAJTA-VNE 算法性能，第 2 组实验设置了两种不同的场景验证 EAJTA-VNE 算法的环境适应度。算法性能的评价指标为虚拟网映射成功率和收益开销比。

5.1 仿真环境

仿真实验使用的底层网络拓扑与虚拟网络拓扑均由改进的 Salam 网络拓扑随机生成算法生成。底层物理网络在 1000×1000 范围内生成均匀分布的 100 个节点和 500 条链路。节点间链路连接概率为 $P = n \times e^{-d^5 / (m \times L)}$ ，其中 m, n 为网络特征参数，分别控制网络中短链路相对长链路的比例和链路数量， $L = 1000 \times 1000$ ， d 为两节点间欧式距离，物理节点的 CPU 资源和物理链路的带宽资源均服从 $[50, 100]$ 的均匀分布。

虚拟网络请求到达服从泊松分布，到达时间单元为 100，到达个数期望为 5。虚拟网络请求的生存时间服从期望为 1000 个时间单元的指数分布，虚拟节点的数目服从 $[2, 10]$ 的均匀分布。虚拟节点的 CPU 资源需求和虚拟链路带宽资源需求均服从 $[0, 50]$ 的均匀分布，假设所有虚拟节点的位置距离约束量 D 取常量 500。本文将节点排序指标的权值分为两组，虚拟节点排序中节点 CPU 资源的权重为 λ_1 ，节点邻接链路带宽资源的权重为 λ_2 ，且 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ ， $\lambda_1 / \lambda_2 = \alpha_1$ ；物理节点排序中节点 CPU 资源的权重为 λ_3 ，节点邻接链路带宽资源的权重为 λ_4 ，就近度的权重为 λ_5 ，且 $\lambda_3 + \lambda_4 + \lambda_5 = 1$ ， $\lambda_3 / \lambda_4 = \alpha_1$ ； $(\lambda_3 + \lambda_4) / \lambda_5 = \alpha_2$ 。

模拟运行 50000 个时间单位。仿真实验共进行 10 次，取其平均值作为最终仿真结果以消除随机因素影响。

5.2 EAJTA-VNE 算法的对比评价

本文进行了 6 种虚拟网映射算法(见表 3)的比较，且算法采用相同的底层物理网络以及虚拟请求，权值设置为 $\alpha_1 = 1/9$ ， $\alpha_2 = 1/9$ 。

表 3 比较算法

算法名称	算法描述
本文提出的 EAJTA-VNE 算法	采用本文提出的映射准则
就近算法 ^[13] (TC-VNE)	节点映射准则为 (NR + DC) × CC
就近算法-1(TC1-VNE)	节点映射准则为 (NR × DC) × CC
贪婪算法 ^[7] (BL2-VNE)	节点映射阶段采用贪婪策略
多指标节点排序算法 ^[14] (TA-SVNE)	节点映射阶段考虑 NR, DC 以及节点中心度，采用 TOPSIS 排序
中心度算法 ^[11] (CL-VNE)	节点映射阶段采用 节点中心度排序

图 2 为使用 6 种不同算法时，虚拟网映射成功率随时间变化的曲线。在本节设置的仿真环境中，虚拟网映射失败主要是由于带宽资源不足导致的虚拟链路映射失败。从图中可以看出，BL2-VNE 算法与 CL-VNE 算法映射成功率保持在 0.6 附近，它们在节点映射阶段考虑指标单一，映射成功率最低。TA-SVNE 算法综合考虑 CPU 资源、节点邻接链路带宽以及中心度 3 种指标，性能有较大幅度提高，映射成功率保持在 0.74 附近。TC-VNE 算法与 TC1-VNE 算法的不同之处是 3 种指标之间的权重比例，TC-VNE 算法中节点映射指标的组合方式加大了就近度的比重，显著减小了虚拟链路映射时底层物理链路跳数，减少了带宽消耗，所以 TC-VNE 算法性能优于 TC1-VNE 算法，也证明了节点排序中相同指标的不同权重对虚拟网映射性能有较大影响。本文提出的 EAJTA-VNE 算法，不仅综合考虑了 CPU 资源、节点邻接链路带宽以及就近度 3 种指标，同时虚拟节点映射阶段的 BFS 算法与物理节点映射时的就近度进行拓扑联合感知，显著缩短了链路映射跳数，节省了大量带宽资源，而加权相对熵排序方法加大了就近度以及节点邻接链路带宽指标权重，所以 EAJTA-VNE 算法的性能最优，保持在 0.79 左右。

图 3 比较了 6 种算法的物理网络映射收益开销比。CL-VNE 算法与 BL2-VNE 算法的映射成功率

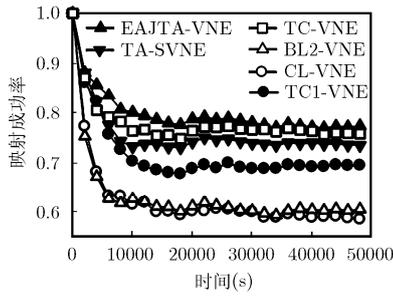


图 2 映射成功率变化图

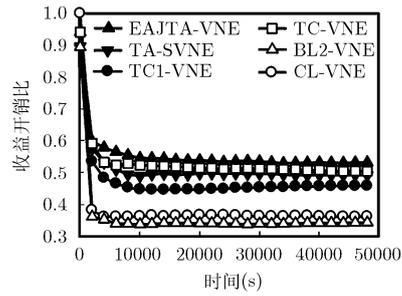


图 3 收益开销比变化图

最低，收益开销比明显低于其它 4 种算法。TC-VNE 算法与 TC1-VNE 算法利用就近度缩短了虚拟链路映射的物理链路跳数，节省了带宽资源，在提高收益的同时降低了映射开销，所以收益开销比有大幅提升，TA-SVNE 算法综合考虑 CPU 资源、节点邻接链路带宽以及中心度 3 种指标，提高了映射的收益开销比。本文提出的 EAJTA-VNE 算法针对网络环境特点设置合适的指标权重并进行拓扑联合感知，所以增大收益的同时降低了开销。

5.3 不同类型虚拟网时 EAJTA-VNE 算法性能

前文横向比较了广泛采用的单一虚拟网环境下不同映射算法之间的性能，但虚拟网依用户需求的不同而变化，不同的虚拟网对节点 CPU 资源和带宽资源的需求各异。为了比较本文提出的 EAJTA-VNE 算法在不同虚拟网络环境下的性能，本节设置了两种不同的虚拟网场景，分别对应两类不同虚拟网请求。

(1)场景 1: 不同 CPU 需求: 本组实验模拟不同 CPU 需求情况下, 不同虚拟网映射算法的性能。虚拟网带宽需求均服从 $[0,50]$ 的均匀分布, CPU 性能需求服从 $[0,x]$ 的均匀分布, 其中 x 为虚拟网 CPU 需求上限。权重设置为当 CPU 需求上限在 $[20,60]$ 之间时, $\alpha_1 = 1/9$, $\alpha_2 = 1/9$; 当 CPU 需求上限在 $[70,80]$ 之间时, $\alpha_1 = 1/5$, $\alpha_2 = 1/9$ 。

从图 4 和图 5 中可以看出, 所有映射算法的映射成功率均随 CPU 需求的增大而下降, 其中,

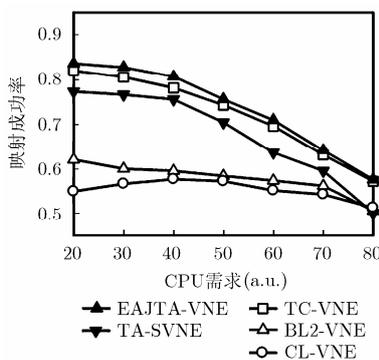


图 4 不同 CPU 需求时映射成功率变化图

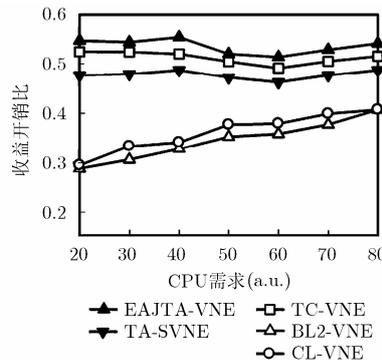


图 5 不同 CPU 需求时收益开销比变化图

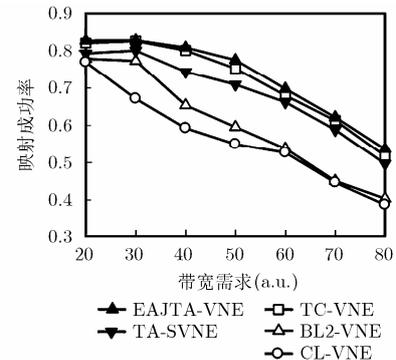


图 6 不同带宽需求时映射成功率变化图

EAJTA-VNE 算法映射成功率最高且收益开销比明显优于其它算法。前期带宽资源有限时, 本文以减少链路资源消耗为目标, EAJTA-VNE 算法通过增大节点邻接链路带宽资源指标权重, 优先映射链路资源丰富的区域, 同时拓扑联合感知缩短了虚拟链路的映射跳数, 节省了资源消耗。后期随着 CPU 资源不足成为主要因素, 本文以物理节点负载均衡为目标, 适当调整权重 α_1 , 增大 CPU 资源在节点排序时所占比例。EAJTA-VNE 算法可以始终依网络环境的变化而进行指标权值的自适应调整, 所以性能始终优于其它算法。

(2)场景 2: 不同带宽需求: 本组实验模拟不同带宽需求下 5 种虚拟网映射算法性能。虚拟网 CPU 需求服从 $[0,50]$ 的均匀分布, 带宽需求服从 $[0,x]$ 的均匀分布, 其中 x 为虚拟网带宽需求上限。权重设置为当带宽需求上限在 $[20,30]$ 之间时, $\alpha_1 = 1/5$, $\alpha_2 = 1/9$; 当带宽需求上限在 $[40,80]$ 之间时, $\alpha_1 = 1/9$, $\alpha_2 = 1/9$ 。

从图 6 中可以看出, 随着虚拟网带宽需求的增加, 所有虚拟网映射算法的映射成功率均随之下降, 前期带宽资源需求相对较小, 此时通过增大 CPU 资源权重可以提高映射成功率, 之后随着虚拟网带宽需求的增加, 增大节点邻接链路带宽所占权重, 此时 EAJTA-VNE 算法优越性表现得更加突出, 图 7 中 EAJTA-VNE 算法的收益开销比也证明了 EAJTA-VNE 算法相较于其它算法性能最优。

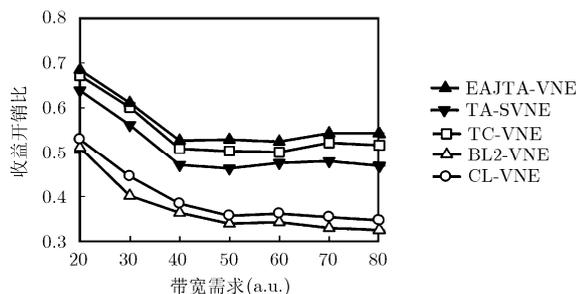


图 7 不同带宽需求时收益开销比变化图

通过上面的 2 组实验可以发现，随着虚拟网资源需求以及类型的改变，虚拟网映射算法的性能会受到很大的影响。在虚拟网 CPU 需求较大时，EAJTA-VNE 算法通过适当增大 CPU 资源权重，可以提高映射成功率，且拓扑联合感知技术大大减少了链路映射开销，使 EAJTA-VNE 算法资源利用率更高；当虚拟网带宽需求较大时，EAJTA-VNE 算法的优势更加明显，在映射成功率以及收益开销比方面均优于其它 4 种算法。综上所述，EAJTA-VNE 算法依据网络环境变化对节点排序指标的权值进行自适应调整，相比其它算法具有最优性能。

6 结束语

本文围绕虚拟网映射算法存在的拓扑关联性较差、映射开销较大且环境适应度低的问题，提出一种环境自适应的拓扑联合感知虚拟网映射算法。首先提出一种加权相对熵排序方法对多指标的节点进行量化处理，权值的引入可以让不同节点指标随虚拟网络环境的变化而改变，增强了环境适应度，之后在虚拟节点和物理节点排序中分别引入 BFS 算法和就近度，实现了对虚拟拓扑和物理拓扑的联合感知，减少了资源消耗与映射开销，最后利用 k -最短路径算法实现虚拟链路映射。仿真评估阶段中设计了两组实验，实验 1 验证了本文提出的 EAJTA-VNE 算法在常规仿真环境下具有优良性能；实验 2 设置了两种不同场景，本文提出的 EAJTA-VNE 算法通过改变权值以及拓扑联合感知，实现了对不同场景的良好适应，相较于其它算法，具有优良的性能。下一步需要在细粒度研究 EAJTA-VNE 算法的基础上，扩展算法中多指标节点排序时权重最优选取问题。

参考文献

- [1] MD M, NASHID S, REAZ A, *et al.* Multi-path link embedding for survivability in virtual networks[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2016, 13(2): 253-266. doi: 10.1109/TNSM.2016.2558598.
- [2] MUNTASIR R R and RAOUF B. SVNE: Survivable virtual network embedding algorithms for network virtualization[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2013, 10(2): 105-118. doi: 10.1109/TNSM.2013.013013.110202.
- [3] JIANG Huilui, WANG Yixiang, GONG Long, *et al.* Availability-aware survivable virtual network embedding in optical datacenter networks[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2015, 7(12): 1160-1171. doi: 10.1364/JOCN.7.001160.
- [4] 程祥, 张忠宝, 苏森, 等. 虚拟网络映射问题研究综述[J]. *通信学报*, 2011, 32(10): 143-151. CHENG Xiang, ZHANG Zhongbao, SU Sen, *et al.* Survey of virtual network embedding problem[J]. *Journal on Communications*, 2011, 32(10): 143-151.
- [5] LISCHKA J and KARL H. A virtual network mapping algorithm based on subgraph isomorphism detection[C]. *Proceedings of the 1st ACM Workshop on Virtualized Infrastructure Systems and Architectures*, Barcelona, Spain, 2009: 81-88.
- [6] CHENG X, SU S, ZHANG Z, *et al.* Virtual network embedding through topology-aware node ranking[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(2): 39-47.
- [7] YU M, YI Y, REXFORD J, *et al.* Rethinking virtual network embedding: Substrate support for path splitting and migration[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2008, 38(2): 19-29.
- [8] LEONARD N, TAISIR E H, EL-G, *et al.* Energy efficient virtual network embedding for cloud networks[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2015, 33(9): 1828-1849. doi: 10.1109/JLT.2014.2380777.
- [9] 常磊, 顾华玺, 张之义, 等. 一种粒子群优化的用户优先级虚拟网络映射算法[J]. *西安电子科技大学学报(自然科学版)*, 2015, 42(1): 16-22. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2015.01.003. CHANG Lei, GU Huaxi, ZHANG Zhiyi, *et al.* Particle swarm optimization user-priority virtual network embedding algorithm[J]. *Journal of Xidian University*, 2015, 42(1): 16-22. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2015.01.003.
- [10] SUN G, YU H, ANAND V, *et al.* A cost efficient framework and algorithm for embedding dynamic virtual network requests[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2013, 29(5): 1265-1277. doi: 10.1016/j.future.2012.08.002.
- [11] 王子厚, 韩言妮, 林涛, 等. 可重构网络中基于中心度与拓扑势排序的资源分配算法[J]. *通信学报*, 2012, 33(8): 10-20. WANG Zihou, HAN Yanni, LIN Tao, *et al.* Resource allocation algorithms in the reconfigurable network based on network centrality and topology potential[J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(8): 10-20.

- [12] 毛宇星, 郭云飞, 王志明, 等. 基于资源区域聚集度的虚拟网映射算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10): 2405-2410. doi: 10.11999/JEIT150278.
MAO Yuxing, GUO Yunfei, WANG Zhiming, *et al.* Virtual network embedding algorithm based on regional resource clustering index[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(10): 2405-2410. doi: 10.11999/JEIT150278.
- [13] CUI H Y, GAO W J, LIU J, *et al.* A virtual network embedding algorithm based on virtual topology connection feature[C]. 2013 16th International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications, New Jersey, USA, 2013: 1-5.
- [14] 龚水清, 陈靖, 黄聪会, 等. 信任感知的安全虚拟网络映射算法[J]. 通信学报, 2015, 36(11): 180-189. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2015272.
GONG Shuiqing, CHEN Jing, HUANG Conghui, *et al.* Trust-aware secure virtual network embedding algorithm[J]. *Journal on Communications*, 2015, 36(11): 180-189. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2015272.
- [15] 赵萌, 邱菀华, 刘北上. 基于相对熵的多属性决策排序方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1098-1100.
ZHAO Meng, QIU Wanhua, and LIU Beishang. Relative entropy evaluation method for multiple attribute decision making[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(7): 1098-1100.
- [16] 蔡志平, 刘强, 吕品, 等. 虚拟网络映射模型及其优化算法[J]. 软件学报, 2012, 23(4): 864-877.
CAI Zhiping, LIU Qiang, LÜ Pin, *et al.* Virtual network mapping model and optimization algorithms[J]. *Journal of Software*, 2012, 23(4): 864-877.
- 苏玉泽: 男, 1990 年生, 博士生, 研究方向为虚拟网络映射、网络生存性.
- 孟相如: 男, 1963 年生, 教授, 研究方向为下一代网络、网络安全.
- 孟庆微: 男, 1980 年生, 副教授, 研究方向为无线通信、下一代网络.
- 赵志远: 男, 1989 年生, 博士生, 研究方向为虚拟网络映射、网络优化.