

基于粒子群优化的负载均衡的虚拟网络映射

黄彬彬* 林荣恒 彭凯 邹华 杨放春
(北京邮电大学智能交换与控制国家重点实验室 北京 100876)

摘要: 虚拟网络映射忽略通信路径上中间节点的资源消耗,以底层物理网络资源消耗最小或路径最短为目标,导致最优路径上中间节点资源不足而出现瓶颈,影响整个底层网络的性能及后续虚拟网络请求成功率。该文针对这一问题考虑物理路径上中间节点资源消耗,以节点负载和链路负载同时达到均衡为目标,将路径跳数限制作为约束,建立虚拟网络映射的数学模型,并采用多目标负载均衡粒子群优化算法求解,记作 LB-PSO。实验证明该算法有效地消除了资源瓶颈,为后续虚拟网络请求提供一个更为均衡的底层物理网络,从而提高了虚拟网络构建成功率、网络资源利用率以及基础设施提供商的收益。

关键词: 云计算; 虚拟网映射; 节点资源; 负载均衡粒子群优化

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)07-1753-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01212

Load-balancing Based on Particle Swarm Optimization in Virtual Network Mapping

Huang Bin-bin Lin Rong-heng Peng Kai Zou Hua Yang Fang-chun
(State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Virtual networking mapping aims at minimal resource consumption or shortest path at substrate network, but ignores the resource demanded by the hidden hops, making bottlenecks due to the resource shortage at the hidden hops, and finally influences the performance of the entire substrate network and the request success rate of the consequential virtual network. Pointing at above problem and taking into account the resource demanded by the hidden hops, this paper aims at the simultaneous loading balance of the substrate node and the substrate link, mathematically formulate the virtual networking mapping problem constrained by hops, and solves it using multi-objective Load-Balancing Particle Swarm Optimization (LB-PSO) algorithm. This algorithm eliminates resource bottleneck efficiently, provides a more balanced substrate network for the request of the consequential virtual network request, thus improving the constructing success rate of virtual network, the availability of network resources and the profits of the infrastructure providers.

Key words: Cloud computing; Virtual network mapping; Resource of hidden hops; Load-Balancing Particle Swarm Optimization (LB-PSO)

1 引言

虚拟网络映射是云计算数据中心构建虚拟网的一个重要过程。所谓虚拟网络映射是指基础设施提供商根据服务提供商的资源请求合理地分配资源给服务提供商。针对虚拟网络映射问题,绝大多数研究^[1-4],将其规划为一个以映射成本为目标的约束优化问题。在文献中^[1],该约束优化问题已经被证明是一个 NP 难题。

目前在线虚拟网络映射研究主要以底层物理网络资源消耗最小或路径最短为目标^[5-7],忽略了虚拟链路被映射到的底层物理路径所经过的中间节点的资源开销,导致最优路径上中间节点资源不足而出现瓶颈,影响整个底层网络的性能及后续虚拟网络请求成功率。文献[8]针对离线场景,提出虚拟链路被映射到的底层物理路径所经过的中间节点由于需要配置和转发虚拟链路上传送的数据包而需要消耗一定的 CPU 资源,这一资源消耗是虚拟链路所需带宽资源的函数。这一观点的提出使得虚拟网络映射更符合实际情况。但该文存在以下两方面的局限性:一方面是针对离线场景,假设所有虚拟网络请

2012-09-19 收到, 2013-03-07 改回

国家自然科学基金(2009CB320406), 国家 863 计划项目(2011AA01A102)和国家创新研究群体科学基金(60821001)资助课题

*通信作者: 黄彬彬 huangbinbin@bupt.edu.cn

求的节点被确定后,寻求消耗物理网络资源最小的映射方案;另一方面对中间节点消耗的CPU资源只是简单地用虚拟链路所需的带宽资源来量化,而没有给出具体的量化模型和计算方式。文献[9]认为一个资源分布均衡的物理网络可以提高后续虚拟网络构建的成功率,以链路负载均衡为目标,采用多商品流问题模型的虚拟网络映射算法来进行虚拟网络映射。该文主要关注链路负载均衡而没有考虑节点转发包所产生的资源消耗及节点负载均衡。文献[10]提出了基于链路负载均衡度和节点负载均衡度的虚拟网构建算法,并在此基础上提出了考虑均衡的自适应虚拟网构建算法(BACA)。但该文存在以下两个方面的问题:(1)该文认为虚拟网请求中的虚拟节点映射是事先确定的,从而将虚拟网映射问题简化为链路映射过程。(2)该文中没有考虑虚拟链路映射到底层物理路径所经过的中间节点的资源消耗。

针对虚拟网映射中存在的以上问题,本文在在线虚拟网络映射场景下,考虑通信路径上中间节点的资源消耗后,可能导致最优路径上中间节点资源不足而出现瓶颈,影响整个底层网络的性能及后续虚拟网络请求成功率这一问题,以整个底层物理网络节点负载和链路负载同时达到均衡为目标,建立虚拟网络映射的数学模型,以路径跳数限制为约束,采用多目标粒子群算法求解。实验表明在该目标指导下,采用多目标粒子群算法求解得到的映射方案具有以下两个方面的优点:(1)底层物理资源在减掉中间节点转发包所需消耗资源后,以节点负载和链路负载同时达到均衡为目标能够消除网络资源瓶颈,为后续虚拟网络请求提供一个更为均衡的底层物理网络,从而提高了虚拟网络构建成功率、网络资源利用率、基础设施提供商的收益。(2)限定虚拟链路被映射到底层物理路径的跳数使得在虚拟网络映射过程中,在保证底层物理网络资源均衡的同时,尽可能使用较少的物理资源,以期在资源有限的物理网络上能够映射尽可能多的虚拟网,实现基础设施提供商利益的最大化。

本文的主要贡献在于以下两个方面:

(1)针对在线虚拟网络映射场景,考虑了节点转发包时的CPU资源消耗,并对转发包所消耗的CPU资源建模量化。在虚拟网络映射过程中,考虑将底层物理资源在减掉中间节点转发包所需消耗资源后,以节点负载和链路负载同时达到均衡为目标消除网络资源瓶颈,为后续虚拟网络请求提供一个更为均衡的底层物理网络,从而提高了虚拟网络构建成功率、网络资源利用率、基础设施提供商的收益。

(2)设计了一个多目标粒子群算法来解决本文

以节点负载和链路负载同时达到均衡为目标的虚拟网络映射问题。

本文的组织结构如下:第2节对虚拟网映射问题建模,并提出重要评价指标;第3节详细叙述了本文提出的LB-PSO算法;第4节描述了本文仿真实验的设置及对仿真结果的性能分析;第5节是结论。

2 虚拟网映射问题建模及评价指标

2.1 虚拟网映射建模

为了便于对虚拟网络映射问题建模,可以将虚拟网络映射问题抽象为图论问题。用一个有权无向图 $G_s = (N_s, E_s)$ 来表示底层物理资源网络,其中:(1)底层物理网络节点的集合表示为 $N_s = \{n_s^1, n_s^2, \dots, n_s^i, \dots, n_s^M\}$;(2) E_s 表示为底层物理网络链路的集合。

底层物理网络节点 $n_s^i \in N_s$ 总的计算资源为 $C(n_s^i)$,可用计算资源 $c(n_s^i)$,底层物理节点 n_s^i 和 n_s^j 之间的物理链路 $e(n_s^i, n_s^j) \in E_s$ 总带宽为 $B(e(n_s^i, n_s^j))$,可用带宽 $b(e(n_s^i, n_s^j))$ 。

类似于底层物理资源网络,虚拟网络作为底层物理网络的一个子图,用一个有权无向图 $G_v = (N_v, E_v)$ 来表示。其中:(1)虚拟网络节点的集合表示为 $N_v = \{n_v^1, n_v^2, \dots, n_v^i, \dots, n_v^N\}$;(2) E_v 表示虚拟网络的链路集合。

虚拟节点 $n_v^i \in N_v$ 所需的计算能力表示为 $c(n_v^i)$,虚拟链路 $e(n_v^i, n_v^j) \in E_v$ 所需的带宽资源为 $b(e(n_v^i, n_v^j))$ 。每条虚拟链对应于底层物理网络上的一条物理路径,而物理路径上的中间节点转发包需要消耗一定的CPU资源。该部分CPU资源的消耗在先前的研究工作中没有被考虑,此处用 $m(n_v^i, n_v^j)$ 表示虚拟链路 $e(n_v^i, n_v^j)$ 被映射到的物理路径所经过的每个中间节点消耗的CPU资源。从而使得虚拟网络映射更符合实际情况。

虚拟网络请求映射到底层物理资源网络上可以被表示为

$$\text{Map} : G_v(N_v, E_v) \rightarrow G_s(N_s, E_s) \quad (1)$$

2.1.1 中间节点消耗的服务器资源模型 每条虚拟链路对应于底层物理网络上的一条物理路径,物理路径上的中间节点需要转发数据包,从而需要消耗一定的CPU资源。对CPU资源消耗的多少与虚拟链路所需的带宽 $b(e(n_v^i, n_v^j))$ 及物理节点的特征(如:节点的频率)相关。下面我们对中间节点转发包时消耗的CPU资源进行建模^[1]计算。

假设 Φ Gbps=100 BW units, Γ GHz=100 CPU units,转发的数据包大小为 PS byte,转发该尺寸的数据包需要的CPU周期为 ω Cycle,则中间每个节

点消耗的 CPU 资源可用式(2)计算。

$$m(n_v^i, n_v^j) = \frac{b(e(n_s^i, n_s^j)) \times \Phi \times 10^9 / (8 \times 100 \times PS)}{\Gamma \times 10^9 / \omega} \quad (2)$$

s.t.

$$c(n_s^l) > \sum_{m=1}^N x_l^m c(n_v^m) + \sum_{e(n_v^i, n_v^j) \in E_v} \delta(n_v^i, n_v^j, n_s^l) m(n_v^i, n_v^j) \quad (3)$$

$$f_{ij}^{mt} R(p(n_v^m, n_v^t, n_s^i, n_s^j)) - b(e(n_v^m, n_v^t)) > 0 \quad (4)$$

$$\delta(n_v^i, n_v^j, n_s^l) m(n_v^i, n_v^j) > c(n_s^l) \quad (5)$$

其中 $R(p(n_v^m, n_v^t, n_s^i, n_s^j))$ 表示虚拟链路被映射到的底层物理路径的剩余带宽。式(3)和式(4)分别是针对节点 CPU 资源和带宽资源的约束。式(5)是针对虚拟链路映射到底层物理路径所消耗的中间节点 CPU 资源的约束。

2.1.2 节点负载和链路负载建模 据统计分析可知, 一个资源分布均衡的物理网络可以提高后续虚拟网络请求构建的成功率, 使得物理网络资源保持较高的利用率。因此, 在虚拟网络映射过程中, 一方面要保证底层物理网络链路上通信流量的分配均衡; 另一方面要使得底层物理节点上的工作负载及转发负载分配均衡, 从而提高后续虚拟网络构建成功率和资源利用率。对于一个节点可能既充当工作节点承载着计算任务, 又充当中间节点承载着转发包的任务, 所以节点的负载表示为

$$N(n_s^l) = \frac{\sum_{m=1}^N x_l^m c(n_v^m) + \sum_{e(n_v^i, n_v^j) \in E_v} \delta(n_v^i, n_v^j, n_s^l) m(n_v^i, n_v^j)}{c(n_s^l)} \quad (6)$$

那么 M 个底层物理节点所构成的负载向量可以表示为

$$\text{Vec} = \{N(n_s^1), N(n_s^2), \dots, N(n_s^i), \dots, N(n_s^M)\}$$

M 个底层物理节点负载的平均值 N_{avg} 为

$$N_{\text{avg}} = \frac{\sum_{l=1}^M N(n_s^l)}{M} \quad (7)$$

同理, 我们对底层物理链路的工作负载表示为

$$L(e(n_s^i, n_s^j)) = \frac{\sum_{e(n_v^m, n_v^t) \in E_v} f_{ij}^{mt} b(e(n_v^m, n_v^t))}{b(e(n_s^i, n_s^j))} \quad (8)$$

底层物理链路负载的平均值 L_{avg} 为

$$L_{\text{avg}} = \frac{\sum_{e(n_s^i, n_s^j) \in E_s} L(e(n_s^i, n_s^j))}{|E_s|} \quad (9)$$

工作负载在各物理节点的负载强度标准差 N_σ

衡量为

$$N_\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (N(n_s^i) - N_{\text{avg}})^2}{M}} \quad (10)$$

工作负载在各链路的负载强度标准差 L_σ 衡量为

$$L_\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{e(n_s^i, n_s^j) \in E_s} (L(e(n_s^i, n_s^j)) - L_{\text{avg}})^2}{|E_s|}} \quad (11)$$

为了使得底层物理网络节点负载和链路负载均衡, 我们定义目标函数如式(12):

$$\min (\alpha N_\sigma + \beta L_\sigma) \quad (12)$$

α 和 β 的取值是根据每次虚拟网络请求映射后整个底层物理网络的节点负载和链路负载均衡度情况而在取值范围内动态自适应调整的。当链路负载均衡度或节点负载均衡度较差时, 加大其权重系数以提高链路或节点的负载均衡度, 从而使得在每次虚拟网络请求映射后链路负载均衡度或节点负载均衡度均达到一个均衡度较优的状态。

2.2 评价指标

为了对实验结果进行有效地评估, 本文主要提出以下 5 个方面的性能评价指标。

定义 1 请求接收成功率 $\partial_{ssr} = \frac{Rq_{ss}}{Rq_{tt}}$, 其中 Rq_{ss}

表示 Rq_{tt} 个虚拟网络请求中映射成功的请求数。

定义 2 链路负载均衡性为物理网络上各链路负载强度的标准差 L_σ 。

定义 3 节点负载均衡性为物理网络上各节点负载强度的标准差 N_σ 。

定义 4 整体资源分布均衡性 D 为物理网络上各链路负载强度的标准差与各节点负载强度标准差的线性函数: $D = \alpha N_\sigma + \beta L_\sigma$ 。

定义 5 借鉴文献[1,7], 可以定义在时刻 t 接收一个虚拟网络请求的收益为该虚拟网络请求的 CPU 资源和带宽资源之和: $R_{G_v}(t) = \sum_{n_v^i \in N_v} c(n_v^i) + \sum_{e(n_v^i, n_v^j)} b(e(n_v^i, n_v^j))$ 。底层网络的长期平均运营收益为: $\lim_{T \rightarrow \infty} [\sum_{t=0}^T R_{G_v}(t) / T]$ 。

3 LB-PSO 算法描述

由于本文所需解决的规划问题本质上是一个 NP 难问题, 而对于这类问题的求解, 通常采用元启发式算法, 目标是在可接受的时间内找到问题尽可能好的解。粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[12]是由 Kennedy 和 Eberhart

提出的一种新的全局优化进化算法。该算法首先随机初始化一群粒子，每个粒子的位置对应于优化问题的一个解，粒子的速度指导其在迭代过程中向最优解方向运动。粒子同时具有记忆功能，可根据迭代过程中自身到达的最优值和整个群体所到达过的最优值来不断修正自己位置和速度，使得算法收敛度大幅提高。同时该算法还因其概念简单，实现容易，需要调整的参数少，并能有效地解决复杂优化任务等特点，所以在模式识别、多目标优化等领域得到广泛的应用。而本文所要解决的问题为多目标优化问题，同时希望所选算法有较快的收敛速度，使得在较短的时间内找到近似最优解(即执行时间和解的质量两者间的折中)，所以本文为了解决这一NP 难问题而采用负载均衡粒子群算法求得近似最优解，记作LB-PSO。算法分为两个阶段，首先求得初始可行解即生成满足约束的粒子；然后在此基础上，通过对初始可行解迭代求得近似最有解。

3.1 初始可行解

定义6 节点资源丰富度 $H(n_s^u) = c(n_s^u) \cdot \sum_{l \in L(n_s^u)} b(l)$ ，其中 $L(n_s^u)$ 为节点 n_s^u 的所有出链路的集合， $b(l)$ 为每条出链路的可用带宽， $c(n_s^u)$ 为节点 n_s^u 的可用 CPU 资源。

初始可行解的求解过程如表1所示。

3.2 迭代优化

由于生成的初始可行解只考虑了节点资源约束、链路资源约束、映射路径跳数的约束，及节点映射时的局部均衡，而未从整个网络范围内考虑节点和链路的负载均衡。因此，需对初始解进一步优

表1 生成初始可行解

初始可行解求解过程：

- (1)对虚拟请求 G_v 中的每一条虚拟链路进行处理 from 1 to $|E_v|$;
- (2)对于起始节点 Snode，将具有最大 $H(n_s^u)$ 值且未被分配的物理节点作为映射节点；
- (3)对于结束节点 Enode，其映射节点应满足：(a)当前未被分配；(b)在起始节点跳数 Nhop 范围内；(c)跳数范围内具有最大 $H(n_s^u)$ 值且满足虚拟节点资源请求；(d)与起始映射节点之间存在的所有最短路径中，选择一条带宽不小于虚拟链路带宽且当前链路负载均衡度最小的路径；(e)实体映射链路经过的中间节点剩余资源 $\text{Surp}_{\text{cpu}} \geq m(n_v^i, n_v^j)$ ；
- (4)若起始节点未映射，结束节点映射，则映射起始节点的物理节点需满足(3)中的条件；
- (5)若起始节点和结束节点都已映射，则两者之间存在的所有最短路径中，选择一条满足带宽不小于虚拟链路带宽且当前链路负载均衡度最小的路径；
- (6)重复执行上述过程，产生固定数目的不同初始映射粒子。

化，使得虚拟网络映射在资源消耗可控的情况下，消除网络资源瓶颈，得到一个更为均衡的底层物理网络，提高后续虚拟网络映射的成功率、网络资源利用率、基础设施提供商的收益。

本文利用粒子群迭代优化的速度公式和位置公式分别为

$$\mathbf{V}_{i+1} = P_1 \mathbf{V}_i + P_2 (\mathbf{P}_b - \mathbf{X}_i) + P_3 (\mathbf{G}_b - \mathbf{X}_i) \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_{i+1} = \mathbf{V}_{i+1} \cdot \mathbf{X}_i \quad (14)$$

$$P_1 = (1 - C_b^i) / ((1 - C_b^i) + (1 - P_b^i) + (1 - G_b^i)) \quad (15)$$

$$P_2 = (1 - P_b^i) / ((1 - C_b^i) + (1 - P_b^i) + (1 - G_b^i)) \quad (16)$$

$$P_3 = (1 - G_b^i) / ((1 - C_b^i) + (1 - P_b^i) + (1 - G_b^i)) \quad (17)$$

其中 \mathbf{V}_i 是粒子的速度向量， \mathbf{P}_b 是粒子的局部最优向量， \mathbf{G}_b 是全局最优向量， C_b^i 是迭代次数为 i 时粒子的局部负载均衡值， P_b^i 是迭代次数为 i 时粒子的局部最优负载均衡值， G_b^i 是迭代次数为 i 时粒子的全局最优负载均衡值。 P_1, P_2 和 P_3 的取值范围为 $[0,1]$ ， $P_1 + P_2 + P_3 = 1$ 。迭代优化过程如表2所示。

4 性能评估与分析

为了验证算法的有效性，我们在 Visual Studio 6.0 平台上用 C++ 实现我们的算法，并将其与文献

表2 迭代优化

迭代优化过程：

- (1)对于初始化中的每一种粒子，根据式(12)计算网络负载均衡度局部最优值 P_b 及网络负载均衡度全局最优值 G_b ，初始调整速度 V_0 设置为不调整；
- (2)对粒子群算法的每一次迭代进行处理 from 1 to MG ；
- (3)对于每个粒子，根据当前负载， P_b 和 G_b ，根据式(15)，式(16)，式(17)分别计算出调整概率 P_1, P_2, P_3 ；
- (4)对于粒子中的每一节点，根据式(13)计算调整概率 V_{i+1} ；
- (5)根据式(14)，计算 X_{i+1} ，即对于粒子中的每一个虚拟节点，依据调整概率，随机选择实体节点代替原映射节点，新实体节点满足以下约束：(a)此前未分配；(b)在跳数 Nhop 范围内；(c)节点资源满足虚拟节点 CPU 资源要求；(d)与起始映射节点之间存在的所有最短路径中，选择一条带宽不小于虚拟链路带宽且当前链路负载均衡度最小的路径；(e)实体映射链路经过的中间节点剩余资源 $\text{Surp}_{\text{cpu}} \geq m(n_v^i, n_v^j)$ ；
- (6)如果此时粒子的链路资源满足带宽约束则执行步骤(7)，否则跳转(5)重新选择粒子；
- (7)更新 G_b, P_b 及 G_b ，其中 G_b 是根据式(12)调整 α 和 β 后计算得到；
- (8)所有粒子处理完毕，跳转(1)，进行下一轮的迭代，否则跳转(3)处理下一个粒子；
- (9)所有迭代处理完毕，根据3.2节定义的评价指标，计算本时间单位内的虚拟请求接收成功率，网络整体负载均衡度，以及基础设施提供商的收益。

[10]提出的算法进行了比较。文献[10]提出了基于链路负载均衡度和节点负载均衡度的自适应虚拟网构建算法(BACA),并与经典算法 Basic VNA^[6]进行了比较。其实验证明, BACA 在接收成功率, 整个底层物理网络的链路和节点均衡度均优于算法 Basic VNA。由于文献[10]解决问题的场景和本文具有一定的相似性, 同时本文对文献[10]中存在的不足也进行了很好的补充, 所以本文以3.4节中给出的主要评价指标对映射算法的性能进行评估, 并与文献[10]所提出的 BACA 算法进行比较。

4.1 实验设置

底层网络拓扑被设置为具有 100 个节点。节点的链接概率为 0.02。底层网络节点 CPU 资源与带宽资源服从 50-100 的均匀分布。假设虚拟网络请求的到达过程服从时间单位为 100, 强度为 5 的泊松过程; 每一个虚拟网络的生存时间服从参数为 400 的指数分布。对于每一个虚拟网络请求, 虚拟网络节点个数服从 2 到 10 的均匀分布, 每一对虚拟网络节点以 0.5 的概率相连。虚拟网络节点 CPU 资源与链路带宽资源需求均服从 0 到 50 的均匀分布。

对于基于粒子群的负载均衡虚拟网映射算法, 设定粒子群的规模数 N 为 5, 算法执行的最大迭代次数 MG 为 10, 跳数 N_{hop} 限制在区间[4,8]中均匀分布。

对于虚拟链路映射到底层物理路径上的中间节点的资源消耗取值, 参照文献[11], 本文设定转发包的尺寸大小为 $PS = 1500$ byte, $\Gamma = 2.66$ GHz, $\Phi = 1$ Gbps, $\omega = 40000$ Cycle。依据这些参数值可以计算得到中间节点的 CPU 资源消耗为被映射的虚拟链路带宽需求的 1.2 倍。

对于目标函数公式(12)中的权重系数 α 和 β 在实验中的取值范围为(0,1), 且 $\alpha + \beta = 1$ 。

4.2 模拟实验结果与分析

图 1~图 5 分别展示了 LB-PSO 与 BACA 在请求接收成功率、物理网络整体负载均衡性、节点负载均衡性、链路负载均衡性、基础设施运营商的平均收益这 5 个性能评价指标下的实验效果对比图。

从图 1 中我们可以看出, 由于刚开始底层物理

网络资源丰富, LB-PSO 和 BACA 的请求接收成功率都基本为 1.0。随着资源的逐步消耗, LB-PSO 由于在考虑中间节点的资源消耗后, 以节点负载和链路负载同时均衡为目标, 从而避免了底层网络资源瓶颈, 为后续网络提供一个更为均衡的底层物理网络, 从而提高了虚拟网络构建成功率。而 BACA 在减去中间节点资源消耗后, 容易导致网络资源瓶颈的出现, 所以后期的接收成功率逐渐降低。但由于 LB-PSO 和 BACA 随着虚拟网络请求的动态到达和离开而达到一个稳态过程, 所以两者的请求接收成功率都趋于平稳。

从图 2 中我们可以看出 LB-PSO 网络整体负载均衡度是低于 BACA, 这说明 LB-PSO 在考虑中间节点资源消耗后, 以节点负载和链路负载同时达到均衡为目标进行虚拟网络映射, 有效地消除了网络资源瓶颈, 为后续虚拟网络请求提供一个更为均衡的底层物理网络。因为 LB-PSO 在考虑节点的资源消耗(工作节点资源消耗和中间节点转发资源消耗)和链路资源消耗后, 以式(13)为目标函数, 根据底层物理网络的负载状况自适应地调整节点负载均衡度和链路负载均衡度的权重系数, 使得在每次虚拟网络请求映射后底层物理网络资源分布更加均衡, 由此底层物理网络的整体负载均衡度优于 BACA。与 BACA 相比能够更加有效避免网络资源瓶颈的出现。

在虚拟网络映射中, 网络节点的负载均衡度可以反映出虚拟网络映射中节点资源利用的有效性。图 3 是虚拟网络请求数从 0 到 300 的节点负载均衡度的实验效果图。由图 3 可知, 对于到达的虚拟网络请求, 我们采用 LB-PSO 算法映射完成后网络节点的负载均衡度低于 BACA, 这说明 LB-PSO 所得到的节点负载比 BACA 更均衡。因为 LB-PSO 算法在虚拟网络映射过程中一方面根据底层物理资源(包括节点资源和链路资源)的状况自适应调整目标函数中的节点权重和链路权重, 另一方面将节点负载均衡也作为优化目标。根据文献[10]的实验结果可知 BACA 节点的均衡性优于 Basic VNA, Basic VNA 是负载均衡虚拟网络映射中经典的方法, 由此

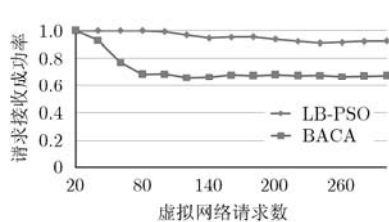


图1 虚拟网络请求接收成功率

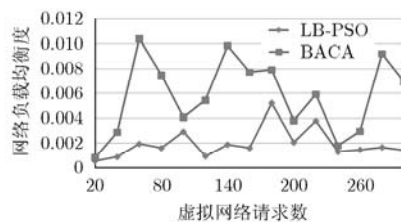


图2 物理网络整体负载均衡度

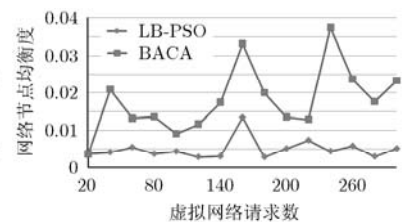


图3 节点负载均衡度

说明 LB-PSO 算法映射完成后得到的网络节点负载均衡度不仅低于 BACA, 同时也低于 Basic VNA。

在虚拟网络映射中, 链路的负载均衡度可以反映出虚拟网络映射中物理链路资源利用的有效性。图 4 是虚拟网络请求数从 0 到 300 的节点负载均衡度的实验效果图。由图 4 可知, 对于到达的虚拟网络请求, 采用 LB-PSO 算法映射完成后链路的负载均衡度低于 BACA, 这说明 LB-PSO 所得到的链路负载比 BACA 更均衡。因为 LB-PSO 算法在虚拟网络映射过程中一方面根据底层物理资源(包括节点资源和链路资源)的状况自适应调整目标函数中的节点权重和链路权重, 另一方面将链路负载均衡也作为优化目标。根据文献[10]的实验结果可知 BACA 链路的均衡性优于 Basic VNA, Basic VNA 是负载均衡虚拟网络映射中经典的方法, 由此说明 LB-PSO 算法映射完成后得到的物理网络中链路的负载均衡度不仅优于 BACA, 同时也优于 Basic VNA。

从图 5 中可以看出 LB-PSO 的基础设施运营商的平均收益高于 BACA。因为从图 1 中我们知道 LB-PSO 的请求接收成功率要高于 BACA, 这说明在相同的时间段内 LB-PSO 成功映射的虚拟网络请求要比 BACA 多, 从而使得 LB-PSO 的基础设施运营商的平均收益要高于 BACA。

5 结束语

本文对虚拟映射相关问题及算法的研究现状进行了论述, 分析了当前虚拟网映射的不足之处, 在考虑物理路径中间节点资源消耗的情况下, 以节点负载和链路负载同时达到均衡为目标, 以路径跳数

限制为约束, 建立虚拟网络映射的数学规划模型。针对求解该规划问题是一个 NP 难问题, 本文提出了采用多目标粒子群启发式算法求解。仿真实验表明底层物理资源在减掉中间节点转发包所需消耗资源后, 以节点负载和链路负载同时达到均衡为目标能够消除网络资源瓶颈, 为后续虚拟网络请求提供一个更为均衡的底层物理网络, 提高了虚拟网络构建成功率、网络资源利用率、基础设施提供商的收益。同时, 限定虚拟链路被映射到底层物理路径的跳数使得在虚拟网络映射过程中, 在保证底层物理网络资源均衡的同时, 尽可能使用较少的物理资源, 以期在资源有限的物理网络上能够映射尽可能多的虚拟网, 实现基础设施提供商利益的最大化。最后, 通过实验对比, 从虚拟请求接收成功率、映射后整个网络的均衡度、节点负载均衡度、链路负载均衡度及基础设施运营商的平均收益 5 个方面验证了本文算法的优越性。

对于虚拟链路映射到底层物理路径上的中间节点资源消耗还需要进一步的考量, 所以下一步的工作中打算对该指标进一步实验和测量, 研究其对虚拟网络映射的影响。

虚拟网络映射中还有很多问题需要研究与解决, 目前相关研究工作主要是对定量网络资源需求的虚拟网络请求进行有效地映射, 对动态的资源需求是采用过量提供的方式, 所以这样会导致大量的资源浪费, 资源不能充分利用。由于网络资源的稀缺性, 所以下一步工作中我们考虑对动态资源需求的虚拟网络请求进行建模和求解。

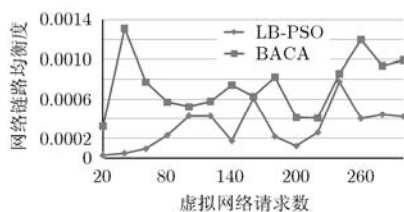


图 4 链路负载均衡度

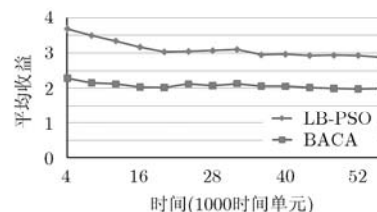


图 5 基础设施运营商的平均收益

参考文献

- [1] Chowdhury N M M K, Rahman M R, and Boutaba R. Virtual network embedding with coordinated node and link mapping[C]. Proceedings of IEEE INFOCOM, Rio de Janeiro, Brazil, 2009: 783-791.
- [2] Zhang M, Wu C, Jiang M, et al. Mapping multicast service-oriented virtual networks with delay and delay variation constraints[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Global Telecommunications, Miami, Florida, USA, 2010: 1-5.
- [3] Zhang S and Qiu X. A novel virtual network mapping algorithm for cost minimizing[J]. *Journal of Selected Areas in Telecommunications*, 2011, 29(1): 1-9.
- [4] Sun G, Yu H, Li L, et al. Efficient algorithms for survivable virtual network embedding[C]. Proceedings of the Asia Communications and Photonics Conference and Exhibition (ACP), Shanghai, China, 2010: 531-532.

- [5] Fajjari I, Aitsaadi N, Pujolle G, *et al.*. VNE-AC: virtual network embedding algorithm based on ant colony metaheuristic[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Communications (ICC), Kyoto, Japan, 2011: 1-6.
- [6] Zhu Y and Ammar M. Algorithms for assigning substrate network resources to virtual network components[C]. Proceedings of IEEE INFOCOM, Barcelona, Catalunya, Spain, 2006: 1-12.
- [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): 17-29.
- [8] Botero J F, Hesselbach X, Fischer A, *et al.*. Optimal mapping of virtual networks with hidden hops[J]. *Telecommunication Systems*, 2012, 51(4): 273-282.
- [9] 姜明, 王保进, 吴春明, 等. 网络虚拟化与虚拟网映射算法研究[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1315-1320.
Jiang Ming, Wang Bao-jin, Wu Chun-ming, *et al.*. Research on network virtualization and virtual network mapping algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(6): 1315-1320.
- [10] 齐宁, 王保进, 汪斌强, 等. 均衡虚拟网构建算法研究[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1301-1306.
Qi Ning, Wang Bao-jin, Wang Bin-qiang, *et al.*. Research on balanced construction algorithm of virtual network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(6): 1301-1306.
- [11] Fischer A, Botero Vega J F, Duelli M, *et al.*. ALEVIN-a framework to develop, compare, and analyze virtual network embedding algorithms[J]. *Electronic Communications of the EASST*, 2011, 37: 1-12.
- [12] Kennedy J and Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of the International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, USA, 1995: 1942-1948.
- 黄彬彬: 女, 1984年生, 博士, 研究方向为云计算.
林荣恒: 男, 1981年生, 讲师, 博士, 研究方向为云计算与通信网络平台.
彭凯: 男, 1987年生, 博士, 研究方向为云安全.
邹华: 女, 1961年生, 教授, 研究方向为融合网络通信业务.
杨放春: 男, 1957年生, 教授, 博士生导师, 研究领域为融合网络通信业务.