

VNE-AFS: 基于人工鱼群的网络虚拟化映射算法

朱强, 王慧强, 吕宏武, 王振东

(哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 虚拟网络资源映射是云计算研究领域的一个难点问题。以降低底层网络映射开销为目标, 提出一种基于人工鱼群的网络虚拟化映射算法 VNE-AFS。根据虚拟网络请求对底层网络节点和链路的约束关系建立二进制组合优化模型, 并利用人工鱼群算法实现虚拟网络资源向底层网络资源的近似最优映射。实验结果表明, 与现有的虚拟网络映射算法相比, 该算法有效地降低了底层网络的开销和求解时间, 提高了虚拟网络映射的成功率、平均收益和资源利用率。

关键词: 云计算; 网络虚拟化; 网络虚拟化映射; 二进制组合优化; 人工鱼群

中图分类号: TP 393

文献标识码: B

文章编号: 1000-436X(2012)Z1-0170-08

VNE-AFS: virtual network embedding based on artificial fish swarm

ZHU Qiang, WANG Hui-qiang, LV Hong-wu, WANG Zhen-dong

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Recently virtual network embedding problem had been proposed as a research challenge in the cloud computing environment. In order to reduce the costs, a virtual network embedding algorithms based on artificial fish swarm (VNE-AFS) was proposed. A binary combinatorial optimization model was built according to the constraints on nodes and links between virtual network and substrate network, and the artificial fish swarm algorithm was used to achieve the approximate optimal mapping. The simulation results indicate that the costs of substrate network and computation time are reduced and the success rate, average revenue of embedding and average usage of links are increased compared with the existing virtual network embedding algorithms.

Key words: cloud computing; network virtualization; network virtualization embedding; binary combinatorial optimization; artificial fish swarm

1 引言

云计算环境追求以较低的成本提供可伸缩的多样性服务, 而网络虚拟化是目前实现该目标最有效的技术手段^[1-3]。网络虚拟化允许在共享底层网络

资源的基础之上建立多个独立、异构的虚拟网络, 使服务提供商 (SP, service provider) 能够依据用户需求提供可定制的个性化服务。虚拟网络请求中节点和链路通常带有约束条件。依据基础设施提供商 (InP, infrastructure provider) 当前资源情况, 通过

收稿日期: 2012-08-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60973027); 教育部高等学校博士点基金资助项目 (20102304120012); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (HEUCF100601, HEUCFZ1213); 黑龙江省自然科学基金资助项目 (F201037, ZD201102)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (60973027); The Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (20102304120012); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (HEUCF100601 HEUCFZ1213); The Natural Science Foundation of Heilongjiang Province (F201037, ZD201102)

映射算法在虚拟网络构建需求与底层网络资源之间进行匹配,为虚拟网络请求分配合理的底层节点和链路资源被称为虚拟网络映射,它是一个 NP-hard 问题^[4]。虚拟网络映射问题通常采用基于启发式算法的方法求解,然而为了降低映射的难度和提高启发式算法的效率,已有的成果通常对映射问题的空间进行诸多限制:1) 假设底层节点资源和链路资源是无限的^[5,6];2) 底层网络需要支持路径分割^[7];3) 映射算法评估指标不完善^[8];4) 忽略虚拟网络节点对位置的需求^[9,10]等。同时映射求解过程还存在过于复杂和开销大的问题。

针对上述问题,本文在底层网络资源有限和不支持路径分割的前提下,提出了一种基于人工鱼群的网络虚拟化映射算法,利用虚拟网络请求对底层网络节点和链路的约束关系建立二进制组合优化模型,并通过人工鱼群算法对底层网络资源进行近似最优化映射,有效地降低底层网络开销和求解时间,提高虚拟网络映射的成功率、平均收益和资源平均利用率。

2 网络建模及虚拟网络映射问题描述

影响虚拟网络映射的节点和链路因素有很多,为了简化映射问题并清晰地描述映射过程,节点一般考虑 CPU、内存和位置因素,而链路一般考虑带宽因素^[3]。本节基于上述因素对底层网络、虚拟网络请求以及两者之间的映射问题进行描述。

2.1 底层网络描述

虚拟网络映射问题可抽象为一个图论问题。底层网络使用带权无向图 $G_S = (N_S, E_S, A_S^N, A_S^E)$ 描述,其中, N_S 和 E_S 分别代表底层网络节点集和链路集。每个底层节点 $n_s \in N_S$ 的属性集合用 A_S^N 表示。节点的属性分别为可用 CPU 资源占用比 $cpu(n_s)$ 、可用内存占用比 $memory(n_s)$ 和位置 $loc(n_s)$ 。节点 i 和 j 之间链路 $e_s(i, j) \in E_S$ 的属性集为 A_S^E , 链路的属性为可用带宽占用比 $b(e_s)$ 。使用 P_S 表示底层网络所有无环路径的集合,节点 i 和 j 之间的无环路径集为 $P_S(i, j)$ 。图 1 为一虚拟网络请求到底层网络的映射方案。其中,图 1(b)是底层网络,链路上的数字代表链路可用带宽,节点周围长方形内的数字分别代表可用 CPU 和内存资源占用比。

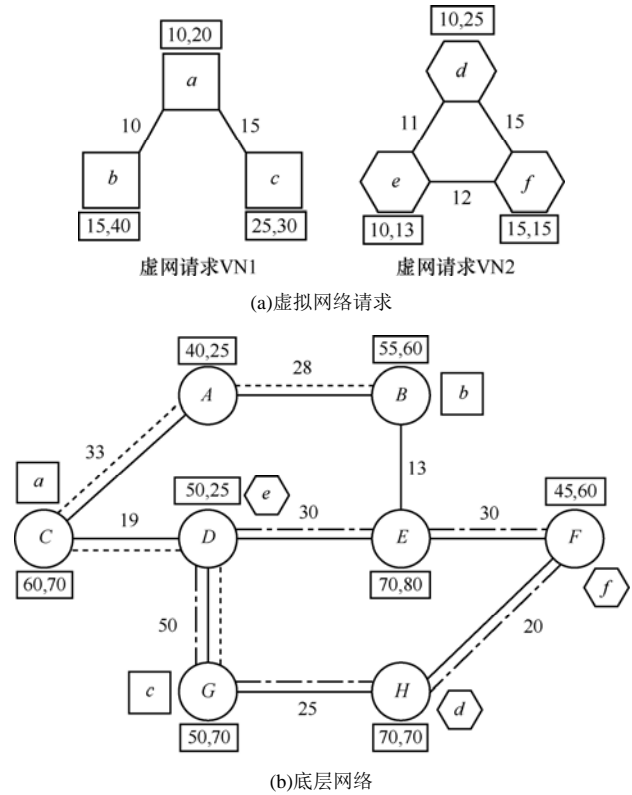


图 1 虚拟网络请求的映射方案

2.2 虚拟网络请求描述

虚拟网络请求与底层网络相似,也被描述为一带权无向图 $G_V = (N_V, E_V, C_V^N, C_V^E)$ 。其中, N_V 和 E_V 分别代表虚拟网络请求的节点集和链路集。虚拟网络请求中对节点属性的约束用集合 C_V^N 表示,包括可用 CPU 占用比需求 $cpu(n_v)$ 、可用内存占用比需求 $memory(n_v)$ 和位置需求 $loc(n_v)$ 。虚拟网络请求中对链路属性的约束用集合 C_V^E 表示,包括可用带宽占用比需求 $b(e_v)$ 。 D 代表虚网请求中每个节点 $n_v \in N_V$ 可以被映射到距离位置需求 $loc(n_v)$ 的最远距离。在图 1 (a) 虚网请求 VN₁ 中,虚拟节点 a 、 b 和 c 对可用 CPU 占用比的需求分别为 10、15 和 25,对内存占用比的需求为 20、40 和 30;虚拟链路 (a,b) 的带宽占用比需求为 10, (a,c) 的需求为 15。

2.3 虚拟网络映射问题描述

虚拟请求的映射表示为从 G_V 到 G_S' 的一个映射 f , G_S' 为 G_S 的一个子集,并且能够满足 G_V 的约束条件。

$$f : G_V \rightarrow (N_S', P_S', R_N, R_E)$$

其中, $N_S' \subset N_S$, $P_S' \subset P_S$, R_N 和 R_E 分别为分配给虚网请求的节点和链路资源。虚拟映射可以分为节

点映射 f_N 和链路映射 f_E 2 部分。

$$f_N : (N_V, C_V^N) \rightarrow (N'_S, R_N)$$

$$f_E : (E_V, C_V^E) \rightarrow (P'_S, R_E)$$

如图 1(b)所示, 虚拟网络请求 VN_1 和 VN_2 的节点映射方案分别为 $\{a \rightarrow C, b \rightarrow B, c \rightarrow G\}$ 和 $\{d \rightarrow H, e \rightarrow D, f \rightarrow F\}$ 。链路映射方案分别为 $\{(a, b) \rightarrow \{(C, A), (A, B)\}, (a, c) \rightarrow \{(C, D), (D, G)\}\}$ 和 $\{(d, e) \rightarrow \{(H, G), (G, D)\}, (d, f) \rightarrow \{(H, F)\}, (e, f) \rightarrow \{(D, E), (E, F)\}\}$ 。节点和链路的分配同时满足虚拟网络请求的约束条件。

3 虚拟网络映射评价指标

从 InP 的角度看, 虚拟网络映射算法需要提高平均收益和资源利用率, 并降低映射的平均花费。与文献[5,7,9]相似, 定义 $R_{G_V}(i)$ 为 InP 接受第 i 个虚拟网络请求所获得的收益, 由虚拟网络的 CPU、内存资源和可用带宽需求组成。

$$R_{G_V}(i) = \sum_{n_V \in N_V^i} cpu(n_V) + \sum_{n_V \in N_V^i} memory(n_V) + \sum_{e_V \in E_V^i} b(e_V) \quad (1)$$

假设 0 到 T 时间段内接受的虚拟网络请求集合为 I 。底层网络的平均运营收益为

$$\bar{R} = \frac{\sum_{i \in I} R_{G_V}(i)}{T} \quad (2)$$

InP 接受一个虚拟网络请求的花费为分配给该请求的所有相关底层资源花费的总和为

$$C_{G_V}(i) = \sum_{n_V \in N_V^i} cpu(n_V) + \sum_{n_V \in N_V^i} memory(n_V) + \sum_{e_V \in E_V^i} \sum_{e_S \in E_S} b(e_V) \quad (3)$$

0 到 T 时间段内底层网络对虚拟网络请求映射的平均花费为

$$\bar{C} = \frac{\sum_{i \in I} C_{G_V}(i)}{T} \quad (4)$$

底层网络链路资源的平均利用率为

$$N(t) = \frac{1}{|E^S|} \sum_{i=1}^{|E^S|} \left(\frac{\sum_{k=1}^j b(e_V^k)}{b(e_S^i)} \right) \quad (5)$$

从 SP 的角度来看, 映射算法需要满足更多的虚拟网络映射需求。虚拟网络的映射成功率表示为

$$Q = \frac{VN'(t)}{VN(t)} \quad (6)$$

其中, $VN(t)$ 和 $VN'(t)$ 分别为 0 到 t 时刻虚拟网络请求总数和接受的虚拟网络请求数。

4 虚拟网络映射问题的二进制组合优化模型

与文献[5~8]不同, 本文在底层网络资源有限和不支持路径分割的前提下, 以降低底层网络映射开销为目的, 建立虚拟网络映射问题的二进制组合优化模型。

首先, 定义底层节点 $n_S \in N_S$ 的剩余可用 CPU、内存资源分别为 $cpu'(n_S)$ 和 $memory'(n_S)$, 底层链路 $e_S \in E_S$ 的剩余可用带宽资源为 $b'(e_S)$ 。

$$cpu'(n_S) = cpu(n_S) - \sum_{\forall n_V \perp n_S} cpu(n_V) \quad (7)$$

$$memory'(n_S) = memory(n_S) - \sum_{\forall n_V \perp n_S} memory(n_V) \quad (8)$$

$$b'(e_S) = b(e_S) - \sum_{\forall e_V \perp e_S} b(e_V) \quad (9)$$

其中, $n_V \perp n_S$ 定义为虚拟节点 n_V 被分配到底层节点 n_S , $e_V \perp e_S$ 定义为虚拟链路 n_V 被分配到底层链路 e_S 。

任意路径 $P \in P_S$ 的可用带宽表示为 2 个底层节点之间沿着该路径的最小剩余带宽。

$$b(P) = \min_{e_S(i,j) \in P} b(e_S(i, j)) \quad (10)$$

4.1 节点及约束条件

令 M_N 为二进制 $m \times n$ 矩阵, 代表节点的映射关系。每个行向量和列向量分别代表一个虚拟节点和底层节点, $m = |N_V|, n = |N_S|$ 。当虚拟节点 n_V^i 被分配到底层节点 n_S^j 上时, $M_N(i, j)$ 值为 1, 否则为 0。对于同一个虚拟网络请求, 每个虚拟节点只能被分配到一个底层节点, 并且 2 个虚拟节点不能够同时分配到同一个底层节点, 约束条件形式化为

$$\sum_i^m M_N(i, j) \leq 1, j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (11)$$

$$\sum_j^n M_N(i, j) = 1, i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (12)$$

底层节点 n_S^j 的剩余可用 CPU 和内存资源需要能够满足虚拟节点 n_V^i 的需求, 并且该节点位于 n_V^i 对请求位置的约束范围内, n_V^i 才能够被映射到底层节点 n_S^j 。节点 n_V^i 和 n_S^j 之间的距离用欧式距离 $dis()$

表示。底层节点的剩余可用 CPU 和内存资源以及节点约束条件分别为

$$\mathbf{M}_N(i, j)(cpu'(n_S^j) - cpu(n_V^i)) \geq 0 \quad (13)$$

$$\mathbf{M}_N(i, j)(memory'(n_S^j) - memory(n_V^i)) \geq 0 \quad (14)$$

$$\mathbf{M}_N(i, j) \times dis(loc(n_V^i), loc(n_S^j)) \leq D_V^i \quad (15)$$

$$\mathbf{M}_N(i, j) \in \{0, 1\}$$

$$i \in \{1, 2, \dots, m\}, j \in \{1, 2, \dots, n\}$$

4.2 链路及约束条件

链路方面。虚拟节点 n_V^i 和 n_V^j 之间的每一虚拟链路 e_V^α 都被映射到底层节点 n_S^i 和 n_S^j 之间的无环路径集合 $P_S(i, j)$ 。 \mathbf{M}_E 为链路映射关系的二进制 $p \times q$ 矩阵。每个行向量和列向量分别代表一个虚拟链路和底层链路, $p = |E_V|$, $q = |E_S|$ 。如果 $e_V^\alpha \in P_S(i, j)$, $\mathbf{M}_E(i, j)$ 值为 1, 否则为 0。矩阵 \mathbf{M}_E 每一行 e_V^α 中所有已经被分配的底层网络链路 e_S^β 需满足形成 n_S^i 和 n_S^j 之间的一条路径。此外, $P_S(i, j)$ 中包含的任意底层链路的可用带宽需满足大于等于 $b(e_V^\alpha)$, 约束条件记为

$$\mathbf{M}_E(i, j)(b'(n_S^\beta) - b(e_V^\alpha)) \geq 0 \quad (16)$$

$$\mathbf{M}_E(i, j) \in \{0, 1\}$$

$$i \in \{1, 2, \dots, m\}, j \in \{1, 2, \dots, n\}$$

4.3 目标函数

对于虚拟网络请求, 映射虚拟节点所分配的资源 (CPU 和内存) 是相同的, 而虚拟链路分配的底层链路长度会因方案不同而存在差异, 因此使用底层链路的总使用带宽来衡量映射成本。目标函数为最小化链路映射成本。

$$\min \left(\sum_{\alpha=1}^p \sum_{\beta=1}^q \mathbf{M}_E(\alpha, \beta) b(e_V^\alpha) \right) \quad (17)$$

5 VNE-AFS 算法

虚拟网络映射问题的二进制组合优化本质上是 NP-hard 问题^[11], 直接进行全局最优解的求取十分困难。因此, 本文通过使用人工鱼群智能启发式算法求取近似最优解。人工鱼群是一种模拟鱼群行为的群体智能算法, 通过模拟鱼的觅食、聚群、追尾等行为实现全局寻优^[12]。本文基于人工鱼群的虚拟网络映射算法主要由解的表达、生成与适应度函

数的确定, 人工鱼距离与感知距离的定义, 人工鱼的行为及其选择方式 3 部分组成。

5.1 解的表达、生成与适应度函数

人工鱼个体的状态对应映射问题的解。其当前状态 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 表示映射问题的第 i 个解, 维数 d 表示虚拟网络请求中节点的个数。 x_{ij} 表示虚拟节点 j 分配到底层节点的编号。采用如下方法进行节点选取并采用随机路径方法生成初始解。

步骤 1 依据虚拟节点对底层节点的位置约束, 为每个虚拟节点 n_V^i 建立可映射节点的集合。

$$\theta(n_V^i) = \{n_S \in N_S \mid dis(loc(n_V^i), loc(n_S)) \leq D_V^i\} \quad (18)$$

$\theta(n_V^i)$ 为以 $loc(n_V^i)$ 为中心, 以 D_V^i 为半径范围内的底层节点集合。

步骤 2 若集合 $\Omega(i) = \theta(n_V^i) \cap \{n_S \in N_S \mid \mathbf{M}_N(i, j) = 1\}$ 为空集, 表明底层网络已经没有符合该虚拟节点映射需求的节点, 虚网请求被拒绝, 转到步骤 5; 否则, 转到步骤 3。

步骤 3 对 $\Omega(i)$ 中的任意符合节点约束条件的底层节点 n_S^b , 计算 $H(n_S^b)$ 值。

$$H(n_S^b) = \omega_1 cpu'(n_S^b) + \omega_2 memory'(n_S^b) + (1 - \omega_1 - \omega_2) \sum_{n_S^k \in \Omega(i)} b'(P_{bk}) \quad (19)$$

其中, P_{bk} 为与 n_S^b 相邻节点 n_S^k 之间的路径。 ω_1 和 ω_2 分别为节点剩余 CPU、内存的权值。

步骤 4 按照 $H(n_S^b)$ 值逐渐减小的顺序将 $\Omega(i)$ 中的底层节点分配给虚拟节点。若节点分配满足式 (11)~式 (15) 对节点的约束条件, 分配成功; 否则, 映射失败。

步骤 5 假设虚拟节点 n_V^i 和 n_V^j 分别映射到底层节点 n_S^i 和 n_S^j , 为虚拟节点 n_V^i 和 n_V^j 之间的每一虚拟链路从底层节点 n_S^i 和 n_S^j 之间的无环路径集合中 $P_S(i, j)$ 选取路径。若路径满足式 (10) 和式 (16) 对链路的约束条件, 则将所选取的节点和路径作为初始解, 成功结束; 否则, 失败结束。

人工鱼 X_i 的适应度函数与虚拟网络映射的 $d(i, j)$ 目标函数有关, 定义为

$$fit(X_i) = \frac{1}{\sum_{\alpha=1}^p \sum_{\beta=1}^q \mathbf{M}_E(\alpha, \beta) b(e_V^\alpha)} \quad (20)$$

$fit(X_i)$ 值越大, 表明链路映射成本越低, 对应的映

射方案越好。

5.2 人工鱼距离与感知距离

2 条人工鱼 X_i 和 X_j 的距离如下

$$d(i, j) = \|X_i - X_j\| \quad (21)$$

式(21)表示向量 X_i 与向量 X_j 有对不同的分量, 本文将 X_j 中这样的分量即路径的集合记为 $w_j(i, j)$ 。

定义 $vd(i)$ 为人工鱼 X_i 的感知距离, 所有满足 $d(i, j) < vd(i)$ 的人工鱼 X_j 构成 X_i 的邻域。

5.3 人工鱼的行为及选择

人工鱼的行为主要有觅食、追尾、聚群和杂交行为。人工鱼对行为的选择会导致其位置的调整, 同时对应着映射方案的调整。人工鱼的具体行为描述如下。

1) 人工鱼 X_i 的觅食行为描述如下。

步骤 1 设定 TN , $m = 0$ 。

步骤 2 设定人工鱼移动的步长 $step$, 拥挤度因子 δ 。

步骤 3 对于人工鱼 X_i , 在其邻域内任意选择人工鱼 X_j 。

步骤 4 如果 $fit(X_j) \leq fit(X_i)$, 转到步骤 5; 否则, X_i 向 X_j 方向进行一次移动: 随机产生整数 $k(1 \leq k \leq step)$ 。如果 $k \geq d(i, j)$, 则 $k = d(i, j)$; 在 $w_j(i, j)$ 中任选 k 条路径进行随机变换, 路径需满足式 (10) 和式 (16) 的约束条件, 觅食行为结束。

步骤 5 $m = m + 1$ 。如果 $m < TN$, 转步骤 3; 否则, 人工鱼 X_i 随机移动一步: 在 $w_j(i, j)$ 中任选 k 条边进行随机变换, 觅食行为结束。

2) 人工鱼 X_i 的聚群行为描述如下。

步骤 1 将人工鱼 X_i 邻域范围内所有人工鱼组成集合 R_i 。

步骤 2 对 R_i 的中心位置 $X_c = (e_1^c, e_2^c, \dots, e_n^c)$ 进行确定。其中, e_x^c 是 R_i 中人工鱼在第 x 个分量上使用最多的边。

步骤 3 如果 $\frac{fit(X_c)}{|R_i|} > \delta \cdot fit(X_i)$, 则 X_i 用与觅食行为步骤 4 相同的方法向 X_c 方向移动; 否则, 执行觅食行为, 聚群行为结束。

3) 人工鱼 X_i 的追尾行为描述如下。

步骤 1 从 R_i 中选取适应度值最大的 X_u ,

$X_{best} = X_u$, $fit_{best} = fit(X_u)$;

步骤 2 确定与 X_{best} 相对应的 R_{best} 。如果 $\frac{fit_{best}}{|R_{best}|} > \delta \cdot fit(X_i)$, 则 X_i 用与觅食行为步骤 4 相同的方法向 X_{best} 方向移动; 否则, 执行觅食行为, 追尾行为结束。

4) 人工鱼 X_i 的杂交行为描述如下。

步骤 1 设定有限次循环次数 $limit$, 变化量阈值 ε ;

步骤 2 若经过 $limit$ 次循环后, 若 $|fit(X_i) - fit_{best}| < \varepsilon$, 表明解 X_i 经过有限次循环后没有得到明显的改善。执行杂交操作: 生成随机数 $\lambda \in [0, 1]$, $X_i = \lambda X_i + (1 - \lambda) X_{best}$; 否则, 继续执行其他行为。

5) 人工鱼 X_i 的行为选择

采用常用的试探法选择人工鱼的行为。对人工鱼 X_i 分别模拟执行觅食、聚群和追尾行为。分别得到 X_i 在执行相应行为后的适应度函数值 $fit(X_i)^p$ 、 $fit(X_i)^s$ 和 $fit(X_i)^f$ 。执行与 $fit(X_i)^p$ 、 $fit(X_i)^s$ 和 $fit(X_i)^f$ 中最大值对应的行为, 如果有多个值相同的行为, 则随机选取一个行为。

5.4 VNE-AFS 算法流程

本文设计的基于人工鱼群的网络虚拟化映射算法流程描述如下。

步骤 1 初始化人工鱼种群规模 SN 、总迭代次数 NI , $NI = 1$, 人工鱼移动的步长 $step$, 拥挤度因子 δ 。依据 5.1 节生成 SN 个解构成初始人工鱼集合 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{SN}\}$ 。

步骤 2 计算每条人工鱼 X_i 的适应度 $fit(X_i)$, 记录当前适应度值最大的人工鱼 X_i 为 X_{best} 。

步骤 3 对于每条人工鱼, 按照 5.3 节进行行为选择, 并执行选定的行为。若 X_j 的适应度值更高 $fit(X_j) > fit(X_i)$, 表明新的映射方案要优于原方案, 则有 $X_{best} = X_j$ 。

步骤 4 假定某些解连续经过 $limit$ 次循环之后没有得到明显改善, 即变化量低于 ε 时, 对其进行杂交操作。

步骤 5 记录下当前最优的人工鱼位置。若当前的迭代次数 N_i 小于 N_t , $N_i = N_i + 1$, 跳转至步骤 3; 否则, 算法结束。

6 仿真实验与性能评价

在验证算法有效性的过程中, 为了降低求解的

复杂性,本文使用 GT-ITM(georgia tech internet work topology models)拓扑生成器对 VNE-AFS 算法进行辅助求解。

为了方便实验对比,参照文献[5~8],底层网络设置为一具有 100 个节点和约 500 条链路的拓扑结构,与一个中等规模 InP 的能力相当,节点之间的连接概率为 0.5。底层节点的 CPU 和内存资源符合[40,100]的均匀分布,底层链路资源符合[50,100]的均匀分布。虚拟网络请求的拓扑是随机的,每个虚拟网络请求的节点数符合[2,10]的均匀分布,每个虚拟网络请求的生存时间符合指数分布,平均生存时间为 1 000 个时间单元。假设虚拟网络请求符合每 100 个时间单元平均到达 4 个的泊松分布。对底层节点 CPU 和内存资源的需求符合[0,20]的均匀分布,对底层链路的需求符合[50,100]的均匀分布。人工鱼群的种群规模 SN 取 20,迭代次数 N_t 为 500,控制参数 limit 取值 20,适应度函数变化的阈值 ε 取 0.02,预选取可行节点权值 ω_1 、 ω_2 和 ω_3 分别为 0.2、0.2 和 0.6。

本文分别从底层网络的虚拟网络的映射成功率、平均运营收益、底层网络链路资源的平均利用率和虚拟网络请求映射的平均花费 4 个方面,将 VNE-AFS 算法与经典的 G-MCF^[5]、G-SP^[7]、R-VINE^[8]和 D-VNMA^[6]算法进行比较。4 种对比算法的描述如表 1 所示。仿真结果如图 2~图 6 所示。

表 1 参与对比的算法

算法	算法描述
G-MCF	节点映射采用贪婪算法,链路映射采用最短路径算法
G-SP	节点映射采用贪婪算法,链路映射基于多商品流问题求解
R-VINE	对底层节点添加元节点和元路径形成局部的元图实现虚拟节点映射,链路映射基于多商品流问题求解
D-VNMA	采用基于多代理的方法同时映射星型拓扑的节点和链路

由于预先筛选性能较高的节点,能够最大限度避免如 G-MCF 算法和 G-SP 算法产生节点过载;同时人工鱼群算法具有较强的寻优能力,随着时间的推移和虚拟网络请求的增多, VNE-AFS 算法在虚网映射成功率和底层网络的平均收益上明显高于 4 种对比算法,如图 2 和图 3 的实验结果所示,分别稳定在 0.82 和 29 左右。与对比算法中性能最好的 D-VNMA 相比,映射成功率和平均收益分别提升了 9.2% 和 14.6%。

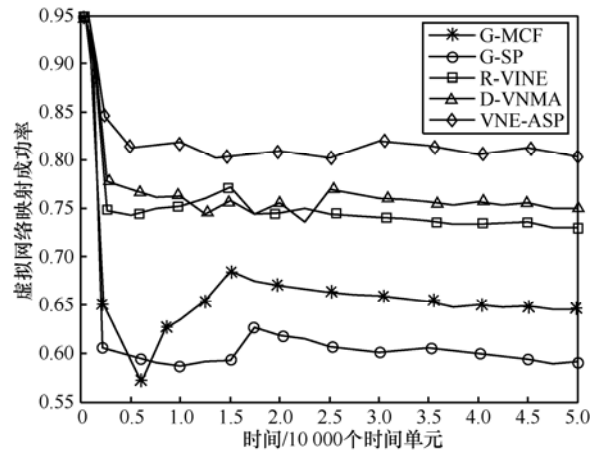


图 2 虚拟网络请求映射成功率

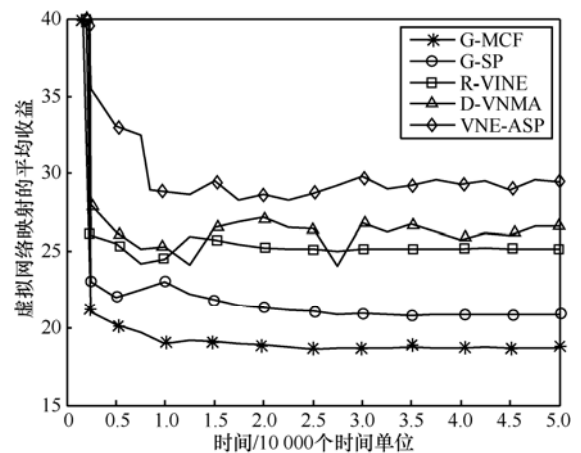


图 3 虚拟网络请求映射的平均收益

图 4 描述底层链路的平均使用率情况。VNE-AFS 能够使底层网络利用率维持在 0.35~0.5 之间,仅在个别时间点略低于 D-VNMA 算法,其余时刻均高于或等于 D-VNMA 算法。从图 4 实验结果可以看出,与 4 种对比算法相比, VNE-AFS 能够使底层网络资源具有较高的平均使用率和映射成功率。

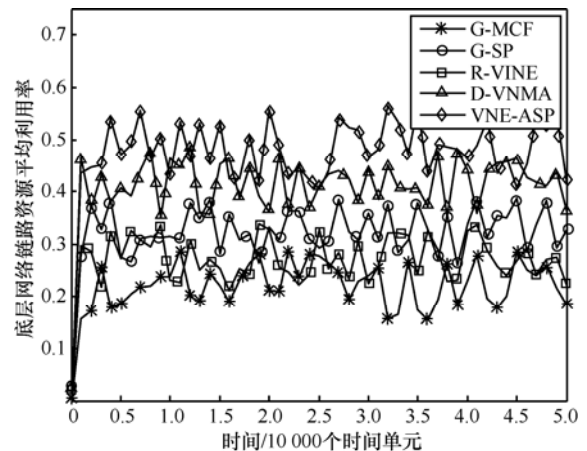


图 4 底层网络链路资源的平均利用率

通过图 5 和图 6 实验结果可知, VNE-AFS 算法降低虚拟网络请求映射的平均花费最高为 47.8% (与 G-SP 算法相比), 最低为 24.2% (与 D-VNMA 算法相比), 较好地控制了资源的平均花费; 在运行时间方面, 与 4 种映射算法相比, VNE-AFS 最高降低了 76.7%(与 G-SP 算法相比), 最低降低了 32.7% (与 D-VNMA 算法相比)。主要原因是 4 种对比算法求取的不一定是最优解, 而人工鱼群算法有较强的寻优能力, 并可以获得近似全局最优解, 能够在确保底层网络对虚拟网络请求映射保持较低的资源开销的同时降低算法的运行时间。

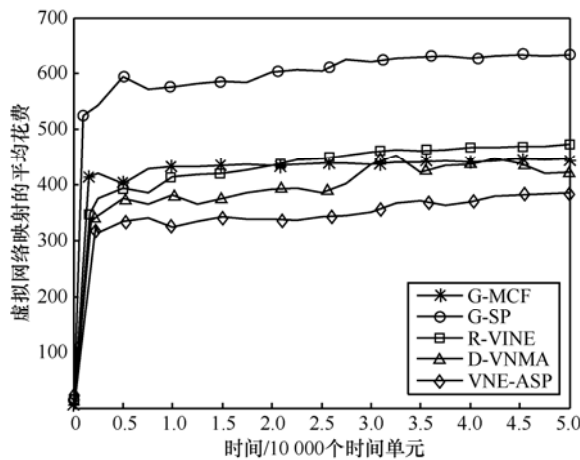


图 5 虚拟网络请求映射的平均花费

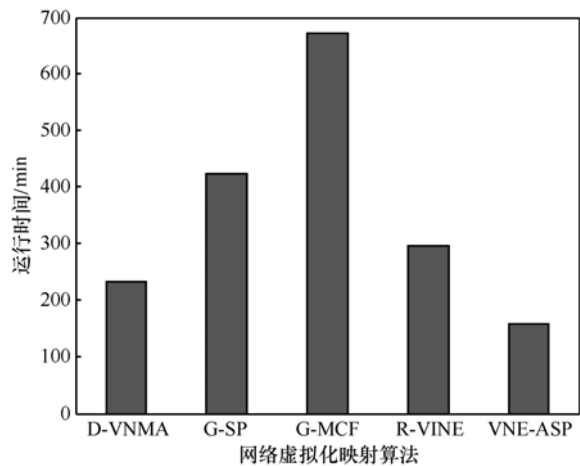


图 6 虚拟网络映射算法运行时间对比

7 结束语

传统的网络虚拟化映射算法存在资源开销大、效率低和对映射问题空间进行限制等问题。本文在底层网络资源有限和不支持路径分割的前提下, 结

合人工鱼群仿生智能算法, 提出一种新的映射算法 VNE-AFS。算法以二进制组合优化问题为基础, 利用人工鱼群算法较强的寻优能力对虚拟网络映射进行近似最优的分配。实验结果表明, 随着时间的增长和虚拟网络请求的增多, 该算法在映射成功率、资源利用率和平均收益上较传统的 G-MCF、G-SP、R-VINE 和 D-VNMA 算法有较为明显的提升, 并且有效地降低了底层网络的平均花费和求解时间。下一步的工作将对节点选取过程中的权值 ω_1 和 ω_2 进行最优确定, 并针对底层网络支持路径分割的情况展开。

参考文献:

- [1] ARMBRUS M, FOX A, GRIFFITH R, *et al.* A view of cloud computing[J]. Communications of the ACM, 2010, 53(4): 50-58.
- [2] ZHANG Q, LU C, RAOUF B. Cloud computing: state-of-the-art and research challenges[J]. Journal of Internet Services and Applications, 2010, 1(1): 7-18.
- [3] CHOWDHURY N M M K, BOUTABA R. A survey of network virtualization[J]. Computer Networks, 2010, 54(5): 862-876.
- [4] ANDERSEN D G. Theoretical approaches to node assignment[EB/OL]. <http://www.cs.cmu.edu/~dga/papers/index.html>, 2002.
- [5] 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.
- [6] HOUIDI, LOUATI W, DJAMAL Z, *et al.* A distributed virtual network mapping algorithm[A]. IEEE International Conference on Communications(ICC'09)[C]. Beijing: Chinese Academy of Science, China, 2009. 5634-5640.
- [7] CHOWDHURY N M M K, RAHMAN M R, BOUTABA B. ViNEYard: virtual network embedding algorithms with coordinated node and link mapping[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2012, 20(1): 206-219.
- [8] ZHU Y, AMMAR M. Algorithms for assigning substrate network resources to virtual network components[A]. Proceedings of 25th IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM2006)[C]. Barcelona, Spain, 2006.1-12.
- [9] CHENG X, SU S, ZHANG Z. Virtual network embedding through topology-aware node ranking[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(2): 39-47.
- [10] 姜明, 王保进, 吴春明等.网络虚拟化与网映射算法研究[J]. 电子

学报,2011, 39(6): 1315-1320.

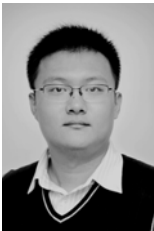
JIANG M, WANG B J, WU C M, *et al.* Research on network virtualization and virtual network mapping algorithm[J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 39(6): 1315-1320.

[11] KOLLIPOULOS S G, STEIN C. Improved approximation algorithms for unsplittable flow problems[A]. The 38th Annual Symposium on foundations of Computer Science[C]. Miami Beach, 1997. 426-436.

[12] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法—人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.

LI X L. A New Intelligent Optimization Method-Artificial Fish School Algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.

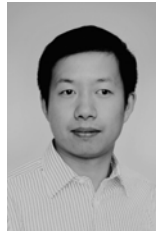
作者简介:



朱强 (1986-), 男, 山东招远人, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为网络虚拟化、云计算、未来网络和认知网络等。



王慧强 (1960-), 男, 河南周口人, 博士, 哈尔滨工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为云计算、信息安全、自律计算与可信计算和认知网络。



吕宏武 (1983-), 男, 山东日照人, 博士, 哈尔滨工程大学讲师, 主要研究方向为未来网络、性能评价和进程代数。



王振东 (1982-), 男, 湖北随州人, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为认知无线网络频谱接入及资源优化、云计算等。