

# 基于粒子群优化的虚拟网络映射算法

程 祥, 张忠宝, 苏 森, 杨放春

(北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室, 北京 100876)

**摘 要:** 本文以提高底层网络资源利用效率为目标, 在底层网络不需要支持路径分裂的情况下, 建立了虚拟网络映射问题的整数线性规划模型, 并提出了一种新的基于粒子群优化的虚拟网络映射算法. 该算法以映射开销作为适应度函数, 重新对粒子的参数和相关操作进行了定义. 模拟实验结果表明, 与已有研究成果相比, 该算法显著地提高了底层网络长期平均运营收益与虚拟网络请求接受率, 同时降低了求解时间.

**关键词:** 网络虚拟化; 虚拟网络映射; 整数线性规划; 智能优化; 粒子群优化

**中图分类号:** TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 10-2240-05

## Virtual Network Embedding Based on Particle Swarm Optimization

CHENG Xiang, ZHANG Zhong-bao, SU Sen, YANG Fang-chun

(State Key Lab of Networking and Switching, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** Aiming at increasing the utilization of the substrate network resources, we model the VN embedding problem as an integer linear programming (ILP) with no assumption that substrate network needs to support path splitting. Then we propose a new VN embedding algorithm based on particle swarm optimization (short for VNE-PSO) for solving this problem. In VNE-PSO, the resource cost of VN embedding is considered as the fitness function and the parameters and operations of the particles in PSO are re-defined according to the ILP model of the optimal VN embedding problem. The simulation results demonstrate that the proposed algorithm can increase the long-term average revenue and acceptance ratio while decreasing the runtime comparing with existing approaches.

**Key words:** network virtualization; virtual network embedding; integer linear programming; intelligent optimization; particle swarm optimization

## 1 引言

网络虚拟化技术允许在共享的物理网络基础设施之上提供共存的多重异构虚拟网络, 每一个虚拟网络是底层网络的一份资源片, 由虚拟节点资源(例如, 虚拟路由器)和虚拟链路资源组成. 利用底层网络所提供的编程能力, 虚拟网络可以在一个选定的逻辑拓扑结构中运行 IP 或非 IP 协议. 网络虚拟化技术的片化、虚拟化、可编程等特性使在不影响现有网络的情况下部署新的网络架构、协议以及应用成为可能, 从而可有效地支持网络技术创新.

在网络虚拟化环境中, 基础设施提供商管理运营底层物理网络, 服务提供商可以向其租赁网络资源并创建虚拟网络以提供个性化的端到端网络服务<sup>[1,2]</sup>. 为带有不同节点和链路资源约束条件和拓扑结构需求的虚拟

网络请求分配相应的底层网络资源的问题, 称为虚拟网络映射问题. 虚拟网络映射问题是 NP 难题<sup>[3]</sup>, 早期对于虚拟网络映射问题的研究均在不同程度上对该问题进行了限制: (1) 假设所有的虚拟网络请求均是已知的<sup>[4,5]</sup>; (2) 忽略虚拟网络节点或链路的资源需求<sup>[4,5]</sup>; (3) 假设底层网络具有足够的资源, 不考虑虚拟网络请求的准入控制<sup>[4,5]</sup>; (4) 只关注特殊拓扑结构的虚拟网络请求(例如, 星型拓扑结构)<sup>[5]</sup>; (5) 忽略虚拟网络节点的位置需求<sup>[3,6]</sup>. 综合考虑了上述几个方面, 文献[7]在底层网络支持路径分裂的情况下, 建立了虚拟网络映射的混合整数规划模型, 并提出了协同节点与链路的虚拟网络映射算法, 但其仍存在以下问题: 在底层网络不支持路径分裂的情况下并没有在正确的模型下给出相应的映射算法; 所提出的基于松弛与舍入技术的映射算法不仅时间开销大, 而且得到的解不一定是可行解, 即便是

可行解,也不一定是最优解,其求解质量仍存在较大提升空间。

基于上述分析,本文对虚拟网络映射问题不做任何上述限制,在底层网络不需要支持路径分裂的情况下,建立了虚拟网络映射问题的整数线性规划模型,并且根据该模型提出了一种新的基于粒子群优化的虚拟网络映射算法(Virtual Network Embedding Based On Particle Swarm Optimization,简称 VNE-PSO)。该算法将虚拟网络映射方案编码为粒子群中粒子的位置,并将虚拟网络映射的资源开销作为适应度函数以评价当前方案,每个粒子在迭代过程中根据个体最优信息和全局最优信息来调整自己的位置,以获得虚拟网络映射的近似最优解。模拟实验结果表明,与文献[7]中提出的方法相比,该算法提高了虚拟网络映射请求接受率与底层网络长期平均运营收益,同时降低了虚拟网络映射的求解时间。本文的主要贡献为:(1)在底层网络路径不需要支持路径分裂的条件下,建立了虚拟网络映射的整数线性规划模型,补充了文献[7]中的工作;(2)根据优化的虚拟网络映射模型重新对粒子群中粒子的参数和相关操作进行了定义。据我们所知,本文是第一篇采用智能优化方法来解决虚拟网络映射问题的论文。

## 2 问题描述与评价指标

### 2.1 底层网络

底层网络拓扑可以标记为带权无向图  $G_s = (N_s, L_s, C_s^n, C_s^l)$ ,其中  $N_s$  表示底层网络节点的集合,  $L_s$  表示底层网络链路的集合。  $C_s^n$  与  $C_s^l$  分别表示底层节点  $n_s$  ( $n_s \in N_s$ ) 与  $l_s$  ( $l_s \in L_s$ ) 所具有属性的集合。底层节点  $n_s$  具有的属性为该节点当前可用计算能力  $CPU(n_s)$  与物理位置  $Loc(n_s)$ ;底层链路  $l_s$  具有的属性为该链路当前可用的带宽资源  $BW(l_s)$ 。所有底层网络的无环路路径标记为  $P_s$ 。图 1(b)描绘了一个底层网络,其中节点附近

的矩形中的数字表示该节点的可用计算资源,链路附近的数字表示该链路的可用带宽资源。

### 2.2 虚拟网络请求

与底层网络类似,虚拟网络拓扑也可标记为带权无向图  $G_v = (N_v, L_v, R_v^n, R_v^l)$ ,其中  $N_v$  为虚拟网络节点的集合,  $L_v$  为虚拟网络链路的集合。  $R_v^n$  表示虚拟节点  $n_v$  ( $n_v \in N_v$ ) 的资源约束条件的集合,由该虚拟节点计算能力需求  $CPU(n_v)$  和位置需求  $Loc(n_v)$  组成;  $R_v^l$  表示虚拟链路  $l_v$  ( $l_v \in L_v$ ) 的带宽资源需求  $BW(l_v)$ 。对于一个虚拟网络请求,可用四元组  $VNR^{(i)}(G_v, D, t_a, t_d)$  来表示,其中  $D$  表示虚拟节点  $n_v$  可以被映射到距离位置需求  $Loc(n_v)$  的最远距离,  $t_a$  表示虚拟网络请求的到达时刻,  $t_d$  表示虚拟网络在底层网络中持续的时间。

### 2.3 虚拟网络映射问题描述

虚拟网络映射问题被定义为映射:  $M: G_v(N_v, L_v) \rightarrow G_s(N'_s, P'_s)$ ,其中  $N'_s \subset N_s, P'_s \subset P_s$ 。映射可以分解为以下两个步骤:(1)将虚拟节点映射到满足其节点资源约束条件的底层节点上;(2)将虚拟链路映射到满足其带宽资源约束条件的底层无环路径上。

图 1(a)和图 1(b)描述了虚拟网络请求 1 的一个可行映射方案。例如,节点映射为方案  $\{a \rightarrow B, b \rightarrow C, c \rightarrow F, d \rightarrow E\}$ ,链路映射方案为  $\{(a, b) \rightarrow (B, C), (a, c) \rightarrow (B, F), (b, d) \rightarrow (C, E), (c, d) \rightarrow (F, E)\}$ 。注意,不同的虚拟网络请求中的节点可以被映射到相同的底层网络节点上,但属于同一虚拟网络中的节点不能共享同一底层网络节点。

### 2.4 评价指标

与文献[3,7]类似,在  $t$  时刻接受一个虚拟网络请求的收益可定义为该虚拟网络请求的计算资源需求和带宽资源需求之和:

$$R(G_v, t) = \sum_{n_v \in N_v} CPU(n_v) + \sum_{l_v \in L_v} BW(l_v) \quad (1)$$

在  $t$  时刻接受一个虚拟网络请求的开销可定义为底层网络分配给该虚拟网络请求的资源之和:

$$C(G_v, t) = \sum_{n_v \in N_v} CPU + \sum_{l_v \in L_v} \sum_{l_s \in L_s} BW(f_{l_s}^{l_v}, l_v) \quad (2)$$

其中  $f_{l_s}^{l_v} \in \{0, 1\}$ ,当底层链路  $l_s$  向虚拟链路  $l_v$  分配带宽资源时  $f_{l_s}^{l_v} = 1$ ,否则  $f_{l_s}^{l_v} = 0$ 。  $BW(f_{l_s}^{l_v}, l_v)$  表示  $l_s$  向  $l_v$  分配的带宽的值。

虚拟网络映射的主要评价指标如下:

(1)底层网络的长期平均运营收益:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sum_{t=0}^T R(G_v, t)}{T} \quad (3)$$

(2)虚拟网络请求接受率:

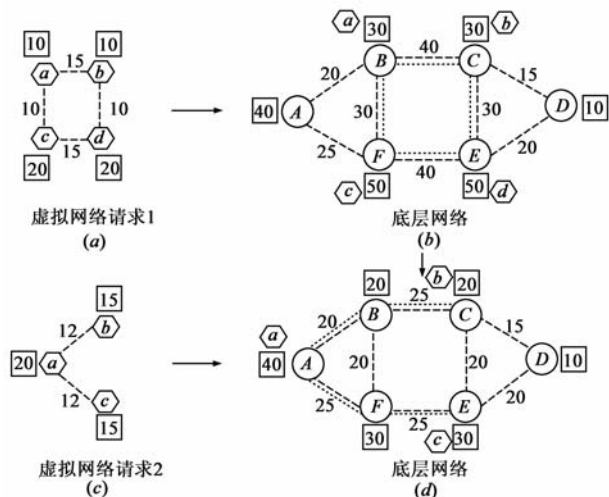


图1 虚拟网络映射实例

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sum_{t=0}^T VNR_S}{\sum_{t=0}^T VNR} \quad (4)$$

其中  $\sum_{t=0}^T VNR_S$  表示从  $t=0$  时刻到  $T$  时刻成功映射的虚拟网络个数,  $\sum_{t=0}^T VNR$  表示从  $t=0$  时刻到  $T$  时刻虚拟网络请求的总数.

(3) 底层网络长期平均收益开销比:

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

### 3 虚拟网络映射问题的整数线性规划模型

在底层网络不支持路径分裂的情况下, 本文以降低虚拟网络映射开销为目标, 建立了虚拟网络映射问题的整数线性规划模型.

该模型涉及到以下两个变量:

二进制变量  $f_{ij}^{uv}$ : 在映射过程中, 如果物理链路  $(i, j)$  承载了虚拟链路  $(u, v)$ , 该变量取值 1, 否则取值 0.

二进制变量  $x_i^u$ : 在映射过程中, 如果虚拟节点  $u$  被映射到物理节点  $i$  上, 该变量取值为 1, 否则取值为 0.

对于一个虚拟网络映射请求, 不同映射方案的 CPU 开销是相同的, 而带宽开销是不同的, 因此我们将下式作为该模型的目标函数:

$$\text{Minimize } \sum_{(u,v) \in L_s} \sum_{(i,j) \in L_v} f_{ij}^{uv} \times BW(l_{uv}) \quad (6)$$

在节点约束方面, 底层网络节点的 CPU 能力必须能够满足虚拟网络节点的 CPU 能力需求, 并且该底层网络节点必须位于在距离该虚拟节点所请求位置的  $D$  范围内. 节点和链路的约束条件的形式化描述如下式所示:

$$\forall u \in N_v, \forall i \in N_s, \begin{cases} x_i^u \times CPU(u) \leq CPU(i) \\ x_i^u \times Dis(Loc(i), Loc(u)) \leq D \end{cases} \quad (7)$$

$$\forall (i, j) \in L_s, \forall (u, v) \in L_v, f_{ij}^{uv} \times BW(l_{uv}) \leq BW(l_{ij}) \quad (8)$$

如果在虚拟网络节点映射阶段, 虚拟节点  $u$  和  $v$  分别映射到底层网络节点  $i$  和  $j$ , 那么在虚拟网络链路映射阶段, 虚拟链路  $(u, v)$  将被映射到从节点  $i$  到节点  $j$  的一条底层物理路径  $P$  上. 在源点  $i$  上, 流出的流量为 1, 流入的流量为 0, 因此  $\sum_{(i,j) \in L_s} f_{ij}^{uv} - \sum_{(j,i) \in L_s} f_{ji}^{uv} = 1$ ; 在汇点  $j$  上, 流出的流量为 0, 流入的流量为 1, 因此  $\sum_{(i,j) \in L_s} f_{ij}^{uv}$

$-\sum_{(j,i) \in L_s} f_{ji}^{uv} = -1$ ; 而在路径  $P$  其它节点上, 流出和流入的流量均为 1, 所以  $\sum_{(i,j) \in L_s} f_{ij}^{uv} - \sum_{(j,i) \in L_s} f_{ji}^{uv} = 0$ . 连接性约束条件如下:

$$\forall i \in N_s, \forall (u, v) \in L_v,$$

$$\sum_{(i,j) \in L_s} f_{ij}^{uv} - \sum_{(j,i) \in L_s} f_{ji}^{uv} = \begin{cases} 1, & \text{if } x_i^u = 1 \\ -1, & \text{if } x_i^v = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

对于同一个虚拟网络请求, 一个底层网络节点只能承载一个虚拟节点, 一个虚拟网络节点也只能映射到一个底层网络节点上. 因此, 变量  $x_i^u$  和  $f_{ij}^{uv}$  具有以下约束:

$$\forall i \in N_s, \sum_{u \in N_v} x_i^u \leq 1 \quad (10)$$

$$\forall u \in N_v, \sum_{i \in N_s} x_i^u = 1$$

$$\forall i \in N_s, \forall u \in N_v, x_i^u \in \{0, 1\} \quad (11)$$

$$\forall (i, j) \in L_s, \forall (u, v) \in L_v, f_{ij}^{uv} \in \{0, 1\}$$

## 4 VNE-PSO 算法

### 4.1 PSO 基础

粒子群优化算法是由 Kennedy 和 Eberhart 提出的一种基于群体智能的全局随机搜索算法<sup>[8]</sup>, 与同类优化算法相比<sup>[9,10]</sup>, 具有执行速度快、效率高等优点. 在该算法中, 每个粒子以一定的速度在解空间运动, 并向自身历史最佳位置  $X_{pb}$  和邻域历史最佳位置  $X_{gb}$  聚集, 实现对候选解的进化. 粒子的速度和位置更新公式如下:

$$V_{i+1} = wV_i + c_1r_1(X_{pb} - X_i) + c_2r_2(X_{gb} - X_i) \quad (12)$$

$$X_{i+1} = X_i + V_{i+1} \quad (13)$$

式中  $X_i$  表示第  $i$  个粒子当前的位置,  $V_i$  表示其当前速度. 式(12)中  $w$  表示粒子保持惯性的权重;  $c_1, c_2$  表示粒子的加速度, 分别代表粒子向本身最优位置和全局最优位置移动的趋势,  $r_1, r_2$  是  $(0, 1)$  之间均匀产生的随机数.

### 4.2 粒子相关参数和操作的重新定义

粒子群算法最初主要用于解决连续域内多目标优化问题, 而在求解离散优化问题时需要根据具体问题重新定义粒子的参数与相关操作<sup>[11]</sup>. 根据优化的虚拟网络映射问题模型, 我们重新对粒子群中粒子的位置、速度和相关操作进行了定义, 具体定义如下:

**定义 1 粒子的位置:** 粒子的位置向量  $X_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D]$  被定义为第  $i$  个可能的映射方案.  $D$  表示该虚拟网络请求中共包含  $D$  个虚拟网络节点.  $x_i^j$  取正整数, 其值表示第  $j$  个虚拟节点从其底层网络候选节点列表中选择的底层网络节点编号.

**定义 2 粒子的速度:**粒子的速度向量  $V_i = [v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D]$  被定义映射方案的调整决策, 用于指导当前的映射方案向更优的映射方案调整. 其中  $v_i^j$  是一个二进制变量, 如果  $v_i^j = 0$ , 表示第  $j$  个虚拟节点需要从它的底层网络候选节点列表中重新选择节点映射.

**定义 3 减法  $\ominus$ :**  $X_i \ominus X_j$  用于计算两种映射方案的差异性. 如果映射方案  $X_i$  和  $X_j$  在同一维上具有相同的值, 则差值的结果为 1, 否则为 0. 例如,  $(1, 2, 3, 4, 5) \ominus (1, 3, 2, 4, 6) = (1, 0, 0, 1, 0)$ .

**定义 4 加法  $\oplus$ :**  $P_i V_i \oplus P_j V_j$  用于获得映射方案的调整决策. 其中  $P_i V_i$  和  $P_j V_j$  分别表示以  $P_i$  的概率维持  $V_i$  各维的值和以  $P_j$  的概率维持  $V_j$  各维的值, 且  $P_i + P_j = 1 (0 \leq P \leq 1)$ . 例如,  $0.1(1, 0, 0, 1, 1) \oplus 0.9(1, 0, 1, 0, 1) = (1, 0, *, *, 1)$ , 其中  $*$  表示此维取 0 或 1 不确定. 在本例的加法结果中第一个  $*$  表示此维以 0.1 的概率取 0, 以 0.9 的概率取 1.

**定义 5 乘法  $\otimes$ :**  $X_i \otimes V_i$  用于获得新的映射方案. 映射方案  $X_i$  按照调整决策  $V_i$  对其虚拟节点映射方案进行调整. 例如,  $(1, 2, 4, 3, 8) \otimes (1, 0, 1, 1, 1)$ , 表明映射方案中第二个虚拟网络节点的映射方案需要调整.

因此我们可以得出重新定义后的粒子群优化算法的位置和速度更新基本公式如下:

$$V_{i+1} = P_1 V_i \oplus P_2 (X_{pb} \ominus X_i) \oplus P_3 (X_{gb} \ominus X_i) \quad (14)$$

$$X_{i+1} = X_i \otimes V_{i+1} \quad (15)$$

其中,  $P_1, P_2$  和  $P_3$  为常量, 且  $P_1 + P_2 + P_3 = 1$ .

#### 4.3 VNE-PSO 算法描述

VNE-PSO 算法将适应度函数式(6)标记为  $f(X)$ , 其中位置向量  $X$  表示可能的映射方案. 适应度函数的计算过程中将首先按照式(7)检查节点能力约束, 然后按照式(8)和式(9)采用最短路径算法检查当前映射方案的可行性, 以检查带宽和连接性约束条件. 如果该映射方案可行, 则  $f(X)$  的值表示虚拟网络映射的开销. 如果该映射方案不可行, 则  $f(X)$  的值被设置为  $+\infty$ ; VNE-PSO 算法的描述如下所示:

**Step1** 设定粒子群的规模数  $N$ , 算法执行的最大迭代次数  $MG$ . 粒子随机生成初始位置参数  $X_i$  与速度参数  $V_i$ .

**Step2** 计算所有粒子的适应度  $f(X_i)$ , 得到全局最优初始位置  $X_{gb}$  与每个粒子个体最优初始位置  $X_{pb}$ .

**Step3** 对于满足约束条件的粒子按照式(14)进行速度更新, 式(15)进行位置更新, 位置更新中随机选取底层网络候选节点; 对于不满足条件约束的粒子, 重新生成其位置与速度参数.

**Step4** 对于粒子群中的每个粒子, 如果  $f(X_i) < f(X_{pb})$ , 则  $X_{pb} = X_i$ ; 如果  $f(X_{pb}) < f(X_{gb})$ , 则  $X_{gb} = X_{pb}$ .

**Step5** 检查当前迭代次数, 如果小于最大迭代次数  $MG$ , 则执行 Step3; 否则, 执行 Step6.

**Step6** 输出最优虚拟网络映射方案及其适应度值.

## 5 性能评估与分析

为了验证 VNE-PSO 的有效性, 我们基于文献[7]中给出的虚拟网络映射模拟器实现了我们的算法. 以本文 2.4 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[7]所提出的映射算法 D-ViNE-LB 和 D-ViNE-SP 进行比较.

### 5.1 实验设置

底层网络拓扑被设置为具有 100 个节点和约 500 条链路. 底层网络节点 CPU 资源与带宽资源服从 50-100 的均匀分布. 我们假设在每 100 个时间单元内虚拟网络请求的到达服从均值为 5 的泊松过程, 每一个虚拟网络的生存时间服从指数分布, 其平均生存时间为 500 个时间单元. 对于每一个虚拟网络请求, 虚拟网络节点服从 2-20 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服从 0-50 的均匀分布. 网络拓扑结构及其附加的位置信息均利用 GT-ITM 工具随机产生, 位置坐标的  $x$  与  $y$  变量服从 0-100 的均匀分布, 并假设所有的虚拟网络映射请求的位置约束条件  $D$  均取常量. 每次模拟实验运行约 50000 个时间单元, 包含 2500 个虚拟网络请求.

对于 VNE-PSO 算法, 我们设定粒子群的规模数  $N$  为 5 且算法执行的最大迭代次数  $MG$  为 20. 式(14)中的  $P_1, P_2$  和  $P_3$  分别被设置为 0.1, 0.2 和 0.7.

### 5.2 模拟实验结果与分析

图 2 和图 3 表明, 与 D-ViNE-SP 相比, 均是在底层网络不支持路径分裂的情况下, VNE-PSO 显著提高了底层网络长期平均运营收益(约 22%)和虚拟网络请求接受率(约 10%). 即便与利用底层网络支持路径分裂这一特性设计的 D-ViNE-LB 算法相比, VNE-PSO 仍然具有较大的优势, 例如在时间单元 40000 时, 底层网络长期平均运营收益和虚拟网络请求接受率分别提高了约 8% 和 7%. 主要原因在于所比较的两个算法采用的基于松弛和舍入技术求得的解不一定是最优解(甚至不一定是可行解), 而我们提出的基于粒子群优化的映射算法可以获得近似全局最优解, 从而可显著地降低虚拟网络映射开销, 为底层网络接受更多的虚拟网络提供了可能. 正如图 4 所示, 与 D-ViNE-SP 和 D-ViNE-LB 相比, VNE-PSO 显著提高了底层网络长期平均收益代价比(分别提高了约 20% 和约 9%).

图 5 表明, VNE-PSO 与 D-ViNE-SP 相比, 虚拟网络映射所需时间降低了约 45%, 而与 D-ViNE-LB 相比虚

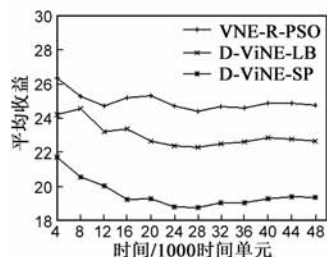


图2 底层网络长期平均运营收益

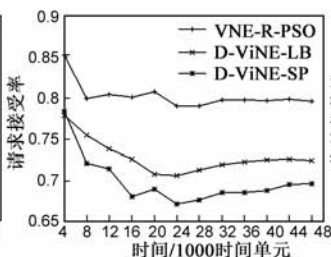


图3 虚拟网络请求接受率

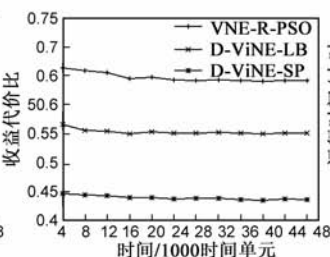


图4 底层网络长期平均收益代价比

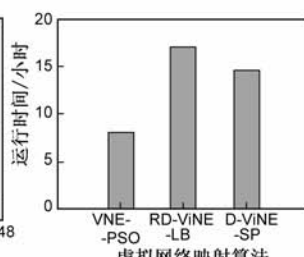


图5 运行时间对比

拟网络映射时间降低了约 53%。这是因为 VNE-PSO 基于粒子群优化算法,该算法可以通过设定粒子群的数目、迭代次数和其它迭代终止条件来有效平衡运行时间和求解质量。

## 6 结论

本文以降低虚拟网络映射资源开销为目标,在底层网络不支持路径分裂的情况下,建立了优化虚拟网络映射的整数线性规划模型,并设计了基于粒子群优化的虚拟网络映射算法。该算法根据问题模型重新定义了粒子的位置、速度和更新操作。模拟实验结果表明在提高底层网络长期运营收益与虚拟网络请求映射接受率的同时,降低了虚拟网络映射的求解时间。

## 参考文献

- [1] N CHOWDHURY, R BOUTABA. Network virtualization: state of the art and research challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2009, 47(7): 20–26.
- [2] N FEAMSTER, L GAO, J REXFORD. How to lease the Internet in your spare time[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2007, 37(1): 61–64.
- [3] M YU, Y YI, J REXFORD, et al. Rethinking virtual network embedding: Substrate support for path splitting and migration[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2008, 38(2): 17–29.
- [4] Y ZHU, M AMMAR. Algorithms for assigning substrate network resources to virtual network components[A]. INFOCOM [C]. Barcelona: IEEE, 2006. 1–12.
- [5] J LU, J TURNER. Efficient mapping of virtual networks onto a shared substrate[R]. St. Louis: Department of Computer Science and Engineering, Washington University, 2006.
- [6] X CHENG, S SU, Z ZHANG, et al. Virtual Network Embedding Through Topology-Aware Node Ranking[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(2): 39–47.
- [7] N CHOWDHURY, M RAHMAN, R BOUTABA. Virtual network embedding with coordinated node and link mapping[A].

INFOCOM[C]. Rio de Janeiro: IEEE, 2009. 783–791.

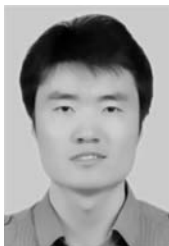
- [8] J KENNEDY, R EBERHART. Particle swarm optimization[A]. International Conference on Neural Networks[C]. Perth: IEEE, 1995. 1942–1948.
- [9] J HOLLAND. Adaptation in natural and artificial systems[M]. MA, USA: MIT Press Cambridge, 1992.
- [10] 魏薇, 杨放春. 基于遗传算法进化业务冲突检测规则的研究[J]. 电子学报, 2007, 35(4): 634–639.  
Wei Wei, Yang Fang-chun. Evolving the detection rule of feature interaction by genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(4): 634–639. (in Chinese)
- [11] 王文彬, 孙其博, 赵新超, 杨放春. 基于非均衡变异离散粒子群算法的 QoS 全局最优 Web 服务选择方法[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2774–2779.  
Wang Wenbin, Sun Qibo, Zhao Xinchao, Yang Fangchun. Web services selection approach with QoS global optimal based on discrete particle swarm optimization with non-uniform mutation algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2774–2779. (in Chinese)

## 作者简介



程 祥 男, 1984 年 10 月生于北京。现为北京邮电大学博士研究生, 主要研究方向为下一代互联网与云计算技术。

E-mail: chengxiang@bupt.edu.cn



张忠宝 男, 1985 年 9 月生于山东。现为北京邮电大学博士研究生, 主要研究方向为下一代互联网与云计算技术。

E-mail: zhongbaozb@bupt.edu.cn