

# 跨域逻辑承载网映射方法研究

张旻<sup>1</sup>, 吴春明<sup>2</sup>, 王滨<sup>2</sup>, 姜明<sup>1</sup>

(1. 杭州电子科技大学 计算机学院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310027)

**摘要:** 为了解决跨域逻辑承载网的映射问题, 提出了一种以最小映射代价为目标的分层优化模型, 并基于该模型采用原始分解和次梯度方法, 设计了一个跨域逻辑承载网映射算法。通过理论分析证明了方法的正确性, 仿真实验从收敛性、运行时间以及动态网络环境下的构建请求接收率和构建平均收益等方面验证了该方法的有效性。

**关键词:** 可重构柔性承载网络; 逻辑承载网; 网络虚拟化; 逻辑承载网映射

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)08-0200-08

## Research on mapping method of logical carrying network across multiple domains

ZHANG Min<sup>1</sup>, WU Chun-ming<sup>2</sup>, WANG Bin<sup>2</sup>, JIANG Ming<sup>1</sup>

(1. Computer Science College, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. Computer Science College, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

**Abstract:** In order to solve the mapping problem of logical carrying network across multiple domains, a hierarchical linear program model was presented, which aims to minimize the cost of mapping. Based on this model, a mapping algorithm for logical carrying network across multiple domains was designed using primal decomposition and subgradient optimization technique. The correctness of this method was proved by theoretical analysis, and the validity of the proposed method was assessed by a collection of numerical simulation experiments through the performance of convergence and runtime, as well as mapping request acceptance ratio and revenue in a dynamical network environment.

**Key words:** universal carrying network; logical carrying network; network virtualization; logical carrying network mapping

### 1 引言

随着互联网业务类型的不断丰富, 网络规模的不断扩大, 促使网络技术需要不断地进行革新, 以适应用户业务和网络规模快速发展的需求。然而, 仅仅依靠拓展链路传输带宽, 提高节点处理速度等方法, 不仅难以满足特性差异日益扩大的用户业务承载需求, 而且面对大量差异化用户业务的规模化

应用, 网络无法适应的问题日趋凸现。针对上述问题, 文献[1,2]以用户业务需求为驱动, 提出了面向服务提供的可重构柔性承载网络(UCN, universal carrying network)技术体系, 基于可重构路由交换平台, 通过构建可重构逻辑承载网(LCN, logical carrying network)的形式, 快速、灵活和高效地为用户业务提供多样化的网络服务。

LCN映射是构建可重构逻辑承载网的核心过

收稿日期: 2011-08-30; 修回日期: 2012-06-13

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(“973”计划)基金资助项目(2012CB315903); 国家自然科学基金资助项目(61070157, 61070213, 61103200)

**Foundation Items:** The National Basic Research Program of China (973 Program) (2012CB315903); The National Natural Science Foundation of China (61070157, 61070213, 61103200)

程,也就是根据用户业务承载需求(如 LCN 的拓扑、带宽等),为每条逻辑链路选择适当的物理网络路径,并为其分配资源。LCN 映射问题从理论和应用上来说都是一个非常具有挑战性的问题,主要原因在于:一方面,LCN 构建需求的多样性、物理网络资源的有限性、LCN 构建请求是动态到达且不可预知的;另一方面,LCN 映射既要满足用户业务需求,也要高效地利用物理网络资源,以期在资源有限的物理网络上能够构建尽可能多的逻辑承载网,实现物理网络提供商利益的最大化。

目前,国内外研究人员对 LCN 映射或虚拟网<sup>[3,4]</sup>映射问题做了诸多有益的探索,取得了一定的成果。王浩学等<sup>[2]</sup>设计了一种基于资源均衡的 LCN 映射算法,比较了分别采用基于负载均衡的映射算法和不支持负载均衡的映射算法时 LCN 构建成功的概率。齐宁等<sup>[5]</sup>讨论了映射策略的若干重要原则,并在此基础上提出了带迁移同时考虑网络均衡的映射方法。李文等<sup>[6]</sup>结合 K 短路径的思想,寻找满足逻辑链路带宽需求的物理路径。Cheng Xiang 等<sup>[7]</sup>运用马尔科夫随机漫步模型把网络资源与网络拓扑相结合对网络节点排序,基于节点排序结果进行虚拟网映射,该方法突破了传统映射过程只考虑网络资源的思想,提高了映射效率。W. Szeto<sup>[8]</sup>基于多商品流问题中的最大并行流问题(maximum-concurrent flow problem)在物理网络中每个边缘节点对之间进行资源的预分配,采用线性规划的方法来进行求解。当一个新的虚拟网构建需求到达后,在预分配资源中对虚拟网所需资源进行实际分配。Minlan Yu 等<sup>[9]</sup>提出了多径映射的思想,通过将虚拟链路映射到多条物理路径上,以提高物理网络的负载均衡和资源可利用率,并基于多商品流问题来进行建模求解。Jens Lischka 等<sup>[10]</sup>提出通过子图同构检测和回溯的方法来将虚节点和虚链路同步映射到物理网络中,以提高虚拟网构建成功的概率。针对虚节点映射的位置要求,N. M. Mosharaf 等<sup>[11]</sup>提出通过在底层物理网络上设立虚拟的元节点和元边来扩展物理网络,从而将一个虚节点映射位置不确定问题转化为确定性问题,再通过混合整数规划的方法来进行建模求解。

上述提出的一些映射算法都属于集中式的解决方案,即需要获取整个物理网络的拓扑、带宽资源等信息。然而,在实际中,物理网络分成了多个自治域,由不同的基础设施提供商(InP,

infrastructure provider)管理,而每个 InP 往往不愿提供其物理网络拓扑、资源等相关信息。因此,目前的这些映射算法无法对跨域的 LCN 进行映射。尽管文献[12]和文献[13]分别提出了一种分布式和跨域映射方案,但文献[12]中的分布式算法还是要求网络中的每个结点通过通信协议获取整个网络拓扑等信息,而文献[13]提出的是一种启发式跨域映射方案,没有从数学模型上考虑网络资源优化和映射代价。基于上述原因,如何有效地对跨域 LCN 进行映射仍是具有重要研究意义和挑战的工作。

针对跨域 LCN 映射问题,本文将物理网络分为 2 层视图,低层视图即各个域的物理网络拓扑,而高层视图是由路径矢量构成的网络拓扑。在此基础上,本文以最小映射代价为目标,提出了一个新颖的分层优化模型,并运用最优化理论中的原始分解方法,将该模型分解为 2 个子问题,其中一个子问题涉及各个域的物理网络信息,从而可以由各个域独立求解,而另一问题与路径矢量网络有关,可在路径矢量网络上作优化。最终,基于跨域 LCN 映射分层模型的分解,本文提出了一个跨域 LCN 映射算法,实验表明该算法可以快速收敛,并与其他跨域映射方案相比,具有更好的性能。

## 2 逻辑承载网映射问题描述

LCN 构建是根据用户业务的需求及物理网络当前的资源状况,通过映射算法在构建需求与网络资源之间进行匹配,以获得最优的网络资源分配方案。下面对 LCN 映射问题进行数学描述。

物理网络可以抽象表示为  $G(V,E)$ ,其中, $V$ 表示物理节点的集合, $E$ 表示物理链路的集合。本文将考虑 LCN 的拓扑和逻辑链路带宽需求,LCN 构建需求表示为  $\{G^v(V^v,E^v),D\}$ ,其中, $G^v(V^v,E^v)$ 表示 LCN 的拓扑, $V^v$ 和  $E^v$ 分别表示 LCN 节点和逻辑链路的集合, $D=\{d_e|e \in E^v\}$ 为逻辑链路带宽需求的集合。进一步可以用一个三元组  $(s,t,d)$ 表示承载网逻辑链路的带宽需求,其中, $s$ 和  $t$ 表示承载网逻辑链路的 2 个端点,LCN 构建需求也可表达为三元组的集合,即  $\{(s_i,t_i,d_i)|1 \leq i \leq m\}$ , $m$ 为待构建的承载网中逻辑链路的个数。

对于 LCN 映射问题,可描述为将逻辑链路映

射到某条物理路径,记作  $path(s,t)=M_{link}(e)$ , 其中,  $path(s,t)$  表示  $s$  至  $t$  所经过的物理链路,  $M_{link}(\cdot)$  表示逻辑链路到物理路径的映射关系。这时, LCN 映射可以看作是在  $G(V,E)$  中构建一个子图  $G'(V',E')$ , 这个子图应当满足承载网构建需求, 而构建子图  $G'(V',E')$  的目标是使构建费用最小化, 即:

$$\min cost = \sum_{e \in E'} wx(e) \quad (1)$$

其中,  $w$  表示链路  $e$  单位带宽的代价,  $x(e)$  表示在链路  $e$  上所需的带宽。

### 3 跨域逻辑承载网映射算法

#### 3.1 跨域映射分层优化模型

假设将物理网络  $G(V,E)$  划分为  $N$  个域, 其拓扑图分别记为  $G_i(V_i,E_i)$ ,  $1 \leq i \leq N$ ,  $V_i$  为域  $i$  中节点集合,  $V_i^b$  为域  $i$  中边界节点集合(将连接 2 个不同域的链路的两端称为边界节点, 连接 2 个不同域的链路称为边界链路),  $E_i$  为域  $i$  中链路集合。我们将从分层的角度考虑底层物理网络在不同层次的视图。高层次视图, 也称为路径矢量网络, 记为  $G^l(V^l,E^l)$ 。路径矢量网络中的链路(路径矢量)对应于底层物理网络的路径或边界链路, 例如, 图 1 中路径矢量网络的链路  $(b_1,b_3)$  和  $(b_3,b_5)$  分别对应于底层物理网中  $b_1$  与  $b_3$  间的路径和边界链路  $(b_3,b_5)$ 。路径矢量网络的节点集合  $V^l$  由所有域的边界节点组成, 链路集合  $E^l$  由对应于底层物理网络中每个域边界节点之间的路径或边界链路的路径矢量组成。低层次视图, 也就是每个域的物理拓扑子图。图 1 给出了一个物理网络的 2 层视图, 其中, 图 1(b)和图 1(c)分别是物理网络(图 1(a))的高层次视图和低层次视图。

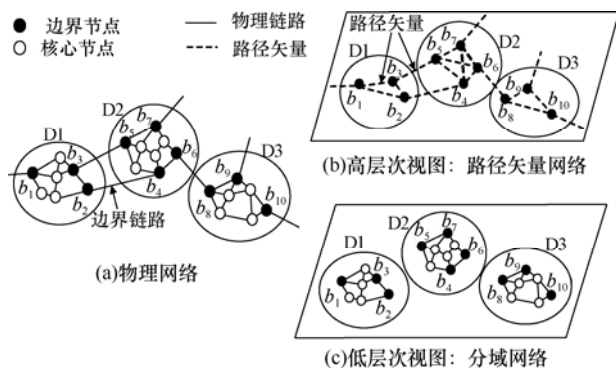


图 1 物理网络的 2 层视图

基于物理网络分层结构, 采用多商品流数学模型, 本文可以建立以下跨域 LCN 映射的分层线性规划(LCN\_HLP, logical carrying network hierarchical linear program)模型。对于一个 LCN 构建请求  $\{(s_i,t_i,d_i) | 1 \leq i \leq m\}$  可分解为域内逻辑链路集合  $R_k^1 = \{(s_i,t_i,d_i) | s_i,t_i \in V_k\}$ ,  $1 \leq k \leq N$ , 和域间逻辑链路集合  $R^2 = \{(s_i,t_i,d_i) | s_i \in V_{k_1}, t_i \in V_{k_2}, k_1 \neq k_2\}$ 。域内逻辑链路的映射可以采用文献[9]的方法解决, 为此, 下面分层线性规划模型是针对域间逻辑链路映射的建模。另外, 由于  $(s_i,t_i,d_i) \in R^2$  的  $s_i$  或  $t_i$  可能不是边界节点, 此时, 路径矢量网络还要包含该节点到其域内边界节点的路径矢量。

#### 1) 输入

跨域 LCN 构建请求:

$$R^2 = \{(s_i,t_i,d_i) | s_i \in V_{k_1}, t_i \in V_{k_2}, k_1 \neq k_2, 1 \leq i \leq m\}$$

路径矢量网络:  $G^l(V^l,E^l)$ ,  $E_i^l \subset E^l$  表示第  $i$  域的路径矢量集合。

分域物理网络:  $G_i(V_i,E_i)$ ,  $1 \leq i \leq N$ 。

边界链路集合:  $E^b$  表示所有边界链路。

路径矢量权重:  $\forall \overline{uv} \in E^l$ ,  $\tilde{w}_{uv}$  表示经过路径矢量  $\overline{uv}$  的平均代价。

物理链路剩余带宽:  $r_{uv}$  表示物理链路  $\overline{uv}$  的剩余带宽。

#### 2) 变量

$f_{u,v}^i$  表示 LCN 构建请求中第  $i$  条逻辑链路在路径矢量网络链路  $\overline{uv}$  上从  $u$  到  $v$  的流量。

$y_{uv}$  表示路径矢量网络链路  $\overline{uv}$  的带宽容量。

$x_{u,v}^{j,st}$  表示将  $y_{st}$  作为商品需求, 其在第  $j$  域物理网络链路  $\overline{uv}$  上从  $u$  到  $v$  的流量。

#### 3) 数学模型

$$\min \left[ \sum_{\overline{uv} \in E^l} \sum_{1 \leq i \leq m} f_{u,v}^i \tilde{w}_{uv} \right] \quad (2)$$

#### ① 高层次视图约束条件

$$\sum_{1 \leq i \leq m} (f_{u,v}^i + f_{v,u}^i) \leq y_{uv}, \forall \overline{uv} \in E^l \quad (3)$$

$$\sum_{v \in V^l} f_{u,v}^i - \sum_{v \in V^l} f_{v,u}^i = \begin{cases} d_i, u = s_i \\ -d_i, u = t_i \text{ 且 } 1 \leq i \leq m \\ 0, u \in V^l / \{s_i, t_i\} \end{cases} \quad (4)$$

#### ② 低层次视图约束条件

$$\sum_{\bar{st} \in E_j^l} (x_{u,v}^{j,\bar{st}} + x_{v,u}^{j,\bar{st}}) \leq r_{uv}, \forall uv \in E_j, 1 \leq j \leq N \quad (5)$$

$$\sum_{v \in V} x_{u,v}^{j,\bar{st}} - \sum_{v \in V} x_{v,u}^{j,\bar{st}} = \begin{cases} y_{st}, u = s \\ -y_{st}, u = t \\ 0, u \in V_j / \{s, t\} \end{cases}$$

$$\forall \bar{st} \in E_j^l, 1 \leq j \leq N \quad (6)$$

$$y_{uv} = r_{uv}, \quad \forall uv \in E^b \quad (7)$$

③ 其他约束条件

$$f_{u,v}^i \geq 0 \quad \forall uv \in E^l, 1 \leq i \leq m \quad (8)$$

$$x_{u,v}^{j,\bar{st}} \geq 0 \quad \forall uv \in E_j, \forall \bar{st} \in E_j^l, 1 \leq j \leq N \quad (9)$$

LCN\_HLP 模型解释如下。

1) 式(2)为数学规划的目标函数，目标是使构建的逻辑承载网的代价最小化。式中  $\tilde{w}_{uv}$  由各域预先计算得到，本文采用的计算方法是：先通过网络最大流计算出节点  $u$  和  $v$  之间的最大流，并计算得到最大流的代价，从而可以计算出  $u$  和  $v$  间的平均代价。设  $\lambda_{uv}$  和  $f_{s,t}^{uv}$  分别表示由最大流算法计算得到的节点  $u$  和  $v$  之间的最大流及经过物理链路  $\bar{st}$  的流量，则  $\tilde{w}_{uv} = \frac{\sum_{\bar{st} \in E_i} w_{st} f_{s,t}^{uv}}{\lambda_{uv}}$ 。

2) 式(3)、式(4)是高层次视图中多商品流模型的约束条件，其中构建带宽需求  $d_i$  作为多商品流模型中的商品需求， $y_{uv}$  作为容量限制。式(5)、式(6)是低层次视图中多商品流模型的约束条件，其中  $y_{uv}$  作为商品需求，物理链路剩余带宽  $r_{uv}$  作为容量限制。

3) 为了后面描述方便，本文采用粗体字和大写字母表示向量和矩阵，式(3)、式(4)可以用矩阵表示为  $\mathbf{Bf} \leq \mathbf{y}, \mathbf{Af}_i = \mathbf{d}_i, 1 \leq i \leq m$ ，其中， $\mathbf{f}_i$  表示变量  $f_{u,v}^i$  所构成的向量  $\mathbf{f}_i = (f_{u,v}^i, u, v \in V)$ ， $\mathbf{f} = (\mathbf{f}_i, 1 \leq i \leq m)$ ， $\mathbf{d}_i$  表示 LCN 需求向量， $\mathbf{y}$  表示变量  $y_{uv}$  所构成的向量  $\mathbf{y} = (y_{uv}, uv \in E^l)$ 。同样地，式(5)、式(6)可以用表示为  $\mathbf{B}_j \mathbf{x}_j \leq \mathbf{r}_j, 1 \leq j \leq N$  及  $\mathbf{A}_j \mathbf{x}_j^{\bar{st}} = \mathbf{y}_j^{\bar{st}}, 1 \leq j \leq N, \forall \bar{st} \in E_j^l$ 。

### 3.2 模型求解及映射算法设计

基于原始分解方法<sup>[14]</sup>，LCN\_HLP 问题可以分解为 2 个最优子问题。当  $\mathbf{y}$  固定时，子问题 1 可以表示为

$$\min \left[ \sum_{1 \leq i \leq m} \mathbf{f}_i \tilde{\mathbf{w}} \right] \quad (10)$$

约束条件：

$$\mathbf{Bf} \leq \mathbf{y} \quad (11)$$

$$\mathbf{Af}_i = \mathbf{d}_i, 1 \leq i \leq m \quad (12)$$

$$\mathbf{f} \leq \mathbf{0} \quad (13)$$

子问题 1 可以看作是 LCN 构建请求在路径矢量网络中的映射问题，该模型是一个线性规划问题，可以通过单纯形方法或内点法进行求解。

子问题 2 目标是更新变量向量  $\mathbf{y}$ ，表示为

$$\min [z^*(\mathbf{y})] \quad (14)$$

约束条件：

$$\mathbf{B}_j \mathbf{x}_j \leq \mathbf{r}_j, 1 \leq j \leq N \quad (15)$$

$$\mathbf{A}_j \mathbf{x}_j^{\bar{st}} = \mathbf{y}_j^{\bar{st}}, 1 \leq j \leq N, \forall \bar{st} \in E_j^l \quad (16)$$

$$\mathbf{x}_j \geq \mathbf{0}, 1 \leq j \leq N \quad (17)$$

其中， $z^*(\mathbf{y})$  是给定  $\mathbf{y}$  时，子问题 1 的最优目标值。

**定理 1** 设  $\Theta$  表示可使线性规划式(10)~式(13)具有可行解的  $\mathbf{y}$  的集合。对于  $\mathbf{y} \in \Theta$ ， $z^*(\mathbf{y})$  是凸函数。

**证明** 根据凸函数的定义，要证明  $z^*(\mathbf{y})$  是凸的，只需验证：对给定的  $\theta \in [0, 1]$ ， $\tilde{\mathbf{y}} \in \Theta$  和  $\hat{\mathbf{y}} \in \Theta$ ，若  $\theta \tilde{\mathbf{y}} + (1 - \theta) \hat{\mathbf{y}} \in \Theta$ ，则

$$z^*(\theta \tilde{\mathbf{y}} + (1 - \theta) \hat{\mathbf{y}}) \leq \theta z^*(\tilde{\mathbf{y}}) + (1 - \theta) z^*(\hat{\mathbf{y}})$$

因为式(11)~式(13)及式(10)都是线性的，很容易直接验证  $z^*(\mathbf{y})$  是凸函数。

尽管函数  $z^*(\mathbf{y})$  是凸的，但是不可微的。次梯度方法是求解子问题 2 的一个简便方法。设向量  $\mathbf{q} = (q_{uv}, \forall uv \in E^l)$  为子问题 1 中式(11)对应的对偶变量，其可作为  $z^*(\mathbf{y})$  的次梯度，并由对偶理论可知  $q_{uv} \leq 0, \forall uv \in E^l$ 。由此，可以采用公式  $\mathbf{y} \leftarrow \mathbf{y} - \theta_n \mathbf{q}$  更新向量  $\mathbf{y}$ ，其中， $\theta_n$  是第  $n$  步的步大小，其可以通过下式计算<sup>[15]</sup>：

$$\theta_n = \frac{\beta_n (z^*(\mathbf{y}) - z^*)}{\|\mathbf{q}\|^2} \quad (18)$$

其中， $\|\cdot\|$  表示欧几里德范式， $\beta_n$  是一个非增序列 ( $0 \leq \beta_n \leq 2$ )， $z^*$  表示函数  $z^*(\mathbf{y})$  下界的估计值。

如果更新后的  $y$  不满足式(15)~式(17), 需要修正  $y$  以保证满足物理网络链路的剩余带宽限制。显然, 修正  $y$  可以分解到各个域完成, 即第  $i$  域修正  $y_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$ 。

通过上述分析, 可以设计算法对 LCN\_HLP 模型进行求解, 该算法包括 2 部分: 全局逻辑承载网映射算法 (GLCNMA, global logical carry network mapping algorithm) 和局部逻辑承载网映射算法 (LLCNMA, local logical carry network mapping algorithm)。GLCNMA 其主要过程是求解子问题 1 和更新变量  $y_{uv}$ 。LLCNMA 将在各域中运行, 其将修正  $y_{uv}$ , 以保证满足物理网络链路约束条件。值得一提的是, 由于 GLCNMA 仅需要路径矢量网络的拓扑信息, LLCNMA 在各域中运行, 只需各域的网络拓扑信息, 因此, 本文提出的跨域 LCN 映射算法可以在无法获得底层物理网络全局拓扑的情况下, 通过 GLCNMA 和 LLCNMA 的相互协作共同完成跨域映射。

图 2 具体描述了 GLCNMA 的基本过程。Step1) 给出算法的初始值, Step3) 中  $t_{uv} \leftarrow y_{uv} - \theta_n q_{uv}$  采用次梯度方法更新变量  $y_{uv}$ , 其中,  $q_{uv}, \forall uv \in E^l$  是子问题 1 中式(11)对应的对偶变量, 若  $q_{uv} = 0$ , 那么设  $q_{uv} \leftarrow y_{uv} - \sum_{1 \leq i \leq m} (f_{u,v}^i + f_{v,u}^i)$ 。由于  $t_{uv}$  可能不满足物理网络链路的剩余带宽约束条件, Step4)~Step5) 把  $t_{uv}$  发送给各域的 LLCNMA, 通过 LLCNMA 修正后返回得到满足物理网络链路的剩余带宽约束条件的  $y_{uv}$  值。Step6) 针对更新后的  $y_{uv}$  求解子问题 1。Step3)~Step6) 经过  $K$  次迭代得到 LCN 在路径矢量网络中的最优映射结果, 该结果通过 Step8) 发送给各域, 由各域的 LLCNMA 计算出 LCN 在物理网络上的最终映射结果。

GLCNMA

- 1) 接收各域 LLCNMA 发送的初始值:  $y_{uv}, \bar{w}_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$
- 2) 给定  $y_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$ , 对子问题 1 求解  $f_{u,v}^i$  和  $q_{uv}, \forall uv \in E^l$
- 3) 对  $\forall uv \in E^l, t_{uv} \leftarrow y_{uv} - \theta_n q_{uv}$ , 其中,  $\theta_n$  根据式(18)计算得到
- 4) 发送  $t_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$  到第  $i$  域,  $1 \leq i \leq N$
- 5) 等待接收修正后的  $y_{uv}, \bar{uv} \in E^l$
- 6) 给定  $y_{uv}, \bar{uv} \in E^l$ , 对子问题 1 求解  $f_{u,v}^i$  和  $q_{uv}, \forall uv \in E^l$
- 7) Step3)~Step6) 执行  $K$  次
- 8) 发送  $f_{u,v}^i, \forall uv \in E_i^l, 1 \leq j \leq m$  到第  $i$  域,  $1 \leq i \leq N$ , 由各域 LLCNMA 计算出 LCN 映射结果

图 2 GLCNMA 算法流程

图 3 描述了在第  $i$  域中运行的 LLCNMA 算法。LLCNMA 包括 3 部分: 1) 初始化,  $y_{uv}$  看作是路径矢量网络中节点  $u$  与  $v$  间分配的带宽容量, 本文采用文献[16]的最大最小公平多商品流算法为所有  $\bar{uv} \in E_i^l$  公平分配带宽; 2) 修正  $t_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$  以满足物理网络链路的剩余带宽约束条件<sup>[17]</sup>; 3) 路径映射。采用最小代价多商品流模型将路径矢量网络的链路映射到物理网络上。

LLCNMA

- 1) 初始化  $y_{uv}, \bar{w}_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$ 
  - ① 执行最优 max-min 公平多商品流算法得到  $y_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$
  - ② 执行最大流算法, 计算出  $u$  和  $v$  间的平均代价  $\bar{w}_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$
  - ③ 发送  $y_{uv}, \bar{w}_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$  到 GLCNMA
- 2) 修正  $t_{uv}, \forall uv \in E_i^l$ 
  - ① 从 GLCNMA 收到  $t_{uv}, \forall uv \in E_i^l$
  - ② 修正  $t_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$  以满足网络链路的剩余带宽约束条件, 修正结果为  $y_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$
  - ③ 发送  $y_{uv}, \bar{uv} \in E_i^l$  到 GLCNMA
- 3) 路径映射
  - ① 接收  $f_{u,v}^i, \forall uv \in E_i^l, 1 \leq j \leq m$
  - ② 对  $\forall uv \in E_i^l$ , 如果  $\sum_{1 \leq i \leq m} (f_{u,v}^i + f_{v,u}^i) > 0$ , 以  $\sum_{1 \leq i \leq m} (f_{u,v}^i + f_{v,u}^i)$  为商品需求, 采用最小代价多商品流算法以求得 LCN 在域中物理网络上的映射结果。

图 3 LLCNMA 算法流程

**定理 2** 如果次梯度更新步长足够小, 则本文提出的跨域 LCN 映射算法可以收敛到最优解附近一个很小的区域内。

**证明** 由线性规划对偶理论可得子问题 1 的对偶问题, 其表达式为

$$\max [q^T y + p^T d]$$

约束条件:

$$q^T B + p^T A \leq \tilde{w}$$

$$q \leq 0$$

其中, 向量  $q, p$  分别为子问题 1 中式(11)和式(12)对应的对偶变量。

因为  $z^*(y)$  表示给定  $y$  时子问题 1 的最优目标值, 从而可知

$$z^*(y) = q^T y + p^T d, \quad z^*(y^*) = q^{*T} y^* + p^{*T} d \quad (19)$$

并且由于  $z^*(y)$  是最优值，因此

$$q^T y + p^T d \geq q^{*T} y + p^{*T} d \quad (20)$$

进一步由式(19)和式(20)可得：

$$\begin{aligned} z^*(y) - z^*(y^*) &= q^T y + p^T d - (q^{*T} y^* + p^{*T} d) \\ &\geq q^{*T} y + p^{*T} d - (q^{*T} y^* + p^{*T} d) \\ &= q^{*T} (y - y^*) \end{aligned}$$

由次梯度定义<sup>[18]</sup>， $q^*$  是  $y = y^*$  时  $z^*(y)$  的次梯度，也就是向量  $q$  作为子问题 1 中式(11)对应的对偶变量，其值可作为  $z^*(y)$  的次梯度。

因为跨域 LCN 映射算法采用次梯度方法<sup>[18]</sup>更新向量  $y$ ，而文献[18]已证明了当次梯度更新步长足够小时，次梯度算法可以收敛到最优值。因此，跨域 LCN 映射算法可以收敛到最优解附近一个很小的区域内。

### 4 仿真实验

本节仿真实验的目的包括 2 个方面：一是验证本文提出的跨域映射算法的收敛性以及在大规模网络环境下算法的运行速度；二是在动态网络环境下，即 LCN 构建请求随机到达及 LCN 随机拆除情况下，验证算法性能，包括 LCN 请求接受率和 LCN 构建平均收益。

实验中物理拓扑采用 BRITE 工具<sup>[19]</sup>随机生成，并利用 MATLAB 工具实现算法。

#### 4.1 算法的收敛性

随机生成分为 10 个域的物理网络，其中每个域包括 50 个节点，物理网络的链路带宽容量服从 100~120 间的均匀分布。随机生成跨域 LCN 构建请求，LCN 的拓扑包含 30 条逻辑链路，逻辑节点随机分布在各域，带宽需求为 90。通过图 4 可以看到算法在 40 次迭代后便可收敛于 LCN\_HLP 模型的最优值；尽管 LCN\_HLP 模型的最优解与全局集中式映射算法最优值<sup>[9]</sup>之间存在偏差，但小于 3%。

显然，映射算法的运行速度与迭代次数有关，迭代次数越多，运行时间越长。算法需要在最优性和运行时间(即迭代次数)之间平衡，从图 4 中可以看出，迭代 15 次时，算法得到的解与最优值间的偏差小于 4%，因此，在后面动态环境下实验中，将算法的迭代次数设为 15。

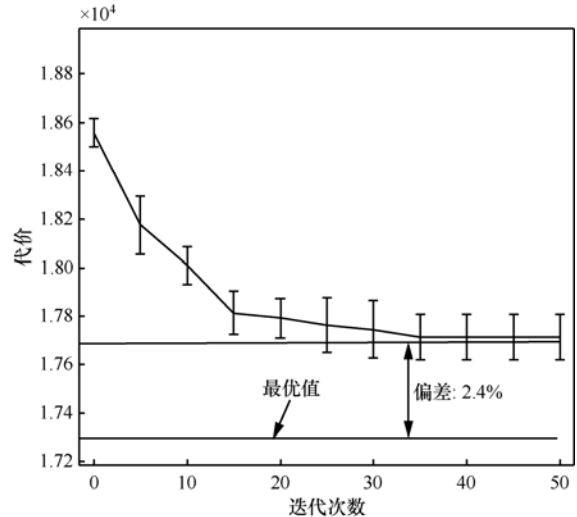


图 4 算法收敛性

#### 4.2 算法的运行时间

图 5 给出了不同物理网络大小下的算法运行时间。在实验中，随机产生 6 个物理网络，每个物理网络都分为 10 个域，而每个物理网络域的节点数从 50~100 间增加。物理网络的链路带宽容量服从 100~120 间的均匀分布。随机生成跨域 LCN 构建请求，LCN 的拓扑包含 30 条逻辑链路，逻辑节点随机分布在各域，带宽需求为 90。实验测试了迭代次数分别为 0,5,10,15 时算法的运行时间，并与全局集中式映射算法<sup>[9]</sup>进行了比较。从图 5 中可知，全局集中式映射算法随着物理网络规模的增大，其运行时间也迅速增加，而本文跨域映射算法的运行时间缓慢增加。其主要原因是：①LLCNMA 在各域中并行运行；②GLCNMA 算法的运行时间主要在求解子问题 1，而子问题 1 的复杂度与路径矢量网络大小有关，但路径矢量网络与物理网络相比，规模更小。

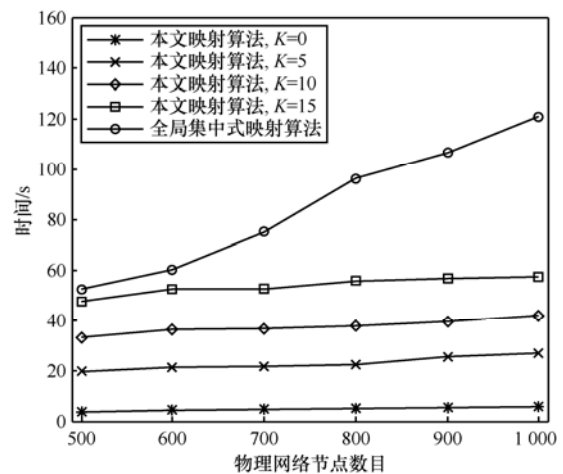


图 5 算法运行时间

### 4.3 算法的动态性能

在这个实验中，本文评估在动态环境下算法的 LCN 请求接受率和 LCN 构建平均收益，并与文献 [13] 中的 PolyViNE 算法进行比较。实验中的所有仿真都执行 3 000 个时间单位，以获得稳定的性能测试结果。性能测试指标定义如下：

$$1) \text{ LCN 请求接受率: } A = \frac{N_a}{N_r} \quad A = \frac{N_a}{N_r}, \text{ 其中 } N_a$$

表示 LCN 构建数目， $N_r$  表示 LCN 请求数目；

$$2) \text{ LCN 构建平均收益: } R/T = \frac{\sum_{t=0}^T R(G^v(t))}{T},$$

其中， $R(G^v(t))$  表示  $G^v$  在  $t$  时刻的收益， $R(G^v(t)) = \sum_{e \in E^v} \alpha d_e - C$ ， $\alpha$  为收费单价， $d_e$  为逻辑链路的带宽需求， $C$  为式(1)中定义的 LCN 构建费用。

仿真实验所采用的网络随机生成分为 10 个域的物理网络，其中每个域包括 50 个节点，物理链路的带宽服从 100~120 间的均匀分布。随机生成 LCN 构建请求，LCN 的逻辑链路带宽服从 20~30 间的均匀分布，LCN 请求到达间隔时间和 LCN 生命周期均服从 Poisson 分布。通过图 6 和图 7 可以看到，本文的算法在接受率和平均收益上明显优于基于单径启发式搜索的 PolyViNE 算法，授受率提高了近 10%，平均收益提高了大约 20%。其原因在于：PolyViNE 算法将 LCN 的每条逻辑链路映射到物理网络的单个路径上，而物理网络随着构建的 LCN 的增多，有些关键链路上的资源不足，导致在单个路径上无法完成逻辑链路映射。本文算法允许逻辑链路映射到物理网络的多条路径上，在资源不足时，会将 LCN 链路带宽需求分割到多条路径，从而提高了接受率和平均收益。

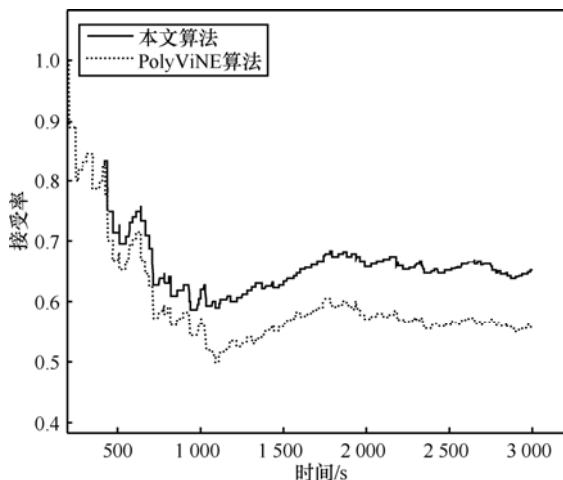


图 6 LCN 请求接受率

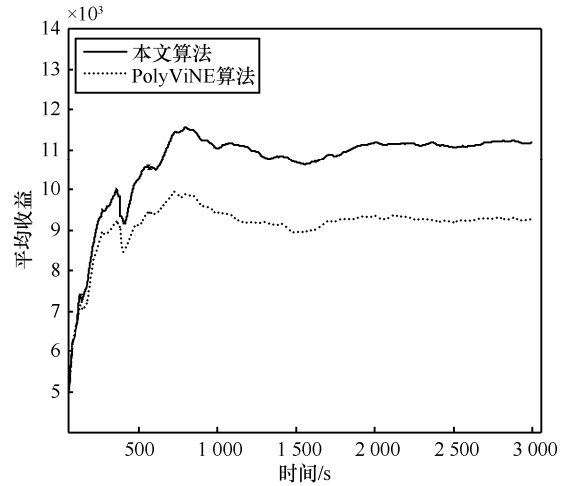


图 7 LCN 构建平均收益

### 5 结束语

LCN 映射算法是实现可重构逻辑承载网的关键技术，而目前提出资源优化映射算法在无法获取整个物理网络拓扑信息的情况下，难以对跨域的 LCN 进行映射。为了解决大规模网络环境中跨域 LCN 的映射问题，本文以最小映射代价为目标，提出了一个分层线性规划模型，并基于模型的原始分解，设计了一个跨域 LCN 映射算法。基于 MATLAB 的仿真实验分析本文跨域映射算法的性能，实验表明该算法可以快速收敛到最优值，当迭代次数选择 15 时，可以较好地达到最优性与运行时间的折中；与现有的跨域映射方案相比，本文算法的构建请求接受率和平均收益分别提高了近 10% 和 20%，具有更好的性能。

### 参考文献：

[1] 汪斌强, 邬江兴. 下一代互联网的发展趋势及相应对策分析[J]. 信息工程大学学报, 2009, 10(1):1-10.  
WANG B Q, WU J X. Development trends and associated countermeasures analysis for NGN[J]. Journal of Information Engineering University, 2009, 10(1):1-10.

[2] 王浩学, 汪斌强, 于婧等. 一体化承载网络体系架构研究[J]. 计算机学报, 2009, 32(3): 371-376.  
WANG H X, WANG B Q, YU J, et al. Research on architecture of universal carrying network[J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(3): 371-376.

[3] ANDERSON T, PETERSON L, SHENKER S. Overcoming the internet impasse through virtualization[J]. Journal Computer, 2005, 38(4): 34-41.

[4] FEAMSTER L, GAO L, REXFORD J. How to lease the internet in

- your spare time[J]. ACM SIGCOMM Computer Communications Review, 2007, 37(1): 61-64.
- [5] 齐宁, 汪斌强, 郭佳. 逻辑承载网构建方法的研究[J]. 计算机学报, 2010,33(9): 1533-1540.
- QI N, WANG B Q, GUO J. Research on construction methods of logical carrying network[J]. Chinese Journal of Computers, 2010,33(9): 1533-1540.
- [6] 李文, 吴春明, 陈健等. 物理节点可重复映射的虚拟网映射算法[J]. 电子与信息学报, 2011,33(4):908-914.
- LI W, WU C M, CHEN J, *et al.* Virtual network mapping algorithm with repeatable mapping over substrate nodes[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011,33(4):908-914.
- [7] 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.
- [8] SZETO W, IRAPI Y, BOUTABA R. A multi-commodity flow based approach to virtual network resource allocation[A]. Proc of the IEEE GLOBECOM[C]. San Francisco, USA, 2003.3004-3008.
- [9] 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.
- [10] LISCHKA J, KARL H. A virtual network mapping algorithm based on subgraph isomorphism detection[A]. Proc of the ACM SIGCOMM[C]. Barcelona, Spain, 2009.81-88.
- [11] MOSHARAF N M, CHOWDHURY K. Virtual network embedding with coordinated node and link mapping[A]. Proc of the IEEE INFOCOM[C]. Rio de Janeiro, Brazil, 2009. 783-791.
- [12] HOUIDI I, LOUATI W. A distributed virtual network mapping algorithm[A]. Proc of the IEEE ICC[C]. Beijing, China, 2008. 5634-5640.
- [13] CHOWDHURY M, SAMUEL F, BOUTABA R. PolyViNE: policy-based virtual network embedding across multiple domains[A]. Proc of the Second ACM SIGCOMM Workshop on Virtualized Infrastructure Systems and Architectures[C]. New Delhi, India, 2010. 49-56.
- [14] CHIANG M, LOW S, CALDERBANK A. Layering as optimization decomposition: a mathematical theory of network architectures[J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(1): 255-312.
- [15] BARAHONA F, ANBIL R. The volume algorithm: producing primal solutions with a subgradient method[J]. Math Program, 2000,87: 385-399.
- [16] ALLALOUF M, SHAVITT Y. Centralized and distributed algorithms for routing and weighted max-min fair bandwidth allocation[J]. Networking, IEEE/ACM Transactions on, 2008, 16(5): 1015-1024.
- [17] HE J, SHEN R, LI Y, *et al.* DaVinci: dynamically adaptive virtual networks for a customized internet[A]. Proc of the 2008 ACM CoNEXT Conference[C]. Madrid, Spain, 2008.1-12.
- [18] FREUND R. Subgradient Optimization, Generalized, Programming, and Nonconvex Duality[R]. MIT, 2004.
- [19] MEDINA A, LAKHINA A, MATTA I. BRITE: an approach to universal topology generation[A]. Proc of Ninth International Symposium on Modeling, Analysis and Simulaion of Computer and Telecommunication Systems[C]. Ohio, USA, 2001.346-353.

#### 作者简介:



张旻 (1977-), 男, 江西崇义人, 杭州电子科技大学讲师, 主要研究方向为网络虚拟化和网络资源分配。



吴春明 (1967-), 男, 浙江萧山人, 浙江大学教授、博士生导师, 主要研究方向为网络服务质量、可重构网络和网络虚拟化。



王滨 (1978-), 男, 山东泗水人, 浙江大学博士后, 主要研究方向为宽带信息网技术、高性能路由和信息安全。



姜明 (1974-), 男, 江苏启东人, 博士, 杭州电子科技大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为计算机网络 QoS、网络虚拟化、可重构柔性网络及网络多媒体技术等。