

一种 MPLS 网络拥塞最小化的全局路由优化算法¹

刘 红 白 栋* 丁 炜

(北京邮电大学宽带通信网络实验室 北京 100876)

*(北京大学卫星通信实验室 北京 100871)

摘 要: 提出一种启发式群搜索双螺旋优化算法, 求解 MPLS 网络路由全局优化问题, 优化目标是使网络拥塞最小化。算法采用群局部搜索, 利用混沌变量产生一组分布好的初始解, 在邻域搜索过程中融入启发式信息, 并设计了特别的贪婪重路由以及扩展贪婪原则, 提高了算法效率和全局搜索能力。通过仿真比较说明了所提算法的有效性, 及其显著改善网络性能的意义。

关键词: 流量工程, MPLS, 局部搜索, 贪婪原则, 混沌

中图分类号: TN919.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)04-0531-05

A Global Routing Optimization Algorithm with Minimum Congestion in MPLS Network

Liu Hong Bai Dong* Ding Wei

(Broadband Comm. Network Lab, Beijing Univ. of Posts and Telecomm., Beijing 100876, China)

*(Satellite Communication Lab, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract A heuristic algorithm based on group local search and double spiral process is proposed in this article, which is applied to optimizing global routing with the objective of network congestion minimization. It makes use of chaos variable to find initial solutions with favorable distribution, combines with heuristic knowledge in local search process, and puts forward especial greedy rerouting and extended greedy principle, all of which are to increase efficiency and global search ability. Simulations manifest its effectiveness and notable virtual value in improving network performance.

Key words Traffic engineering, MPLS, Local search, Greedy principle, Chaos

1 引言

当前的 Internet 必须从提供单一的“尽力而为”业务发展为能够保证多种类型的业务质量, 提供稳定性能, 以满足日益增长的需求。流量工程是实现这一目标的关键技术之一。网络拥塞是导致网络性能下降, 丢包率增大的一个主要原因。拥塞的出现主要发生在以下两种情况下^[1]: 网络资源不足以满足业务流的需求, 或网络业务流分布不均衡。前者需要通过施行源速率限制, 队列管理等流控机制, 或者扩容这种长期的解决方式。后者则可以通过合理分配资源, 即实施流量工程来避免。

多协议标签交换 (MultiProtocol Label Switching, MPLS) 的显式路由技术允许源完全控制数据在网络中的传输路径, 可以在传送分组之前即预先建立满足一定约束的标签交换路径 (LSP), 因此可以综合考虑全局业务流量要求, 网络拓扑与链路特征, 建立优化路径, 达到均衡网络流量分配的目的, 这非常有利于实现流量工程的目标。Xiao^[2] 提供了在骨干网中实施 MPLS 流量工程控制的方法与步骤。Girish^[3] 给出了四类 MPLS 网络流量工程问题的数学描

¹ 2002-12-30 收到, 2003-07-03 改回

教育部学科点专项科研基金 (编号 20020013011)、国家自然科学基金 (编号 69802003)、北京邮电大学 - Intel IXA 合作项目基金资助课题

述, 并指出这些问题都是 NP-hard 问题, 但没有给出具体的求解算法。Wang^[4] 给出了建立符合负载均衡原则的显式受限 LSP 启发式方法。Lee^[5] 对多约束条件下的负载均衡问题进行了数学描述和分析。文献 [4, 5] 中的算法都要求利用数学工具求解数学规划问题, 难以与实际应用环境相结合, 并且受限于数学工具的支持能力。

下面先给出以网络拥塞最小化为流量工程目标的 MPLS 显式路由全局优化数学模型。这里以控制拥塞为目的的主要原因在于如果网络拥塞减少了, 相应的分组丢失率, 传输时延都会降低, 网络的总吞吐量会增加, 因而用户得到的服务质量就会增强。该问题是 NP-hard 问题。本文提出一种基于扩展贪婪原则的群搜索双螺旋优化算法 (Group Double Spiral Algorithm, GDSA), 并与几种典型的启发式算法进行了仿真比较。

2 全局路由优化数学模型

网络模型图用 $G = (V, E, C)$ 抽象描述, 其中 G 是一个基本的网络拓扑描述。 V 是网络节点的集合, E 是节点间链路的集合。参数 C 是 E 和 V 的容量及其它一些约束条件限制。用集合 K 表示网络中的 LSP 请求。对任意 $k \in K$, 用三元组 (s_k, t_k, d_k) 表示, 其中 s_k, t_k 分别为入口节点和出口节点, d_k 表示 (s_k, t_k) 业务流的带宽需求。 X_{ij}^k 表示 LSP k 是否经由链路 (i, j) , $(i, j) \in E$, h_k 为 LSP k 的跳数限制。 c_{ij} 表示链路 (i, j) 的容量, α_{ij} 为链路利用率, α 为网络中的最大链路利用率。

可以用最大链路利用率表征网络拥塞程度, 优化目标是使最大链路利用率最小化, 这样可以使业务流向相对轻载的链路转移, 使得由于流量分布不均衡造成拥塞的可能性降到最低^[1]。全局路由优化问题的整数规划模型定义如下^[4]:

$$\min \alpha \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j:(i,j) \in E} X_{ij}^k - \sum_{j:(j,i) \in E} X_{ji}^k = 0, \quad k \in K, i \neq s_k, t_k \quad (2)$$

$$\sum_{j:(i,j) \in E} X_{ij}^k - \sum_{j:(j,i) \in E} X_{ji}^k = 1, \quad k \in K, i = s_k \quad (3)$$

$$\sum_{j:(i,j) \in E} X_{ij}^k - \sum_{j:(j,i) \in E} X_{ji}^k = -1, \quad k \in K, i = t_k \quad (4)$$

$$\sum_{k \in K} d_k \cdot X_{ij}^k \leq c_{ij} \cdot \alpha, \quad (i, j) \in E \quad (5)$$

$$\sum_{(i,j) \in E} X_{ij}^k \leq h_k, \quad k \in K \quad (6)$$

$$X_{ij}^k \in \{0, 1\}, \quad \alpha \geq 0 \quad (7)$$

其中式 (1) 以使最大链路利用率最小化为优化目标, 以此实现网络拥塞最小化。式 (2) 至式 (7) 是限制条件。式 (2) 是对中间节点的限制, 流入的流量应等于流出的流量。式 (3) 和式 (4) 分别是对源节点和目标节点的流量限制。式 (5) 和式 (6) 分别是链路带宽约束和跳数限制。式 (7) 是对 X_{ij}^k 的整数限制, 及其 α 的非负限制。

下面从另一个角度进一步表述该问题。用 l 表示链路 (i, j) , 将 LSP i 记为 $P_i = [p_{i1} \cdots p_{iM} \cdots p_{iM}]$, M 为链路总数。其中

$$p_{il} = \begin{cases} 1, & \text{如果 LSP } i \in K \text{ 经由链路 } l \in E \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

设 $N = |K|$ 为 LSP 数目, 则 $N \times M$ 维 LSP 的路由信息矩阵 $P = [P_1 \cdots P_i \cdots P_N]^T$, $1 \times N$ 维权值矩阵 $D = [d_1 \cdots d_i \cdots d_N]$, d_i 为第 i 号业务流的带宽需求。链路资源特征矩阵为 M

维正实对角阵 $B = \text{diag}(b_1 \cdots b_l \cdots b_M)$, 其中 $b_i = 1/c_l$, c_l 是链路 $l \in E$ 的容量. 设链路代价等于链路利用率, $1 \times M$ 维链路代价矩阵用 $\Phi = [\Phi_1 \cdots \Phi_l \cdots \Phi_M]$ 表示, 则 $\Phi = D \cdot P \cdot B$. 式 (1) 的优化问题与式 (9) 等价, 即要求解一组优化路径 $P^* = [P_1^* \cdots P_i^* \cdots P_N^*]^T$ 满足式 (9).

$$\min(\max_{l \in E}(\Phi_l)) \tag{9}$$

上述优化问题不同于传统的多商品流问题, 属于 NP-hard 问题 [4], 我们的目标是要寻找一种有效的启发式算法, 既有满意的优化效果, 同时又能满足效率要求.

3 基于扩展贪婪原则的群搜索双螺旋优化算法

局部搜索是求解组合优化问题的一种通用的、有效的方法, 它是基于贪婪原则利用邻域函数进行搜索的, 从任一解出发, 对其邻域的不断搜索和当前解的替换来实现优化 [6]. 局部搜索算法具有通用易实现的特点, 但其搜索性能依赖于邻域函数和初始解, 并且算法在搜索过程中易于陷入局部极小. 为了提高局部搜索算法性能, 我们提出一种基于扩展贪婪原则的 GDSA. 算法的关键设计详述如下:

(1) 初始解的计算 计算各 LSP 的一组初始路由. 采用群局部搜索, 多个搜索过程独立进行, 因此自然希望多个初始解具有遍历性, 随机性. 由于混沌运动具有遍历性、随机性、“规律性”等特点, 能在一定范围内按其自身的“规律”不重复地遍历所有状态. 因此如果利用混沌变量生成初始解会比随机产生更具有优越性 [7]. 我们选用式 (10) 所示的 Logistic 映射, 其中 μ 是控制参量, 取 $\mu = 4$. 利用混沌运动对初值敏感的特点, 赋给式 (10) N 个微小差异的初值即可得到 N 个轨迹不同的混沌变量 x_i^k .

$$x_{i+1} = \mu x_i(1 - x_i) \tag{10}$$

$$s_i^k = \text{Mod}(1 + x_i^k \cdot N) \tag{11}$$

初始解的计算方法如下所述: 根据生成的混沌序列排序所有的网络业务流, 然后按序为各业务流选路. 对第 i 群搜索, 业务流 k 排序号 s_i^k 用式 (11) 计算, $1 \leq k \leq N, 1 \leq i \leq \text{pop}$, pop 为搜索群大小, $\text{Mod}(\cdot)$ 为取整操作, 注意保证排序号唯一. 依此法, 通过生成多个混沌序列排列 LSP 集合可得到多组解, 作为群搜索中各次独立搜索的初始解.

(2) 邻域函数的设计 对于解 $P^i = [P_1^i \ P_2^i \ \cdots \ P_N^i]^T$, 邻域 $J(P^i)$ 的定义为 $J(P^i) = \{P^j | \Delta(P^j, P^i) = 1\}$, $\Delta(P^j, P^i)$ 定义为两个解不同元素的数目, 即具有不同路由的相应 LSP 数目. 设 LSP k 的路由 $P_k^i, P_k^i = [p_{k1}^i \ p_{k2}^i \ \cdots \ p_{kM}^i]$, 不妨设其经由的链路集合为 $L_k^i = \{l | p_{kl}^i = 1, l \in E\}$, 则邻域 $J(P_k^i)$ 的定义为 $J(P_k^i) = \{P_k^j | \exists l, l \in L_k^i \wedge l \notin L_k^j\}$. 具体操作方法: 从网络中屏蔽一条链路 $l_n \in L_k^i$, 即设置链路 l_n 的权值 $w(l_n) = \text{INF}$, INF 为无穷大, 用 Dijkstra 算法再次计算 LSP k 的路径得到 P_k^j .

(3) 解的评价 设 \underline{K}_l 和 $\underline{\Phi}_l$ 分别表示 LSP k 重新路由前经过链路 l 的 LSP 集合和链路代价; \overline{K}_l 和 $\overline{\Phi}_l$ 分别表示 LSP k 重新路由后经过链路 l 的 LSP 集合和链路代价. 如果 $p_{kl}^i = 1 \wedge p_{kl}^j = 0$, 则 $\overline{K}_l = \underline{K}_l \setminus \{k\}$; 如果 $p_{kl}^i = 0 \wedge p_{kl}^j = 1$, 则 $\overline{K}_l = \underline{K}_l \cup \{k\}$; 其它情况, 则 $\overline{K}_l = \underline{K}_l$. 链路 l 的代价改变可通过式 (12) 计算. 这样, 对每一次循环迭代优化过程, 不需要从头计算目标值, 可以利用上一次的结果, 局部计算负载改变的链路代价, 大大减少了运算量, 显著提高了算法的运行效率.

$$\Delta \Phi_l = \overline{\Phi}_l(p_{1l}^j, p_{2l}^j, \cdots, p_{Nl}^j) - \underline{\Phi}_l(p_{1l}^i, p_{2l}^i, \cdots, p_{Nl}^i) \tag{12}$$

(4) 贪婪重路由和扩展贪婪原则 为了保证在搜索进程中重新路由后得到的解, 不会导致网络代价更劣化, 提高搜索效率. 因而在计算新路由前, 先“预审”网络中的各链路, 找出网络中的“准过载”链路, 并临时加以屏蔽, 路由计算结束后, 再恢复. 这里的“准过载”的链路, 定义如

下: 对当前解 P^i , $f(P^i) = \max_{l \in E}(\Phi_l) = \Phi_m$, 若要重路由 LSP k , $k \in K$, 对 $l \in E \wedge l \notin L_k^i$, 如果式 (13) 成立, 那么重路由后得到邻解 P^j , 若 $\bar{K}_l = \underline{K}_l \cup \{k\}$, 则 $f(P^j) > f(P^i)$, 称 l 为“准过载”链路。为了避免这种情况的发生, 提高优化效率, 在重路由前, 先进行一个检验屏蔽过程。对任意满足式 (13) 的链路 l , 设置其权值 $w(l) = \text{INF}$, 相当于将其断开, 在重路由结束后, 再恢复为先前的权值。这样就能保证经过重路由过程后得到的新解, 一定不会劣于原解, 因此称为“贪婪重路由”, 这样可以大大提高算法的效率和优化性能。贪婪重路由过程也可能失败, 失败则保存原来的路由不变。

$$\Phi_m - \Phi_l < d_k/c_l \quad (13)$$

在判断是否接受新解时, 我们采用扩展贪婪原则, 来改善局部搜索算法的全局搜索性能。一般来说贪婪原则只接受优于当前解的状态作为下一当前解, 我们这里采用扩展贪婪原则: 若 $f(P^j) = f(P^i)$, 仍然接受 P^j , 将其作为下一当前解。仿真表明这样将显著增加了跳出局部最优解的概率。

(5) 双螺旋的搜索进程 在当前解 P^1 的邻域中进行搜索, 得到邻点 $P^{11} = J(P^1)$, 若 $f(P^{11}) \leq f(P^1)$ (本文问题是求极小值问题), 则 $P^1 = P^{11}$, 即将 P^{11} 作为当前解继续搜索; 否则产生又一邻点 P^{12} , 比较 $f(P^1)$ 和 $f(P^{12})$, 依次类推, 这样, 搜索进程以螺旋方式进行, 提高了搜索效率。为了进一步增强算法的全局搜索能力, 克服简单局部搜索的缺点, 我们提出双螺旋的优化过程。一条螺旋是对排序后的各 LSP 路由进行优化的过程; 另一条是对网络中各链路上的承载流路由进行优化的过程。两个过程从不同的角度出发, 实质都是进行网络流路由的优化, 均衡流的分布。仿真表明两者的结合比只取其中的任意一种, 优化性能大大提高。这两个独立的优化过程是算法的主体, 构成了双螺旋。双螺旋优化过程是个确定性的局部搜索过程, 但由于在进行搜索之前, 对 LSP 顺序进行了不确定排列, 因此整个优化进程综合了随机性与确定性, 保证了算法的适应性, 灵活性和稳定性。

(6) 群搜索结合最优保存策略 从不同的初始解进行多次独立的双螺旋搜索过程, 选取其中最优解作为最终解, 这样弥补了随机性带来的概率误差, 保证了算法的优化性能。

我们采用 Dijkstra 算法计算任意节点之间的路径, 不难得到本文算法复杂度为 $O(\text{pop}|K||E|^2 \lg|V|)$ 。

4 仿真分析

我们采用应用非常广泛的 Waxman 模型^[8]生成仿真网络。网络模型图中边 (u, v) 的生成概率由式 (14) 决定。 d 是 u, v 之间的欧式距离, L 为图中任意两点间的最大距离。

$$\text{prob}(u, v) = \mu e^{-d(u, v)/\beta L}, \quad 0 \leq \mu \leq 1, \beta \geq 1 \quad (14)$$

设各链路的容量都为 155。对节点对 (s, t) , 取 3 个随机数 $O_s, D_t, C_{(s, t)} \in [0, 1]$, 则 s, t 之间的业务流需求由式 (15) 决定^[9], γ 为正常数。由于 $\lambda(s, t)$ 由 3 个随机数相乘决定, 因此变化范围可以很宽。

$$\lambda(s, t) = \gamma O_s D_t C_{(s, t)} e^{-d(s, t)/(2L)}, \quad 0 \leq O_s, D_t, C_{(s, t)} \leq 1 \quad (15)$$

我们将本文算法 (GDSA) 与以下 4 种算法进行仿真计算比较: (1) 单路径最短路径 (SPF) 算法; (2) OSPF 等价多路径 (ECMP) 算法: 采用多最短路径; (3) 文献 [2] 的简单启发式算法 (SHA); (4) 最短最宽路径 (SWP) 算法。在本实验中, 算法 (3) 选择带宽保证路由, 即有最大链路利用率 $\alpha \leq 1$ 。对于其它几种算法则没有这个限制, 当 $\alpha > 1$ 时, 表示在当前的网络流量分配状况下, 网络的负载超过其承载能力的程度。

我们用式 (14), 式 (15) 的方法生成节点数为 60 的仿真网络以及业务量需求, 进行了多次仿真, 仿真结果如图 1 所示。很显然, SPF 的性能最差。在 α (指 SPF 计算结果) 小于 1 的时

候, SHA 的计算结果与 SPF 计算结果一致, 两条曲线重合, 但当后者计算得到的 α 超过 1 时, SHA 仍然能够保持在 1 以下, 这是因为在计算每条路径之前, SHA 要判断各链路的当前可用带宽是否能够满足流量需求, 预先排除“不合格”链路。当业务流量继续增大时, SHA 将无法为所有的业务流计算出可行路径, 因为网络中的某些“必经”链路已饱和, SHA 判断网络超载。ECMP 和 SWP 两种算法在网络负载较轻时, 性能接近, 后者略好, 但随着网络负载的增加, ECMP 的劣化速度要大大快于 SWP。无论是轻载还是重载, GDSA 算法对于网络的优化都是很明显的, 与 OSPF ECMP 相比, 在同等负载情况下, 网络出现拥塞的可能性大大降低(最大链路利用率超过 1 时认为出现拥塞), 网络的服务能力最强。

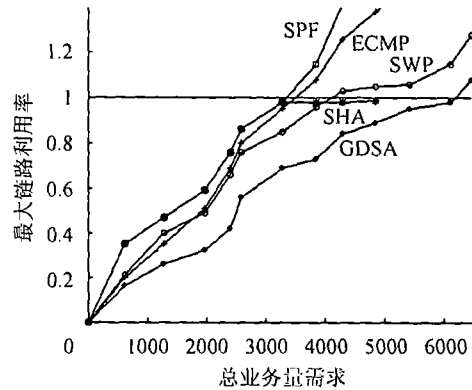


图1 仿真结果统计

5 小结

本文以最小化网络拥塞为目的, 提出一种群搜索双螺旋优化算法, 求解 MPLS 网络全局路由优化问题, 算法具有以下几个特点: (1) 采用群搜索, 利用混沌特性得到一组分布好的初始解, 提高算法的全局搜索能力; (2) 双螺旋的搜索进程, 并结合启发式信息, 提高了算法性能; (3) 优化进程综合了随机性与确定性, 保证了算法的适应性, 灵活性和稳定性。 (4) 设计了贪婪重路由以及扩展贪婪原则, 提高了算法效率并增加了跳出局部极值的可能性。仿真结果表明算法能够有效均衡负载, 在网络负载较重的情况下, 减少了由于流量分布不平衡造成的网络拥塞, 大大增加了网络的服务能力以及保证业务服务质量的能力。

参 考 文 献

- [1] Awduche D, Malcolm J, Agogbua J, *et al.*. Requirements for traffic engineering over MPLS[S]. RFC 2702, Sept. 1999.
- [2] Xiao X P. Traffic engineering with MPLS in the Internet. *IEEE Networking*[J], 2000, 14(2): 28-33.
- [3] Girish M K, Zhou B, Hu J Q. Formulation of the traffic engineering problems in MPLS based IP networks[A]. Fifth IEEE ISCC[C], Antibes, France, 2000: 214-219.
- [4] Wang Y F, Wang Z. Explicit routing algorithms for Internet traffic engineering[A]. IEEE ICCN'99[C], Boston, MA, 1999: 582-588.
- [5] Lee Y, Seok Y, Choi Y. A constrained multipath traffic engineering scheme for MPLS networks[A]. ICC 2002[C], New York, 2002, 2431-2436.
- [6] 王凌. 智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001: 12-13.
- [7] 李兵, 蒋慰孙. 混沌方法及其应用 [J]. 控制理论与应用, 1997, 14(4): 613-615.
- [8] Waxman B M. Routing of multipoint connections[J]. *IEEE J. on Selected Areas in Communications*, 1988, 6(9): 1617-1622.
- [9] Fortz B, Thorup M. Internet traffic engineering by optimizing OSPF weights[A]. INFOCOM 2000[C], Israel, 2000: 519-528.

刘红: 女, 1975年生, 博士生, 研究方向包括 IP QoS、流量工程、网络管理、MPLS等。

白栋: 男, 1974年生, 博士生, 研究方向包括网络体系结构、IP QoS、软件无线电等。

丁炜: 男, 1935年生, 教授, 博士生导师, 研究兴趣包括数字信号处理、宽带通信网、ATM和MPLS等, 已出版3本著作, 以及百篇学术论文。