

移动网格虚拟链路选取研究

杜丽娟¹ 鞠宏军²

(华北科技学院电子信息工程学院 北京 101601)¹ (华北科技学院计算机学院 北京 101601)²

摘要 为了有效地管理各类资源,移动网格采用覆盖网络技术。将所有节点分为普通节点和超级节点两类,在超级节点之间选取虚拟链路形成覆盖网络来管理资源。虚拟链路的选取对网络性能有很大影响。考虑了覆盖网络连通性、底层物理链路的带宽和维护代价等因素,将虚拟链路选取问题形式化描述为多目标约束优化问题,采用免疫克隆的智能算法加以解决。首先将约束条件转化为优化目标,然后引入 Pareto-占优的概念解决多目标优化问题。对提出的算法进行了复杂度分析和实验分析,仿真结果表明了算法的有效性。

关键词 移动网格,覆盖网络,虚拟链路,免疫克隆,人工智能

中图分类号 TP393

文献标识码 A

Selection of Virtual Links in Mobile Grid

DU Li-juan¹ JU Hong-jun²

(Department of Electronic Information Engineering, North China Institute of Science and Technology, Beijing 101601, China)¹

(Department of Computer, North China Institute of Science and Technology, Beijing 101601, China)²

Abstract In order to manage resources effectively, overlay network technology is applied in mobile grid. All nodes are divided into ordinary nodes and super nodes, and some virtual links are selected between super nodes to form overlay network to manage resources. The selection of virtual links has great impact on network performance. The factors such as connectivity, bandwidth of underlying physical link and maintenance costs were considered in this paper. Then the selection of virtual links was described as multi-objective constrained optimization problem and immune clone intelligent algorithm was used as solutions. During the problem-solving, the constraints were transformed into optimization objectives first, then the concept of Pareto-dominant was introduced to solve multi-objective optimization problem. For proposed algorithm, complexity analysis and experimental analysis were conducted. And simulation results show its effectiveness.

Keywords Mobile grid, Overlay network, Virtual link, Immune clone, Artificial intelligence

1 前言

虚拟链路选取是构造覆盖网络的主要问题之一。覆盖网络^[1]就是在物理网络上选取一组节点,它们之间通过虚拟链路形成一个虚拟的逻辑网络,目的是改善物理网络的部分属性,满足高层应用的特定需求。对于不同形式的覆盖网络^[2-5],其虚拟链路选取考虑的因素、实现的算法、拓扑结构的性质都不相同。

文献[5]针对虚拟计算环境提出基于 Kautz 图的覆盖网络拓扑构造方法,虚拟链路的选取考虑了节点度数、网络直径、负载平衡、拥塞特性等,采用分布式算法实现,能够适应节点的动态加入和退出,因此覆盖网络拓扑也是动态变化的。对于各种 P2P 网络而言,为了适应节点的动态加入或退出,也是采用分布式算法构成动态变化的拓扑。如 SEPastry^[6],当节点加入或退出后,其他节点会根据算法自动调整路由表的表项,也就是虚拟链路的动态增加或删除。文献[7]以服务覆盖

网络(SON)为研究背景,采用集中式的算法,为虚拟链路选取问题建立了以带宽容量为约束条件、基于多商品流的线性规划模型,目的是在最少的费用情况下满足所有终端用户的流量需求。该模型是针对一组固定节点构造的静态覆盖网,特别适用于大规模覆盖网络。

移动网格^[8]的设计采用覆盖网技术,但有其特殊的网络特征,其虚拟链路的选取需要考虑特定的因素。移动网格首先将所有节点根据性能划分为普通节点和超级节点两类,然后超级节点通过虚拟链路形成覆盖网络,实现资源的分布式管理。对于 n 个超级节点构成的覆盖网络,理论上存在 $\frac{n(n-1)}{2}$ 条虚拟链路。如果采用全连通的拓扑结构,每个节点需要维护其余 $(n-1)$ 个节点的状态信息,这将给超级节点带来很大负载,不利于网络的扩展;另一方面,部分覆盖节点之间的直接连通路由比间接连通路由的代价还要大。因此有针对性地选择合适的虚拟链路对于覆盖网络性能有很大影响。

到稿日期:2013-04-07 返修日期:2013-07-25 本文受国家自然科学基金项目(61163050),中央高校青年科技基金项目(DX1208B)资助。

杜丽娟(1976—),女,博士,副教授,主要研究方向为移动网格、覆盖网络,E-mail:dulijuan1976@ncist.edu.cn;鞠宏军(1973—),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机网络及应用。

2 移动网络虚拟链路选取问题建模

移动网络覆盖网络要实现路由、资源查找、任务调度等功能,因此超级节点之间尽量选取高带宽链路。另一方面,覆盖网上的一条虚拟链路对应着物理网络上一条或多条路径,每条路径由若干条物理链路连接而成,因此一条虚拟链路的带宽和路由维护代价也要受底层物理链路的约束。

覆盖网络维护的虚拟链路越多,那么覆盖网的性能就越好,但相应的路由维护代价就越大,因此虚拟链路的选取需要在通信性能和路由维护代价之间进行折中,同时还要考虑到核心覆盖网应该是一个连通的网络,不能出现网络分割。下面给出虚拟链路选取问题的形式化描述。

用图 $G_N=(S, L, L')$ 表示覆盖网络的物理模型, S 是超级节点集合, L 表示物理链路集合, L' 表示覆盖链路集合。

定义 1 虚拟链路选取标志函数:

$$x_{(i,j)} = \begin{cases} 1, & \text{超级节点 } s_i \text{ 和 } s_j \text{ 之间的虚拟链路被选取} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

定义 2 $l'(i,j) \rightarrow path(i,j) = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$ 表示一条虚拟链路对应的最佳物理路径,它是 k 条物理链路的有序排列。这里“最佳”的含义可以是延迟最小、带宽最大或物理链路的跳数最少,或者是多种性能因素的综合评价。 $l_i \in L$ 表示一条物理链路。

定义 3 $b(i,j)$ 表示虚拟链路 $l'(i,j)$ 的带宽, $b(i,j)$ 由 $l'(i,j)$ 对应的物理路径 $path(i,j) = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$ 决定。

定义 4 $c(i,j)$ 表示虚拟链路 $l'(i,j)$ 的路由维护代价, $c(i,j) = \sum_{l_i \in l'(i,j)} c(l_i)$, $c(l_i)$ 表示物理链路 l_i 的路由维护代价,该式说明虚拟链路的路由维护代价是底层物理链路的路由维护代价之和。在具体网络环境中,路由维护代价可以考虑经济代价、延时代价等,也可以是多种因素的加权合。覆盖网总的路由维护代价 C_{KON} 为:

$$C_{KON} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{(i,j)} \cdot c(i,j)$$

核心覆盖网络虚拟链路的选取还要保证核心覆盖网络是一个连通的网络,即对于任意两个核心节点 $s_i, s_j \in S$, 至少存在一条路径 $(s_i, s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik}, s_j), s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik} \in S$ 且互不相同,使:

$$x(i, i_1) \times \prod_{m=1}^{k-1} x(i_m, i_{m+1}) \times x(i_k, j) = 1$$

覆盖网络虚拟链路选取问题就是在保证连通性约束下,尽量选取高带宽虚拟链路,并且使总的链路维护代价最低,即:

$$\max_{i,j \in [1,n]} \min b(i,j) \quad (1)$$

$$\min_{i,j \in [1,n]} C_{KON} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{(i,j)} \cdot c(i,j) \quad (2)$$

$$\text{s. t. } x(i, i_1) \times \prod_{m=1}^{k-1} x(i_m, i_{m+1}) \times x(i_k, j) = 1, \quad \forall i, j \in [1, n] \quad (3)$$

$$x_{(i,j)} = \{0, 1\} \quad (4)$$

3 求解虚拟链路选取问题的免疫克隆算法 IC-LS

移动网络虚拟链路选取问题是多目标约束优化问题,当

网络规模比较大时,问题的时间复杂度很大。本文运用免疫克隆算法^[9],引入人工免疫系统中克隆、变异及选择等操作用于求解链路选取问题。

3.1 约束处理方法

本文借鉴免疫克隆算法在解决多目标优化问题中的优势,基于已有的工作^[10],结合该问题的特点,将约束条件转化为优化目标来处理。首先将式(1)所描述的优化目标取反,变成最小化问题,即令 $f_1(x) = -\min b(i,j)$, x 是决策变量矩阵;将第二个优化目标表示为 $f_2(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{(i,j)} \cdot c(i,j)$;将式(3)的约束条件 $x(i, i_1) \times \prod_{m=1}^{k-1} x(i_m, i_{m+1}) \times x(i_k, j) = 1$ 变形为 $x(i, i_1) \times \prod_{m=1}^{k-1} x(i_m, i_{m+1}) \times x(i_k, j) - 1 = 0$, 并记为 $h(x) = 0$ 。当覆盖网不满足连通性约束时 $h(x) = -1$, 满足连通性约束时 $h(x) = 0$, 因此定义 $f_3(x) = |h(x)|$, 将约束条件 $h(x) = 0$ 转化为目标函数 $\min g(x)$ 。将目标函数 $f_1(x)$, $f_2(x)$, $f_3(x)$ 表示成目标矢量 $\vec{y}$, 这样虚拟链路选取问题描述为下面的多目标问题:

$$\min \vec{y} = (f_1(x), f_2(x), f_3(x)) \quad (5)$$

式中, $x = [x_{(i,j)}]_{n \times n} \in X \in [0, 1]^{n \times n}$, X 是一个 $n \times n$ 维决策空间, 元素 $x_{(i,j)}$ 表示核心节点 s_i, s_j 之间的虚拟链路是否被选取。

3.2 免疫克隆算法的抗体编码

尽管决策变量 x 是一个 $n \times n$ 维矩阵, 由于 x_{ii} 无意义, x_{ij}, x_{ji} 含义相同, 因此独立的元素共有 $C_n^2 = \frac{n(n-1)}{2}$ 个。把任意两个核心节点之间的连接作为候选的虚拟链路, 首先将它们按自然顺序编号 ($i=1, 2, \dots, p$), $p = \frac{n(n-1)}{2}$, 抗体 $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 中每个元素 x_i 对应一条候选虚拟链路, 取值为 0 表示没有选择该链路, 取值为 1 表示选中该链路。一个规模为 m 的抗体群可以表示为: $B = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_m\}$ 。抗原对应于目标函数: $\vec{y} = (f_1(x), f_2(x), f_3(x))$ 。

对第 k 代抗体群 B_k^0 进行的操作包括克隆操作、基因重组操作、基因变异操作、抗体选择操作等, 分别记为 T_C, T_R, T_M 和 T_S , 经过这些操作后得到的抗体群分别记为 B_k^1, B_k^2, B_k^3 和 B_{k+1} 。

3.3 克隆操作 T_C

在实施克隆操作前, 先通过 Pareto-占优^[11]的概念将抗体群 B_k^0 中的抗体划分为支配抗体和非支配抗体, 即对于任意一个抗体 $\vec{x}_{i(k)} \in B_k^0$, 如果不存在其他抗体 $\vec{x}_k \in B_k^0$ 满足

$$(\forall i \in \{1, 2, 3\}: f_i(\vec{x}_k^*) \geq f_i(\vec{x}_{i(k)})) \wedge (\exists j \in \{1, 2, 3\}: f_j(\vec{x}_k^*) > f_j(\vec{x}_{i(k)})) \quad (6)$$

则称 $\vec{x}_k^*$ 为非支配抗体, 否则称 $\vec{x}_k^*$ 为支配抗体。按照抗体群 B_k^0 中的支配抗体和非支配抗体划分成两个抗体群 $\bar{B}_k$ 和 B_k 。对于 m 个非支配抗体执行克隆操作。假设非支配抗体 $\vec{x}_{i(k)}$ 的克隆规模是 p_i , 希望 p_i 依据抗体-抗原亲和度 $f(\vec{x}_{i(k)})$ 、抗体-抗体亲和力 Θ 自适应调整, 当抗体间抑制小而抗原刺激大时, 克隆规模也大, 反之就小。定义克隆规模函数:

$$p_{i(k)} = g(n_c, \vec{f}(\vec{x}_{i(k)}), \Theta_i) = \text{Int}(n_c \cdot \frac{\vec{f}(\vec{x}_{i(k)})}{\sum_{i=1}^m \vec{f}(\vec{x}_{i(k)})} \cdot \Theta_i) \quad (7)$$

式中, $n_c > m$ 用于调整克隆规模; $\text{Int}(\cdot)$ 表示向上取整; Θ_i 反映抗体 $\vec{x}_{i(k)}$ 与其他抗体的亲和力, 定义为:

$$\Theta_i = \min\{D_{ij}\} = \min\{\exp\|\vec{x}_{i(k)} - \vec{x}_{j(k)}\|\} \quad (8)$$

$i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, m$

式中, $\|\cdot\|$ 为欧式距离, 在计算 Θ_i 时对 $\|\cdot\|$ 进行归一化处理, 若抗体间亲和力越大, 则 Θ_i 越小。式中 D_{ij} 为抗体亲和力矩阵, 它是对称矩阵, 反映了种群的多样性。经过克隆后的种群变为:

$$\begin{aligned} B_k^1 &= T_C(B_k) \\ &= \{T_C(\vec{x}_{1(k)}), T_C(\vec{x}_{2(k)}), \dots, T_C(\vec{x}_{m(k)})\} \\ &= \{\vec{x}_{1(k)}^1, \vec{x}_{2(k)}^1, \dots, \vec{x}_{N(k)}^1\} \end{aligned}$$

式中, $N = \sum_{i=1}^m p_i$ 。

3.4 基因重组操作 T_C

本文采用多父体单形杂交算子来实现基因重组操作 T_C , 多父体单形杂交算子使用 n 个父体产生一个后代, 具体的操作步骤如下: ①在 R^n 中, n 个独立的父体矢量 $\vec{x}_i (i=1, 2, \dots, n)$ 形成 R^n 空间的一个单形; ②计算 n 个矢量的中心 $\vec{o}$, $\vec{o} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{x}_i$; ③将单形沿各个方向 $(\vec{x}_i - \vec{o})$ 以一定比例 $(1+\epsilon)$ 扩张; ④从扩张后的单形中随机地取一点即为一个后代。如果参数 $n=3$, 即 3 个父代抗体产生一个后代, 所以对于规模为 N 的抗体群, 其产生的后代抗体群规模为 $\lfloor N/3 \rfloor$ 。

经过克隆重组操作后, 抗体群变为

$$B_k^2 = T_C(B_k^1) = \{\vec{x}_{1(k)}^2, \vec{x}_{2(k)}^2, \dots, \vec{x}_{q(k)}^2\} \quad (9)$$

$q = \lfloor N/3 \rfloor$

为了更好地利用重组前的抗体, 将两组抗体合并进行下一步的变异操作。

$$B_k^2 = B_k^1 \cup B_k^2 = \{\vec{x}_{1(k)}^2, \vec{x}_{2(k)}^2, \dots, \vec{x}_{q+N(k)}^2\} \quad (10)$$

3.5 变异操作 T_m^c

变异操作采用自适应变异^[18], 即在单一抗体周围产生一个变异的解群体, 利用局部搜索增加提高抗体与抗原亲和度的可能性。自适应变异将解质量的好坏与搜索范围相联系, 使适应值大的抗体在较小范围内搜索而适应度小的抗体在较大范围内搜索。

设 $\vec{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ 是父代抗体, $f(\vec{s})$ 是它的适应值, $f_{\min}$ 是所解问题的最小目标值, 定义其变异温度为

$$T = 1 - f_{\min} / f(\vec{s}) \quad (11)$$

设抗体 $\vec{s}$ 分量 $s_k \in [a_k, b_k]$ 被选择变异, 变异后为 s_k' , 即

$$s_k' = \begin{cases} s_k + \Delta(T, b_k - s_k), & \text{rnd}(2) = 0 \\ s_k - \Delta(T, b_k - s_k), & \text{rnd}(2) = 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\text{rnd}(2)$ 表示将随机产生的整数模 2 所得的结果; T 为变异温度; $\Delta(x, y)$ 定义为

$$\Delta(x, y) = y(1 - r^\lambda) \quad (13)$$

式中, r 是 $[0, 1]$ 上的一个随机数, λ 是决定非一致性程度的一个参数, 它起着调整局部搜索区域的作用, 一般取值为 2~5。自适应变异操作完成后, 得到新的抗体群为 B_k^3 。

$$B_k^3 = \{\vec{x}_{1(k)}^3, \vec{x}_{2(k)}^3, \dots, \vec{x}_{q+N(k)}^3\} \quad (14)$$

3.6 选择操作 T_S

首先将抗体群 B_k^3 按照 Pareto-占优的概念划分为支配抗体和非支配抗体, 假设非支配抗体数量 $N_{\text{non}} > m$, 那么选出其中违反约束较轻的 m 个抗体作为下一代抗体群 B_{k+1} ; 否则在支配抗体群选出 $N_{\text{non}} - m$ 个违反约束较轻的抗体合并到非支配抗体群作为下一代抗体群。

完整的多目标免疫克隆算法描述如下:

Algorithm IC-LS ()

Input: Physical network topology and bandwidth parameters of super nodes

Output: Virtual links between super nodes and bandwidth

Step1 Set algorithm termination condition; Set the size of antibody population; Initialize evolution algebra $k=1$; Max iterations is $K_{\max}=100$; Randomly generate initial antibody population

$$B_k = \{\vec{x}_{1(k)}, \vec{x}_{2(k)}, \dots, \vec{x}_{m(k)}\}$$

Step2 Use clone operator on antibody population B_k

Step2.1 Perform cloning operation T_C on B_k , get

$$\begin{aligned} B_k^1 &= T_C(B_k) = \{\vec{x}_{11(k)}^1, \vec{x}_{12(k)}^1, \dots, \vec{x}_{1p1(k)}^1, \vec{x}_{m1(k)}^1, \\ &\quad \vec{x}_{m2(k)}^1, \dots, \vec{x}_{mpm(k)}^1\} \text{ where, } N = \sum_{i=1}^m p_i \\ &= \{\vec{x}_{1(k)}^1, \vec{x}_{2(k)}^1, \dots, \vec{x}_{N(k)}^1\} \end{aligned}$$

Step2.2 Perform regrouping operation T_C on B_k^1 , get

$$\begin{aligned} B_k^2 &= T_C(B_k^1) = \{\vec{x}_{1(k)}^2, \vec{x}_{2(k)}^2, \dots, \vec{x}_{q(k)}^2\} \quad q = \lfloor N/3 \rfloor \\ \text{And let } B_k^2 &= B_k^1 \cup B_k^2 = \{\vec{x}_{1(k)}^2, \vec{x}_{2(k)}^2, \dots, \vec{x}_{q+N(k)}^2\} \end{aligned}$$

Step2.3 Perform aberrating operation T_C on B_k^2 , get

$$\begin{aligned} B_k^3 &= T_C(B_k^2) = \{T_C(\vec{x}_{1(k)}^2), T_C(\vec{x}_{2(k)}^2), \dots, T_C(\vec{x}_{q+N(k)}^2)\} \\ &= \{\vec{x}_{1(k)}^3, \vec{x}_{2(k)}^3, \dots, \vec{x}_{q+N(k)}^3\} \end{aligned}$$

Step2.4 Perform selecting operation T_S on B_k^3 , get

$$\begin{aligned} B_k^4 &= T_S(B_k^3) = T_C(\vec{x}_{1(k)}^3, \vec{x}_{2(k)}^3, \dots, \vec{x}_{q+N(k)}^3) \\ &= \{\vec{x}_{1(k)}^4, \vec{x}_{2(k)}^4, \dots, \vec{x}_{N_{\text{non}}(k)}^4\} \end{aligned}$$

Step3 If $N_{\text{non}} > m$, select m antibody who has lesser violation in B_k^4 , get

$$B_k^5 = T_S(B_k^4) = \{\vec{x}_{1(k)}^5, \vec{x}_{2(k)}^5, \dots, \vec{x}_{m(k)}^5\}$$

Else select $m - N_{\text{non}}$ antibody who has lesser violation in $B_k^3 - B_k^4$, get

$$B_k^6 = T_S(B_k^3 - B_k^4) = \{\vec{x}_{1(k)}^6, \vec{x}_{2(k)}^6, \dots, \vec{x}_{m-N_{\text{non}}(k)}^6\}$$

$$\text{Let } B_k^5 = (B_k^4 \cup B_k^6) = \{\vec{x}_{1(k)}^5, \vec{x}_{2(k)}^5, \dots, \vec{x}_{m(k)}^5\}$$

Step4 Let $B_{k+1} = B_k^5$, $\vec{x}_{i(k+1)} = \vec{x}_{i(k)}^5 (i=1, 2, \dots, m)$

Step5 Let $k=k+1$, if $k=K_{\max}$, stop iteration, output B_{k+1} ; else return Step 2

End

3.7 算法的复杂性分析

免疫克隆算法每一代的时间复杂度主要由克隆操作、重组操作、变异操作、选择操作 4 部分组成。设 m 为抗体群规模, N 为克隆后的种群规模; $N+q = N + \lfloor N/3 \rfloor$ 为重组之后的种群规模; n_c 是与克隆规模有关的设定值, $n_c = 3m$; 则在一代运行中, 克隆操作的时间复杂度最差为 $O(mn_c)$; 重组操作的时间复杂度为 $O(N)$; 变异操作的时间复杂度为 $O(q+N)$; 选择操作的时间复杂度为 $O(N + n_c^2 + N_{\text{non}})$ 。所以在一代运

行中,算法的时间复杂度最差为:

$$\begin{aligned} & O(mn_c) + O(N) + O(q+N) + O(N+n_c^2+N_{nm}) \\ &= O(mn_c + N + q + N + N + n_c^2 + N_{nm}) \\ &= O(m \cdot 3m + 3N + \lfloor N/3 \rfloor + (3m)^2 + N_{nm}) \\ &= O(12m^2 + 3N + \lfloor N/3 \rfloor + N_{nm}) \end{aligned}$$

又因为 N_{nm} 与 N 和 m 同阶,所以在一代运行中算法的时间复杂度最差为 $O(m^2)$ 。

4 仿真实验和结果

实验采用 Brite 工具并基于 Waxmax 算法生成网络拓扑图,模拟实际网络特性。设置超级节点数为 10 个,平均每个节点度数 $d=4$, $\alpha=0.15$, $\beta=0.2$ 。边权值 $e_b \in [5, 100]$ 表示链路的带宽;边权值 $e_c \in [10, 50]$ 表示链路的维护代价;对于 10 个超级节点构成的完全连通图的每条边(虚拟链路)从 1 到 45 进行编号。

按照 IC-LS 算法,抗体编码长度为 45;初始抗体群规模设为 10;设置合理的 n_c 值,使克隆后的抗体群规模 N 近似为 30 左右;个体变异概率为 0.5;算法的最大进化代数 of 100,每种实验运行 20 次,取平均值作为最后结果。图 1 给出了虚拟链路最小带宽的优化过程,图中每颗星的位置代表某一代进化(横坐标)过程中一个粒子所选择的虚拟链路中的最小带宽(纵坐标),从图中可以看出,在最初产生的粒子中,最小带宽大约在 5~20 之间,随着进化过程算法不断选取较高带宽的链路,在大约 60 到 70 代左右基本上达到优化目标,接近 35。

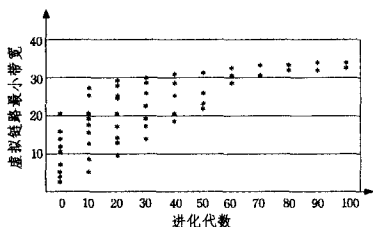


图 1 虚拟链路最小带宽优化过程

图 2 给出了虚拟链路总维护代价的优化过程。虽然有些粒子在初始就有较小的维护代价,但结合图 1 可知,此时的链路带宽也比较小,而且选取的虚拟链路有可能是不连通的。随着进化过程,所有粒子对应解的维护代价趋于稳定。

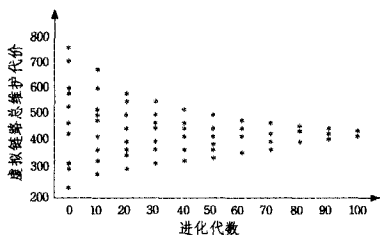


图 2 虚拟链路总维护代价优化过程

图 3 给出了链路选取问题得到的 Pareto 最优解集。在得到的 3 个最优解中,根据对约束条件的转化,其中连通性为 1 的解表示不连通,因此它是不可行解。其余两个解都是可行解,核心覆盖链路可以按照其中之一进行选取。

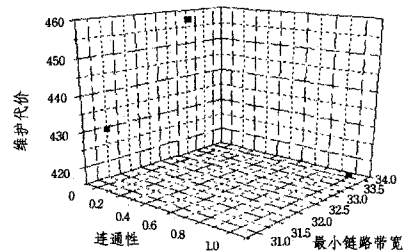


图 3 链路选取的 Pareto 最优解集

结束语 虚拟链路的选取是构造覆盖网络的重要环节。针对不同类型的覆盖网络,虚拟链路的选取所考虑的因素、实现的算法以及覆盖拓扑性质都不尽相同。对于移动网格覆盖网络的构造来说,是在一组固定的覆盖节点间选取部分虚拟链路,考虑了虚拟链路的带宽、覆盖网络的连通性、底层物理链路的带宽和维护代价等因素。将该问题形式化描述为带约束的多目标优化问题,在求解过程中,将约束条件转化成优化目标,从而将问题转化成多目标优化问题,并提出了免疫克隆算法进行求解。实际对优化问题的求解多种多样,最适宜的求解方法有待于进一步的研究和对比。

参考文献

- [1] 杜丽娟,余镇危,鞠宏军. 覆盖网体系结构及应用研究[J]. 计算机工程与设计, 2009, 45(28): 102-104
- [2] Merabti M, Liu Zhu, et al. Advances in Peer-to-Peer content search[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2010, 59(3): 309-318
- [3] Yin Xun-rui, Wang Yan, et al. Min-cost multicast networks in Euclidean space[C]//Proceedings of the 2012 IEEE International Symposium on Information Theory-IT, Piscataway, NJ, USA, 2012: 1316-1320
- [4] Pallis G. Improving Content Delivery by Exploiting the Utility of CDN Servers[C]//Data Management in Cloud, Grid and P2P Systems, Proceedings of the 5th International Conference, Globe 2012, Vienna, Austria, Sept. 2012: 88-99
- [5] 卢锡城,李东升. 虚拟计算环境中的覆盖网技术[J]. 计算机学报, 2008, 31(9): 1516-1524
- [6] Mishra M, Tripathy S, Peri S. SEPASTRY: Security enhanced pastry[C]//Proceedings of the Second International Conference on Advances in Computing and Information Technology, ACITY. July 2012: 789-795
- [7] 张栋,吴春明,等. 大规模服务覆盖网拓扑设计[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(4): 841-845
- [8] 杜丽娟,余镇危. 移动网格发展研究[J]. 计算机工程与设计, 2010(6): 1166-1169
- [9] S Rong-hua, J Li-cheng, et al. A Novel Immune Clonal Algorithm for MO Problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2012, 16(1): 35-50
- [10] Efren M-M, Coello C A C. A survey of constraint-handling techniques based on evolutionary multiobjective optimization[R]. Technical Report EVOCINV-04-2006, Evolutionary Computation Group at CINVESTAV, 2006
- [11] 焦李成,等. 多目标优化免疫算法、理论和应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 3-4