

基于再励学习蚁群算法的多约束 QoS 路由方法^{*})

陈 岩 杨华江 沈林成

(国防科技大学机电工程与自动化学院 长沙 410073)

摘 要 本文研究了多约束 QoS 路由问题,给出基于模糊评判的路由模型,实现了多 QoS 约束的综合优化;同时提出一种再励学习蚁群路由算法对该问题进行求解,算法通过对蚂蚁搜索路径进行评价产生再励信号,并根据再励信号采取了不同的信息素更新策略,提高了算法的寻优能力和收敛速度。仿真实验表明,该算法能快速得到较大程度满足业务 QoS 要求的路径。

关键词 多约束 QoS,模糊评判,网络路由,再励学习,蚁群算法

A Reinforcement Learning Based Ant Algorithm for Multiple Constrained QoS Routing Problem

CHEN Yan YANG Hua-Jiang SHEN Lin-Cheng

(College of Electromechanical Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract This paper discusses the multiple constrained QoS routing problem. Firstly, a mathematical model based on fuzzy judgment is presented, which realizes the optimization of multiple constraint of QoS. Then an Ant algorithm is proposed to solve the problem. An efficient reinforcement learning mechanism, which improves the pheromone according to the reinforcement signal generated from the judgement of the routes, is introduced to the algorithm, so that the algorithm can converge to the approximate global best solution fast. Simulation results demonstrate that the algorithm can effectively and fast generate a route which can mostly satisfy the QoS constraints of operations.

Keywords Multiple constrained QoS, Fuzzy judgement, Network routing, Reinforcement learning, Ant algorithm

1 引言

随着网络技术的发展,多媒体网络业务,如视频会议、视频点播等,对网络提出了越来越高的要求;为了提高网络传输效率、优化网络资源配置、提高用户满意度,必须提高网络服务质量。QoS(Quality of Service)路由是保证服务质量的关键技术,而 QoS 路由问题的关键在于找到一条满足业务 QoS 指标约束的路由,实现对网络资源的优化配置。目前针对 QoS 路由问题,主要考虑三种类型的约束参数:加性约束,如时延;乘性约束,如丢包率;凹性约束,如带宽。文[1]中已说明,当路由选择的约束包含 2 个或 2 个以上加性约束,或者包括加性约束和乘性约束的组合时,路由问题将是 NP-完全问题。

蚁群算法是一种以模拟蚂蚁觅食行为为基础的优化方法,不依赖于具体问题的数学描述,被广泛应用于求解组合优化问题,特别是 NP-完全问题。如文[1,2]中所述,蚁群算法已在网络路由中得到了很好的应用。文[3,4]利用蚁群算法实现了对部分指标的优化路由,文[5]中蚁群算法讨论了多指标约束路由,但由于量纲不一致,会出现部分指标被屏蔽现象。文[2]中所述用于求解 QoS 路由之蚁群算法,由于信息素更新仅对最优路径进行,会出现过早收敛,且易收敛于局部极值的情况。

本文首先建立了多约束 QoS 路由模型,在该模型中通过引入模糊评判,消除了由于量纲导致的参数屏蔽现象,实现了多约束下的综合优化。然后提出了再励学习蚁群算法对该问题进行求解,算法针对基本蚁群算法^[2]容易陷入局部极值的情况,引入再励学习机制,通过对蚂蚁搜索路径的评价产生再

励信号,根据再励信号采取不同的信息素更新策略,提高了收敛速度,减小了陷入局部极值的可能性,增强了寻优能力。

2 问题描述

QoS 路由即是在网络中寻找一条满足带宽、时延、时延抖动等约束条件,同时优化配置网络资源的路径。为了问题分析方便,将网络看作无向带权连通图。

设 $S(P, E)$ 表示网络,其中 P 表示网络节点集, E 表示网络边集, $E = \{(i, j) | i, j \in P\}$, $E \subseteq P \times P$;

定义 1(链路) 在网络 S 中,如果节点 $i, j \in P$ 连通,且 i, j 间不存在其它节点则称连接 i, j 的边为链路 (i, j) 且 $(i, j) = (j, i)$; $(i, j), (j, i) \in E$;

定义 2(路径) 称节点序列 $Path(i_1, i_2, \dots, i_{m-1}, i_m)$ 为节点 i_1 到 i_m 的一条长度为 m 的路径;其中 $\forall i_l \in P, 1 \leq l \leq m$, 且 $\forall (i_{l-1}, i_l) \in E, 2 \leq l \leq m$ 。

QoS 路由即是要得到一条从源点 $p_{start} \in P$ 到终点 $p_{end} \in P$ 的路径 $(p_{start}, \dots, p_{end})$, 该路径满足具体业务的服务质量要求,同时优化配置网络资源。

3 多约束 QoS 路由模型

本文研究的网络路由问题综合考虑了加性约束、乘性约束和凹性约束。

加性约束,即路径指标值等于组成该路径的各链路、节点指标值之和;

乘性约束,即路径指标值等于组成该路径的各链路、节点指标值之积;

凹性参数,即路径指标值等于组成该路径的各链路、节点

^{*})基金项目:973 基础研究项目(No. 5130801)。陈 岩 博士生,研究方向:智能控制,任务规划与控制;杨华江 硕士生,研究方向:任务规划与任务控制;沈林成 教授,博士生导师,研究方向:智能控制,任务规划,协同控制技术。

指标值之最小值。

设有从源点 i_1 到目标点 i_m 长度为 m 的路径 $Path(i_1, i_2, \dots, i_{m-1}, i_m)$, 对常用 QoS 指标, 路径 $Path$ 的指标表示如下:

(1) 路径时延:

$$Delay(Path) = \sum_{j=2}^m Delay((i_{j-1}, i_j)) + \sum_{k=1}^m Delay(i_k)$$

其中 $Delay((i, j))$, $Delay(i)$ 分别表示链路 (i, j) 、节点 i 的时延指标值;

(2) 时延抖动:

$$DJitter(Path) = \sum_{j=2}^m DJitter((i_{j-1}, i_j)) + \sum_{k=1}^m DJitter(i_k)$$

其中 $DJitter((i, j))$, $DJitter(i)$ 分别表示链路 (i, j) 、节点 i 的时延抖动指标值;

(3) 费用:

$$Cost(Path) = \sum_{j=2}^m Cost((i_{j-1}, i_j)) + \sum_{k=1}^m Cost(i_k)$$

其中 $Cost((i, j))$, $Cost(i)$ 分别表示链路 (i, j) 、节点 i 的费用指标值;

(4) 带宽:

$$BWidth(Path) = \min_{j=2,3,\dots,m} \{BWidth(i_{j-1}, i_j)\}$$

其中 $BWidth((i, j))$ 表示链路 (i, j) 的带宽费用指标值;

(5) 丢包率:

$$PLoss(Path) = 1 - \prod_{j=1}^m (1 - PLoss(i_j))$$

其中 $PLoss(i)$ 表示节点 i 的丢包率指标值。

QoS 路由即是要寻找满足如下约束的路径:

$$Delay(Path) \leq D, DJitter(Path) \leq DJ,$$

$$Cost(Path) \leq C, BWidth(Path) \geq BW,$$

$$PLoss(Path) \leq PL;$$

其中 D, DJ, C, BW, PL 分别表示时延、时延抖动、费用、带宽、丢包率约束。

对于多约束路由问题, 由于指标量纲不一致, 指标在数值上体现出较大差异; 文[2,5]中方法将会出现部分指标被淹没的现象, 如时延抖动淹没了时延, 最终结果不能反映业务的 QoS 要求。为此本文提出利用模糊评判的方法, 对各指标进行综合优化。

模糊评判即是为各指标建立隶属度函数, 将指标值映射到 $[0, 1]$ 区间, 消除指标间的量纲差异。设有隶属度函数矢量:

$$F = (f_{Delay}, f_{DJitter}, f_{Cost}, f_{BWidth}, f_{PLoss})^T$$

其中各元素分别表示各指标的隶属度函数, 且为越大越优型 (各指标隶属度函数的确定要根据具体网络情况, 以及指标约束来确定, 本文不在此作详细讨论)。

由于不同业务对服务质量的要求不同, 因此各指标的重要程度也不一样; 针对具体业务给各指标赋予权值, 可得权重向量:

$$W = (w_{Delay}, w_{DJitter}, w_{Cost}, w_{BWidth}, w_{PLoss})^T$$

且 $w_{Delay} + w_{DJitter} + w_{Cost} + w_{BWidth} + w_{PLoss} = 1$ 。

则对路径 $Path$ 可以得到对该路径的优性评判: $\delta(Path) = W^T F(Path)$ 。由于各隶属度函数为越大越优型, 因此路由变为寻找 δ 最大的路径。

至此可得到多 QoS 指标约束的路由模型

$$\max\{\delta(path)\} = \max\{W^T F(path)\} \quad (1)$$

其中,

$$W = (w_{Delay}, w_{DJitter}, w_{Cost}, w_{BWidth}, w_{PLoss})^T$$

$$F(path) = (f_1, f_2, f_3, f_4, f_5)^T$$

$$f_1 = f_{Delay}(Delay(path)),$$

$$f_2 = f_{DJitter}(DJitter(path)),$$

$$f_3 = f_{Cost}(Cost(path)),$$

$$f_4 = f_{BWidth}(BWidth(path)),$$

$$f_5 = f_{PLoss}(PLoss(path)),$$

$$s. t. \begin{cases} Delay(path) \leq D \\ DJitter(path) \leq DJ \\ Cost(path) \leq C \\ BWidth(path) \leq BW \\ PLoss(path) \leq PL \end{cases}$$

4 基于再励学习蚁群算法的 QoS 路由优化算法

蚁群算法是模拟蚂蚁群体觅食时释放信息素行为的优化算法, 其关键在于后继节点的概率选取, 以及信息素的更新机制。针对上述多约束 QoS 路由模型, 本文提出再励学习蚁群算法, 算法结合上述 QoS 指标的模糊评判进行后继节点的选取; 同时通过对蚂蚁搜索路径的评价产生再励信号, 并依据再励信号在信息素更新的不同阶段采取不同的更新策略, 提高了算法的全局寻优能力和收敛速度。

4.1 后继节点的概率选择

每只蚂蚁根据下面的概率公式, 由当前节点 i 选择后继节点 j

$$p_{ij}^i(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{u \in allowed_k(t)} (\tau_{iu}^\alpha(t) \cdot \eta_{iu}^\beta(t))} & \text{if } j \in allowed_k \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\tau_{ij}(t)$ 是指 t 时刻链路 (i, j) 上的信息素浓度; α 为信息素启发因子, 表示轨迹的相对重要性, $\alpha \geq 0$; β 为期望启发因子, 表示能见度的相对重要性, $\beta \geq 0$; $allowed_k(t)$ 表示 t 时刻蚂蚁 k 下一步可以选择的节点集, $allowed_k(t) = C - Tabu_k(t)$, C 为与节点 i 存在链路的节点集, $Tabu_k(t)$ 表示当前循环到时刻 t 为止蚂蚁 k 所走过的节点集; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数, 在文[3~5]中 $\eta_{ij}(t)$ 相对于链路 (i, j) 是定值; 本文将根据蚂蚁在当前循环时刻 t 之前所经过的路径, 以及链路 (i, j) 的特性确定 $\eta_{ij}(t)$ 。

设蚂蚁在时刻 t 之前经过的路径为 T , 该路径所消耗的各项指标分别为

$$Delay(T), DJitter(T), Cost(T), PLoss(T);$$

则该蚂蚁在搜索后续后继节点时将面临的指标约束分别为:

$$D - Delay(T), DJ - DJitter(T), C - Cost(T), BW, (PL - PLoss(T)) / (1 - PLoss(T))$$

根据新的指标约束确定在后继节点选择时的指标隶属度函数矢量 F^* , 根据 $W^T F^*((i, j))$ 计算出 $allowed_k(t)$ 中各节点的优属度值 $\eta_{ij}(t) = W^T F^*((i, j))$, 其中 W^* 为对与链路相关指标权重进行归一化处理后的权重向量。

4.2 信息素更新

再励学习是一种通过接受环境奖励信号来调整适应性的行为, 是一种无导师的学习方式。在蚁群算法信息素更新的不同阶段, 利用上述评判规则对蚂蚁搜索路径进行评价, 并将评价价值作为再励信号; 对评价价值大的路径进行信息素“奖励”, 对评价价值小的路径则进行信息素“惩罚”。

4.2.1 局部信息素更新

定义 3(死点) 如果蚂蚁 k 位于节点 j , 且根据式(2)无

后继节点可以选择,则称节点 j 是蚂蚁 k 当前循环的死点。

蚂蚁如果走到死点,那么当前搜索必定是失败的,本文对引导蚂蚁走向死点的链路进行信息素惩罚,减少该链路再次被搜索的可能性:

设蚂蚁 k 当前位于节点 j ,且为当前循环的死点,前一时刻蚂蚁位于节点 i ,则对链路 (i, j) 信息素的更新如下:

$$\tau_{ij}^l(t+1) = (1-\mu)\tau_{ij}^l(t) + \mu(1-\eta_{ij}(t))Q_1 \quad (3)$$

其中, $\tau_{ij}^l(t)$ 表示链路 (i, j) 在第 l 次循环 t 时刻的信息素量, μ 表示信息素局部挥发因子, $\eta_{ij}(t)$ 表示当前循环 t 时刻链路 (i, j) 的启发函数, Q_1 为常值。

通过式(3)使链路 (i, j) 上的信息素量减少,减小了其它蚂蚁选择链路 (i, j) 的可能性,增强了算法的搜索能力。由于死点并非叶子节点,因此式(3)的参数选取不应使链路信息素急剧减少。

4.2.2 全局信息素更新

当所有蚂蚁结束当前循环搜索时,按下式对所有链路进行信息素更新。

$$\tau_{ij}^{l+1}(0) = (1-\rho)\tau_{ij}^l(\infty) + \rho\Delta\tau_{ij} \quad (4)$$

式中 $\tau_{ij}^{l+1}(0)$ 表示第 $l+1$ 次循环时链路 (i, j) 的初始信息素值; $\tau_{ij}^l(\infty)$ 表示第 l 次循环结束时链路 (i, j) 的信息素值; ρ 表示信息素全局挥发因子; $\Delta\tau_{ij}$ 表示经过当前循环,链路 (i, j) 信息素的变化量,是影响信息素全局更新的关键因素。

当所有蚂蚁路由结束后将结果路径分为两类:搜索成功路径和失败路径。对于搜索成功路径根据式 $\delta(path) = W^T F(path)$ 计算所有搜索成功路径的 δ 值,并按从大到小排序,得 $S_1, S_2, \dots, S_{n-1}, S_n$; 对于搜索失败的 r 条路径设定 $\delta = 0$ 。

在 $S_1, S_2, \dots, S_{n-1}, S_n$ 中选择前 n^* 条路径,对 $\forall S_p, 1 \leq p \leq n^*$, 按式(5)计算其链路信息素增量(各链路信息素增量初始值为 0)。

$$\Delta\tau_{ij} = \Delta\tau_{ij} + \delta(S_p)Q_2, (i, j) \in S_p \quad (5)$$

式中 $Q_2 > 0$ 为全局更新常量。

选择 δ 值小的前 v 条路径, $v = \max\{v, r\}$, 对其中任意路径 S_q 按式(6)调整其链路信息素强度。

$$\Delta\tau_{ij} = \Delta\tau_{ij} - \delta(S_1)Q_3, (i, j) \in S_q \quad (6)$$

上式中 $Q_3 > 0$ 为全局更新常量。

通过式(5)信息素的调整,增强了优秀路径信息素强度,使下次循环蚂蚁搜索倾向于在部分较优解周围进行,提高算法的收敛速度;式(6)通过减少部分已走过链路的信息素强度,使蚂蚁倾向于搜索未曾搜索过的链路,减小算法陷入局部极值的可能性,增强了算法的全局寻优能力。

4.3 算法步骤

利用本文算法求解网络 QoS 路由的步骤如下:

Step 1: 删除不满足丢包率约束的节点,以及不满足带宽约束链路,得新的网络拓扑结构,并基于该网络结构进行路由。

Step 2: 初始化网络中各链路的信息素强度 C 设置算法参数 $\alpha, \beta, W, Q_1, \mu, Q_2, \rho, Q_3, n^*, v$ 以及蚂蚁种群数 m 和最大循环次数 N_C , 初始循环次数 $l=0$ 。

Step 3: 设置当前循环次数 $l=l+1$, 并设置各链路 $\Delta\tau_{ij} = 0, t=0$; 将 m 只蚂蚁置于源点,为每只蚂蚁生成禁忌表,并将源点放入禁忌表中。

Step 4: 重复本步骤直到所有蚂蚁完成搜索。 $t=t+1$ 。对于每只没有完成搜索的蚂蚁 k 根据式(2),由当前节点 i 选择下一节点 j ; 如果不存在节点 j ,则标记该蚂蚁完成搜索,并

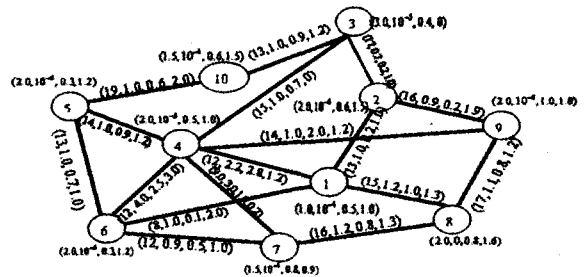
根据式(3)更新链路 (i, j) 信息素。否则如果 j 即为目标节点,则标记该蚂蚁完成搜索,并将 j 放入蚂蚁 k 的禁忌表中; 如果 j 不为目标节点,则将 j 放入蚂蚁 k 的禁忌表中。

Step 5: 根据式(4)、(5)、(6)更新信息素; 记录到当前循环为止的最优路径 $Path_{best}$ 。如果 $1 < N_C$, 则执行 Step 3; 否则执行 Step 6。

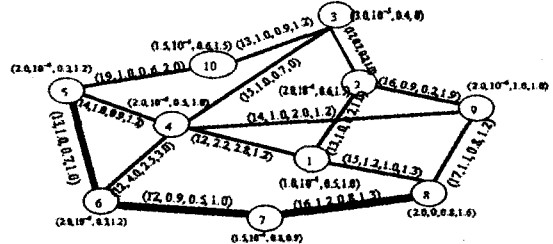
Step 6: 输出最优路径 $Path_{best}$, 算法结束。

5 仿真实验

用图(a)所示网络拓扑结构对本文算法和基本蚁群算法^[2]进行仿真实验对比,链路的属性参数用四元组(带宽,时延,时延抖动,费用)描述,节点的属性参数用四元组(时延,丢包率,时延抖动,费用)描述。为了不影响说明问题,时延、时延抖动、丢包率和费用采用简单三角形隶属度函数,如图(a)所示;带宽采用半梯形隶属度函数,如图(b)所示,其中 $n=5$ 。



(a) 原始网络拓扑结构



(b) 满足约束网络拓扑结构

图1 网络拓扑结构

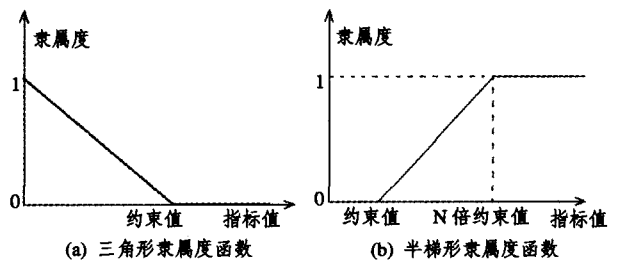


图2 隶属度函数

设现有业务 1 路由由请求,其源点为节点 5,目标点为节点 8; QoS 指标约束为:

$$D=20, DJ=10, C=18, BW=10, PL=0.01;$$

指标权重向量为:

$$W=(0.15, 0.08, 0.02, 0.7, 0.05)^T;$$

其它参数: $\mu=\rho=0.12, m=12, N_C=60, \alpha=\beta=1, C=10^6, Q_1=10^3, Q_2=Q_3=10^4, n^*=2, v=1$ 。

图(b)为删除不满足约束链路后的网络拓扑结构图,其中粗线为本文算法结果路径;图(a)表示搜索路径的时延、时

(下转第 44 页)

4 时,系统的性能依次略微地提高。这说明,采用 Turbo 原理可以有效地消除发射天线之间的干扰。与此同时,频谱效率或者传输速率也随着天线数目的增加而线性地增加,从而清楚地说明了多天线带来的好处。另外,在图中还给出了发射、接收天线为 2×3 时系统的性能,与 2×2 的系统相比,在误码率为 10⁻⁵ 量级时,2×3 系统的性能提高了约 3.5 dB,从而说明了增加接收天线以获得额外接收分集的好处。

结论 在本文中,针对频率选择性衰落信道提出了一种采用 LDPC 码的 MIMO OFDMA 多用户/多速率系统,并对该系统的性能进行了分析。在该系统中,首先,通过设置用户扩展码和用户分离码,有效地消除了用户之间的干扰。然后,通过联合 MIMO 软解调和 LDPC 码解码的 Turbo 迭代算法,消除了发射天线之间的干扰,在通过利用空分复用以提高频谱效率的同时,也获得了由 LDPC 码提供的编码增益。在文中,仿真了在不同发射、接收天线数情况下系统的性能。仿真结果表明,OFDMA 可以有效地消除多用户干扰,而 Turbo 接收机同时有效地消除发射天线之间的干扰。由于该系统对于星座图没有任何限制,具有良好的性能和高的频谱利用率和数据传输速率,因此为下一代 B3G 高速、多用户蜂窝移动通信系统的下行链路提供了一个良好的选择。

参考文献

- 1 MacKay D J C. Good error-correcting codes based on very sparse matrices. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1999, 45: 399~432
- 2 Poor K V. Turbo multiuser detection: An overview. presented at ISSSTA, Parsippany, NJ, USA, 2000
- 3 Xiaodong W, Poor H V. Iterative (turbo) soft interference cancellation and decoding for coded CDMA. *IEEE Transactions on Communications*, July 1999, 47: 1046~1061
- 4 Lu B, Guosen Y, Xiaodong W. Performance analysis and design optimization of LDPC-coded MIMO OFDM systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Feb. 2004, 52: 348~361
- 5 Hou J, Siegel P H, Milstein L B. Design of multi-input multi-output systems based on low-density parity-check codes. *IEEE Transactions on Communications*, Apr. 2004, 53: 601~611
- 6 Stamoulis A, Liu Z, Giannakis B. Space-time block-coded OFDMA with linear precoding for multirate services. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Jan. 2002, 50: 119~129
- 7 Zhonglin C, Guangxi Z, Wei C, Qiang N. Differential space-time block-coded OFDMA for frequency-selective fading channels. presented at 14th PIMRC, Beijing, China, 2003
- 8 Institute E T S. European Digital Cellular Telecommunication System (Phase 2): Radio Transmission and Reception, GSM 05.05, ver. 4.6.0. Sophia Antipolis Cedex, France, July 1993

(上接第 27 页)

延抖动和代价随迭代次数变化的曲线。图(b)为基本蚁群算法的相关量统计,表 1 为基本蚁群算法与本文算法的路由结果路径特性参数隶属度比较。

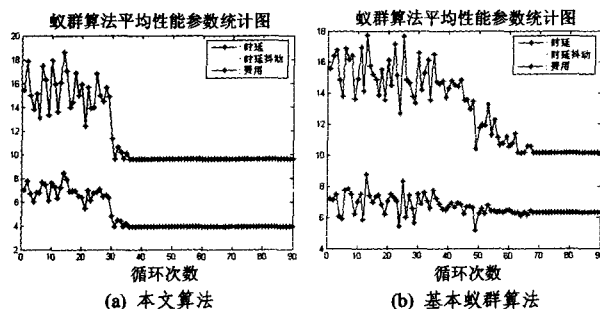


图 3 算法特性参数统计曲线

表 1 算法特性参数比较

| 路由结果 | 指标隶属度 | | | | | 路径综合评价 |
|----------------------|-------|------|-------|-------|------|--------|
| | 时延 | 时延抖动 | 费用 | 丢包率 | 带宽 | |
| 本文算法 5->6->7->8 | 0.52 | 0.61 | 0.611 | 0.998 | 0.07 | 0.241 |
| 基本蚁群算法 5->4->9->8 | 0.493 | 0.37 | 0.54 | 0.998 | 0.08 | 0.220 |

为进一步说明本文算法的有效性,设另有业务路由请求如表 2 所示。

表 2 业务路由请求

| 业务 | 源点 | 目标点 | QoS 约束 | 指标权重 |
|----|----|-----|------------------------------------|--|
| 2 | 2 | 5 | D=20, DJ=10, C=18, BW=11, PL=0.001 | (0.14, 0.09, 0.03, 0.7, 0.04) ^T |
| 3 | 3 | 8 | D=20, DJ=10, C=16, BW=10, PL=0.001 | (0.14, 0.09, 0.03, 0.7, 0.04) ^T |

对表 2 所示业务,两种算法的路由结果如表 3 所示。

表 3 路由结果

| 业务 | 算法类型 | 结果路径 | 综合评判值 | 收敛迭代次数/次 |
|----|--------|------------|-------|----------|
| 2 | 本文算法 | 2->3->4->5 | 0.210 | 38 |
| | 基本蚁群算法 | 2->3->4->5 | 0.210 | 66 |
| 3 | 本文算法 | 3->2->9->8 | 0.246 | 34 |
| | 基本蚁群算法 | 3->2->9->8 | 0.246 | 59 |

从上述统计结果可见,针对业务 1 路由请求两种算法产生了不同的结果路径,利用本文算法得到的路径 5->6->7->8 是相对于基本蚁群算法所得路径 5->4->8->9 的更优解;而且本文算法的迭代收敛次数为 36 次,明显低于基本蚁群算法的 68 次。对业务 2 和业务 3 路由请求,虽然两种算法得到了相同的路由结果,但是本文的收敛迭代次数明显少于基本蚁群算法。

结论 本文建立了多约束 QoS 路由模型,通过引入模糊评判归一化 QoS 指标,消除了指标间的屏蔽现象,实现了多指标约束的综合优化路由;同时提出了再励学习蚁群算法对问题进行求解,在算法信息素更新阶段通过奖励优秀蚂蚁,惩罚较差蚂蚁,抑制了算法过早收敛,提高了算法的寻优能力和收敛速度。实验证明,利用本文算法能有效、快速地实现多约束 QoS 路由。

参考文献

- 1 段海滨. 蚁群算法原理及其在应用. 北京: 科学出版社, 2005
- 2 李士勇. 蚁群算法及其在应用. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004
- 3 桂志波, 冀鑫泉. 一种基于蚁群系统原理的 QoS 单播路由算法. *信号处理*, 2005, 19(5): 432~435
- 4 王开宇. 基于蚁群算法的通信网络 QoS 路由方法. *燕山大学学报*, 2005, 29(4): 312~314
- 5 冉敏. 一种基于蚁群系统的多约束 QoS 路由算法. *计算机工程与应用*, 2005, 41(7): 142~144
- 6 崔逸学, 林闯. 基于多目标遗传算法的多播服务质量路由优化. *计算机研究与发展*, 2004, 7(41): 1145~1150
- 7 付振勇, 张根度. 基于非精确状态的蚂蚁网络在 QoS 路由选择中的应用. *计算机工程*, 2004, 14(30): 88~90
- 8 Dorigo M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transaction for Evolutionary Computation*, 1997(1): 53~56
- 9 Schoonderwoerd R, Hoolland O, Bruten J. Ant-based Load Balancing in Telecommunications Networks. *Adaptive Behavior*, 1996, 5(2): 169~207