

# 基于混沌神经网络的 QoS 组播路由算法

张慧档<sup>1</sup>, 吕娜<sup>1,2</sup>, 贺昱曜<sup>1</sup>, 徐浩翔<sup>3</sup>

(1. 西北工业大学 航海学院, 陕西 西安 710072; 2. 空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710051; 3. 空军工程大学 科研部, 陕西 西安 710051)

**摘要:**为了改变 Hopfield 网络的能量函数梯度下降的趋势,对神经元的内部状态施加了一个混沌控制量以控制神经网络的能量函数增加,减少或保持不变。将该混沌神经网络应用于解决 QoS 组播路由问题,提出了基于该混沌神经网络的 QoS 组播路由算法。通过计算机仿真,该算法能根据组播应用对费用和时延的要求,快速有效地构造组播树,与当前其它启发式算法相比较,本文提出的算法是可行和有效的。

**关键词:**混沌神经网络;QoS;组播路由;暂态混沌

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2008)01-0070-04

随着网络技术的高速发展,近年涌现出的新型多媒体业务常采用组播通信形式,并且需要相应的服务质量(Quality of Service, 又称 QoS)保证。文献[1]证明了基于多个不相关可加度量的 QoS 组播路由问题是 NP 完全问题。此外,网络状态信息的不精确性和不确定性使组播路由问题更难于处理。考虑到传统优化技术的不足,人们开始探索把混沌优化和神经网络算法引入到 QoS 组播路由问题的求解之中。如文献[2]提出了一种改进的 Hopfield 神经网络模型来解决组播路由问题。该算法首先用 Hopfield 网络为每一个源目的对找到  $k$  个最优路径,然后基于已找到的路径序列应用 Hopfield 神经网络得到一棵组播树。为改进该算法,文献[3]应用退火 Hopfield 神经网络求得一棵组播树。然而这些方法需要两次用到 Hopfield 神经网络,增加了路由算法的复杂性。在 Chen<sup>[4]</sup>提出自反馈混沌神经网络后,基于已知的路径序列,文献[5]利用该神经网络求得一棵组播树,若将网络结点组织成一个矩阵,文献[6]也利用该神经网络搜索到一棵组播树。但该算法中参数的选取具有较高的要求,选择不当,容易陷入局部最优,甚至找不到优化解。

由于 Hopfield 神经网络的能量函数总是向着能量减少的方向搜索,使得神经网络经常收敛到局部极小或无效解。本文综合考虑已有算法的优缺点,将混沌控制量加到每一个连续的 HNN(Hopfield neural network)的神经元,提出了一种附加了混沌控制量的神经网络模型。针对具有代价、时延等参数约束的 QoS 组播路由问题,本文所提出的算法在具有不同网络拓扑结构上进行了仿真实验,结果表明,所提出算法具有更快的收敛速度和更强的搜索能力,能够找到一组较好的 QoS 组播路由。

## 1 附加了混沌控制量的神经网络模型

在 Hopfield 神经网络模型中引入自反馈项是产生混沌神经网络的主要方法,主要有 Chen 提出的一种暂态混沌神经网络模型(TCNN, transien chaotic neural network),通过引入一个逐渐消失的自反馈项,使网络搜索过程经过倒分叉最终收敛到一个稳定的平衡点<sup>[4]</sup>。文献[7]也提出一种具有加强自反馈的混沌神经网络,以改变自反馈的方式来避免陷入局部最优解。然而单纯采用自反馈项难以实现全局最优,并且该方法需选取的参数很多,难以调整到混沌动力状态。

收稿日期:2007-04-09

基金项目:全国优秀博士学位论文作者专项资金资助项目(200250);河南省自然科学基金资助项目(411012400)

作者简介:张慧档(1971-),女,河南获嘉人,博士生,主要从事进化计算,计算机网络,组合优化技术研究。E-mail: Lvnn2007@163.com

考虑到混沌噪声容易控制,本文通过对 Hopfield 神经网络模型中引入混沌噪声产生混沌神经网络。通过对神经元的内部状态施加一个混沌控制量,当网络采用异步循环更新时,混沌量能控制网络的能量函数增加,减少或保持不变,在文献[8]中进行了理论证明。搜索过程继续按能量函数的梯度下降方向进行搜索,最终到达能量最小点。为该方法避免陷入局部最小点,为寻找能量平面上的能量凹陷点提供了新的思路。

本文提出的混沌神经网络模型如下所示:

$$u_{ij}(t+1) = ku_{ij}(t) + \alpha \left( \sum_{m=1}^n \sum_{l=1}^n w_{ml,ij} v_{ij}(t) + I_{ij} \right) + \gamma \eta_{ij}(t) \quad (1)$$

$$v_{ij} = f(u_{ij}(t)) = \frac{1}{1 + e^{-u_{ij}(t)/\varepsilon}} \quad (2)$$

$$\eta_{ij}(t) = z_{ij}(t) - h \quad (3)$$

式中:  $v_{ij}$  是神经元  $(i,j)$  的输出;  $u_{ij}$  是神经元  $(i,j)$  的内部状态变量;  $w_{ml,ij}$  为神经元  $(m,l)$  到神经元  $(i,j)$  的连接权值;  $I_{ij}$  是神经元  $(i,j)$  的输入偏置;  $\alpha$  是神经元输入的缩放因子;  $\eta_{ij}(t)$  是加在神经元  $(i,j)$  的混沌噪声;  $\gamma$  是混沌噪声的缩放因子;  $\varepsilon$  为输出函数的陡度参数,  $\varepsilon > 0$ ;  $z_{ij}(t)$  是混沌噪声源;  $h$  是混沌噪声的输入偏置。

混沌噪声源  $z_{ij}(t)$  选用一种分布开阔而且比较均衡,有利于优化搜索的混沌神经元映射,该映射如下<sup>[9]</sup>:

$$z_{ij}(t+1) = \eta z_{ij}(t) - 2 \tanh(5z_{ij}(t)) \exp(-3z_{ij}^2(t)) \quad (4)$$

式中,  $\eta$  项是衰减因子 ( $0 \leq \eta \leq 1$ ), 使  $z_{ij}(t)$  开始混沌和最终稳定在一个稳定点  $z^*$ , 且  $h = z^*$ 。

在迭代过程中,混沌噪声的缩放因子  $\gamma$  以指数衰减用以控制混沌噪声的幅度,  $\beta$  为衰减速率,  $\gamma_0$  为缩放因子的输入偏值,公式为

$$\gamma(t+1) = (1 - \beta)\gamma(t) + \beta\gamma_0 \quad (5)$$

## 2 基于混沌神经网络的 QoS 组播路由算法

### 2.1 QoS 组播路由问题的描述

通信网络可以抽象为无向赋权图  $G = (V, E)$ , 其中  $V$  代表通信结点集合,  $E$  代表图  $G$  中所有链路的集合, 源结点  $s \in V$  和所有目的节点  $M \subseteq V - \{s\}$  构成了网络的基本节点。对每一条链路  $e \in E$  定义二个参数: 链路代价  $C(e)$  和链路时延  $D(e)$ 。假设源点  $s$  到所有目的结点  $M$  的组播树为  $T = (V_T, E_T)$ , 其中  $V_T \subseteq V, E_T \subseteq E$ , 源结点  $s$  到每个目的结点  $t \in M$  的路径为  $P(s, t)$ ,  $d$  表示组播树中从源结点到各个目的结点路径时延的最大值。则对给定的组播通信任务  $O = (s, M, d)$ , QoS 组播路由算法所要寻找满足式(6)约束的组播树, 并要求其必须连通、无环、覆盖所有基本结点以及无非基本结点的叶结点。

$$\begin{cases} \min \sum_{e \in T} C(e) \\ \sum_{e \in P(s,t)} D(e) \leq d, \forall t \in M \end{cases} \quad (6)$$

### 2.2 路径表示与能量函数构造

为了求解上述问题,我们引入一个  $N \times N$  的神经元矩阵,  $N$  为结点数。矩阵中的每一个神经元用双下标  $(i, j)$  表示, 其中  $i$  表示行,  $j$  表示列。在第  $i$  行第  $j$  列的神经元表示在网络拓扑中从结点  $i$  到结点  $j$  间的连接。矩阵中的左对角元素是不用的, 因此有  $N \times (N - 1)$  个神经元被用于计算组播树。神经元的输出状态变量  $v_{ij}$  与能量函数中用到的其它变量的含义, 定义如下:

$$v_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若从结点 } i \text{ 到结点 } j \text{ 的边在组播树中被选中} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

通信网络的连接矩阵  $P$  定义为

$$P_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若从结点 } i \text{ 到结点 } j \text{ 不存在边} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

通信网络的费用矩阵  $C$  定义为

$$c_{ij} = \text{从结点 } i \text{ 到结点 } j \text{ 的连接所对应的费用值, 是一个有界正数。}$$

通信网络的延时矩阵  $L$  定义为

$l_{ij}$  = 从结点  $i$  到结点  $j$  的连接所对应的一个延迟值,是有界正数。

依据上面的定义,我们构造一个含有费用和延迟约束条件的能量函数,即使能量函数的最小值对费用最小并且满足延迟约束的组播树,即

$$E = \frac{u_1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i \\ (i,j) \neq (V,s)}}^N g_{ij}^\lambda V_{ij} + \frac{u_2}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i \\ (i,j) \neq (V,s)}}^N \rho_{ij} V_{ij} + \frac{u_3}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N v_{ij} (1 - v_{ij}) + \frac{u_4}{2} \sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N v_{ij} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N v_{ji} \right\}^2 + \frac{u_4}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N v_{ij} v_{ji} + \frac{u_4}{2} \sum_{k=1}^N (1 - v_{is}) \quad (7)$$

式中,对于每条链路若存在 2 个 QoS 度量(费用和时延)的约束,依据参考文献[10],则这类路由问题等价于寻找函数  $g_{ij}^\lambda = \left(\frac{c_{ij}}{c_{\min}}\right)^\lambda + \left(\frac{l_{ij}}{l_{\min}}\right)^\lambda$  的最小值,其中  $\lambda \rightarrow \infty, e \in T$ ; 因此,费用和时延就转换到能量函数  $u_1$  项的目标函数中,使得目标值最小。 $u_2$  项保证不存在的边被排除在所选路由路径中。 $u_3$  项是神经元状态约束(只取 0 或 1 两值);  $u_4$  项使得当每个结点的入边数与出边数相等时能量函数达到最小;  $u_5$  项保证了对于每一目的结点,流向量是单项的。 $u_6$  项指明源结点与目的结点,产生一个从目的结点到源点的虚连接。 $u_4$  项和  $u_6$  项的和保证该神经网络能找到一条从源点到每一个目的结点的完整路径; 能量函数的参数  $u_i$  是避免陷入局部极小的重要的调节器和精度因素,在仿真实验中采用如下的数值:  $u_1 = 950; u_2 = 2\ 500; u_3 = 1\ 500; u_4 = 475; u_5 = 2\ 500; u_6 = 5\ 000$ 。

### 3 算法仿真

通过 C++ 语言编程,对上述算法进行了仿真实验。首先采用了如图 1 所示的网络拓扑结构和数据,为了与其它方法进行比较,源结点取为 1,目的结点为 {4,5,7,8}, 每一条边都具有两个属性:费用和时延,表示为  $(c, t)$ 。采用不同的初始值共进行 100 次实验,本文所提算法获得最优解的比例为 96%,而文献[5]算法获得最优解的比例为 91.5%,使用 Hopfield 网络的结果为 67.3%,可见增加的混沌控制量对于寻找最优解是非常有效的。

其次,为了进一步验证本文算法的有效性,采用图 2 所示的网络拓扑结构和数据进行了仿真实验。当源结点为 1,目的结点的个数分别为 5,8,10,12 时,分别进行 100 次实验,比较了算法的平均迭代次数。平均进化代数定义为:在实验次数内,算法收敛到最优或次优解时,运行次数的平均值。本文方法大约 200 次左右收敛,而 Hopfield 网络的平均迭代次数为 360 次,这说明本文算法具有更快的收敛速度,这在路由选择中是非常重要的。

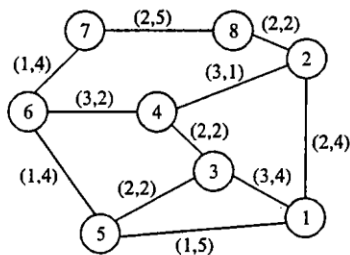


图 1 8 结点的网络拓扑结构图  
Fig. 1 A 8 - node network

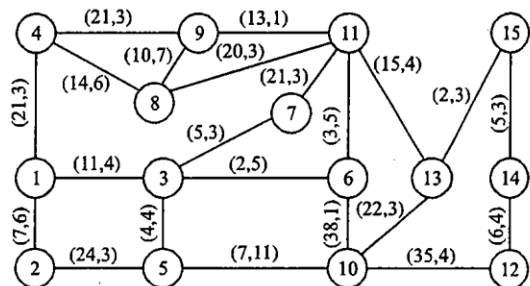


图 2 15 结点的网络拓扑结构图  
Fig. 2 A 15 - node network

### 4 结论

为了使 Hopfield 神经网络的能量函数向着增加、减少或保持不变的方向进化,通过在每个神经元上引入衰减混沌控制量,本文提出了一种带有衰减混沌控制量的混沌神经网络模型。针对 QoS 组播路由需要解决的问题,本文首先考虑了路径的表达方式,然后基于影响 QoS 组播路由的各种参数建立相应的能量函数,说

明了将混沌神经网络应用于组播路由的关键技术,最后通过在不同网络拓扑结构上的仿真计算,表明该方法是可行和有效的。

#### 参考文献:

- [ 1 ] Wang Z, Crowcroft J. Quality of Service for Supporting Multimedia Applications [J]. IEEE JSAC, 1996, 14(7):1228 - 1234.
- [ 2 ] Park D C, Choi P S. A Neural Network Based Multi - Destination Routing Algorithm for Communication Network[J]. Neural Networks, 1998, 11:1673 - 1678.
- [ 3 ] Lnjs, Lum, Huangnf. The Shortest Path Computation in MOSPF Protocol Using an Annealed Hopfield Neural Network With a New Cooling Schedule[J]. Information Sciences, 2000, 129 (4):17 - 30.
- [ 4 ] 张素兵,刘泽民. 一种新的基于混沌神经网络的组播路由算法[J]. 计算机学报, 2001, 24(12):1256 - 1261.  
ZHANG Subing, LIU Zemin. A New Multicast Routing Algorithm Based on Chaotic Neural Networks [J]. Chinese Journal of Computers, 2001, 24(12):1256 - 1261. (in Chinese)
- [ 5 ] 张强,王超,许进. 基于暂态混沌神经网络的组播路由算法[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(2):177 - 179.  
ZHANG Qiang, WANG Chao, XU Jin. A Multicast Routing Algorithm Based on Transient Chaotic Neural Networks [J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(2):177 - 179. (in Chinese)
- [ 6 ] Luonan Chen, Aihara K. Chaotic Simulated Annealing by a Neural Network Model With Transient Chaos [J]. Neural Network, 1995, 8(6): 915 - 930.
- [ 7 ] Ohta Massaya. Chaotic Neural Networks with Reinforced Self - feedbacks and Its Application to N - queen Problem[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2002, 59(4):305 - 310.
- [ 8 ] Zhang Huidang, He Yuyao. Optimal Path Selection in Computer Networks Using Chaotic Neural Networks; Proceedings of Computational Intelligence and Security[C]. Guangzhou: [s. n.], 2006:441 - 444.
- [ 9 ] Ji Mingjun, Tang Huanwen. Application of Chaos in Simulated Annealing[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2004, 21(4):933 - 941.
- [ 10 ] Turgay Korkmaz, Marwan Krunz. Multi - Constrained Optimal Path Selection; INFOCOM 2001 [C]. Alaska: [s. n.], 2001: 834 - 843.

(编辑:田新华)

## QoS - based Multicast Routing Algorithm Based on Chaotic Neural Network

ZHANG Hui - dang<sup>1</sup>, LÜ Na<sup>1,2</sup>, HE Yu - yao<sup>1</sup>, XU Hao - xiang<sup>3</sup>

( 1. College of Marine, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. The Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China; 3. Department of Scientific Research, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710051, China)

**Abstract:** This paper presents a chaotic neural network (CNN) model through adding chaotic control quantities to each neuron. The chaotic control quantities are used to control the neural network energy function increasing, decreasing or keeping unchanged which can help the neural network to enlarge searching space to get optimal solutions and avoid local minima or invalid solutions. In order to study the delay bound and the least cost multicast routing problem, a new algorithm based on CNN is proposed to optimize the multicast tree with delay bound, and the energy function is defined to represent the cost of optimal path with the delay bound. Through the comparative simulation with other algorithms, the results show that the proposed algorithm is both efficient and feasible in constructing the optimal delay bound multicast tree.

**Key words:** chaotic neural network ( CNN ); QoS; multicast routing; transient chaos