

基于人工神经网络的分簇多播路由算法

方 向, 冯烟利

(山东工商学院 计算机系, 山东 烟台 264005)

摘 要: 为了能够快速有效地求解多播路由模型, 融合分簇算法和多播树算法思想, 利用神经网络作为计算工具, 提出了一种基于分簇思想的多播路由算法; 用自组织神经网络来分簇, 用 Hopfield 神经网络来构造一个由簇首节点组成的多播树. 该算法不但简单易行, 而且具有收敛速度快、效率高、控制开销小的特点. 最后, 通过仿真从实践上支持了本算法的可行性.

关键词: 人工神经网络; 分簇; 路由; 多播树

中图分类号: TP393; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)05-0078-04

Multicast Routing Algorithm Based on Clustering Structure by ANN

FANG Xiang, FENG Yan-li

(Department of Computer Science, Shandong Institute of Business and Technology, Yantai 264005, China)

Abstract: With the purpose to solve the Multicast routing model efficiently, we combine clustering methods and multicast tree algorithms, a cluster-based multicast routing algorithm is proposed. The problem is tackled by ANN: A self-organising-map neural network has been used for clustering; Hopfield neural networks are used to construct a multicast tree, whose nodes are all of cluster-head. The algorithm is not only simple and characterized with its quick convergence, efficient and low maintenance costs of routing. Meanwhile, the efficiency of the method is supported by Simulation.

Key words: neural network; clustering; routing protocol; multicast tree

1 引言

基于 P2P 技术的文件共享系统的成功, 极大地激发了人们研究端系统多播技术的热情^[1]. 随着通信技术和交换技术的飞速发展, 大量新型的多媒体应用如电视会议、视频点播及远程教学等等均需要从一个源节点将信息传输到多个目的节点. 因此, 多播路由的设计理论与方法的研究, 已成为网络领域中的一类重要研究课题^[2].

多播路由问题是多播技术研究的核心问题之一. 近年来, 各国学者在这方面进行深入探索, 提出了一些快速有效的算法^[3]. 其中 Gelenbe 采用随机神经网络对由 Kou 提出的 MSTH 算法和 Raywars 2 Smith 提出的 ADH 算法进行了优化^[4]. 随着网络节点数量的增大, 网络开始采用分簇结构. 分簇的概念

主要是对网络中的节点进行层次划分, 若干相邻节点构成一个簇. 每个簇内选举一个簇首 (Cluster Header), 簇首之间的连接构成上层骨干网, 所有簇间通信都通过骨干网进行转发^[5]. 在我国, 分簇算法也得到日益广泛的研究^[6-8]. 文中将分簇算法思想和多播算法融为一体, 以神经网络作为计算工具, 提出了一种基于分簇思想的多播路由算法, 该算法简单易行, 仿真结果表明该算法对由少量多播成员构成的网络是很有效的.

2 基本思想

网络可以模型化为一个无向图 $G = (V, E)$, V 是节点 (表示路由器或子网) 的集合, E 是边的集合, 每一条边表示两节点间的一条通信链路. 在多播应用中, 信息从源节点出发, 经多播树 $T = (V_T,$

收稿日期: 2009-03-23; 修回日期: 2009-05-23

基金项目: 山东省自然科学基金资助项目 (Y2006G13)

E_T) 到达各目的节点,其中 $V_T \subseteq V, E_T \subseteq E^{[9]}$. 这样问题就简化为:如何构建一个具有最少节点的多播树.

本算法的主要思想是结合多播树思想和分簇算法:分簇和选举簇首,由各簇首节点构成上层骨干网;源和目的节点之间的通信是通过骨干网来完成的.由此,我们构建一个从源到目的节点的,由骨干网节点构成的多播树.

2.1 分簇

自组织神经网络能够通过检测输入模式集来指明输入模式集分为几类以及每个输入模式属于哪一类^[10],因此采用自组织神经网络来分簇和选举簇首节点.

自组织神经网络是由一组具有层次结构的分层神经元集合而成,任一层与其上面的一层是兴奋性连接,而同一层中的神经元之间是抑制性连接.在每一层内由若干簇组成,同一簇中的单元互相抑制.而同一层中的每一个神经元接受来自下一层中的每个神经元的输出.在每层同簇内所有神经元经过竞争学习响应下一层的模式,任何一个神经元对接收的刺激越强,它对本簇内其他成员的抑制也越强,使得每簇中只有一个神经元被激活.

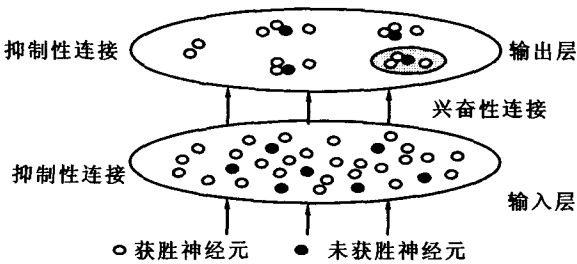


图1 具有二维网格的自组织神经网络模型

设有输入模式 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ 对于输出层神经元 j , 则有权系数向量 ω_j :

$$\omega_j = (\omega_{1j}, \omega_{2j}, \dots, \omega_{nj})^T \quad j = 1, 2, \dots, n$$

输出层神经元的欧氏距离为

$$\|X - \omega_c\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \omega_{ij})^2} \quad (1)$$

式中, ω_c 是神经元 c 的权系数向量. 使该距离最小的神经元 c , 也就是获胜神经元.

根据设定的邻近区域, 或递减变小后的区域, 对优胜邻域 N_c 中的神经元按修正函数

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \eta(t)(X_i(t) - \omega_{ij}(t)) \quad (2)$$

进行权系数修正. 其中, $\eta(t) \in [0, 1]$ 是学习速率, 它随迭代次数的增加而减小.

邻近半径 h 初始化为一个足够大的值, 随着反复学习使其逐渐降低为 $h_t = h_0(1 - t/T)$, h_t 表示现在的邻近半径, h_0 表示初始邻近半径, t 为迭代次数, T 为迭代总次数. 在学习阶段, 取 $\eta(t) \in [0.2, 0.5]$ 进行权系数调整.

学习算法流程如图2所示.

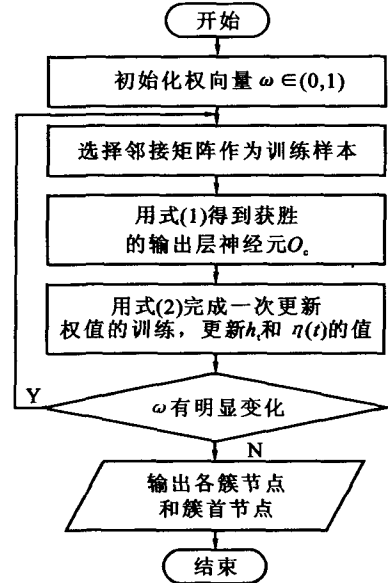


图2 自组织神经网络的学习算法流程图

2.2 构建多播路径集

对包含 N 个节点的多播, 我们定义节点对集合 (Node-Pair-Set) $NPS = \{(v_1, v_2)_1, (v_1, v_3)_2, \dots, (v_1, v_H)_{H-1}\}$, 其中 v_1 表示源节点, H 为组播节点数. 假设节点对之间均存在一条或多条通过骨干网节点的路径, NPS 就是含有 $N-1$ 个节点对的集合. 图3中, 给定多播组 $\{1, 4, 5\}$, 节点1是源节点所在簇的簇首节点, 节点4和节点5是目的节点所在簇的簇首节点, 节点2和节点3为其他簇首节点. $H = 3$, $NPS = \{(1, 4)_1, (1, 5)_2\}$, $NP(1) = 3$, $(1, 4)_1$ 的路径集为 $\{R_{11} = (1, 4), R_{12} = (1, 3, 5, 4)\}$, $R_{13} = (1, 2, 5, 4)$; $NP(2) = 3$, $(1, 5)_2$ 的路径集为 $\{R_{21} = (1, 3, 5), R_{22} = (1, 4, 5)\}$, $R_{23} = (1, 2, 5)\}$.

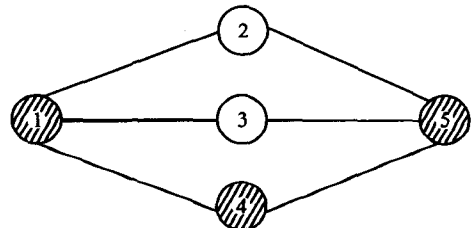


图3 骨干网多播示意图

设 H 为多播节点数, v_1 为源节点, v_d 为目的节点, v_i 为中间节点, $Path_i$ 为节点对 i 的输出路径集,

由簇首节点构成多播路径时,对每一节点对 $(v_1, v_d)_i, i \in [1, n-1]$ 执行如图4所示的流程。

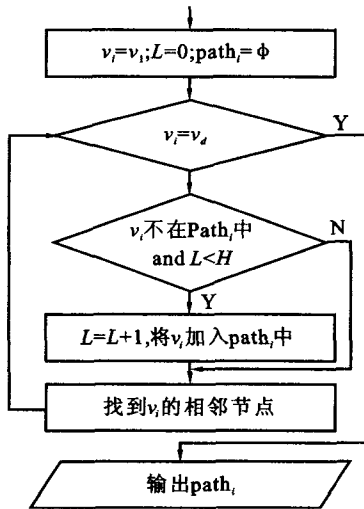


图4 构建多播路径集的算法流程

2.3 构建多播树

构建多播树的过程就是在众多的路径中选择连接所有多播成员的、具有最少节点的路径。借鉴 TSP 问题的思路,我们采用 Hopfield 神经网络^[11]。

设网络中有 M 个节点对有多播需求,每一节点对有 $NP_i (1 \leq i \leq M)$ 条备选路径。 R_{ij} 表示第 i 个节点对 $(v_1, v_d)_i$ 的第 j 个路径。为每个节点对定义一个神经元,因此 Hopfield 神经网络是由 $M \times NP_i$ 个神经元构成的二维神经元阵列,各神经元以全反馈方式相互连接。图5给出了图3的 Hopfield 神经网络模型,该模型共有 2×3 个神经元。

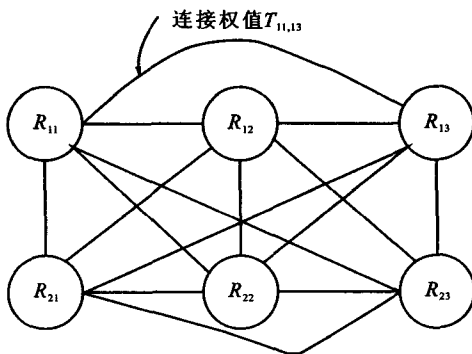


图5 图3的 Hopfield 神经网络模型

矩阵中的每一个神经元用双下标表示,则 Hopfield 神经网络的能量函数相应的表示为

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{k=1}^{NP(i)} \sum_{j=1}^{NP(i)} \sum_{l=1}^{NP(i)} W_{ij,kl} V_{ij} V_{kl} - \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{NP(i)} V_{ij} I_{ij}, \quad (i,j) \neq (k,l) \quad (3)$$

式中, $W_{ij,kl}$ 表示神经元 ij 和 kl 的连接度, $NP(i)$ 表示第 i 个节点对的路径的数量, I_{ij} 表示神经元的阈值, V_{ij} 表示第 ij 个神经元的输出。

由于每个节点对仅能被选中一次,每次只能选中一个节点对,共有 $N-1$ 个节点对要被选中。这些约束条件可分别定义能量函数:

$$E_1 = \frac{A}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{NP(i)} \sum_{l=1, l \neq j}^{NP(i)} V_{ij} V_{il} = 0$$

$$E_2 = \frac{B}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \left(\sum_{j=1}^{NP(i)} V_{ij} - 1 \right)^2 = 0$$

$$E_3 = \frac{C}{2} \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{NP(i)} V_{ij} - (N-1) \right)^2 = 0$$

同时满足以上3个约束条件只能说明该路径是有效的,但不能说明是最优的。在路径有效的前提下,其总节点数应该最小。 V_{ij} 趋近于1表示路径被选中; V_{ij} 趋近于0表示路径没被选中。那么,被选中路径的节点数之和可以表示为

$$E_4 = \frac{D}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{k=1}^{NP(i)} \sum_{j=1}^{NP(i)} \sum_{l=1}^{NP(i)} (|R_{ij}| + |R_{kl}| - |R_{ij} \cap R_{kl}|) V_{ij} V_{kl} \quad (i,j) \neq (k,l)$$

式中, $|R_{ij}|$ 为 R_{ij} 的连接节点数; $|R_{kl}|$ 为 R_{kl} 的连接节点数; $|R_{ij} \cap R_{kl}|$ 为 R_{ij} 和 R_{kl} 共享节点数。

A, B, C, D 均为正常数,当 E_4 最小时为最优路径。综合以上四种能量,可得能量函数为

$$E = E_1 + E_2 + E_3 + E_4 = \frac{A}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{NP(i)} \sum_{l=1, l \neq j}^{NP(i)} V_{ij} V_{il} + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \left(\sum_{j=1}^{NP(i)} V_{ij} - 1 \right)^2 + \frac{C}{2} \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{NP(i)} V_{ij} - (N-1) \right)^2 + \frac{D}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{k=1}^{NP(i)} \sum_{j=1}^{NP(i)} \sum_{l=1}^{NP(i)} (|R_{ij}| + |R_{kl}| - |R_{ij} \cap R_{kl}|) V_{ij} V_{kl} \quad (4)$$

在式(4)中,如果节点对间只的一条路径,那么 A 和 B 等于0,如果有 $N-1$ 条路径则 C 为0。

为了从式(4)中得到式(3)的能量函数形式,应使神经元 ij, kl 的连接权值为

$$W_{ij,kl} = -A\delta_{ik}(1 - \delta_{jl}) - B\delta_{ik} - C + D(|R_{ij}| + |R_{kl}| - |R_{ij} \cap R_{kl}|) \cdot (1 - \delta_{ik})$$

其中运算符 δ 定义为

$$\delta_{xy} = \begin{cases} 1 & x = y \\ 0 & x \neq y \end{cases} \quad (5)$$

网络构成后,给定一个随机的初始输入,便有一个稳定的状态对应一个多播路由,且为较佳或最佳路由。

3 仿真

用计算机仿真时,将式(5)代入各神经元的动态方程

$$\frac{du_{ij}}{dt} = -\frac{u_{ij}}{\tau} - \frac{\partial E}{\partial V_{ij}} (\tau \text{ 为时间常数})^{[12]} \text{ 得}$$

$$u_{ij}(t + \Delta t) = u_{ij}(t) - \Delta t \frac{u_{ij}}{\tau} - \Delta t A \sum_{l=1, l \neq j}^{NP(i)} V_{il} - \Delta t B \left(\sum_{j=1}^{NP(i)} V_{ij} - 1 \right) - \Delta t C \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{NP(i)} V_{ij} - (N-1) \right) - \Delta t D \sum_{k=1, i \neq k}^{N-1} \sum_{l=1}^{NP(k)} (|R_{ij}| + |R_{kl}| - |R_{ij} \cap R_{kl}|) V_{kl} \quad (6)$$

给定最初神经元的输入值 u_{ij} , 随着迭代次数的增加, 输出层神经元的值不再改变, 那么输出神经元 V_{ij} 趋近1, 即第 i 个节点对 (v_1, v_d) 的第 j 条路径被选中。

在仿真时, 主要考虑随着节点数的变化和网络拓扑的改变, 构建或重建多播树的代价。对自组织神经网络: $h_0 = 6$, $\eta(t) = 0.3$; Hopfield 神经网络能量函数的参数是避免局部最小的重要调节器和精度因素, 文中依据文献[13]给出的参数之间的约束关系, 在仿真实验中采用如下值: $A = 6.5$, $B = 3.5$, $C = 2.5$, $D = 18.5$ 和 $\tau = 1$, $\Delta t = 0.005$ 。

图6给出了网络总节点数为25, 多播节点数从6增加到20, 用该算法生成多播树的时间消耗。随着多播节点数的增加, 迭代时间也增加。

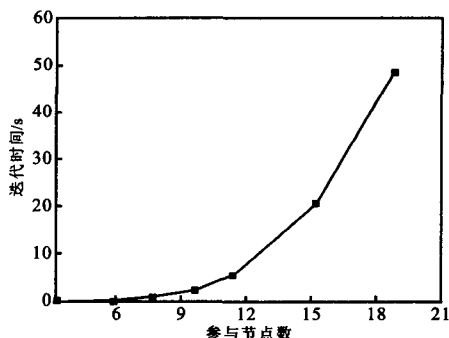


图6 基本节点数变化时的时间代价

当多播成员移动时, 将前一次 Hopfield 神经网络的输出作为训练样本来重构多播树。图7给出了当节点位置移动时, 算法的性能。随着移动节点数的增加, 重建多播树的迭代次数加多。

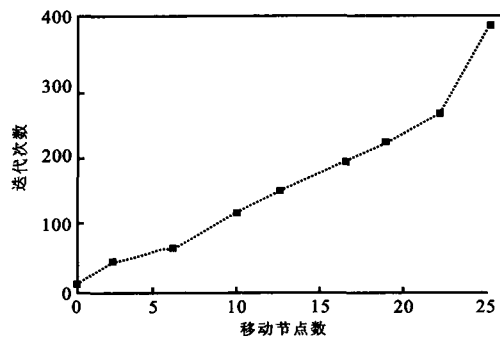


图7 网络节点移动时重建多播树的迭代次数

于分簇的构建多播树的方法。这种方法不但可以快速地计算初始多播路径, 而且当多播成员的位置发生移动时, 也能快速地重建多播树。模拟实验表明:

对于少量多播成员构建多播树的时间是很少的; 当多播成员的位置发生变化时, 重建多播树的时间代价也是很小的。

参考文献:

- [1] Hosseini M, Georganas N D. End system multicast routing for multi-party videoconferencing applications[J]. Computer Communications, 2006, 29(11): 2046-2065.
- [2] 王蔚, 高随祥. 一种基于概率的 QoS 多播路由遗传算法[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(1): 200-203.
- [3] Salama H F, Reeves D S, Viniotis Y. Evaluation of multicast routing algorithm for real-time communication on high speed networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Comm, 1997, 15(3): 332-345.
- [4] Gelenbe E, Ghanwani A, Srinivasan V. Improved neural heuristics for multicast routing[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Comm, 1997, 15(2): 147-155.
- [5] 蔡斌, 陈向东. 基于自适应按需加权的传感器网络分簇算法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(11): 129-134.
- [6] 王雪. 无线传感器网络中的分簇融合决策方法[J]. 控制与决策, 2007(11): 1208-1213.
- [7] 汤波. 无线传感器网络分簇拓扑结构的研究[J]. 计算机应用研究, 2007(10): 2552-2555.
- [8] 王群. 一种多簇头的 Ad Hoc 分簇算法[J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2007(S2): 144-146.
- [9] 周立德, 封国剑, 孟庆发, 等. 一种基于改进遗传算法的多播路由选择方法[J]. 微电子学与计算机, 2003, 20(5): 166-169.
- [10] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 178.
- [11] 韩力群. 人工神经网络教程[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006: 159-162.

(下转第86页)

4 结束语

文中将神经网络作为计算工具, 提出了一个基

5 结束语

文中提出的面向视频处理的可重构单元,通过电路复用技术,可以在只增加少量电路的基础上,实现更为复杂的功能,以较低的代价获得较高的性能.该单元可以实现 8 位数据的加法、减法、乘法、乘加和求两数差的绝对值共 5 种运算,不仅具有较高的灵活性和可扩展性,而且关键路径为 4.51nm 具有类似于 ASIC 的性能,可以有效支持视频处理算法.将可重构处理单元组成阵列结构,可以实现视频处理算法的并行执行,提高运算速度.执行一个 8×8 像素块的 2 维 DCT 运算和块匹配算法的 MAD 运算分别只需要 18 个时钟周期和 21 个时钟周期.

参考文献:

- [1] 肖钰,刘雷波,魏少军.应用于视频处理的可重构流处理器的设计与实现[J].电视技术,2008,32(6):19-24.
- [2] Singh H, Lee Minghau, Lu Guangming, et al. MorphoSys: an integrated reconfigurable system for data-parallel and computation-intensive applications[J]. IEEE Trans. Computers, 2000,49(5): 465-481.
- [3] Baumgarte V, Ehlers G, May F, et al. PACT XPP - A self-reconfigurable data processing architecture[J]. The journal of supercomputing, Springer-Verlag, 2003,126(2): 167-184.
- [4] Marco Lanuzza, Martin Margala, Pasquale Corsonello.

Cost-effective low-power processor-in-memory-based reconfigurable datapath for multimedia applications [C]// Proc. of int.l Symp. on low power electronics and design (ISLPED). San Diego, California, USA, 2005.

- [5] Lanuzza M, Perri S, Corsonello P, et al. A new reconfigurable coarse-grain architecture for multimedia applications [J]. Second NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems, 2007(6):384.
- [6] 王卫涛,沈绪榜,单超. 32 位可重构多功能乘法器的设计与实现[J]. 微电子学与计算机,2008,25(8):199-201.
- [7] 李磊,赵建明. 高速可重组 16×16 乘法器的设计[J]. 微电子学与计算机,2007,24(6):120-122.
- [8] Gong D, He Y, Cao Z. New cost-effective VLSI implementation of a 2D discrete cosine transform and its inverse [J]. IEEE Trans. on circuits and systems for video technology, 2004, 14(4): 405-415.

作者简介:

赵启林 男,(1981-),硕士研究生.研究方向为可重构多媒体芯片设计.

李冰 男,副教授.研究方向为现场集成系统与信息专用集成电路设计(包括可重构进化硬件电路、通讯纠错码、网络安全、嵌入式系统、微控制器设计以及接口 IC 设计等).

时美强 男,(1984-),硕士研究生.研究方向为音视频编解码及其 VLSI 设计.

熊军 男,(1984-),硕士研究生.研究方向为视频编解码技术及其 ASIC 设计.

(上接第 81 页)

- [12] 孙文生,刘泽民.组播路由调度的神经网络方法[J].通讯学报,1998(11):1-6.
- [13] 陈萍,郭金锋.对 Hopfield 神经网络求解 TSP 的研究[J].北京邮电大学学报,1999(2):58-61

作者简介:

方向 女,(1978-),硕士,讲师.研究方向为智能计算、网络体系结构与性能评价.

冯烟利 男,(1962-),教授.研究方向为网络体系结构与性能评价.