

神经网络最短路径路由算法

胡世余 谢剑英

(上海交通大学自动化研究所, 上海 200030)

TP18 A

【摘要】最短路径路由算法一直是分组交换网络的研究热点。飞速发展的计算机网络对路由算法的反应速度提出了更高的要求。神经网络作为一种新的组合优化计算工具,以其固有的并行执行方式以及潜在的硬件实施能力,使其在网络路由方面的应用得到较大关注。对神经网络最短路径路由算法的模型、发展做了较为细致的阐述,并指出了存在的不足和将来的研究方向。

【关键词】神经网络 最短路径路由算法

Shortest - Path Routing Algorithm Using Neural Network

Hu Shiyu Xie Jianying

(Automation Research Inst., Shanghai JiaoTong Univ. Shanghai 200030)

【Abstract】 Shortest - Path (SP) routing algorithms are always the hot research field of packet - switching network. With the rapid development of computer networks, routing algorithms are required to achieve higher response speeds. Neural networks, as a new computational tool for solving combinational optimization problems, relying on the parallel architecture and potential hardware approach, have attracted many attentions in this field. The paper gives a detailed description about the models and development of the neural network SP routing algorithms, and points out their shortages and future research focus.

【Keywords】 neural network, shortest - path routing algorithms

1 引言

在基于分组交换的计算机网络中,路由一直占据着很重要的地位,因为它直接影响着网络的性能。多年来,有关网络路由方面的研究一直不断,最短路径算法的研究便是其一。所谓最短路径,即在给定源、目的节点的情况下,找出一条使某目标函数值达到最小的可行路径,衡量尺度可以是延迟、节点数,或者是多个链路参数的函数值。此类算法比较著名的有 Bellman - Ford^[1]和 Dijkstra^[2]算法,二者皆具有多项式计算时间复杂度。

理想的路由算法应当在尽可能短的时间内为用户选择合适路径,而不断发展的计算机网络对路由算法的反应速度也提出了更高的要求。采用串行执行方式的算法当网络节点数较多时,其计算时间将成为制约路由性能的一个很大因素。神经网络的高度并行计算能力和潜在的硬件实施能力,引起了很多人的关注。Hopfield 和 Tank^[3]最早将基于 Hopfield 模型的神经网络用于旅行商问题,取得了重大成功,这一开创性工作为以后神经网络广泛应用于各种组合优化问题指明了方向。最短路径路由,作为一个古老的组合优化问题,同样引起了研究者的注意。Rauch 和 Winarske^[4]首次将 Hopfield

神经网络用于最短路径的计算并获得成功。其后,更多的研究者进入了该领域的研究,取得了不同程度的成功。

2 神经网络模型及算法步骤

2.1 Hopfield 神经网络模型

1986 年美国物理学家 Hopfield^[5]提出了 Hopfield 神经网络,它是一个由非线性神经元构成的全连接型单层反馈系统,网络中的每一个神经元都将自己的输出通过连接权传递给所有其它神经元,同时又都接收所有其它神经元传递过来的信息,即网络中的神经元 i 时刻的输出状态实际上间接地与自己的 $i-1$ 时刻的输出状态有关,因此 Hopfield 神经网络是一个反馈型的网络,其动态方程为:

$$\frac{dy_i}{dt} = \sum_{j=1}^n T_{ij} \cdot x_j - \frac{y_i}{\tau} + I_i \quad (1)$$

$$x_i = g_i(y_i) = \frac{1}{1 + e^{-A \cdot y_i}} \quad (2)$$

$x_i \in [0, 1]$, y_i 和 I_i 分别代表神经元 i 的输出值,中间值和偏差, T_{ij} 是神经元 j 和 i 之间的连接权重 ($T_{ij} = T_{ji}$)。

反馈型网络的一个重要特点就是它具有稳定状态, Hop-

收稿日期:2002-12-27。

胡世余:男,1973 年生,博士。主要研究方向为计算机网络与多媒体通信,网络路由及优化技术。

谢剑英:男,教授,博士生导师。

field 引入了以下能量函数形式:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} x_i x_j - \sum_{i=1}^n I_i x_i \tag{3}$$

Hopfield 证明了随着神经元的状态更新, 能量函数 E 朝着梯度减小的方向变化, 当网络最终收敛到某个稳定状态时, 能量函数也达到极小值。由方程 (1)、(3) 可知神经元的动态变化与能量函数满足以下关系:

$$\frac{dy_i}{dt} = -\frac{y_i}{\tau} - \frac{\partial E}{\partial x_i} \tag{4}$$

如果把一个优化问题的目标函数转换成网络的能量函数, 把问题的变量对应于网络的状态, 那么 Hopfield 神经网络就能够用于解决优化组合问题。

2.2 神经网络最短路由算法基本步骤

与神经网络解决其它优化问题相似, 神经网络最短路经算法大致分为以下步骤:

- (1) 路径与神经元矩阵之间的映射;
- (2) 根据路由目标构造能量函数;
- (3) 构造神经网络状态方程;
- (4) 神经网络状态更新, 直至收敛;
- (5) 按 (1) 中的映射规则从神经元矩阵中提取最终路径。

3 神经网络最短路由算法研究进展

Rauch 和 Winarske^[4] 首次将 Hopfield 神经网络用于最短路径的计算, 作者以二维神经元矩阵 $x = (x_{ij})$ 来表示最短路经算法的解, 其中 $x_{ij} = 0$ 或者 1, 为神经元的输出值。

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{节点 } i \text{ 是此路径所经过的第 } j \text{ 个节点} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \tag{5}$$

矩阵的行数等于网络节点数 n , 列数为该路径所经过的节点数 m 。假设一个具有 5 个节点的网络, 最短路经 1-2-3-5 相应的神经元矩阵描述如表 1 所示。

表 1 路径的神经元矩阵描述

	1	2	3	4
1	1	0	0	0
2	0	1	0	0
3	0	0	1	0
4	0	0	0	0
5	0	0	0	1

为了保证神经元矩阵代表合法路径, 作者引入相关约束: 每行最多只有一个非零单元, 即每个节点最多只能被访问一次, 否则会出现环路; 第一列和最后一列的神经元状态根据源目的节点事先赋值, 并且在整个网络状态更新过程中保持不变。作者为神经网络用于最短路经计算做了一次有益的尝试。

Rauch 和 Winarske 的神经元矩阵路径描述方式要求事先确定路径所经过的节点数 m 。然而在很多情况下, 无法事先确定 m 的值。为了克服这一缺陷, Thomopoulos^[5] 将 m 扩展到整个网络的节点数 n , 此时 $n \times n$ 的神经元矩阵可以描述

所有的含有 n 个节点的路径。由于大部分路径的节点数都小于 n , 为了统一描述, 有必要将这些路径的节点长度转变为 n , 同时又不能增加该路径的费用 $Cost$, 通过在每个节点上增加一条与自己连接, 且费用为零的伪链路即可达到此目的, 如图 1 所示。表 2 是相应的神经元矩阵-路径描述方式。行表示节点号, 列表示该路径所包含的节点序列, 均等于网络节点数。以 1, 5 节点为源目的节点, 二者之间的最短路径依次访问节点 1、1、2、3、5, 即 1-2-3-5, 因为 1-1 之间的费用为零。此表示不是唯一的, 1-2-2-3-5 和 1-2-3-3-5 也表示同一路径。

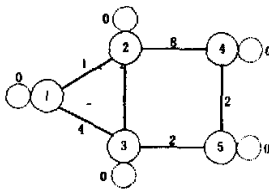


图 1 带伪链路的网络拓扑图

表 2 路径描述

	1	2	3	4	5
1	1	1	0	0	0
2	0	0	1	0	0
3	0	0	0	1	0
4	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0

为了保证解的有效性, 加入以下约束: 每列只有一个元素为 1; 矩阵中所有非零元素的个数之和等于网络节点数 n 。

Ali 和 Kamon^[6] 指出, Thomopoulos 的方法存在以下缺陷: 神经网络针对特定源目的节点对; 神经网络连接权重与链路开销相关, 具有时变性, 不利于神经网络设计。为此他们提出一种新的神经网络最短路由算法。

前面两篇文章采用的路径描述方式是节点描述, 此篇文章作者采用链路描述方式, 定义以下变量:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{节点 } i \text{ 与 } j \text{ 之间的链路位于最短路径中} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \tag{6}$$

$x = (x_{ij})$ 为神经元矩阵, 行、列均代表网络节点, 且等于网络节点数, 由于同一节点之间不存在链路, 故去掉对角元素, 如表 3 所示。

表 3 路径描述

	1	2	3	4	5
1		1	0	0	0
2	0		0	0	1
3	0	0		0	0
4	0	0	0		0
5	1	0	0	0	

能量函数定义如下:

$$E = \frac{A}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ (i,j) \in (d,i)}}^n c_{ij} \cdot x_{ij} + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ (i,j) \in (d,i)}}^n \rho_{ij} \cdot x_{ij} \\ + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_{ij} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \bar{x}_{ij} \right\}^2 + \frac{D}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_{ij} \cdot x_{ji} \quad (7) \\ + \frac{E}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_{ij} \cdot (1 - x_{ji}) + \frac{F}{2} (1 - x_{di})$$

为了消除不存在链路的影响,定义矩阵变量 $P = [\rho_{ij}]$ 如下:

$$\rho_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{节点 } i \text{ 与 } j \text{ 之间的链路不存在} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

能量函数中的第一项确保路径开销最小;第二项阻止不存在链路包含在路径中;第三项保证每个节点的出度和入度相等,即路径进入节点与离开节点的次数相等;第四项加速网络变量收敛到 0,1 状态;最后一项使该路径包含源目的节点间的虚链路(开销为零),以与第二项相对应,仿真表明 Ali 和 Kamoun 的神经网络路由算法是很有效的。

神经网络最短路由算法经过上面三次大的发展,进入相对稳定的阶段,但仍不断有人提出新的改进意见。Dixon^[7]等采用均场退火(mean field annealing)技术消除能量函数中的约束项。为了保证路径的合法性,通常的做法是在能量函数中以罚函数的方式引入相关约束项,但会同时引入新的约束项系数,而事实证明这些系数是与问题相关的,并且不易调整。Dixon 指出,通过引入均场退火技术,可以更快的找到好的路径;由于系统参数减少,具有更好的扩展性,但仍不适用大规模网络路由问题。

Park 和 Choi^[6]提出一种改进的能量函数,相对于 Ali 和 Kamoun 的最短路由能量函数,作者引入一项新的约束项:

$$\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{n-1} x_{ij} x_{ji} \quad (9)$$

文章指出,该项的引入有效保证了路径的单向性,从而加快了收敛速度。作出类似能量函数改进的还有 Ahn 和 Ramakrishna^[9]等作者。

以上三位作者从能量函数角度对神经网络最短路由算法提出了改进。但他们均采用 Hopfield 神经网络模型,而该模型的缺点是容易陷入局部极小值,这是由它梯度下降搜索特性所决定的。

Jzau - Sheng Lin^[10]等作者提出一种退火混沌神经网络(Annealed Chaotic Neural Network)用于最短路径计算。混沌神经网络被证实对于防止陷入局部最小值是一个强有力的工具,既充分利用了混沌的丰富动态性,在搜索的初始阶段表现为混沌现象,又充分利用神经网络的搜索能力,随着状态的逐步演变,混沌现象逐步消失,最后收敛到一个稳定点,因而最终能够得到比其它算法更好的最优解。

4 存在问题

神经网络最短路由算法从一开始提出来就受到很多人的关注。至今已取得较大发展,但仍存在以下不足:

(1) 能量函数约束项的系数调整问题。该问题与其它神经网络优化问题同时存在。针对不同的具体问题,可能需要不同的最佳参数,目前均采用经验值和人工调整的方法,无系统的设计方法;

(2) 神经网络的全局收敛性问题。即使引入混沌技术,也不能保证神经网络能以概率 1 收敛到最优解;

(3) 大规模网络路由问题,即扩展性问题。仿真表明,以目前的神经网络最短路由算法,在大规模网络环境下,很难收敛到最短路径,甚至会产生非法路径。

5 结论

神经网络最短路由算法是近十年来比较热门的研究领域,笔者对其算法模型及发展做了比较细致的阐述,同时也指出了存在的不足。在计算机网络飞速发展的今天,如何将其运用于实际的网络环境,是迫切需要解决的问题。

参考文献

- 1 Bellman R E. Dynamic Programming. N. J.: Princeton University Press, 1957
- 2 Dijkstra E W. A note on two problem in connexion with graphs. *Numerische Mathematik*, 1959; 1: 269 ~ 271
- 3 Hopfield J J, Tank, D W. Neural computations of decisions in optimization problems. *Biol. Cybern.*, 1986; 52: 141 ~ 152
- 4 Rauch H E, Winarske T. Neural networks for routing communication traffic. *IEEE Control Sys. Mag.*, 1988; 4: 26 ~ 31
- 5 Zhang L, Thomopoulos S C A. Neural network implementation of the shortest path algorithm for traffic routing in communication networks. *Proc. Int. Joint Conf. Neural networks*, 1989; 6: 591
- 6 Ali and Kamoun. Neural networks for shortest path computation and routing in computer networks. *IEEE Tran. Neural Networks*, 1993; 4: 941 ~ 954
- 7 Dixon M W, Cole G R. Using the hopfield network with mean field annealing to solve the shortest path problem in a communication network. *Neural Networks, IEEE International Conference*, 1995; 5: 2652 ~ 2657
- 8 Park D C, Choi S E. A neural network based multi - destination routing algorithm for communication network. *Proc. Int. Conf. Neural Networks*, Anchorage, USA, 1998; 1673 ~ 1678
- 9 Ahn C W, Ramakrishna R S, Kang C G, et al. Shortest path routing algorithm using Hopfield neural network. *Electronics Letters*, 2001; 9: 1176 ~ 1178
- 10 Lin J S, Liu M, Huang N F. The Shortest - Path Computation in MOSPF Protocol through an Annealed Chaotic Neural Network. *Proc. Natl. Sci. Council. ROC(A)*, 2000; 24(6): 463 ~ 471