第 2 卷第 5 期　　空 军 工 程 大 学 学 报(自然科学版)　　Vol. 2 No. 5
2001 年 10 月　　JOURNAL OF AIR FORCE ENGINEERING UNIVERSITY(NATURAL SCIENCE EDITION)　　Oct. 2001

网络设计中集中器定位问题的神经网络解决方法

赵伟光， 刘卫江， 张 群
(空军工程大学 电讯工程学院，陕西 西安 710077)

摘 要:给出了用于解决网络设计中集中器定位问题的神经网络方法。这类容量受限的集中器定位问题是求最小总花费的 NP 完全问题,利用拉格朗日乘数法和惩罚函数构造神经网络动态系统的微分方程。采用专门的神经网络可以有效解决。模拟结果表明,这种神经网络方法有效可行,并能求出最优解或近似最优解。

关键词:网络设计;集中器定位问题;神经网络
中图分类号:TN052　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1009-3516(2001)05-0062-04

计算机网络设计中的限量集中器定位问题(Concentrator Location Problem,CLP)是一类重要的带约束条件的组合问题。它的目标函数是求最小花费。在解决这类问题时常用的方法有:拉格朗日松驰法、分级优化等[1]。神经网络的应用也得到了广泛的关注[2-4],采用惩罚函数和拉格朗日乘数法使得神经网络在解决组合优化问题中显出了较大的优势[5-7]。本文中把人工神经网络方法用于解决网络设计中的 CLP 问题。首先给出 CLP 的公式描述,然后给出了基于惩罚函数法和扩张拉格朗日乘数法的神经网络方法。文章的最后给出了一个模拟结果。

1 集中器定位问题

1.1 计算机网络的一般模式

在规模较大的广域网中,每个结点相互之间都由一条专门的点到点的线路连接是不现实的。通常是尽可能地有效利用已有连接,使费用最小。解决的办法是建立一个交换网络。其中每一个结点都与相对较近的少数几个结点相连(称之为中心结点),再把中心结点用干线连接。另外,在计算机网络中,信息包的传递是被动的,在每一个结点上需要一个处理器把信息包按正确的路径传送。因此,在广域网中,相互连接的网络和交换/转发结点就构成了通信子网,是连网的主机相互通信的基础。

本文中所讨论的计算机网络的通用模式如图 1 所示。用户通过本地接入网与主机结点连接,主机与主机之间通过通信子网连接。典型的主机结点是指独立的计算机系统。终端设备可能是单一的视频显示单元,一般通过多路复用器或集中器与主机连接,也可能直接与通信子网连接。

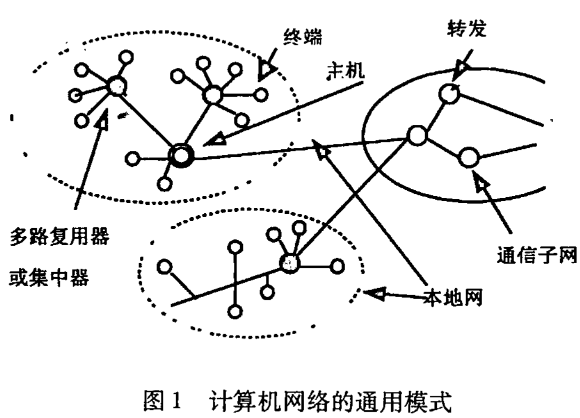

图 1 计算机网络的通用模式

1.2 本地接入网的设计

为了简便,通常网络设计问题分成两个子问题:(1)本地接入网的设计;(2)通信子网的设计。网络设计要解决的问题是如何建立线路连接以及线路的通信容量是多少。

如果一个网络系统在很广范围内分布着大量的终

收稿日期:2000-08-08
作者简介:赵伟光(1956-),男,河北安国人,讲师,硕士生,主要从事电路与网络设计研究.

端。每一个远程终端可以与某个群组中心的超级终端相连,它的通信量是构成这一个族的所有终端的通信量的和。在这种模式下,外围结点通过点到点的线路与中心结点相连。超级终端之间当然需要一个大容量的线路连接,肯定也需要某种形式的多路复用器或集中器。以下用集中器代表上述两种情况。

1.3 CLP 问题的数学描述

现在即给出集中器最佳位置的问题描述。假定终端的所有可能的位置由一个有限集合 T 构成,C 是可能的集中器的位置集。有容量限制的集中器定位问题(CLP)描述如下:

求最小值 $\sum_i \sum_j c_{ij}x_{ij} + \sum_i g_i y_i$　(1)

满足:　$\sum_i x_{ij} = 1$　所有的 j　(2)

$x_{ij} \leqslant y_i$　所有的 i 和 j　(3)

$\sum_j t_j x_{ij} \leqslant \mathrm{cap} * y_i$　所有的 i　(4)

$x_{ij}, y_i \in \{0,1\}$　所有的 i 和 j　(5)

其中:$x_{ij}=1$,如果位于 j 的终端与位于 i 的集中器相连,否则为 0;c_{ij} = 连接位于 j 的终端与位于 i 的集中器的费用;$y_i=1$,如果位置 i 存在一个集中器,否则为零;g = 在位置 i 建立一个集中器的费用(包括与 primary 结点连接的干线);限制条件(2)要求每一个终端必须与某个可能的集中器结点相连,条件(3)要求每个终端只能与存在的集中器中的一个相连,t_j = 单位时间内终端 j 产生的传输信息;cap = 集中器的容量。

2 构造求最优解的神经网络

为求解 CLP 问题构造一种有效的神经网络,称之为集中器定位问题神经网络(CLP - NN),它属于反馈神经网络的一种,动态特性是它的重要特征。

2.1 惩罚函数法

首先,有约束的优化问题需被转化成等价的无约束优化问题。为了去掉约束条件,把其中的等式约束和不等式约束换为二次多项式的限制,把问题转换为相应的非线性规划问题。

可求解的能量函数 E 用于表示约束条件和花费。当且仅当所有约束条件满足时,能量函数就表示连接边的花费。用惩罚函数法把 CLP 问题、公式(1)及其约束条件(2) ~ (5)转化为相应的无约束的优化问题,可以得到解决 CLP 问题的神经网络。其能量函数表示为

$$E(z) = \sum_i \sum_j c_{ij}x_{ij} + \sum_i g_i y_i + A \cdot \sum_j \Big(\sum_j x_{ij} - 1\Big)^2 + B \cdot \sum_i \sum_j x_{ij}(1 - x_{ij}) +$$
$$B \cdot \sum_i y_i(1 - y_i) + C \cdot \sum_i [y_i - \max_j(x_{ij})]^2 + D \cdot \sum_i [\min\{cap \cdot y_i - \sum_j t_j x_{ij}, 0\}]^2 \tag{6}$$

式中,$z = (x_{11}, \cdots, x_{ij}, \cdots, x_{nm}, y_1, \cdots y_i, \cdots, y_n)$,$0 \leqslant x_{ij} \leqslant 1, 0 \leqslant y_i \leqslant 1, i = 1,2,\cdots,n, j = 1,2,\cdots,m$,$A$、$B$、$C$ 和 D 项是分别与约束条件(2) ~ (5)相对应的惩罚函数。B、C 和 D 是惩罚因子。为求得较好或最优解,这里把其中的 C 项变化得更合理一些。动态方程描述如下

$$\frac{\partial E(z)}{\partial x_{ij}} = c_{ij} + A \cdot 2\Big(\sum_i x_{ij} - 1\Big) + B \cdot (1 - 2x_{ij}) + C \cdot S_{ij} \cdot 2\big(y_i - \max_j(x_{ij})\big) \cdot (-1) +$$
$$D \cdot Q_i \cdot 2\Big(\mathrm{cap} \cdot y_i - \sum_j t_j x_{ij}\Big)(-t_j) \tag{7}$$

$$\frac{\partial E(z)}{\partial y_i} = g_i + B \cdot (1 - 2y_i) + C \cdot 2[y_i - \max_j(x_{ij})] + D \cdot Q_i \cdot 2\Big(\mathrm{cap} \cdot y_i - \sum_j t_j x_{ij}\Big) \cdot \mathrm{cap} \tag{8}$$

式中,如果 $x_{ij} = \max_j(x_{ij})$;$S_{ij} = 1$,否则 $S_{ij} = 0$。

如果 $\mathrm{cap} \cdot y_i - \sum_j t_j x_{ij} < 0$,$Q_i = 1$;否则 $Q_i = 0$。

这种结构的神经网络具有很好的收敛性和稳定性,但是其中惩罚参数的选择没有比较好的方法。参数值选择得偏小则很难找到最终可能的结果,选择较大的参数值,很多可能的结果值成为神经网络的吸引子而找不到最优的结果。

2.2 扩张拉格朗日乘数法

现在考虑用扩张拉格朗日乘数法来构造一个动态系统,它可能的条件由拉格朗日乘数函数来保证[5,8]。这种神经网络被称为扩张拉格朗日神经网络(ALNN)。由于 ALNN 根据约束条件的满足情况来调整拉格朗日乘数,这就可避免过早地收敛于某个可能的解上,而在全局空间中找出最优解或近似最优解。

此外,对于 CLP 问题,只有约束条件(4)用扩张拉格朗日乘数松弛法。其他的约束条件(2)(3)(5)仍采用惩罚函数法表示。能量函数可表示为

$$E(z)=\sum_i\sum_j c_{ij}x_{ij}+\sum_i g_i y_i+A\cdot\sum_j\Big(\sum_i x_{ij}-1\Big)^2+B\cdot\sum_i\sum_j x_{ij}(1-x_{ij})+$$
$$B\cdot\sum_i y_i(1-y_i)+C\cdot\sum_i[y_i-\max_j(x_{ij})]^2+D\cdot\sum_i\Big[\min\Big\{0,(\mathrm{cap}\cdot y_i-\sum_j t_j x_{ij})+\frac{\lambda_i}{D}\Big\}\Big]^2 \tag{9}$$

式中,$D>0$,$\lambda_i\leqslant 0$,λ_i 是拉格朗日乘数。则可得运动方程为

$$\frac{\mathrm{d}x_{ij}}{\mathrm{d}t}=-\mu_{ij}\{c_{ij}+A\cdot 2(\sum_i x_{ij}-1)+B\cdot(1-2x_{ij})+C\cdot S_{ij}\cdot 2[y_i-\max_j(x_{ij})]\cdot(-1)\}-$$
$$\mu_{ij}\{S_i\cdot 2(\lambda_i+D\cdot(cap\cdot y_i-\sum_j t_j x_{ij}))(-t_j)\} \tag{10}$$

$$\frac{\mathrm{d}y_{ij}}{\mathrm{d}t}=-\mu_i\{g_i+B\cdot(1-2y_i)+C\cdot 2[y_i-\max_j(x_{ij})]\}-\mu_i\{S_i\cdot 2(\lambda_i+D\cdot(\mathrm{cap}\cdot y_i-\sum_j t_j x_{ij}))\cdot\mathrm{cap}\} \tag{11}$$

$$\frac{\mathrm{d}\lambda_i}{\mathrm{d}t}=\rho_i\cdot 2\Big[S_i(\mathrm{cap}\cdot y_i-\sum_j t_j x_{ij})-\frac{\lambda_i}{D}(1-S_i)\Big] \tag{12}$$

式中,如果 $x_{ij}=\max_j(x_{ij})$,$S_{ij}=1$;否则 $S_{ij}=0$。如果 $\mathrm{cap}\cdot y_i-\sum_j t_j x_{ij}\geqslant-\lambda_i/D$,$S_j=0$;否则 $S_j=0$。μ_{ij},μ_i,ρ_i 是大于零的变量或常数。

2.3 保证收敛性的有效方法

为改善 CLP-NN 的收敛特性,以求出较好的解。在运动方程中采用了如下的方法:

首先,为减少式(7)、(10)中 D 项所产生的负影响,使 y_i 等于 1。在处理过程中,x_{ij}的值与 y_i 独立,可以是 1 也可以是 0,这样可以阻止神经网络停在局部最小状态。当然 x_{ij}和 y_i 应当满足与 C 项对应的约束条件(3)。

第二,在约束条件(12)中的 D 项中加入随机因子,即把 D 项乘上一个介于 0 和 1 之间的随机数。这样在神经网络的状态变化过程中,可以随机地放松相应的约束条件,避免陷入局部最小状态。

3 模拟计算与分析

在本节中,利用 Euler 规则,把上面的微分方程映射为相应的差分方程,这样可以进行时域离散的计算模拟。并给出了算法及分析。

3.1 实例计算

本地接入网的设计问题可以描述如下:

一台计算机接收来自 m 个不同结点终端的信息。计划要建立一个或多个集中器,用于接收终端的信息并根据需要发给计算机。共有 n 个集中器的侯选位置,在位置 i 设立集中器的花费为 g_i。位于 j 的终端到位于 i 的集中器的每单位通信量的通信费用为 c_{ij}。应当在何处设置集中器,可以使所有的费用最小呢?下面的模拟计算中表 1 是 6 个集中器 10 个终端的初始数据;表 2 是利用惩罚函数法与扩张拉格朗日乘数法可求得该问题的结果。

表 1 初始数据

Location i	g_i	Communication cost c_{ij} $j=$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	7		7	15	10	7	10	11	9	10	6	14
2	3		10	17	4	11	22	10	8	7	20	10
3	3		16	7	6	18	14	18	13	14	15	10
4	6		11	7	6	12	8	15	14	8	12	9
5	8		8	10	14	12	12	14	10	12	8	18
6	2		10	9	17	10	6	5	11	20	21	22
Capacity	Cap = 10	$t_j=$	3	2	3	4	5	7	4	3	6	3

表 2 问题求解

y_i	x_{ij}									
1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0

Cost = 89 是该问题的最优解。

3.2 算法的收敛特性

在以上问题的求解过程中,所构造的神经网络在运算过程的能量变化体现出了求最优解的过程。其中

曲线的下降速度与能量方程(9)中的惩罚系数值的选取有直接关系。通过大量的数据测试,可得出一个经验公式,即参数 A,B,C 和 D 的值大小之比关系为 5:2:5:1。参数值选择得偏小则很难找到最终可能的结果,选择较大参数值,很多可能的结果值成为神经网络的吸引子而找不到最优的结果。从能量收敛曲线的变化中,也可以看出拉格朗日松弛法的作用,即在优化的过程中,放松约束条件的限制,使求解过程不至于过早的收敛于某一局部最优解。

4 结论

本文给出了用于解决网络设计中 CLP 问题的神经网络方法。用惩罚函数方法和扩张拉格朗日乘数法,神经网络可找出较好的解或最优解。另外还引入了改善结果的方法。使用惩罚函数时,上面等式中的 A,B,C 和 D 等参数应当仔细选择。扩张拉格朗日乘数法对惩罚参数的值不敏感,它的微分方程具有较平缓的收敛性。

由于具有大量的并行处理单元及较好的收敛特性,系统的微分方程的 VLSI 实现使得很多优化问题可以实时求解。因此,可以使惩罚因子成为一个随时间变化的变量。在优化求解的过程中,从一个很小的值开始,逐渐增大。另外,可以选择几个不同的网络初始状态以求出几个解,从中找出一个最好的优化解。

参考文献:

[1] Boffey B. Distributed Computing: Associated Cobinatorial Problems[M]. London: Blackwell Scientific Publications, 1992.

[2] Bruck J, Goodman J W. A Generalized Convergence Theorem for Neural Networks and its Applications in Optimization[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1988, 34(6): 1089 - 1092.

[3] Looi C. Neural Network Methods in Combinatorial Optimization[J]. Computers &Operations Resarch, 1992, 19(3): 191 - 208.

[4] Matsuda S. Theoretical Characterizatins of Possibilities and Impossibilities of Hopfield Neural Networks in Solving Combinatorial Optimization Problems. [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks [C]. 1994: 4563 - 4566.

[5] Cichocki A, Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing [M]. Chichester: John Wiley &Sons, 1993.

[6] Funabiki N, Nishikwa S. A Gradual Neural - Network Approach for Frequency Assignment in Satellite Communication Systems. [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(6): 1359 - 1370.

[7] Cimikowski R, Shope P. A Neural - Network Algorithm of a Graph Layout Problem. [J]. IEEE transactions on neural networks, 1996, 7(2): 341 - 345.

[8] Gong D, Gen M, Yamazaki G, et al. Neural Network Approach for General Asignment Problem[A]. Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Neural Network(Vol. 4)[C]. 1995: 1861 - 1866.

A Neural Network Approach to Concentrator Location in Network Design

ZHAO Wei - guang, LIU Wei - jiang, ZHANG Qun

(The Telecommunications Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In this paper, a neural network approach is made to the concentrator location problem(CLP) in the design of local access network. The goal of this NP - complete problem is to minimize the total cost associated with capacitated concentrators and to apply the lagrangian method and the differential equation of the neural network dynamic system made of penalty functions. In this paper, the problem is efficiently solved by the special neural network. Several simulation results show that the neural network approach is desirable in finding better solutions or optimal solutions.

Key words: network design; concentrator location problem; neural network.