

预防性反馈PCNN模型及在组合优化问题中的应用

马义德¹, 冯晓文^{1,2}, 缙 琨¹, 赵荣昌¹, 李小军¹

(1. 兰州大学信息科学与工程学院 兰州 730000; 2. 南特大学综合理工学院 法国 南特 44300)

【摘要】利用脉冲耦合神经网络(PCNN)的自动波特性和求解组合优化问题。在三态层叠脉冲耦合神经网络(TPCNN)模型基础上,结合三角不等式定理,构造具有预防性反馈的脉冲耦合神经网络模型。在搜索最优解的过程中,利用三角不等式定理对解进行预判断,不理想的解被删除,起到预防反馈作用,降低求解的空间复杂度,提高求解效率和准确性。将该算法应用于SP和TSP问题实验仿真,结果表明,该算法有效降低了解空间复杂度,进一步提高了搜索速度。

关键词 自动波; 组合优化; 预防性反馈; 脉冲耦合神经网络

中图分类号 TP389.1

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2013.05.018

Preventive Feedback PCNN Model and Its Application in the Combinatorial Optimization Problems

MA Yi-de¹, FENG Xiao-wen^{1,2}, ZHAN Kun¹, ZHAO Rong-chang¹, and LI Xiao-jun¹

(1. School of Information Science&Engineering, Lanzhou University Lanzhou 730000;

2. Ecole de Polytech, University of Nantes Nantes France 443000)

Abstract An improved pulse coupled neural network (PCNN) model is proposed to solve combination optimization problem with help of PCNN auto-wave characteristic. Based on Tri-state cascading pulse coupled neural network (TPCPCNN), a preventive feedback method by using the triangle inequality theorem is introduced. In the process of searching solutions, all solutions are judged by the triangle inequality theorem and solutions of poor quality are removed. Therefore, the solution space complexity of combinatorial optimization problems decreases and the efficiency and accuracy are improved. This algorithm is applied to the shor test path (SP) and the traveling salesman problem (TSP) simulations. The results show that the proposed algorithm can effectively reduce space complexity and further improve the searching speed.

Key words auto-wave; combinatorial optimization; preventive feedback; pulse coupled neural network

最短路径(SP)和旅行商(TSP)问题是两个典型的组合优化问题。最短路径是指两个节点间的最短路径;旅行商是指,假设有 n 个城市,找一条经过所有城市且只经过一次,最后回到起始城市,且代价最小的路径。组合优化问题在路由选择、网络搜索等问题中有广泛应用^[1-2]。

文献[3-5]基于猫的视觉神经系统工作原理提出脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN),其不同于其他人工神经网络,具有自动波和并行处理特性。文献[6]用PCNN成功求解了迷宫中的最短路径问题,但该方法所需神经元数量较多,耗时过长。文献[7]提出时延脉冲耦合神经网络(DPCNN),在神经元反馈输入和线性输入项中引入神经元之间权值的时延来求解最短路径。文献[8]设

计了一种多输出脉冲耦合神经网络(MPCNN),可以解决从单源点到多目标点的全局路径搜索求解。文献[9]解决了浮点连接权值的最短路径问题。文献[10]将电路设计中的三态思想和层叠流水线思想运用到神经网络,提出三态层叠脉冲耦合神经网络,解决了神经网络在自动波传播方向上的并行处理问题。文献[7-10]在PCNN解决组合优化问题上均取得了初步成果,但仅是基于最短路径(the shortest path, SP)的实验仿真。本文利用脉冲耦合神经网络自动波性质,对三态层叠脉冲耦合神经网络模型^[10]改进,用三角不等式定理作为预防性反馈思想的基础,提出预防性反馈脉冲耦合神经网络模型,对最短路径问题进行仿真,进一步提高了求解效率。同时,也对旅行商问题进行了仿真。

收稿日期: 2012-02-19; 修回日期: 2013-06-20

基金项目: 国家自然科学基金(61175012); 教育部科技项目博士点基金(20110211110026); 中央高校基金(lzujbky-2013-k06)

作者简介: 马义德(1963-),男,博士,教授,主要从事数字图像处理、人工神经网络、嵌入式系统等方面的研究。

1 PCNN简介

由于Eckhorn脉冲耦合神经网络的神经元模型参数多, 具体应用时参数设定比较困难, 一般用简化脉冲耦合神经网络模型^[11], 如图1所示。其离散数学迭代方程如下:

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n) \quad (5)$$

式(1)~式(5)中, n 为迭代次数; $F_{ij}(n)$ 为第 (i, j) 个神经元的第 n 次反馈输入; S_{ij} 为输入刺激信号; $L_{ij}(n)$ 为连接输入; $U_{ij}(n)$ 为内部活动项; $Y_{ij}(n)$ 为脉冲输出值; $E_{ij}(n)$ 为动态门限阈值; V_F 和 α_F 分别是反馈输入域的放大系数和衰减时间常数; V_L 和 α_L 分别是耦合连接域的放大系数和衰减时间常数; V_E 和 α_E 分别是动态门限的放大系数和衰减时间常数; 权值矩阵 M_{ijkl} 和 W_{ijkl} 分别是反馈输入域和耦合连接域的连接矩阵。

脉冲耦合神经网络具有变阈值, 同步脉冲发放、动态脉冲发放、自动波和综合时空等特性。其神经元的积分-点火特性及神经元和神经元之间的脉冲耦合特性, 使相似性质的输入激励能相互捕获而同时发放脉冲, 从而使横向的神经元能在同一时刻点火, 随着迭代次数的增加, 纵向不同时刻的神经元也会点火。这种类似于自动波传播的点火形态特性, 就是脉冲耦合神经网络的自动波特性^[12]。

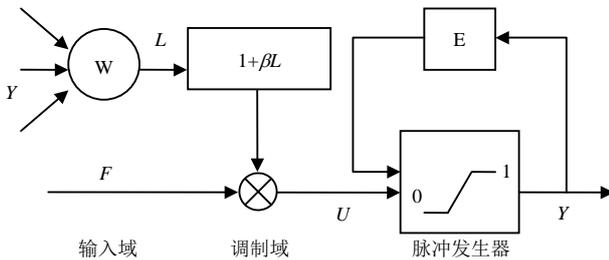


图1 脉冲耦合神经元模型

2 预防性反馈脉冲耦合神经网络

2.1 定义和概念

定义 1 若 w_{ij} 是神经元 i 和神经元 j 的连接权值, 当 $0 < w_{ij} < \infty$ 时, 神经元 i 和神经元 j 互称邻域神经元, 把神经元 i 的所有邻域神经元的集合称为

Z^i , 则神经元 j 满足 $j \in Z^i$ 。把神经元 i 点火的时刻表示为 T_i^{fire} , 在 T_i^{fire} 时刻神经元 j 仍未点火, 则神经元 i 点火可能刺激神经元 j 点火, 称神经元 i 是神经元 j 的准母神经元, 神经元 i 可以表示为 $P(j)$ 。若神经元 i 是 Z^j 中第一个点火的神经元, T_i^{fire} 可以表示为 $T_{P(i)}^{\text{fire}}$ 。同时神经元 $k \in Z^j$, 最终神经元 j 在神经元 k 点火刺激下点火, 称神经元 k 是神经元 j 的真母神经元, 神经元 k 可以表示为 $P'(j)$ 。

定义 2 除起始点神经元外, 其他任意神经元 i 的状态分为抑制状态、亚点火状态、伪点火状态和点火状态4种。定义如下: 当 $0 < t < T_{P(i)}^{\text{fire}}$ 时, 神经元 i 处于抑制状态; 当 $t = T_{P(i)}^{\text{fire}}$ 时, 神经元 i 处于亚点火状态; 当 $T_{P(i)}^{\text{fire}} < t < T_i^{\text{fire}}$ 时, 神经元 i 处于伪点火状态; 当 $t \geq T_i^{\text{fire}}$ 时, 神经元 i 处于点火状态。

2.2 模型的设计

三态层叠脉冲耦合神经网络^[10]中, 神经元的状态分为抑制、亚点火、点火3种。本文在其基础上, 增加了一种预防性反馈机制, 在亚点火状态之后, 增加伪点火状态。伪点火状态用于判断找到的路径是否为不良路径。如果是, 该路径被删除; 否则, 该路径才会延伸。不良路径指没有找到最短路径之前就能通过三角不等式定理判定一定不是最短路径的路径。具有预防性反馈的三态层叠脉冲耦合神经网络的模型设计如图2所示。

任意神经元 i 的输出定义为:

$$Y_i(t) = \text{step}(U_i(t) - E_i(t)) = \begin{cases} 1 & U_i(t) \geq E_i(t) \ \& \ d_{kj} + d_{ji} \geq d_{ki} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $t = \{0, \Delta T, 2 \times \Delta T, \dots, n \times \Delta T, \dots\}$, n 是迭代次数; U 和 E 分别是内部活动项和动态阈值; $d_{kj} + d_{ji} \geq d_{ki}$ 表示三角不等式定理。

神经元 i 的自动波强度 I_i 定义为:

$$I_i = \begin{cases} 0 & t < T_i^{\text{fire}} \\ I_{P(i)} + w_{P(i)i} & t \geq T_i^{\text{fire}} \end{cases} \quad (7)$$

神经元 i 的动态阈值 E_i 定义为:

$$E_i = \begin{cases} V_E & t < T_{P(i)}^{\text{fire}} \\ I_{P(i)} + w_{P(i)i} & t = T_{P(i)}^{\text{fire}} \\ \min(I_{P(i)} + w_{P(i)i}) & T_{P(i)}^{\text{fire}} < t < T_i^{\text{fire}} \\ V_E & t \geq T_i^{\text{fire}} \end{cases} \quad (8)$$

式中, V_E 是阈值初始值, 通常取 $V_E > N \times w_{\text{max}}$ ^[10]; N 指节点数目; w_{max} 指连接权值矩阵中的最大值。神经元 i 的内部活动项 U_i 定义为:

$$U_i = U_0 + t \times \Delta U \quad (9)$$

式中, U_0 指内部活动项的初始值; ΔU 为内部活动

项增加的步长。在迭代中, 每个神经元有相同的内部活动项值。

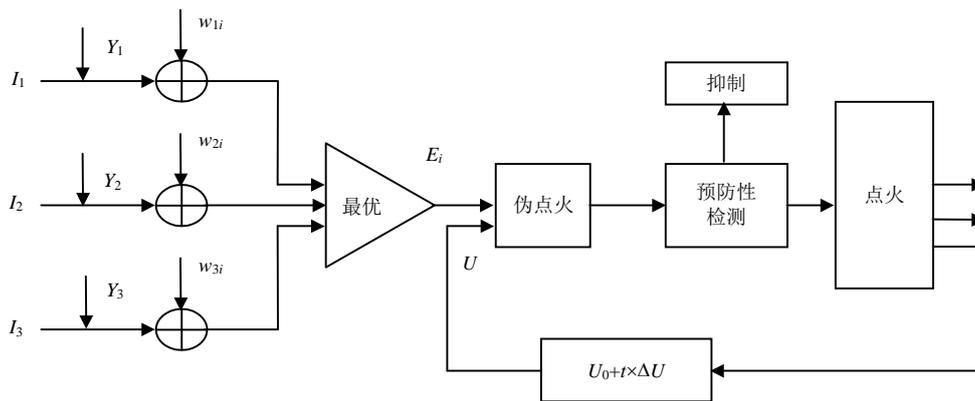


图2 预防性反馈的三态层叠脉冲耦合神经元的模型

2.3 模型的理论分析

性质1 神经元的点火时刻是由内部活动项和动态阈值决定的, 内部活动项是一个线性增加函数, 当增加到大于动态阈值时, 此时刻的神经元点火, 神经元的点火时间是由节点的最短路径长度决定的, 则算法的计算复杂度只与最短路径的长度有关, 与节点的数量无关。

性质2 在第一次迭代中只有起始点神经元点火, 则起始神经元 start 的动态阈值 $E_{start} = 0$, 内部活动项的初始值为:

$$U_0 = \min(w_{start i}) \quad (10)$$

式中, $i \in Z^{start}$ 。内部活动项的步长影响迭代的次数, 步长小迭代次数多, 步长大迭代次数少。当步长太小, 会使两次有效迭代中间出现空迭代; 步长太大, 会造成不连续的迭代, 越过某些必要的迭代。所以根据节点间距离单位取值, 一般 ΔU 取值为节点间距离的最小单位, 这样保证迭代稳定连续的进行, 保证算法能找到全局最优路径。

定理 1 若神经元 p 在 T_p^{fire} 时刻点火, 神经元 p 的真母神经元 $P'(p)$ 为 i , 自动波强度为 I_p , 则 I_p 为神经元 p 的全局最短路径值。

证明 假设在 $t' > T_p^{fire}$ 时刻, 出现神经元 p 的另一个准母神经元 j 点火, 使得:

$$I_j + w_{jp} < I_p \quad (11)$$

因为神经元 p 在 T_p^{fire} 时刻点火, 则:

$$U_{T_p^{fire}} \geq I_i + w_{ip} \quad (12)$$

因为神经元 j 在 $t' > T_p^{fire}$ 时刻才点火, 在 T_p^{fire} 时刻未点火, 则:

$$U_{T_p^{fire}} < E_j = I_{P'(j)} + w_{P'(j)j} < I_j + w_{jp} \quad (13)$$

由式(12)和式(13)得到:

$$I_j + w_{jp} > I_i + w_{ip} = I_p \quad (14)$$

可以看到式中跟假设的式(11)相矛盾, 所以得出结论: 在 $t' > T_p^{fire}$ 时刻, 不会出现小于 I_p 的路径, 即 I_p 为神经元 p 的全局最短路径值。定理1得证。

3 算法描述

3.1 三角不等式定理的应用

在SP问题中三角不等式定理的应用, 就是在到达同一目标点的两条路径中, 选择长度较短的路径。下面重点介绍在TSP问题中三角不等式定理的应用。TSP问题不同于SP问题, 它要求找到一条遍历所有节点的路径。从理论分析, TSP问题的全局最优路径一定是局部不存在交叉的环路。路径出现交叉情况要求路径经过的节点数不小于4(小于4个节点的路径环路不会相交), 所以算法中, 在路径的长度延伸到4个节点以上后, 才使用三角不等式定理判断。若有1条新延伸的路径为 $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow F$, 根据每个节点的实际坐标值, 依次判断 $E \rightarrow F$ 线段跟 $C \rightarrow D$ 、 $B \rightarrow C$ 、 $A \rightarrow B$ 线段是否存在交点, 只要任何其中一条与 $E \rightarrow F$ 有交点, 这条新延伸的路径就存在局部交叉, 应被删除。在算法迭代中, 每延伸出新的路径, 均需判断路径是否存在局部交叉。

3.2 算法流程

算法中, 组合优化问题抽象成邻接矩阵。对于SP问题, 一个节点对应一个神经元。对于TSP问题, 考虑到每个节点被不同的路径多次经过, 使每条路径对应一个神经元。设起始神经元为 start, 终点神经元为 ends, 算法描述如下。

1) 网络初始化: $E_{start} = 0$, $E_i = V_E = C_1$ ($i \neq start$), $U_0 = C_2$, $\Delta U = C_3$, $I_i = 0$, $Y_i = 0$ 。

2) 网络激发: 起始神经元 start 点火, $Y_{start} = 1$,

TSP问题与SP问题有较大的区别,每个节点被不同的路径多次经过,则算法中每条路径对应一个神经元。本文算法和文献[10]算法解决TSP问题的对比结果如表3所示。两种算法都能找到全局最优解,由于本文算法加入了预防性反馈措施,有效降低了寻优的解空间,则找到最优解的速度比文献[10]要快很多。

表3 本文算法和文献[10]算法求解TSP问题对比

	运行时间/s		是否全局最优解
	文献[10]算法	本文算法	
例1 ^[13]	188.781	17.218	是
例2	232.735	16.172	是
例3	126.391	17.969	是
例3	219.734	25.360	是

2) 与其他算法比较。

与其他求解TSP问题的人工神经网络算法^[14]比较结果如表4所示。可以看出模拟退火算法和Hopfield算法花费的时间比较少,但不能保证每次都能求得全局最优解,具有随机性。在一些要求严格的应用环境下,不确定结果是不允许的。本文算法的优势在于可重复性,且对参数设定的依赖较小。由于算法中每条路径对应一个神经元,在TSP问题迭代中会产生大量的子路径,而程序是通过循序执行的代码执行的,使模型的并行性得不到很好地实现,跟经典算法相比,时间上没有优越性。所以该模型不适合解决大规模节点数的TSP问题。

表4 本文算法与其他算法对比

	100次运行的平均时间消耗/s			在100次运行中找到全局最优解的比例(%)		
	本文算法	模拟退火算法	Hopfield网络算法	本文算法	模拟退火算法	Hopfield网络算法
例1 ^[13]	0.484	0.297	1.359	100	100	70
例2	2.547	0.312	1.406	100	68	25
例3	1.453	0.281	1.391	100	100	52
例4	1.469	0.344	1.406	100	99	30

5 结论

通过构建具有预防性反馈的脉冲耦合神经网络模型,降低了求解的空间复杂度,进一步提高了求解的效率和可靠性。对于SP问题的仿真,本文算法的仿真效果比较理想,可以使求解SP问题效率进一步提高。对于TSP问题可以找到最优解,鲁棒性较强,但消耗时间较长,原因是把每条路径当做一个神经元,在找到解之前生成较多子路径,影响搜索效率。所以,本文算法不适合求解城市数目比较大的TSP问题。

参 考 文 献

[1] 雷霖,李伟峰,王厚军. 基于遗传算法的无线传感器网络

路径优化[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(2): 227-230.

- LEI Lin, LI Wei-feng, WANG Hou-jun. Path optimization of wireless sensor network based on genetic algorithm[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 38(2): 227-230.
- [2] 崔梦天, 钟勇, 赵海军. ACOGA算法的多媒体网络QoS路由实现 [J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(2): 266-269
CUI Meng-tian, ZHONG Yong, ZHAO Hai-jun. Realization to multimedia network QoS routing based on ACOGA[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 8(2): 266-269.
- [3] ECKHORM R, BAUER R, JORDAN W, et al. Coherent oscillations: a mechanism of feature linking in the visual cortex? Multiple electrode and correlation analyses in the cat[J]. Biological Cybernetics, 1988, 12(60): 121-130.
- [4] ECKHORM R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via stimulus-evoked oscillations: experimental results from cat visual cortex and functional implications from a network model[C]//International Joint Conference on Neural Networks. [S.l.]: [s.n.], 1989: 723-730.
- [5] ECKHORM R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex[J]. Neural Compute, 1990(2): 293-307.
- [6] CAULFIELD H J, KINSER J M. Finding the shortest path in the shortest time Using PCNN's[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 604-606.
- [7] GU Xiao-dong, YU Dao-heng, ZHANG Li-ming. Finding the shortest path based on delay PCNN[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(9):1441-1443.
- [8] HONG Q U, ZHANG Y I. A new algorithm for finding the shortest paths using PCNNs[J]. Chaos, Solitons&Fractals, 2007, 33(4): 1220-1229.
- [9] WANG Xiao-bin, QU Hong, YI Zhang. A modified pulse coupled neural network for shortest-path problem[J]. Neurocomputing, 2009, 72(13-15): 3028-3033.
- [10] ZHAO Rong-cang, MA Yi-de, ZHAN Kun. Tri-state cascading pulse coupled neural network and its application in finding shortest path[J]. Neuron Network World, 2009, 19(6): 711-723.
- [11] 马义德, 李廉, 绽琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
MA Yi-de, LI Lian, ZHAN Kun, et al. Pulse coupled neural network and digital image processing[M]. Beijing: Science Press, 2008.
- [12] ZHOU Dong-ming, NIE Ren-can, ZHAO Dong-feng. Analysis of autowave characteristics for competitive pulse coupled neural network and its application[J]. Neurocomputing, 2009(72): 2331-2336.
- [13] HOPFIELD J J, TANK D W. "Neural" computation of decisions in optimization problems[J]. Biolog Cybernet, 1985(52): 141-152.
- [14] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例作[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007.
GAO Jun. Artificial neural network and simulation[M]. Beijing: China Machine Press, 2007.

编辑 张俊