

竞争型脉冲耦合神经网络及用于多约束 QoS 路由求解

聂仁灿, 周冬明, 赵东风, 谭颖芳

(云南大学 信息学院通信工程系, 云南 昆明 650091)

摘 要: 在脉冲耦合神经网络的基础上提出了竞争型脉冲耦合神经网络模型, 分析了该模型用于求解网络最短路由时的脉冲波传播特性, 并提出了脉冲波任务的产生、分解和状态转换理论, 在模型中实现了脉冲波的多约束传播, 成功地应用于网络多约束 QoS 路由问题的求解, 并可得到全局最优解。仿真实验表明, 与其他算法相比, 该方法的计算迭代次数最少, 且减少较多; 而且迭代次数只与网络路由图中源点与目的点之间的最优 QoS 路由长度有关, 而与节点数、链路数和网络的分布构成复杂性无关, 体现出较好的计算性能和优势。

关键词: 竞争型脉冲耦合神经网络; 多约束 QoS 路由; 脉冲波任务; 最短路径

中图分类号: TN915.01; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2010)01-0065-08

CPCNN and its application to multiple constrained QoS route

NIE Ren-can, ZHOU Dong-ming, ZHAO Dong-feng, TAN Ying-fang

(Department of Communications Engineering, Information College, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: Based on the PCNN (pulse-coupled neural network), the CPCNN (competitive PCNN) model was proposed. First, the properties of pulse-wave propagation in the CPCNN were analyzed for the solution of network shortest route. Then the theories of generation, decomposing and states conversion of pulse-wave task were suggested to realize the pulse-wave propagation constrained. Finally, the CPCNN was successfully applied to solve multiple constrained QoS route with globally optimal result. The computer simulation shows that the number of iterations for proposed algorithm is the least, and the difference is fairly obvious compared with former methods, it only depends on the length of the globally optimal QoS route between source node and destination node, not the number of nodes and edges, and the complexity of network distribution structure. Thus, the method has better computational performance and dominance.

Key words: competitive PCNN; multiple constrained QoS route; pulse-wave task; shortest path

1 引言

QoS 路由问题是网络路由求解的多约束条件问题, 它要求网络中找到的路由在满足多个约束条件的情况下, 所要求的通信费用最小, 即是满足 QoS 要求下的一条最小通信代价路径。多约束 QoS 路由问题是一个 NP 问题^[1], 利用蚁群算法^[2,3]、遗传算

法^[4,5]、Hopfield 神经网络^[6]、累积竞争神经网络^[7]可求得近似最优解。

蚁群算法的求解涉及较多的参数, 其参数值设置缺乏严格理论指导, 不能保证全局最优收敛^[2,3]; 遗传算法作为一种启发式随机搜索算法, 涉及到复杂的遗传算子及适应度函数设计^[4,5], 不能保证全局最优收敛; Hopfield 神经网络中的能量函数设计和

收稿日期: 2007-11-06; 修回日期: 2009-12-22

基金项目: 云南省自然科学基金资助项目(2007F174M); 云南大学青年基金资助项目(2007Q024C)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of Yunnan Province (2007F174M); Youth Program of Yunnan University (2007Q024C)

局部极小点逃离问题是解决组合优化问题中仍未得到很好解决的问题^[6]；累计竞争神经网络需要正向、前向 2 次求解，其近似最优性无法得到控制，且缺乏理论分析^[7]；在网络节点较多时，前面 3 种算法的计算迭代次数会很大。

脉冲耦合神经网络(PCNN, pulse-coupled neural network)^[8]作为有着生物学背景的新一代人工神经网络、在图像处理^[9]、模式识别^[10]、路径优化^[11]求解等方面具有重要的应用。PCNN 网络使用自动波求解路径优化问题，是用一种非确定性方法，用最小的努力求得问题的全局最优结果。PCNN 及其改进模型的应用中^[9~11]，模型参数大都是人为设置，缺乏理论指导，且神经元的迭代计算过程存在人为定义性的干预（神经元未严格按照动力学方程运行）。本文在 PCNN 模型^[8]基础上提出了竞争型 PCNN (CPCNN, competitive PCNN) 模型，它的参数设置具有严格的理论指导，能按照动力学方程自动求得网络的最短路径，在最短路径求解基础上进行 QoS 约束检查和脉冲波任务分解，利用神经元的脉冲竞争、通道竞争和参数预置特性让有效脉冲波高速并行传播，其求解得到的 QoS 路由总能得到最优解。实验仿真表明，利用该模型可用较少的迭代计算次数得到全局收敛的路由计算结果，其迭代次数只与源节点到目的节点的最优 QoS 路径长度有关，与节点数、链路数及网络拓扑的复杂性无关，与其他文献相比^[2~6,12]，具有较好的计算性能。

2 CPCNN 模型

Eckhorn 1990 年对猫的视觉皮层同步脉冲发放现象进行了研究^[13]，并在此基础上形成了 PCNN 模

型^[8]，Lindblad 与 Kinser 1998 年又在该模型的基础上进行线性化与离散化^[14]。本文在 PCNN 模型基础上做一些改进，得到图 1 所示的 CPCNN 模型，它由式(1)~式(8)来描述。

$$S(n) = \min(W_{1j}, \dots, W_{kj}), (Y_1 > 0, \dots, Y_k > 0) \quad (1)$$

$$V_j^L(n) = \begin{cases} S(n) & , S(n) > 0, S(n) \leq \theta_j^L(n-1) \\ \theta_j^L(n-1) & , S(n) > 0, S(n) > \theta_j^L(n-1) \\ V_j^L(n) & , S(n) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\theta_j^L(n) = \begin{cases} V_j^L(n) - \Delta_L & , S(n) > 0, V_j^L(n) \geq \Delta_L \\ \theta_j^L(n-1) - \Delta_L & , S(n) = 0, \theta_j^L(n-1) \geq \Delta_L \\ 0 & , \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$L_j(n) = \theta_j^L(n) \quad (4)$$

$$F_j(n) = I \quad (5)$$

$$U_j(n) = F_j(n)(1 + \beta_j L_j(n)) = I(1 + \beta_j L_j(n)) \quad (6)$$

$$\theta_j^r(n) = \begin{cases} V_j^r & , Y_j(n) = 1 \\ \theta_j^r(n-1) - \Delta_r & , Y_j(n) = 0, \theta_j^r(n-1) \geq \Delta_r \\ 0 & , \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$Y_j(n) = \text{step}(U_j(n) - \theta_j^r(n)) = \begin{cases} 1, & U_j(n) > \theta_j^r(n) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

CPCNN 模型和 PCNN 模型一样由 3 部分组成。

接受域：由 L 通道和 F 通道组成。S(n) 为 L 通道中的正值最小选择器输出；L_j(n) 按式(3)做区间为 [V_j^L(n), 0] 的线性衰减，V_j^L(n) 是 L 通道的可变幅度系数，受 S(n) 控制，Δ_L 是衰减步长；F 通道接受常数 I 的外部激励输入。

调制域：L_j(n) 作联结强度 β_j 的加权并加上归

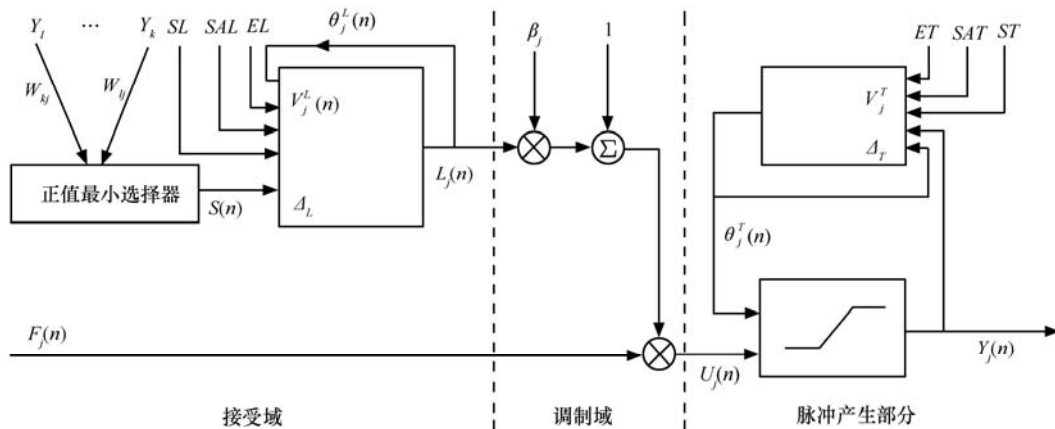


图 1 CPCNN 模型

一化为 1 的偏移量后与 F 通道的信号 $F_j(n)$ 进行相乘调制，得到内部状态信号 $U_j(n)$ 。

脉冲产生部分：产生脉冲输出 $Y_j(n)$ 和阈值 $\theta_j^t(n)$ 的调整。阈值 $\theta_j^t(n)$ 做区间为 $[V_j^t, 0]$ 的线性衰减， V_j^t 是阈值幅度系数， Δ_t 是阈值衰减步长。

信号 SL 和 ST 是 $\theta_j^t(n)$ 和 $\theta_j^r(n)$ 的特值预置信号， SAL 和 SAT 是幅度系数 $V_j^t(n)$ 和 $V_j^r(n)$ 的特值预置信号， EL 和 ET 是正值有效的预置使能信号。在使能信号为正值有效情况下，可以对 $\theta_j^t(n)$ 和 $\theta_j^r(n)$ ， $V_j^t(n)$ 和 $V_j^r(n)$ 设置初值或者某种特值设置。

与 PCNN 模型相比，该模型将其外部神经元脉冲输入求和改成了最小值选择，体现了脉冲输入时的竞争关系，称作脉冲竞争，选择输出 $S(n)$ 还将和 $\theta_j^t(n-1)$ 做较小值竞争，称作通道竞争，但它保留了 PCNN 模型的 L 通道衰减特性，且把 L 通道和阈值的衰减变化关系改为定区间线性衰减关系，其衰减区间和指数衰减的方式基本相同。

3 CPCNN 网络的自动波特性

设 CPCNN 的取样间隔是 ΔT ，第一个神经元的点火迭代次数是 n_s ，2 个神经元 i 和 j 间的联结权值为 W_{ij} ，神经元间的最大联结权值是 W_{\max} 。定义 2 个自动波传播特性：神经元 j 的点火周期 T_j ；自动波传播时间 T ，从第一个神经元点火发出的自动波，触发剩余 $N-1$ 个神经元经历的时间。

定理 1 对于 CPCNN 网络，若各神经元 j 满足：

$$\beta_j < 0$$

$$V_j^t > I$$

$$\text{那么点火周期 } T_j > \frac{(V_j^t - I + \Delta_t)}{\Delta_t - I\beta_j\Delta_t} \Delta T$$

证明 假设神经元 j 在第 k 次迭代时点火，经 n_0 次迭代后再一次点火，则有：

$$Y_j(k) = 1, Y_j(k+n_0) = 1$$

$$\text{所以, } U_j(k) > \theta_j^t(k) \geq 0, \theta_j^t(k+1) = V_j^t$$

$$\text{而 } U_j(k) = I(1 + \beta_j L_j(k)), \text{ 由已知 } \beta_j < 0, \text{ 则:}$$

$$0 < U_j(k) \leq I$$

n_0 次迭代中， L_j 的值均做衰减或保持为 0，有：

$$0 < U_j(k+n_0) \leq I$$

假设 n_0 次迭代过程中， L_j 的值有 n_1 次衰减，则：

$$U_j(k+n_0) > \theta_j^t(k+n_0) \geq 0$$

已知 $V_j^t > I$ ， θ_j^t 一直衰减，又由式(6)和式(7)，得：

$$I[1 + \beta_j(L_j(k) - n_1\Delta_t)] > V_j^t - (n_0 - 1)\Delta_t$$

即：

$$I[1 + \beta_j(L_j(k))] = U_j(k) > V_j^t - (n_0 - 1)\Delta_t + I\beta_j n_1 \Delta_t$$

$$\text{所以: } V_j^t - (n_0 - 1)\Delta_t + I\beta_j n_1 \Delta_t < I$$

$$(n_0 - 1)\Delta_t > V_j^t - I + I\beta_j n_1 \Delta_t$$

而 $0 \leq n_1 \leq n_0$ ， $n_0 \geq 1$ ，且 $\beta_j < 0$ ，则：

$$(n_0 - 1)\Delta_t > V_j^t - I + I\beta_j n_0 \Delta_t$$

$$\text{则: } n_0(\Delta_t - I\beta_j \Delta_t) > V_j^t - I + \Delta_t$$

$$T_j = n_0 \Delta T$$

$$\text{所以: } T_j > \frac{(V_j^t - I + \Delta_t) \Delta T}{\Delta_t - I\beta_j \Delta_t}, \text{ 得证。}$$

定理 2 CPCNN 网络中，任意神经元 j 若满足：

$$\beta_j < 0$$

$$n_s \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_t}$$

$$\theta_j^t(0) < I + n_s \Delta_t$$

那么，神经元 j 从开始接受输入脉冲，到点火经历的迭代次数： $n_{0j} \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_t}$

$$\text{自动波传播时间: } T \leq \frac{(N-1)W_{\max}}{\Delta_t} \Delta T$$

证明 设神经元 j 从第 k 次迭代接受输入脉冲，到点火经历的迭代次数为 n_{0j} 。由式(1)~式(3)可知，神经元 j 接受脉冲后，L 通道的值从 $\min(W_{sj}, \theta_j^t(k-1))$ 开始衰减，且最多衰减到 0，设衰减了 n_1 次。则：

$$n_1 = \frac{\min(W_{sj}, \theta_j^t(k))}{\Delta_t} \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_t} \quad (9)$$

$$U_j(k+n) = I[1 + \beta_j(\min(\theta_j^t(k-1), W_{sj}) - n_1\Delta_t)]$$

由式(3)和式(8)，及已知 $\beta_j < 0$ ，可得

$$0 < U_j(k+n) \leq I \quad (10)$$

由已知， $\theta_j^t(0) - n_s \Delta_t < I$ ，而 $\theta_j^t(0)$ 至少衰减了 n_s 次，若在 n_s 次或之前 L 通道已衰减完毕，那么 $U_j(k+n) = I$ ，此时有

$$n_{0j} = \frac{\min(W_{xj}, \theta_j^t(k))}{\Delta_L} + \left(n_s - \frac{\min(W_{xj}, \theta_j^t(k))}{\Delta_L} \right) = n_s \quad (11)$$

否则, 若在 n_s 次及之后 L 通道才衰减完毕, 有

$$n_{0j} = n_1 \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_L} \quad (12)$$

而由已知 $n_s \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_L}$, 再由式(11)和式(12), 有

$$n_{0j} \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_L} \quad (13)$$

自动波传播时间: $T = \Delta T \sum_{k=2}^N n_{0k}$

所以: $T \leq \frac{(N-1)W_{\max}}{\Delta_L} \Delta T$, 得证。

定理 3 CPCNN 网络中, 除开始点火神经元, 任意神经元 j 若满足:

$$\beta_j < 0$$

$$n_s \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_L}$$

$$\theta_j^r(0) < I + n_s \Delta_L$$

$$\theta_j^t(0) > (N-1)W_{\max} + n_s \Delta_L$$

$$V_j^r > \max \left(\frac{(N-1)(\Delta_L - I\beta_j \Delta_L)W_{\max}}{\Delta_L} + I - \Delta_L, I \right)$$

且第一个发放脉冲神经元满足 β_j 和 V_j^r 约束, 那么第一个点火神经元点火引起的自动波传播路径构成网络的最短路径树 (SPT, shortest path tree)。

证明 已知 $\theta_j^t(0) > (N-1)W_{\max} + n_s \Delta_L$, 最后一个点火的神经元 N 有: $\theta_N^t(0) > (N-1)W_{\max} + n_s \Delta_L$ 。

所以: $\theta_N^t(0) > W_{xN} + (N-2)W_{\max} + n_s \Delta_L$, x 为输入脉冲给神经元 N 的神经元, 即

$$\theta_N^t(0) - \left(\frac{(N-2)W_{\max}}{\Delta_L} + n_s \right) \Delta_L > W_{xN}$$

$$\theta_N^t(0) > (N-1)W_{\max} + n_s \Delta_L \quad (14)$$

CPCNN 网络的第 $N-1$ 个神经元点火时的迭代次数 $M = n_s + \sum_{k=2}^{N-1} n_{0k}$ 。

已知 $\beta_j < 0$, $n_s \leq \frac{W_{\max}}{\Delta_L}$, $\theta_j^r(0) < I + n_s \Delta_L$, 所以由定理 2 有

$$M \leq \frac{(N-2)W_{\max}}{\Delta_L} + n_s \quad (15)$$

$$T \leq \frac{(N-1)W_{\max}}{\Delta_L} \Delta T \quad (16)$$

由式(14)和式(15): $\theta_N^t(0) - M \Delta_L > W_{xN}$, 也即: $\theta_N^t(M) > W_{xN}$ 。

因此, 最后一个点火的神经元的第一次脉冲发放是由它的外部神经元脉冲输入引起的。由于参数条件是对于除第一个点火神经元以外的其他神经元。所以, 除第一个点火神经元外, 其他神经元的第一次点火都由外部神经元的输入脉冲引起。

$$V_j^r > \max \left(\frac{(N-1)(\Delta_L - I\beta_j \Delta_L)W_{\max}}{\Delta_L} + I - \Delta_L, I \right)$$

则

$$V_j^r > I \quad (17)$$

$$V_j^r > \frac{(N-1)(\Delta_L - I\beta_j \Delta_L)W_{\max}}{\Delta_L} + I - \Delta_L \quad (18)$$

$$\frac{V_j^r - I + \Delta_L}{(\Delta_L - I\beta_j \Delta_L)} \Delta T > \frac{(N-1)W_{\max}}{\Delta_L} \Delta T \quad (19)$$

已知 $\beta_j < 0$, 及式(16), 所以由定理 1, 有

$$T_j > \frac{(V_j^r - I + \Delta_L)}{\Delta_L - I\beta_j \Delta_L} \Delta T \quad (20)$$

由式(16)、式(19)和式(20), 可得: $T_j > T$

在 N 个神经元都点火的时间内, 每个神经元只发出一次脉冲, 且脉冲是按照最短链接路径传播的。毫无疑问, 脉冲走过的路径将以第一个点火神经元为根组成一棵树, 且到每个节点的路径都最短, 即得到一棵最短路径树。得证。

4 CPCNN 网络求解多约束的 QoS 路由

4.1 多约束 QoS 路由问题描述

有 N 个节点 M 条链路的路由网络模型用赋权图 $G=(V, E)$ 表示, $V=(V_1, V_2, \dots, V_N)$, 表示所有交换节点的集合, $E=(E_1, E_2, \dots, E_M)$, 表示所有链路的集合。交换节点的 QoS 性质包括时延、丢失率和时延抖动, 表示为 $V_i=(node_D, node_L, node_J)$; 链路的 QoS 性质包括传输费用、可用带宽和传输时延, 表示为 $E_i=(edge_C, edge_B, edge_D)$ 。从源点 SR 到目的点 DR 有路由请求 R , 它的 QoS 约束包括最小传输带宽、最大传输时延、最大信息包丢失率、最大传输延时抖动, 这些 QoS 约束下的 R 表示为 $R=(SR, DR, band, delay, loss, jitter)$ 。找到的路由 RP 表示为 $RP=(PV, PE)$, PV 和 PE 分别是 RP

的节点集合和链路集合，它满足下列 5 个条件。

1) 路由 RP 上的任意条链路带宽应不小于 R 最小传输带宽的 QoS 要求。

$$edge_B(i) \geqslant band, \forall i \in PE \quad (21)$$

2) 路由 RP 上的节点延时和链路延时之和不大于 RP 最大传输延时的 QoS 要求，即

$$\sum_{i \in PV} node_D(i) + \sum_{i \in PE} edge_D(i) \leqslant delay \quad (22)$$

3) 经历路由 RP 所有节点后的信息丢失率不大于 RP 最大信息丢失率的 QoS 要求。

$$1 - \prod_{i \in PV} (1 - node_J(i)) \leqslant loss \quad (23)$$

已知源点 SR 到节点 V_i 的信息丢失率是 $Loss(i)$ ，节点 V_i 的下一节点是 V_j ，则

$$Loss(j) = Loss(i) + [1 - Loss(i)]node_L(j) \quad (24)$$

4) 目的节点 DR 的延时抖动 $NDV(DR)$ 不大于 RP 最大传输延时抖动的 QoS 要求。

$$NDV(DR) \leqslant jitter \quad (25)$$

5) 在满足 1)~4) 的 QoS 约束约束条件时，路由 RP 的传输费用最小。

4.2 多约束的 QoS 路由求解

QoS 路由的多约束条件中，最小传输带宽和最大传输延时抖动判断是孤立的。所以，在求解上述 4 个约束条件下的 QoS 路由时，可先判断目的节点的延时抖动是否满足最大时延抖动约束（不满足则无解），网络图中的各条链路是否满足最小传输带宽约束（不满足则可删除），此时，约束条件变为 2 个（最大传输时延和最大信息丢失率）。

网络图的端到端 QoS 约束路由不总是无 QoS 约束时的最短路径，而用 CPCNN 求解网络无 QoS 约束的最短路径时，神经元一旦点火将不会再点火，满足 QoS 约束的一些脉冲波被阻止了，所以用 CPCNN 模型求解有 QoS 约束的网络最短路由时，应当使节点处满足 QoS 约束，且 QoS 值不差于先前脉冲波 QoS 值的脉冲波继续传播。要让这样的脉冲波继续传播，可以使用 CPCNN 模型的预置功能，而让神经元可多次点火。

源点 SR 对应神经元发出的脉冲波在网络迭代 k 次后，经神经元 j 输入神经元 i ，脉冲路径 $path$ 此时对应的丢失率和时延记作 $path_QoS(i, j, k)$ ，则

$$Loss_QoS(i, j, k) = 1 - \prod_{s \in Path} (1 - node_J(s)) \quad (26)$$

$$Delay_QoS(i, j, k) = \sum_{nd \in Path} node_D(nd) + \sum_{ed \in Path} edge_D(ed) \quad (27)$$

$$path_QoS(i, j, k) = (Loss_QoS(i, j, k), Delay_QoS(i, j, k)) \quad (28)$$

神经元 i 将对输入的脉冲进行处理，该处理实体叫做脉冲任务 $task(i, j, k)$ ， $path_QoS(i, j, k)$ 称作该脉冲任务的 QoS 值。神经元 i 输入几个脉冲就将产生几个脉冲任务，若神经元 i 的正值最小选择器接受一脉冲进行处理，则产生一个有效脉冲任务，否则产生一无效脉冲任务。有效脉冲任务 $task(i, j, k)$ 若引起神经元 i 的 θ_j^L 和 V_j^L 变化，则进入运行态，它经一定迭代次数后点火，该任务就从运行态进入完毕态。有效脉冲任务的状态转移如图 2 所示。

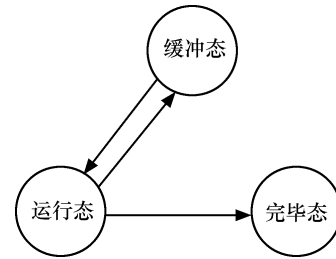


图 2 有效脉冲任务的状态转移

设神经元 i 有运行态有效脉冲任务 $task(i, c, n_1)$ 和任意一完毕态有效脉冲任务 $task(i, d, n_2)$ ，它当前有一脉冲任务 $task(i, j, k)$ ，则它在满足式(29)或者是式(30)时， $task(i, j, k)$ 是一个无效脉冲任务。

$$\begin{cases} Loss_QoS(i, j, k) > loss \\ Delay_QoS(i, j, k) > delay \end{cases} \quad (29)$$

$$\begin{cases} Loss_QoS(i, j, k) \leqslant loss \\ Delay_QoS(i, j, k) \leqslant delay \\ Loss_QoS(i, j, k) \geqslant Loss_QoS(i, c, n_1) \\ Delay_QoS(i, j, k) \geqslant Delay_QoS(i, d, n_2) \end{cases} \quad (30)$$

神经元 i 在网络迭代 k 次时产生了多个有效脉冲任务，不被神经元最小正值选择器最终选择的有效脉冲任务进入缓冲态，被选择的有效脉冲任务在和运行态有效脉冲任务进行通道竞争后，败者进入缓冲态，胜者进入运行态。

神经元 i 的有效脉冲任务 $task(i, j, k)$ ，对应一神经元状态向量 $NS(i, n)$ (n 为有效脉冲任务编号)，记为 $NS(i, n) = [k_0, V_i^L(k_0), \theta_i^L(k_0), V_i^T, \theta_i^T(k_0)]$ ，它描述

了该任务在网络 k_0 (称作有效开始迭代数) 次迭代时神经元 i 的各参量值(若该任务处于运行态)。神经元 i 在 $k_0 - 1$ 次迭代时, 接受脉冲后产生的有效脉冲任务 $task(i, j, k)$ 直接进入缓冲态, $NS(i, n)$ 由式(31)决定, 若直接进入运行态, $NS(i, n)$ 由式(32)决定。

$$NS(i, n) = [k_0, W_{ji}, f(W_{ji}, \Delta_L), V_i^T, f(\theta_i^T(0), \Delta_T)] \quad (31)$$

$$NS(i, n) = [k_0, W_{ji}, f(W_{ji}, \Delta_L), V_i^T, \theta_i^T(k_0)] \quad (32)$$

$$f(c, \Delta) = \begin{cases} c - \Delta, c - \Delta \geq 0 \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (33)$$

神经元的 $task(i, j, k)$ 在 $k_0 - 1$ 次迭代时从运行态变为缓冲态, 则

$$NS(i, n) = [k_0, V_i^L(k_0 - 1), f(V_i^L(k_0 - 1), \Delta_L), V_i^T, f(V_i^T(k_0 - 1), \Delta_T)] \quad (34)$$

神经元 i 在 $k_1 - 1$ 次迭代时有任务进入缓冲态, 则更新该神经元处于缓冲态的所有任务的 $NS(i, n)$, 则

$$k_e = k_1 - k_s \quad (35)$$

$$NS(i, n) = [k_1, V_i^L(k_s), f(\theta_i^L(k_s), k_e \Delta_L), V_i^T, f(\theta_i^T(k_s), k_e \Delta_T)] \quad (36)$$

神经元 i 在 k 次迭代时无运行态脉冲任务, 若存在缓冲态脉冲任务, 则按式(37)选择一个脉冲任务 $task(i, c_1, m_1)$ (选择 θ_i^L 最小的脉冲任务)。如果此时正值最小选择器无有效脉冲任务 $task(i, c_2, m_2)$ 产生, $task(i, c_1, m_1)$ 就利用 CPCNN 神经元的预置功能进入运行态, 否则就和 $task(i, c_2, m_2)$ 进行通道竞争。

$$task(i, c_1, m_1) = \min(task() [3]) \quad (37)$$

CPCNN 网络求解网络路由图的 SPT 是以速度为 Δ_L 的并行计算过程。若网络的最长路径为 L_{max} , 则网络计算的迭代次数 N 满足

$$N \leq \frac{L_{max}}{\Delta_L} \quad (38)$$

多约束 QoS 的路由求解可看成是多约束条件下的 SPT 求解, 此时 CPCNN 需进行状态分解, 所以此时的计算迭代次数 N_Q 满足

$$N_Q \leq N \leq \frac{L_{max}}{\Delta_L} \quad (39)$$

从上式可见, CPCNN 的计算迭代次数和网络节点数无关。在边长为 d 的正方形网络区域

中, 若节点分布较为均匀, 在计算所有节点为源点的 SPT 时, 容易得到平均路径 L_{AV} 、迭代次数 N_Q 与 N 满足

$$L_{AV} = \frac{\sqrt{2d^2} + \frac{d}{2}}{2} = \frac{2\sqrt{2} + 1}{4} d \quad (40)$$

$$N_Q \leq N \leq \frac{2\sqrt{2} + 1}{4\Delta_L} d \quad (41)$$

5 实验仿真及分析

在边长 $d = 150$ 的正方形内随机生成路由网络 300 次, 假设距离在 $0.5d$ 范围内的 2 点有连接, 在节点 N 取不同值情况下, 得到 CPCNN 与 Dijkstra 算法在求解 SPT 时的平均迭代次数 (见表 1)。

表 1 CPCNN 和 Dijkstra 迭代次数的比较

| 节点数 | Dijkstra 平均迭代次数 | CPCNN 平均迭代次数 |
|------|-----------------|--------------|
| 100 | 98 | 145.3 |
| 150 | 148 | 148.1 |
| 200 | 198 | 148 |
| 300 | 298 | 147.8 |
| 500 | 498 | 146.3 |
| 700 | 698 | 145 |
| 1000 | 998 | 142.3 |

为了便于比较, 在文献[2~6,12]中的典型 QoS 网络(见图 3)中进行路由求解实验。有 3 个路由请求 $R_1 = (1, 6, 70, 8, 10^{-3}, 3)$, $R_2 = (2, 6, 70, 8, 10^{-3}, 3)$, $R_3 = (3, 8, 70, 8, 10^{-3}, 3)$ 。CPCNN 神经元的参数设置满足定理 3 (如表 2 所示), 求解结果见表 3, 设源点神经元是 N_{SR} , 其他神经元为 N_j (包括目的神经元 N_{SD}), 在 N_{SD} 点火后, 计算结束。

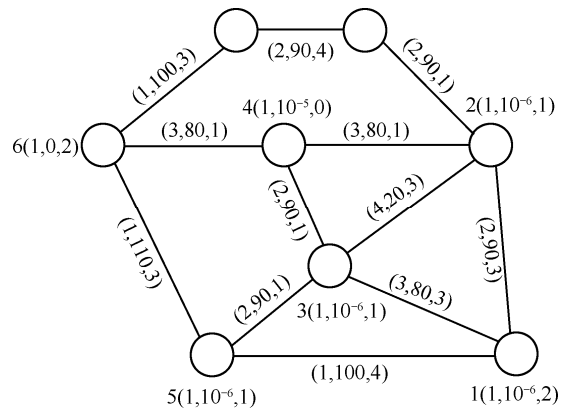


图 3 QoS 网络路由图

表 2 神经元参数

| 神经元 | $V_j^i(0)$ | $\theta_j^i(0)$ | V_j^r | $\theta_j^r(0)$ | β_j | I | A_j | Q_j |
|----------|------------|-----------------|---------|-----------------|-----------|-----|-------|-------|
| N_{so} | 29 | 0 | 61.5 | 0 | -1 | 1 | 0.9 | 1 |
| N_j | 29 | 29 | 61.5 | 0.9 | -1 | 1 | 0.9 | 1 |

从表 2 可看出，源点 N_{SR} 一开始就点火，即 $n_s = 0$ ，上述 3 个路由请求的计算结果见表 3。

表 3 CPCNN 求解网络 QoS 路由结果

| 路由请求 | QoS 路由结果 | CPCNN 迭代次数 | 收敛性 | 传输费用 |
|-------|----------|------------|-----|------|
| R_1 | 1→2→4→6 | 8 | 全局 | 8 |
| R_2 | 2→4→6 | 6 | 全局 | 6 |
| R_3 | 3→4→2→8 | 7 | 全局 | 7 |

把 CPCNN 求解图 3 的多约束 QoS 路由结果和相关文献比较，见表 4。

表 4 CPCNN 和其他方法的比较

| 算法性能 | 遗传算法 | | 蚁群算法 | | FCNN ^[12] | Hopfield ^[6] | 本文算法 |
|------|-------|-------|-------|-------|----------------------|-------------------------|------|
| | 文献[4] | 文献[5] | 文献[2] | 文献[3] | | | |
| 迭代次数 | 55 | 152 | 134 | 10 | 18 | 10941 | 7 |
| 全局收敛 | 否 | 否 | 否 | 否 | 是 | 否 | 是 |

由以上的实验结果可看出：

神经元的参数设置满足定理 3，计算过程是以迭代方式全并行进行的，计算网络 SPT 的迭代次数只和源点和目的点间的最优路由长度有关（在多点均匀分布的正方形网络中甚至满足式(41)， $d=150$ ， $A_L=1$ 时是 143.566，这和表 1 相近），而与网络中的节点数、链路数和图中点、边的分布(即网络的分布构成复杂性)无关（见表 1）。所以在网络的节点数增加，网络的拓扑结构复杂性变高时，计算迭代次数也不会急剧增加。

网络中脉冲波的并行传播携带了所有 QoS 路由信息，而脉冲任务分解有效地避免了脉冲振荡和脉冲环，同时阻止了劣性脉冲波(该脉冲任务的 QoS 值不优于神经元已处运行态或完毕态脉冲任务的 QoS 值)的继续传播，减小了网络 QoS 路由计算的复杂性和资源开销，同时保证了在非确定性搜索的同时可得到全局最优解（见表 3）。

脉冲任务从缓冲态进入运行态使用 CPCNN 的预置功能，而处于运行态的脉冲任务严格按照 CPCNN 的动力学方程运行，直到进入完毕态(神经元点火)。

网络的节点数越多，CPCNN 计算网络的 SPT 时表现在迭代次数上的计算优势越明显（与 Dijkstra 相比见表 2），而 CPCNN 计算网络的 QoS 路由是在计算 SPT 基础上进行 QoS 约束（利用脉冲波任务分解）实现的。从表 4 看出，该方法和其他文献算法相比，它在计算迭代次数和收敛性方面都有相当的优势，这种优势在节点数越多情况下也应该越明显。

6 结束语

本文在 PCNN 模型的基础上，提出了竞争型脉冲耦合神经网络，利用它的脉冲波竞争（包括脉冲竞争和通道竞争）并行传播来求解多约束 QoS 网络最优路径。该算法具有高度并行性，神经元参数设置具有严格的理论指导，计算的迭代次数和网络的节点数、链路数、网络的分布构成复杂性无关，而且始终能获得全局最优解。实验仿真验证了此算法的有效性，其实验结果与相关文献^[2~6,12]结果相比，在迭代次数和收敛性方面得到了有效提高。进一步的研究工作是将 CPCNN 用于多约束 QoS 组播路由的求解。

参考文献：

- [1] WANGZ, CROWCROFTJ. Quality of service routing for supporting multimedia applications[J]. JSAC, 1996,14(7):1228-1234.
- [2] 张素兵,吕国英,刘泽民.基于蚂蚁算法的 QoS 路由调度算法[J]. 电路与系统学报,2000,5(1):1-5.
ZHANG S B, LV G Y, LIU Z M. QoS route based on ant-algorithm[J]. J of Circuits and Systems, 2000, 5(1):1-5.
- [3] 蒋加伏,陈荣元,唐贤瑛,谭旭. 基于免疫—蚂蚁算法的多约束 QoS 路由选择[J]. 通信学报,2004,25(8):89-95.
JIANG J F, CHENG R F, TANG X Y, TAN X. A multiple constrained QoS routing based on immune-ant algorithm[J]. Journal on Communications, 2004,25(8):89-95.
- [4] 蒋加伏,蒋丽峰,唐贤瑛.基于免疫遗传算法的多约束 QoS 路由选择算法[J]. 计算机仿真,2004,21(3):11-54.
JIANG J F, JIANG L F, TANG X Y. A multiple constrained QoS routing selection based on immune genetic algorithm[J]. Computer Simulation,2004,21(3):11-54.
- [5] FENG X, LI J Z, WANG J V, et al. QoS routing based on genetic[J]. Computer Communications, 1999,22 (15-16):1392-1399.
- [6] CHOTIPATP, GOUTAMC, NORIOS. Neural network approach to multicast routing in real-time communication networks[A].Proc International Conference on Network Protocols[C]. 1995. 332-339.
- [7] 董继扬,张军英. 基于累积竞争神经网络的多约束路由算法[J]. 控制与决策,2004,19(7):751-755.

DONG J Y, ZHANG J Y. Multi-constrained routing algorithm based on accumulating competition neural networks[J]. Control and Decision, 2004,19(7):751-755.

- [8] JOHSON J L, RITTER D. Observation of periodic waves in a Pulse-coupled neural network[J]. Opt Lett, 1993, 18(15): 1253-1255.
- [9] GU X D, GUO S D, *et al.* A new approach for automated image segmentation based on unit linking PCNN[A]. Proceedings of 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics[C]. Beijing: IEEE, 2002. 175-178.
- [10] RAUL C, MURE S. Pattern recognition using pulse-coupled neural networks and discrete Fourier transforms[J]. Neuro Computing, 2003, 51: 487-493.
- [11] CAUFIELD H J, KINSER J M. Finding shortest path in the shortest time using PCNN's[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 604-606.
- [12] 张军英, 王德峰, 石美红. 输出-阈值耦合神经网络及基于此的最短路问题求解[J]. 通信学报, 2002, 23(7): 40-46.
ZHANG J Y, WANG D F, SHI M H. A multiple constrained QoS routing based on firing coupled neural networks[J]. Journal on Communications, 2002, 23(7): 40-46.
- [13] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, *et al.* Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of result from cat visual cortex[J]. Neural computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [14] LINDBLAD T, KINSER J M. Image Processing Using Pulse-Coupled Neural Networks[M]. 2nd ed New York, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2005.

作者简介:



聂仁灿 (1982-), 男, 云南曲靖人, 云南大学博士生, 主要研究方向为神经网络、图像处理、网络路由的理论和应用。



周冬明 (1963-), 男, 湖南娄底人, 云南大学教授, 主要研究方向为神经网络理论和应用研究。



赵东风 (1957-), 男, 湖北郧县人, 云南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为随机多址通信系统、轮询多址通信系统、通信工程。

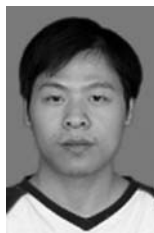
谭颖芳 (1983-), 女, 云南昆明人, 云南大学硕士生, 主要研究方向为神经网络理论和应用。

.....
(上接第 64 页)

CRYPTO '99: Proceedings of the 19th Annual International Cryptology Conference on Advances in Cryptology[C]. London, UK, Springer-Verlag, 1999. 388-397.

- [8] KOCHER P C. Timing attacks on implementations of diffie-hellman, RSA, DSS, and other systems[A]. CRYPTO'96: Proceedings of the 16th Annual International Cryptology Conference on Advances in Cryptology[C]. London, UK, Springer-Verlag, 1996. 104-113.
- [9] BONEH D, BRUMLEY D. Remote timing attacks are practical[A]. Proceedings of the 12th USENIX Security Symposium[C]. 2003.
- [10] JOSANG A. Security protocol verification using SPIN[A]. SPIN'95 Workshop[C]. 1995.
- [11] MAGGI P, SISTO R. Using SPIN to verify security properties of cryptographic protocols[A]. SPIN'2002 Workshop[C]. 2002.
- [12] SON P. A taxonomy of replay attacks[A]. Proceedings of the 7th IEEE Computer Security Foundations Workshop[C]. 1994.

作者简介:



陈小峰 (1980-), 男, 浙江金华人, 博士, 主要研究方向为网络安全、可信计算。



冯登国 (1965-), 男, 陕西靖边人, 博士, 中国科学院软件研究所研究员, 信息安全国家重点实验室主任, 主要研究方向为网络安全。