

基于改进型脉冲耦合神经网络的关键路径求解^{*}

白云洪, 周冬明, 赵东风, 杜华

(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(PCNN- Pulse Coupled Neural Network)的基础上, 提出了改进型脉冲耦合神经网络(mPCNN- modified PCNN)模型, 并将其用于AOE-网的关键路径问题的求解. 该方法通过快速并行计算, 一次正向计算即可求解AOE-网的所有关键路径, 与传统方法相比体现了较好的优势.

关键词: 改进型PCNN; AOE-网; 关键路径

中图分类号: TP 183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0258-7971(2008)03-0233-06

现实生活中一项工程是一个完整的系统整体, 可抽象成一个带权的有向无环图, 以顶点表示事件, 以有向边表示活动, 边上的权值表示该活动的持续时间, 此带权的有向图称为AOE-网^[1](Activity On Edge Network). 由于整个工程中只有1个开始点和1个完成点, 故AOE-网中只有1个入度为0的点(称为源点)和1个出度为0的点(称为汇点). 通常AOE-网上列出了完成预定工程计划所需要进行的活动, 每项活动的计划完成时间, 要发生哪些事件, 以及这些事件和活动的关系. 为了进行人力、物力的调度和分配, 以缩短工期, 我们必须找出影响工程进度的关键活动, 这就需要进行关键路径的求解.

求解关键路径的传统算法一般是基于拓扑排序^[1]和矩阵^[2, 3]的基础上进行的.

文献[1]的算法在求关键路径时, 需要分别求出所有事件的最早发生时间和最迟发生时间, 从而计算每项活动的最早开始时间和最迟开始时间, 然后判断哪些活动是关键活动. 此算法过程比较复杂, 而且不能统计从源点到汇点的关键路径的条数, 也不能将每一条关键路径输出. 文献[4]在广度优先搜索的基础上, 采用图的十字链表结构形式, 不需进行拓扑排序即可求出所有的关键活动, 但由于十字链表存储结构复杂, 需要对图进行3次广度

优先搜索, 此算法可以得到所有的关键活动, 却不能输出所有的关键路径. 文献[5]在深度优先搜索的基础上, 可以求出从源点到汇点的所有关键路径, 但此算法在求解的过程中需要进行多次递归回溯, 算法的执行效率较低.

本文针对上述算法的不足之处, 提出一种基于改进型脉冲耦合神经网络的关键路径求解的新方法, 该方法充分利用了神经网络快速并行计算的特点, 在一次正向计算中即可求出所有的关键路径、关键活动以及关键路径的长度.

1 改进型PCNN模型简介

Eckhom 1990年对猫的视觉皮层同步脉冲发放现象进行了研究^[6], Johnson在此基础上提出了脉冲耦合神经网络(PCNN, Pulse-Couple Neural Network)模型^[7]并给出了PCNN的研究方向和运用领域, Lindblad与Kinser于1998年又在该模型的基础上进行线性化与离散化^[8], Caulfield & Kinser提出了用PCNN求解迷宫问题的新方法^[9], 杜华等将PCNN成功地应用于求解最大流问题^[10].

本文中的改进型PCNN模型可用以下的5个表达式来描述:

* 收稿日期: 2007-07-17

基金项目: 云南省自然科学基金资助项目(2005F0010M); 云南大学重点资助项目(2004Z007C).

作者简介: 白云洪(1981-), 男, 云南人, 彝族, 硕士生, 主要从事神经网络理论和应用方面的研究.

通讯作者: 周冬明(1963-), 男, 湖南人, 教授, 博士, 主要从事神经网络理论和应用方面的研究.

$$L_j = \begin{cases} \max(w'_{1j}, w'_{2j}, \dots, w'_{kj}), & \text{counter} = 0 \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (1)$$

$$F_j = I_j, \quad (2)$$

$$U_j(n) = F_j(n)[1 + \beta_j L_j(n)], \quad (3)$$

$$\theta_j(n) = \begin{cases} V_j^T, & Y_j(n-1) > 0, \\ \theta_j(n-1) - \alpha_j^T, & \text{Otherwise,} \end{cases} \quad (4)$$

$$Y_j(n) = \text{step}[U_j(n) - \theta_j(n)] = \begin{cases} 1, & U_j(n) > \theta_j(n), \\ 0, & \text{Otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

改进的 PCNN 模型如图 1 所示, 由图 1 可知它可分为 3 个部分: 第 1 部分是接收域部分: 这一部分和传统的 PCNN 模型不同, 在此模型中, 我们在 L 通道上引入了权重 w'_{ij} , 并将原模型中累加器改为选择器, 它将各个输入信号进行比较, 然后把满足条件的信号 L_j 选择输出, 同时我们在 L 通道上加入 1 个计数器, 用于监控信号 $Y_1 \dots Y_k$ 的输入情况, J_i 为 L 通道的外界输入信号, F_j 是外界 I_j 送至 F 通道后的输出;

第 2 部分是调制部分: 该部分将来自 L 通道的信号 L_j 与来自 F 通道的信号 F_j 进行相乘调制, 得到内部状态信号 U_j , 其中 β_j 为连结强度;

第 3 部分为脉冲产生部分: 主要作用是产生脉冲输出 Y_j 和进行阈值 θ_j 的调整, 以此来判断各神经元的点火情况。

改进型 PCNN 保持了原 PCNN 的脉冲快速并行传播的特性, 当一个神经元 j 接收到与它相连的

所有前驱神经元的点火脉冲后, 它通过选择器选择输出最大的权重 w'_{kj} , 若此时满足 $U_j(n) > \theta_j(n)$, 神经元 j 被触发电火发出脉冲, 否则神经元 j 处于不应期. 如果仅有外部的激励 I_j , 神经元将按周期发出脉冲。

2 基于改进型 PCNN 模型的关键路径求解

2.1 PCNN 模型的改进及改进后的性质

在用改进的 PCNN 模型求解 AOE-网关键路径的过程中, 我们将网络中的结点与 PCNN 的神经元一一对应起来, 即让 AOE-网中的结点数与 PCNN 中的神经元个数相等, 同时, 我们令 L 通道的外界输入 J 等于 0, F 通道的外界输入 I 等于 1, 这样只要适当地选取阈值 θ 的值就可以使第 1 个神经元 (即 AOE-网的源点) 点火, 从而向整个网络发放脉冲。

开始点火时, 令神经元的点火阈值为 0, 并且任意一个神经元的点火都是在外界输入和前驱节点的共同作用下触发的。

模型中的权重 w'_{ij} 是一个随时变化的量, 它随着脉冲的传播在不断地更新. 权重 w'_{ij} 的定义如下: 到任意一个非起始神经元 j ($j = 2, 3, \dots$) (中间节点和终端节点所对应的神经元) 的权重 w'_{ij} 均是由到该神经元的前驱节点 i ($i = 1, 2, \dots, i \neq j$) 所经过的最长路径 p_{1i} 与神经元 i, j 之间的连接强度 w_{ij} 的和构成, 即

$$w'_{ij} = p_{1i} + w_{ij}. \quad (6)$$

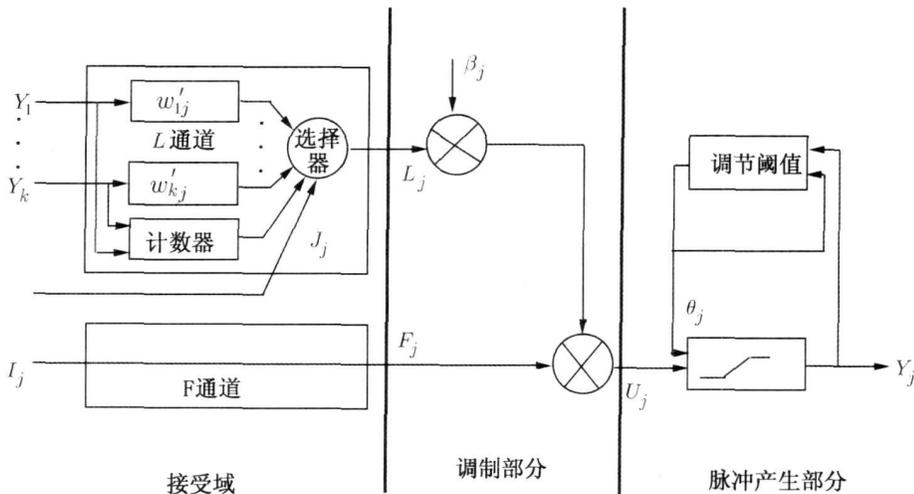


图 1 改进型 PCNN 模型

Fig. 1 The mode of modified PCNN

例如, 从起始神经元到节点 i 的最长路径 $p_{1i} = 8$, 而神经元 i 和神经元 j 之间的连接强度为 $w_{ij} = 6$, 则神经元 i 和神经元 j 之间的权重 w'_{ij} 为 $w'_{ij} = 8 + 6 = 14$.

模型中的计数器用于控制神经元的点火时刻, 计数器的初值 n 等于与该神经元相连的神经元的个数, 随着输入 $Y_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 的到来, 计数器进行倒计数, 每输入 1 个脉冲, 计数器自动减 1, 当计数器的值为 0 时, 神经元通过选择器选择输出脉冲 L_j . 我们用式(7) 来表示计数器

$$\text{counter} = n - \sum_{i=1}^k Y_i. \quad (7)$$

模型中的选择器实现对权重 $w'_{1j}, w'_{2j}, \dots, w'_{kj} (k = 1, 2, \dots)$ 的选择, 当与某个神经元相连的各个神经元的脉冲都到达后, 并且计数器的值为 0 时, 选择器按事先给定的选择条件, 选出最大的权重 w'_{ij} , 然后把它作为 L_j 输出.

改进后的 PCNN 模型有如下的基本性质:

性质 1 除第 1 个神经元以外, 任意一个神经元只有在和它相连的所有神经元的脉冲到达后, 该神经元才能被点火触发.

性质 2 若某个神经元同时接收到 1 个以上的前驱神经元的点火脉冲, 神经元只能被触发点火 1 次, 某个神经元一旦点火了, 它将不再接受其他神经元的触发信息.

性质 3 神经元接收到 1 个脉冲后, 计数器自动减 1, 当计数器的值为 0 时, 神经元通过选择器输出脉冲.

性质 4 改进型 PCNN 中被任意上游节点触发的节点, 其产生的触发脉冲将沿该节点为起点的所有连接传播.

性质 5 各神经元 j (非终端神经元) 向后续神经元发送脉冲的同时 θ_j 迅速升高而引起放电(即熄火), 但终端神经元只有当其余所有神经元都已经放电的时候才放电熄火.

2.2 AOE-网关键路径问题的求解分析 AOE-网是带权的有向无环网, 关键路径(CP, Critical Path)是由该网中的最长路径组成的, 关键活动(CA, Critical Activity)是处在关键路径 CP 上的; 各活动的最早开始时间(EST, Earliest Starting Time)是源点到该活动的起始事件点的最长路径的长度;

各活动的最迟开始时间(LST, Latest Starting Time)是保证整个 AOE-网所表示的工程按时完成所允许的最迟开始时间. 在 AOE-网中, 关键路径不一定是唯一的, 当有多条关键路径时, 单是提高 1 条关键路径上的关键活动的速度还不能导致整个工程工期的缩短, 而必须同时提高在几条关键路径上的活动的速度, 因此求出 AOE-网中所有的关键路径对于提高工程的工期是很有必要的.

2.3 用改进型 PCNN 求解 AOE-网的关键路径

设计与 AOE-网关键路径问题对应的改进型 PCNN 网络, AOE-网中各个节点与 PCNN 神经元是一一对应的, 关键路径网络中的各个节点之间的连接关系体现在神经元的 L 通道上, F 通道上从外界输入单位脉冲 I_j , 各个神经元的计数器初值设为与该神经元相连的神经元的个数. 开始时, 通过适当的调整阈值 θ_j 的参数使第 1 个神经元点火, 其他神经元均在其前驱神经元的脉冲触发下才点火. 网络上的各节点之间的距离 d_{ij} 对应于各神经元之间的连接强度 $w_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, i \neq j)$, 即有 $w_{ij} = d_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, i \neq j)$.

对于任意一个 AOE-网, 我们定义一个连接矩阵

$$\text{link_matrix} = \begin{cases} 1, & (v_i, v_j) \in E, \\ 0, & (v_i, v_j) \notin E. \end{cases} \quad (8)$$

通过对改进型 PCNN 模型的描述可以知道, 到网络中任意一个非起始神经元 $j (j \neq 1)$ 的关键路径就是到其所有前驱神经元的 longest path $p_{1i} (i = 2, 3, \dots, i \neq j)$ 与该 2 个神经元之间的连接强度 w_{ij} 之和的最大值. 所以, 只要求解与神经元 j 的所有连接的权重, 我们就可以通过求解所有权重的最大值便可以求得任意一个节点的关键路径, 即

$$p_{1j} = \max_{(i=1,2,\dots,i \neq j)} \{w'_{ij}\}. \quad (9)$$

在求解的过程中, 我们假设外界持续地向神经网络网络的 L 通道和 F 通道输入脉冲, 一旦第 1 个神经元触发电点火后, 其他的神经元在外界和前驱神经元的共同作用下不断地形成自动波向后续神经元传播. 在脉冲传播的过程中, 各神经元的权重 w_{ij} 不断地得到修正, 当神经元点火熄火后, 我们可以得到最终到达各个节点的关键路径.

设计一个信息记录表 $\text{Flag}[j][3]$, 记录神经网络中各神经元的前驱节点 i 和相应的 w'_{ij} 权重. 记

录表的格式如图 2 所示.

神经元 序号	点火节点 边权重	点火前驱 神经元
-----------	-------------	-------------

图 2 计算信息记录表 Flag 的格式

Fig. 2 The format of computing information record Flag

用改进型 PCNN 求解 AOE-网关键路径的算法描述如下:

设所求 AOE-网中有 N 个结点, 起始点为 V_1 , 终点为 V_N , 并且每条边的长度为 $d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j)$, 即每条边的连接强度为 $w_{ij} = d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j)$, 而边权重为 $w'_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j)$, 算法步骤如下:

(1) 初始化 构建 AOE-网对应的改进型 PCNN 网络, 令其参数 β_j 均相同, V_j^T 和 $\alpha_j^T(j = 2, 3, \dots, M)$ 也相同, 取 $I = 1(j = 1, 2, \dots, M)$ 和 $J = 0(j = 1, 2, \dots, M)$, 设置计数器的初值为 n , 信息记录 Flag 表的第 1 列按顺序记录神经元的序号, 其他各列值全部置为 0.

(2) 记录各神经元的点火信息及相应的边权重 若神经元 v 有 m 个神经元和它相连, 当神经元 v 接收到和它相连的 m 个神经元传来的脉冲后, 计数器的值变为 0, 此时通过选择器 selector 就可以选择出边权重最大的前驱神经元 u 和相应的

边权重 w'_{uv} , 我们把该边权重记录到 $\text{Flag}[v][2]$ 中, 然后使 $\theta(\theta = V_j^T - \alpha_j^T M)$ 值迅速增大, 使该神经元不能再被点火, 同时记录下相应的点火前驱 u 到 $\text{Flag}[v][3]$ 中, 当最后一个神经元的点火情况也被记录下来(即 $\text{Flag}[N][2]$ 和 $\text{Flag}[N][3]$ 有最后的记录)时, 我们就可以得到各个神经元所对应的点火前驱神经元和边权重 w'_{ij} .

(3) 计算 CPL, CP 和 CA 当网络点火熄灭后, 信息记录表的 $\text{Flag}[N][2]$ 中的值即为 AOE-网的关键路径长度, $\text{Flag}[i][3]$ 为以 V_i 为尾的活动的最早开始时间 EST; 若 $\text{Flag}[N][3] = j$, 则去找 $\text{Flag}[j][3]$ 的值, 依次往前推, 直到 $\text{Flag}[p][3] = 1$, 由第 3 列的记录可以得到所有的关键路径 CP, 处在关键路径 CP 上的活动即为关键活动 CA.

3 仿真实例及结果分析

假设有一个 AOE-网如图 3 所示, 该 AOE-网中共有 18 个节点, 34 条边, 34 个活动, 活动持续时间为神经元间的路径长度, 如 $d_{12} = 7$. 我们建立一个与该 AOE-网对应的改进型 PCNN 神经网络如图 4 所示.

在 PCNN 神经网络中, 神经元 1(对应节点 V_1) 首先点火, 此后向其后继节点发送自动脉冲. 当整个网络点火熄灭后, 将相应的边权重和前驱节点记录在 $\text{Flag}[] [2]$ 和 $\text{Flag}[] [3]$ 中, 如表 1 所示.

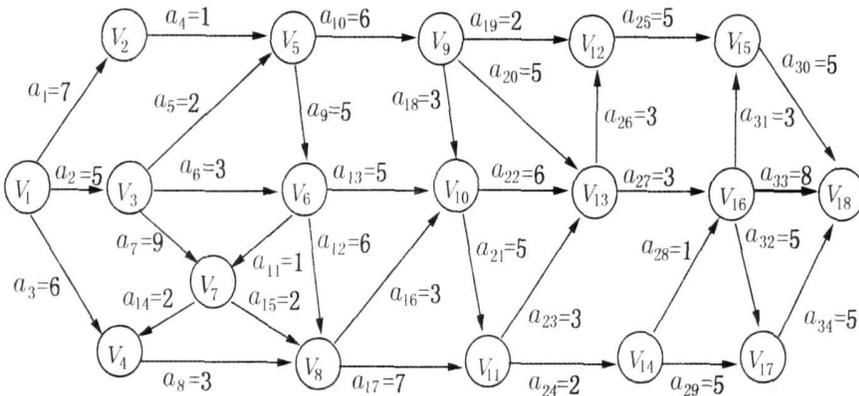


图 3 AOE 网

Fig. 3 AOE nets

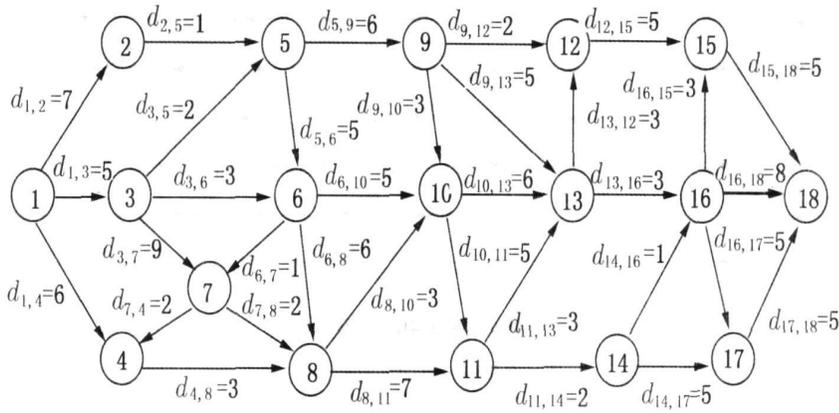


图 4 AOE 网对应的 PCNN

Fig. 4 PCNN with AOE nets

表 1 计算信息记录 F

Tab. 1 The computing information record F

神经元序号	点火节点边权	点火前驱神经
1	0	0
2	7	1
3	5	1
4	16	7
5	8	2
6	13	5
7	14	3 或 6
8	19	4 或 6
9	14	5
10	22	8
11	27	10
12	33	13
13	30	11
14	29	11
15	38	12
16	33	13
17	38	16
18	43	15 或 17

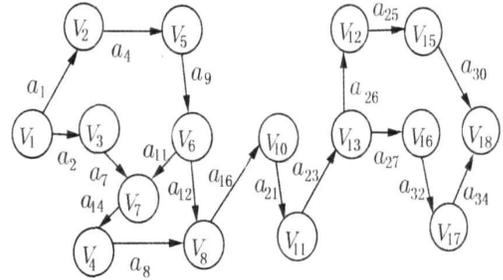


图 5 AOE 网的关键路径

Fig. 5 The critical paths of AOE nets

传统算法中, 求解 AOE- 网的关键路径是基于拓扑排序进行的, 需要进行正向计算和反向计算才能求出关键活动和关键路径, 对于任一事件 V_j , 必须求出它的最早开始时间 $EST(j)$ 和最迟开始时间 $LST(j)$, 然后再求活动 a_k 的最早开始时间 $e(k)$ 和最迟开始时间 $l(k)$, 若 $e(k) = l(k)$, 则活动 a_k 为关键活动.

本文的算法只需进行 1 次正向计算即可求出整个 AOE 网中的所有的关键路径 CP 和关键活动 CA, 这是传统算法所不能做到的. 传统算法在正向和反向计算中, 需要保存大量中间数据信息, 这无疑加大了算法的复杂度和数据量, 而本文的算法只需记录神经元点火时刻并进行简单计算, 算法简单, 数据量少; 同时, 传统算法是一种串行算法, 而本文算法充分运用了神经网络的并行特性, 加快了计算的速度.

由表 1 的第 2 列和第 3 列可以得到图 3 中的关键路径如图 6 所示, 关键活动 CA 为: $a_1, a_2, a_4, a_7, a_8, a_9, a_{11}, a_{12}, a_{14}, a_{16}, a_{21}, a_{23}, a_{25}, a_{26}, a_{27}, a_{30}, a_{32}, a_{34}$, 关键路径的长度 $CPL = Flag[18][2] = 43$.

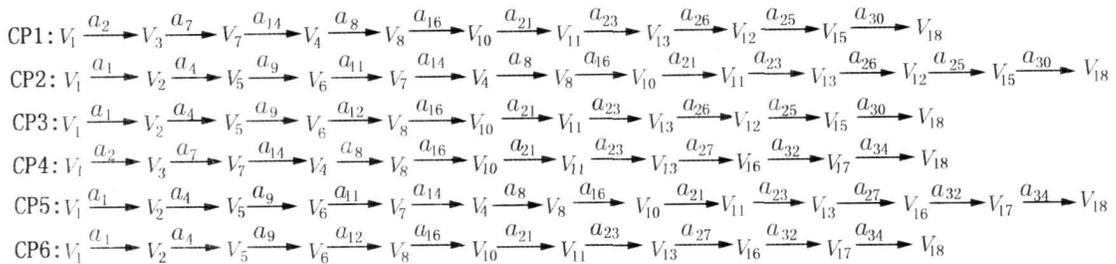


图 6 图 3 中的关键路径

Fig. 6 The critical paths in Fig. 3

4 结 论

本文在 PCNN 的模型上进行了改进,提出了改进型 PCNN 模型,使其能够对 AOE-网中的关键路径问题进行有效的求解,与传统的算法相比,本文中提出的方法由于采用脉冲耦合神经网络并行处理的方式,提高了 AOE-网的关键路径求解速度。

该文是对神经网络与工程计划技术的结合应用的探索,文中提出的方法在复杂的工程计划中进行资源的调度,工程进度的安排方面有明显的优势。

参考文献:

- [1] 严蔚敏,吴伟民. 数据结构[M]. 北京:清华大学出版社,2002.
- [2] 徐凤生. 一种新的关键路径求解算法[J]. 计算机应用与软件,2005,22(6):97-99.
- [3] 徐凤生. 一种求关键路径的新算法[J]. 计算机工程与

应用,2005,41(24):82-84.

- [4] 孟繁桢. 求关键路径的一个算法[J]. 计算机工程,2001,21(4):6-9.
- [5] 徐凤生,黄倩. 关键路径求解的新算法[J]. 计算机应用,2004,24(12):108-109.
- [6] 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 Comput, 1990,2(3):293-307.
- [7] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and application[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999,10(3):480-498.
- [8] PANGANATH H S, KUNTIMAD G. Object detection using pulse coupled neural network[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999,10(3):615-620.
- [9] John Caulfield H, Jason M Kinser. Finding the shortest path in the shortest time using PCNN's[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999,10(3):604-606.
- [10] 杜华,周冬明,赵东风. 时延脉冲耦合神经网络在最大流问题的应用[J]. 云南大学学报:自然科学版,2007,29(5):453-458.

Solution of critical paths based on modified pulse coupled neural networks

BAI Yun-hong, ZHOU Dong-ming, ZHAO Dong-feng, DU Hua

(Department of Communication Engineering, School of Information, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: It is presented mPCNN(modified Pulse Coupled Neural Network) model based on PCNN model, and mPCNN is used to solve the critical paths problem of the Activity On Edge (AOE) nets successfully. Compared with traditional method in the critical paths problems solution, the proposed approach has better advantages which it can solve all critical paths problems of the AOE nets by fast parallel calculation and a positive direction calculation.

Key words: modified PCNN; AOE-nets; critical paths