

# 堆场集装箱翻箱的 PCNN 优化控制算法

易正俊<sup>1</sup> 江 静<sup>1</sup> 胡 勇<sup>2</sup>

**摘 要** 集装箱的堆存状态与理想发箱顺序很难保持一致, 翻箱操作是不可避免的. 为降低堆场的翻箱率, 提高作业效率, 在获得集装箱的取箱顺序前提下, 将每取一个集装箱所产生的可能状态视为一个状态结点, 所需的翻箱次数加一个基数作为状态结点间的连接权, 把翻箱优化问题转化为最短路径求解问题. 脉冲耦合神经网络 (Pulse-coupled neural network, PCNN) 具有独特的自动波并行传播的特性, 适用于求解大规模实时问题, 能一次求出源点到其他所有目标点的最短路径, 从而获得最优的翻箱方案. 其所需的计算量仅正比于最短路径的长度, 与路径图的复杂程度及路径图中的通路总数无关. 这为建立集装箱的智能控制系统奠定了坚实的理论基础.

**关键词** 翻箱, 最短路径, 堆场, 智能控制, 脉冲耦合神经网络

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2011.00241

## An Optimization Control Algorithm for Containers Relocation Based on PCNN Model

YI Zheng-Jun<sup>1</sup> JIANG Jing<sup>1</sup> HU Yong<sup>2</sup>

**Abstract** The stockpiling state of containers is usually not in the ideal order of the containers to be sent, so relocation of the containers is inevitable. In order to reduce the relocation frequency in the container yards, improve operational efficiency, on the condition that the order of container withdrawal is required, the paper regards every possible state that may be generated when a container is being withdrawn as a node, and takes the number of relocations plus a base as the connection weight of the node. Then, the optimization problem for container relocation is converted into the shortest-path solution problem. The paper brings forward a new approach to find the shortest path based on pulse-coupled neural network, which can be used to solve large-scale practical problem. We can easily work out the shortest path from a source to all other target points, therefore we have the best relocation program. The algorithm lays a solid theoretical basis for the container intelligent control system.

**Key words** Containers relocation, shortest-path, container yard, intelligent control, pulse-coupled neural network (PCNN)

港口堆场的空间有限, 一般采用多层堆垛方式以有效提高堆场容量, 但随着堆垛高度的增加, 取箱时的翻箱概率相应地增加. 当堆场密度过高时, 不同的重量级、目的港、甚至不同船名的集装箱不得不混在一个堆存位内, 箱区堆存状态通常不满足发箱顺序要求; 另外集装箱重量信息不准、航次

或目的港临时改变、抽检或熏蒸后的集装箱不再放回原来箱位等随机因素均会导致堆存位与理想的发箱顺序不一致<sup>[1]</sup>. 由此, 堆存在下层的集装箱需要较早发箱的问题普遍存在, 翻箱<sup>[2-3]</sup>操作不可避免. 若翻出的集装箱的堆存箱位选取不当, 又会造成在其后续取箱过程中的再次或多次翻箱, 极大地影响堆场的作业效率和经营成本.

国内外很多学者提出了不少关于减少翻箱量的有效算法, 对集装箱的箱区进行优化控制. 如 Kim 等以最小化装船时的翻箱量为目标, 利用动态规划和决策树方法研究了到来集装箱堆放位置的确定问题<sup>[2]</sup>; Lee 和 Hsu 以最小化预倒箱过程中的翻箱量为目标, 提出了相应的整数规划模型和启发式算法, 对翻箱路径进行优化<sup>[4-5]</sup>; 白治江等建立了一种堆场倒箱问题的整数规划模型<sup>[6]</sup>; 董琳等针对预倒箱问题利用图论知识构建预翻箱的数学模型, 并用改进的广度搜索算法确定倒箱数; 徐亚等对翻出箱的落箱位置的确定问题进行了研究, 提出一种启发式算法 H 及其改进算法 IH<sup>[7]</sup>. 本文将脉冲耦合神经网络 (Pulse-coupled neural network, PCNN)<sup>[8-12]</sup>应用到翻箱问题中寻求最短路径, 提出了一种新的求解翻箱问题的启发式算法. 该算法适用于任何多排多层集装箱堆存位内翻箱问题, 对有效避免翻出箱盲目堆存、提高堆场的作业效率和取箱系统的整体流畅性具有重要的指导意义.

### 1 算法的理论基础

模型的理论基础依赖于堆存位为多层多排的直接堆垛形、位内只许可堆存相同尺寸的集装箱、装船前堆存位初始状态和发箱顺序为已知、位内有足够的空间供翻箱之用和提箱过程中不允许新到集装箱堆放到该位的 5 个假设<sup>[7]</sup>. 堆场翻箱作业优化问题实质是一个动态<sup>[11]</sup>的求解最短路径的问题.

以图 1 为例说明集装箱的提取过程, 图中数字表示集装箱的优先级, 数字越小, 优先级越高; 未标数字的表示该位置是空箱位. 首先从初始状态  $N_{01}$  中提取集装箱 1, 产生  $N_{11}$  和

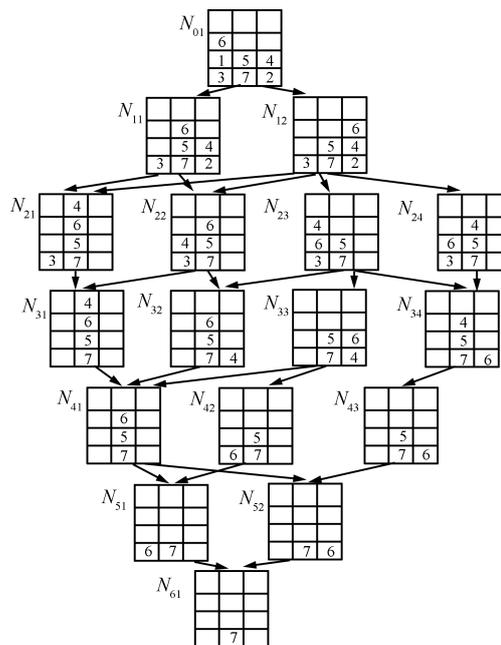


图 1 集装箱提取过程

Fig.1 The procedure of containers withdrawn

收稿日期 2010-05-06 录用日期 2010-09-10  
Manuscript received May 6, 2010; accepted September 10, 2010  
国家自然科学基金 (69674012), 重庆市科技攻关项目 (CSTC2009AC3037) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (69674012) and Scientific and Technological Research Funded Projects of Chongqing (CSTC2009AC3037)

1. 重庆大学数学与统计学院 重庆 400044 2. 重庆长安股份有限公司 重庆 400021

1. College of Mathematics and Statistics, Chongqing University, Chongqing 400044 2. Chongqing Changan Automobile Co., Ltd. Chongqing 400021

$N_{12}$  两种可能状态; 由  $N_{11}$  提取集装箱 2 可以产生  $N_{21}$  和  $N_{22}$  两种可能状态, 由  $N_{12}$  提取集装箱 2 可以产生  $N_{21}$ ,  $N_{22}$ ,  $N_{23}$  和  $N_{24}$  四种可能状态; 从  $N_{21}$  中提取集装箱 3 产生  $N_{31}$  一种可能状态, 从  $N_{22}$  中提取集装箱 3 产生  $N_{31}$ 、 $N_{32}$  两种可能状态, 依次进行下去, 直至该贝中的集装箱全部提走, 提箱过程结束。

现用节点表示各个可能状态, 箭头表示状态之间的转移, 翻箱数加 1 表示由一个状态结点变换到下一个状态结点间的连接权值, 则可把图 1 的取箱过程转化成有向网络图  $G(N, W)$  ( $N$  是图中节点的集合  $\{N_{ij} | i = 0, 1, 2, \dots; j = 0, 1, 2, \dots\}$ ,  $W$  是图中边的集合), 翻箱优化控制问题转化为图 2 的最短路径求解问题。

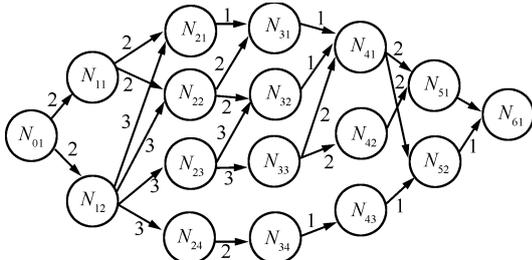


图 2 网络拓扑结构与路径代价图  
Fig.2 Network topology and path cost map

## 2 算法实现

最短路径问题<sup>[13]</sup> 一般采用比较著名的 Dijkstra 最短路径算法<sup>[14]</sup> 和 Bellman 用于有向无环网络的动态规划<sup>[15]</sup> 等, 但这些算法无法满足实时性要求, 难以在实际中被采用。脉冲耦合神经网络<sup>[16]</sup> 是一种新型神经网络, 具有独特的自动波并行<sup>[12]</sup> 传播特性, 适用于求解大规模实时问题, 能一次求出源点到其他所有目标点的最短路径<sup>[17]</sup>。其所需要的计算量仅正比于最短路径的长度, 与路径图的复杂程度及路径图中的通路总数无关, 它结合多输出和线性衰减阈值使得自动波均匀的传播, 实现了全局搜索, 同时也减少了迭代次数。

### 2.1 PCNN 拓扑结构及数学模型

PCNN 的神经元由接受域、调制器、脉冲产生器三部分组成 (如图 3 所示)。接受域接受来自其他神经元的反馈  $F_{ij}$  与外部刺激  $S_{ij}$ , 调制部分  $L_{ij}$  是与之局部相连的其他神经元  $N_{i-1,k}$  在前一时刻的输出  $Y_{i-1,k}$  联接权值矩阵  $W$  卷积的结果, 内部活动项  $U_{ij}$  是由外部刺激  $S_{ij}$  和连接输入  $L_{ij}$  共同决定的, 其中  $\beta$  为联接强度系数, 脉冲发生器产生脉冲输出  $Y_{ij}$ , 调整阈值  $E_{ij}$ 。当某一神经元的内部活动项大于或等于其动态阈值时该神经元被激发产生脉冲, 此时称其为点火状态。

将 PCNN 用于求解集装箱优化翻箱问题时, 脉冲耦合神经网络应具有两个特点<sup>[6]</sup>: 1) 网络被上游激发的点火神经元, 其产生的自动波将以它为起点并行向各个方向传播; 2) 用翻箱次数累加和作为最短路径神经元点火的辅助判据。网络运行时, 初始神经元首先点火, 发出的脉冲在各条路径上并行传播, 触发其后继节点, 使得与其相连的神经元陆续点火并产生脉冲, 当终点神经元点火时, 迭代结束。通过输出表查找最短路径所经历的有序点火神经元即可得出对应的最优翻箱方案。

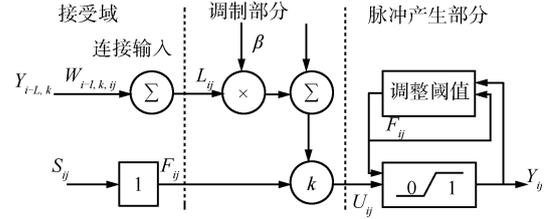


图 3 构成 PCNN 的单个神经元结构  
Fig.3 A single neuron structure of PCNN

将图 2 中的每一个结点视为一个神经元, 箭杆上的权值视为两个神经元之间的连接权  $W_{i-1,k,ij}$ , 表示从提取第  $i-1$  个集装箱所产生的  $k$  状态到提取第  $i$  个集装箱所产生的  $j$  状态需要的翻箱次数加 1。为编程方便, 约定若状态  $N_{ij}$  不能由状态  $N_{i-1,k}$  直接产生, 其连接权值  $W_{i-1,k,ij}$  为一个很大的值  $T$ , 且规定  $W_{ij,ij} = T$ ; 神经元  $N_{ij}$  接受域的反馈  $F_{ij}$  和外部刺激  $S_{ij}$  表示每次的提箱指令;  $I_{ij}$  表示从起点到提取第  $i$  个集装箱所经历的点火神经元路径累加和; 神经元  $N_{ij}$  的阈值  $E_{ij}$  应为自动波强度与上游点火神经元的连接权  $W_{i-1,k,ij}$  相加进行竞争<sup>[16]</sup> 的结果; 神经元的内部活动项  $U_{ij}$  定义成翻箱次数的线性函数, 可保证迭代过程中选择阈值最小的路径。神经元  $N_{ij}$  的两个输出项  $I_{ij}$  和  $Y_{ij}$  分别表示自动波强度和输出脉冲, 当输出脉冲值为 1, 该神经元点火, 此时的脉冲耦合神经元结构变成集装箱优化翻箱方案的神经元结构, 如图 4 所示。其中阈值  $E_{ij}$ 、内部活动项  $U_{ij}$ 、自动波强度  $I_{ij}$  和输出脉冲  $Y_{ij}$  分别定义如下:

$$E_{ij} = \min\{I_{i-1,k} + W_{i-1,k,ij}\} \quad (\text{初始点火神经元的阈值 } E_{01} = 0) \quad (1)$$

$$U_{ij} = U_{00} + k \cdot \Delta U \quad (U_{00} = 1, \Delta U = 1, k \text{ 为迭代次数, } k = 0, 1, \dots) \quad (2)$$

$$I_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{神经元 } N_{i-1,k} \text{ 没有点火} \\ I_{i-1,k} + W_{i-1,k,ij}, & \text{神经元 } N_{i-1,k} \text{ 点火} \end{cases} \quad (3)$$

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

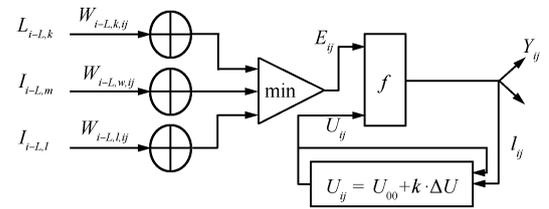


图 4 最短路径问题中神经元模型

Fig.4 The neuron model of shortest path problem

### 2.2 算法步骤

**步骤 1.** 初始化网络:  $U = U_{00}$ ,  $E_{ij}^0 = V_0$ ,  $Y_{ij} = 0$ ,  $I_{ij} = 0$ , 对  $W_{i-1,k,ij}$  进行赋值。

**步骤 2.** 激活网络:  $E_{01} = 0$ ,  $Y_{01} = 1$ ,  $I_{01} = 0$ , 激活  $W_{01,1j}$  不为 0 的神经元  $N_{1j}$ , 计算出  $W_{01,1j}$ ,  $U_{1j}$ ,  $E_{1j}$ , 其中  $N_{01}$  是起始点火神经元。

**步骤 3.** 每提取一个集装箱采用公式  $U_{ij} + U_{00} = k \cdot \Delta U$  进行迭代, 判定下游神经元  $N_{ij}$  是否可以点火. 若内部活动项  $U_{ij}$  大于或等于动态阈值  $E_{ij}$ , 神经元马上点火, 通过式 (3) 和式 (4) 改变输出  $Y_{ij}$ 、 $I_{ij}$ , 同时查看此时贝中优先级最高的集装箱所在位置, 直到该贝中所有集装箱全部提走.

**步骤 4.** 通过查找点火神经元的点火次序便得出最优的翻箱方案.

### 3 算例分析

将脉冲耦合神经网络应用于图 2 的最短路径求解, 以说明本文提出算法的有效性.

首先初始化各神经元的相关参数,  $E_{ij}^0 = 100$ ,  $U_{00} = 1$ ,  $\Delta U = 1$ . 已知图 2 中  $N_{01}$  为网络图的源点,  $E_{01} = 0$ ,  $U_{01} = U_{00} + k \cdot \Delta U = 1 + k$  迭代至 1, 即有  $Y_{01} = \text{step}(U_{01} - E_{01}) = 1$ , 神经元  $N_{01}$  点火.

神经元  $N_{01}$  产生的脉冲沿着路径  $N_{01}N_{11}$  和  $N_{01}N_{12}$  传播, 神经元  $N_{11}$  和  $N_{12}$  的阈值  $E_{11}$  和  $E_{12}$  为

$$E_{11} = \min\{W_{01,11}\} = \min\{2\} = 2$$

$$E_{12} = \min\{W_{01,12}\} = \min\{2\} = 2$$

$U_{11} = U_{00} + k \cdot \Delta U = 1 + k$ ,  $U_{12} = U_{00} + k \cdot \Delta U = 1 + k$  迭代至 2 时, 有  $U_{11} \geq E_{11}$ ,  $U_{12} \geq E_{12}$ , 神经元  $N_{11}$ 、 $N_{12}$  点火.

神经元  $N_{21}$ ,  $N_{22}$  和  $N_{23}$ ,  $N_{24}$  的阈值  $E_{21}$ ,  $E_{22}$  和  $E_{23}$ ,  $E_{24}$  分别为

$$E_{21} = \min\{I_{11} + W_{11,21}, I_{12} + W_{12,21}\} = \min\{2 + 2, 2 + 3\} = 4$$

$$E_{22} = \min\{I_{11} + W_{11,22}, I_{12} + W_{12,22}\} = \min\{2 + 2, 2 + 3\} = 4$$

$$E_{23} = \min\{I_{12} + W_{12,23}\} = \min\{2 + 3\} = 5$$

$$E_{24} = \min\{I_{12} + W_{12,24}\} = \min\{2 + 3\} = 5$$

由此看出神经元  $N_{21}$  和  $N_{22}$  是由神经元  $N_{11}$  产生的自动波触发,  $U_{21} = U_{00} + k \cdot \Delta U$ ,  $U_{22} = U_{00} + k \cdot \Delta U$ , 迭代至 4 时, 神经元  $N_{21}$  和  $N_{22}$  点火, 神经元  $N_{12}$  产生的到达此点的自动波受到抑制;  $U_{23} = U_{00} + k \cdot \Delta U = 1 + k$ ,  $U_{24} = U_{00} + k \cdot \Delta U = 1 + k$  迭代至 5 时, 神经元  $N_{23}$  和  $N_{24}$  点火.

同理可以算出提取第  $i$  个集装箱所产生的  $j$  个可能状态的代表神经元  $N_{ij}$  的阈值  $E_{ij}$  和内部活动项的输出值  $U_{ij}$ , 从而得出各神经元的点火路径. 如图 5 所示, 图中神经元下面括号内的第一个数字和第二个数字分别代表该神经元的内部活动项值和阈值.

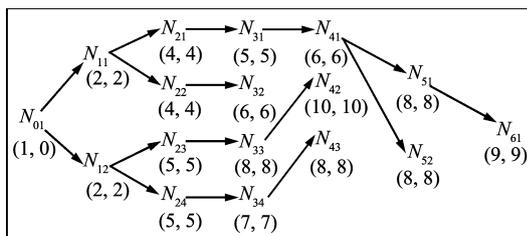


图 5 神经元点火路径图

Fig. 5 Neurons firing map

从图 5 可以看出, 从最后一个点火神经元  $N_{61}$  进行回溯, 得到从起点到结束状态的最短路径为:

$$N_{01} \rightarrow N_{11} \rightarrow N_{21} \rightarrow N_{31} \rightarrow N_{41} \rightarrow N_{51} \rightarrow N_{61}$$

这与图 2 所显示的最短路径是完全一致的, 说明本文算法用来解决集装箱的翻箱优化问题是可行且有效的.

为进一步说明本文算法的实时性和优越性, 对实际应用中常见的贝位规模  $6 \times 4$ ,  $6 \times 5$ ,  $7 \times 4$  和  $7 \times 5$  分别随机产生 30 个实例, 采用本文优化算法与目前较好的文献 [7] 提出的算法 IH 进行计算, 得出两种算法的平均翻箱数和平均计算时间, 计算结果如表 1.

为对 3 种算法求解质量的稳定性进行比较, 图 6 和图 7 给出了  $6 \times 5$  下, 算法 H, IH 和 PCNN 分别对 30 个实例进行求解所得倒箱数之差分布图, 其中纵坐标  $\Delta f_i(Y) = f_i(Y) - f_i(PCNN)$ , 横坐标为实例号  $i$ , 可以看出对于不同的算法规模, 算法 IH 优于算法 H, 算法 PCNN 优于算法 IH, 本文提出的算法优于算法 H 与算法 IH.

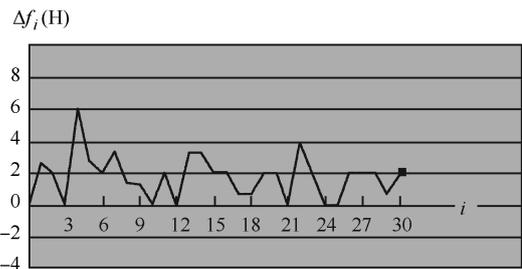


图 6 在  $6 \times 5$  的 30 个实例中, H 算法与 PCNN 算法差值分布

Fig. 6 The different distributions of H algorithm and PCNN algorithm in 30 instances of  $6 \times 5$

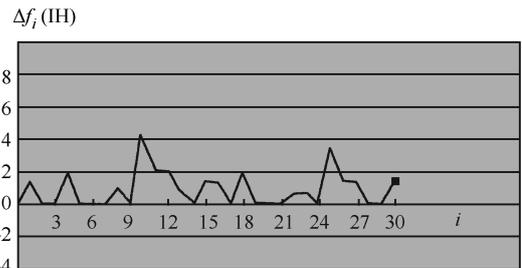


图 7 在  $6 \times 5$  的 30 个实例中, IH 算法与 PCNN 算法差值分布

Fig. 7 The different distributions of IH algorithm and PCNN algorithm in 30 instances of  $6 \times 5$

由表 1 及图 6、图 7 可看出, 本文算法比文献 [7] 中的 IH 算法所用时间短, 翻箱次数少, 满足实时性的要求, 易于在实际中应用, 为码头集装箱实现智能化管理奠定了坚实的理论基础. 需要指出的是, 在作业过程中, 若由不确定因素造成取箱顺序临时发生变化, 只需更新相应的数据, 重新计算翻箱方案, 将计算结果通过指令传输到相应的终端.

### 4 结语

翻箱操作是影响堆场作业效率的关键因素, 本文采用 PCNN 的最短路径算法对同一贝中不同优先级别的集装箱混装的背景建立了一个优化倒箱作业模型, 尽可能地减少翻箱次数, 有效降低集装箱堆场的倒箱率, 提高堆场作业效率. 通过实验仿真说明了该算法的有效性与实时性, 对有效降低集装箱堆场的倒箱率, 提高堆场作业效率有重要的现实意义.

表 1 求解 30 个随机产生的实例所得到的平均倒箱数和平均计算时间

Table 1 The average numbers of containers relocation and average computing times of 30 randomly generated instances

$r \times h$	$N$	算法 H		算法 IH		算法 PCNN	
		平均倒箱数	平均计算时间 (0.1 s)	平均倒箱数	平均计算时间 (0.1 s)	平均倒箱数	平均计算时间 (0.1 s)
$6 \times 4$	20	15.21	0.15	14.35	0.18	14.30	0.17
$6 \times 5$	26	19.40	0.16	16.74	0.24	16.00	0.25
$7 \times 4$	24	17.12	0.19	16.17	0.21	15.33	0.20
$7 \times 5$	28	20.03	0.22	18.13	0.25	17.06	0.24

## References

- Hao Ju-Min, Ji Zhuo-Shang, Lin Yan. Study of optimization of a bay of stacking. *Journal of Dalian University of Technology*, 2000, **40**(1): 102–105  
(郝聚民, 纪卓尚, 林焰. 混合顺序作业堆场 Bay 优化模型. 大连理工大学学报, 2000, **40**(1): 102–105)
- Kim K H, Park Y M, Ryu K R. Deriving decision rules to locate export containers in container yards. *European Journal of Operational Research*, 2000, **124**(2): 89–101
- Kim K H, Bae J W. Re-marshaling export container in port container terminals. *Computers and Industrial Engineering*, 1998, **35**(3–4): 655–658
- Lee Y, Hsu N Y. An optimization model for the container pre-marshaling problem. *Computer and Operations Research*, 2007, **34**(11): 3295–3313
- Kim K H. Evaluation of the number of rehandles in container yards. *Computers and Industrial Engineering*, 1997, **32**(4): 701–711
- Bai Zhi-Jiang, Wang Xiao-Feng. An optimal design for container re-handling. *Fort and Waterway Engineering*, 2008, (4): 57–61  
(白治江, 王晓峰. 集装箱翻箱优化方案设计. 水运工程, 2008, (4): 57–61)
- Xu Ya, Chen Qiu-Shuang, Long Lei, Yang Li-Zhi, Liu Li-Yun. Heuristics for container relocation problem. *Journal of System Simulation*, 2008, **20**(14): 3666–3674  
(徐亚, 陈秋双, 龙磊, 杨立志, 刘丽芸. 集装箱倒箱问题的启发式算法研究. 系统仿真学报, 2008, **20**(14): 3666–3674)
- Hong Q, Zhang Y. A new algorithm for finding the shortest paths using PCNNs. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2007, **33**(4): 1220–1229
- Gu Xiao-Dong, Yu Dao-Heng, Zhang Li-Ming. Finding the shortest path based on delay PCNN. *Acta Electronica Sinica*, 2004, **32**(9): 1441–1443  
(顾晓东, 余道衡, 张黎明. 时延 PCNN 及其用于求解最短路径. 电子学报, 2004, **32**(9): 1441–1443)
- Zhao Rong-Chang, Ma Yi-De, Zhan Kun. Three-state cascading pulse coupled neural network and the application in finding shortest paths. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, **30**(9): 1785–1789  
(赵荣昌, 马义德, 绽琨. 三态层叠 PCNN 原理及在最短路径求解中的应用. 系统工程与电子技术, 2008, **30**(9): 1785–1789)
- Yao Chang, Chen Hou-Jin, Li Ju-Peng. Analysis of dynamic behaviors of improved pulse coupled neural network in image processing. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(10): 1291–1297  
(姚畅, 陈后金, 李居朋. 改进型脉冲耦合神经网络在图像处理中的动态行为分析. 自动化学报, 2008, **34**(10): 1291–1297)
- Peng Zhen-Ming, Jiang Biao, Xiao Jun, Meng Fan-Bin. A novel method of image segmentation based on parallelized firing PCNN. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(9): 1169–1173  
(彭真明, 蒋彪, 肖峻, 孟凡斌. 基于并行点火 PCNN 模型的图像. 自动化学报, 2008, **34**(9): 1169–1173)
- Wang Xiao-Bin, Qu Hong, Yi Zhang. A modified pulse coupled neural network for shortest-path problem. *Neurocomputing*, 2009, **72**(13–15): 3028–3033
- Song Yin-Mao, Yuan Duan-Lei. An algorithm for finding the shortest path of labyrinth based on PCNN model. *Journal of Circuits and Systems*, 2005, **10**(3): 72–75  
(宋寅卯, 袁端磊. 基于 PCNN 的迷宫最短路径求解算法. 电路与系统学报, 2005, **10**(3): 72–75)
- Wang Bin. Dynamic and stochastic storage model in a container yard. *Systems Engineering — Theory and Practice*, 2007, **27**(4): 147–153  
(王斌. 集装箱码头堆场的一种动态随机堆存方法. 系统工程理论与实践, 2007, **27**(4): 147–153)
- Dong Ji-Yang, Zhang Jun-Ying, Chen-Zhong. Autowave-competition neural network and its application to the single-source shortest-paths problem. *Acta Physica Sinica*, 2007, **56**(9): 5013–5019  
(董继扬, 张军英, 陈忠. 自动波竞争神经网络及其在单源最短路径问题中的应用. 物理学报, 2007, **56**(9): 5013–5019)
- He Fang-Guo, Qi Huan, Fan Qiong. Model and algorithm of random shortest path problem with constraints. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science and Engineering)*, 2008, **32**(6): 1125–1128  
(何方国, 齐欢, 范琼. 有约束的随机最短路径问题模型及算法. 武汉理工大学学报 (交通科学与工程版), 2008, **32**(6): 1125–1128)

易正俊 教授, 博士. 主要研究方向为信息融合理论与应用、人工智能. 本文通信作者. E-mail: yizhengjun2006@163.com  
(YI Zheng-Jun Associate professor, Ph.D.. His research interest covers information fusion theory and applications, and artificial intelligence. Corresponding author of this paper.)

江 静 重庆大学硕士研究生. 主要研究方向为信息融合理论与人工智能. E-mail: jiangjing0226@163.com  
(JIANG Jing Master student at Chongqing University. Her research interest covers information fusion theory and artificial intelligence.)

胡 勇 重庆长安股份有限公司高级工程师, 从事工艺技术、机电技术、进口精密数控设备维修及设备管理等工作. E-mail: xtboy2008@163.com  
(HU Yong Senior engineer of Chongqing Changan Automobile Co., Ltd.. His research interest covers process technology and electrical technology.)