

基于交叉视觉皮层局部时间序列的图像判别方法

李建锋^{1,2}, 邹北骥¹, 李玲芝¹, 辛国江¹

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083; 2. 吉首大学 数学与计算机科学学院, 湖南 吉首 416000)

(ljf_zy@163.com)

摘要:脉冲耦合神经网络的时间序列在图像检索和识别中应用广泛,但是时间序列无法体现图像的形状特征,造成图像判别失败。提出交叉视觉皮层的局部时间序列来解决上述问题。首先将图像分块,然后分别提取图像各部分的时间序列,最后将其连接形成整体的时间序列。提出的算法与基本的时间序列及加入边缘信息的时间序列比较,实验证明该方法解决了基本时间序列存在的问题,同时算法效率和准确率更高。

关键词:图像判别;脉冲耦合神经网络;交叉视觉皮层;时间序列;交通标志

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

Image identification method based on local time series of intersecting cortical model

LI Jian-feng^{1,2}, ZOU Bei-ji¹, LI Ling-zhi¹, XIN Guo-jiang¹

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410073, China;

2. School of Mathematics and Computer Science, Jishou University, Jishou Hunan 416000, China.)

Abstract: The time series of Pulse Coupled Neural Network (PCNN) is widely used in the image retrieval and identification, but it cannot embody the shape and characteristics of the image, which results in the failure of image evaluation. In this paper, the local time series of cross visual cortex was proposed to solve the problem. First, the image was divided into blocks; then, the time series of each block was extracted; last, the local time series were linked to global time series. The proposed algorithm was compared with the basic time series and the time series added with edges information. The experimental results demonstrate that the proposed method can effectively and efficiently solve the problems existing in the basic time series.

Key words: image identification; Pulse Coupled Neural Network (PCNN); intersecting cortical model; time series; traffic sign

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是一种较为成熟的仿生视觉图像处理算法^[1],广泛用于图像分割^[2]、图像平滑和特征提取^[3]、图像增强^[4]、图像融合^[5]、边缘提取^[6]等方面。文献^[7]提出图像PCNN时间序列的思想(以下简称:时间序列),该序列具有旋转、平移、缩放不变的特性^[8],使得PCNN的应用拓展到图像检索领域,但是时间序列刻画图像形状的能力较弱^[9]。例如,图1中两幅图像的前景与背景的形状和颜色完全相同,不同的是前景角度各异,提取两幅图像的PCNN时间序列,可以看出它们的时间序列几乎相同,如果这两幅图像表示不同的含义,时间序列就无法区分它们。

本文提出了局部时间序列的方法解决上述问题。首先将图像分块,然后分别提取图像各部分的时间序列,最后将其连接形成整体的时间序列。本文的重点是论证基于交叉视觉皮层局部时间序列的可行性,因此对各类干扰判别的环境因素:如光照、图像噪声以及道路情况等不做深入研究。

1 交叉视觉皮层

交叉视觉皮层模型(Intersecting Cortical Model, ICM)^[10]是简化的脉冲耦合神经网络模型,相比之下它的神经元结构更简单,计算量更小。

1.1 ICM及工作原理^[7]

ICM是由若干神经元组成的单层二维局部连接的反馈型网络。单个神经元包括:反馈耦合部分 F 、阈值耦合部分 E 及非线性决策部分 Y 。其数学方程描述为如下:

$$F_{ij}(n+1) = fF_{ij}(n-1) + W\{Y\}_{ij} + S_{ij} \quad (1)$$

$$Y_{ij}(n+1) = \begin{cases} 1, & F_{ij}(n+1) > E_{ij}(n) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$E_{ij}(n+1) = gE_{ij}(n-1) + hY_{ij}(n+1) \quad (3)$$

其中: ij 为神经元的标号, n 是迭代次数, S_{ij} 是外部刺激, $W\{Y\}$ 表示邻近神经元对中心神经元的影响程度和影响方式, f, g 表示阈值衰减时间常数, h 是放大系数。神经元的工作时,反馈耦合部分 F 接受来自外界的刺激 S 和相邻神经元的输出 Y ,然后与阈值耦合部分 E 进行比较,若 $F > E$,脉冲发生器启动,产生二值输出 Y 。

1.2 时间序列^[7]

图像经过PCNN迭代若干次,统计每一次迭代结果点像素的个数,将其连接组成的一维数组叫做时间序列,如式(4)所示:

$$G[n] = \sum_{i,j} Y_{i,j}[n] \quad (4)$$

其中: G 表示时间序列, Y 表示任意一次PCNN迭代得到的图

收稿日期:2010-11-17; **修回日期:**2011-02-04。 **基金项目:**国家自然科学基金资助项目(60970098;60803024);国家自然科学基金重大研究计划项目(90715043);教育部高等学校博士点基金资助项目(20090162110055);新教师基金资助项目(200805331107);浙江大学CAD&CG国家重点实验室开放项目(A1011;A0911);湖南省教育厅科研资助项目(09C745)。

作者简介:李建锋(1979-),男(土家族),湖南张家界人,讲师,博士研究生,CCF会员,主要研究方向:图形图像处理; 邹北骥(1961-),男,江西南昌人,教授,博士生导师,博士,CCF高级会员,主要研究方向:图形图像处理、多媒体技术、CAD、软件工程; 李玲芝(1982-),女,湖南武冈人,讲师,博士研究生,主要研究方向:图形图像处理; 辛国江(1979-),男,辽宁大连人,博士研究生;主要研究方向:图形图像处理。

像, n 是迭代次数。由于时间序列无法体现图像的形状信息, 文献[11] 改进了式(4), 在每一次迭代中加入边缘信息来增强对图像形状的表达, 如式(5) 所示:

$$G[n + N] = \sum_{i,j} Z\{Y_{i,j}[n]\} \quad (5)$$

其中: N 是总的迭代次数, $Z\{\cdot\}$ 表示边缘增强函数。该方法得到的时间序列长度是式(4) 的两倍, 在图像判别或检索中耗时也是式(4) 方法的两倍, 而且该方法对图像形状表示的能力也不尽如人意, 从图 1 中可以看出两幅图像的时间序列也很相似。

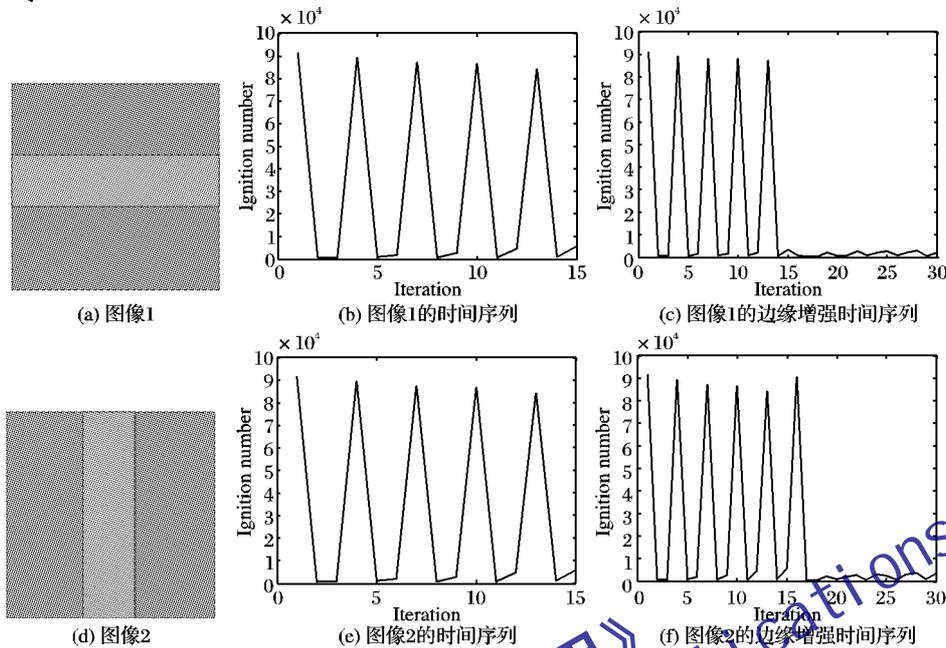


图 1 图像的时间序列以及边缘增强的时间序列

2 本文工作

时间序列和加入边缘信息的时间序列在图像检索中出现的问题, 文献[9] 和文献[12] 并没有给出解决方案, 因此本文提出 ICM 局部时间序列方法解决前面提出的问题。本文方法主要基于以下考虑: ICM 比 PCNN 结构简单, 计算速度更快; 图像的局部信息更能刻画图像的细节和形状信息。

2.1 局部时间序列

将待识别图像根据图像的实际情况分割成若干区域, 然后对各个区域分别提取时间序列, 最后将各个区域的时间序列连接形成完整的时间序列, 如式(6)、(7):

$$g[n]_{\text{local}} = \sum_{i,j} Y_{i,j}[n] \quad (6)$$

$$G[N] = [g[1], g[2], \dots, g[i]]; 1 \leq i \leq N \quad (7)$$

其中: $g[n]_{\text{local}}$ 表示图像局部时间序列, $G[N]$ 表示图像整体时间序列。式(6) 和(7) 对式(4) 的改进体现在: 式(4) 提取的是图像的完整信息, 而式(6) 和(7) 得到的是图像局部区域时间序列形成整体的时间序列, 这种方法使得图像的形状信息得到强化。根据式(6) 和(7) 将图 1 中原始图像 1 和 2 在水平方向三等分, 将各个部分迭代 15 次得到各自的时间序列如图 2 所示, 两幅图像的局部时间序列已经不同, 主要表现在幅度值具有较大差异, 而这种差异就可以作为判别两幅图像的判据。

2.2 交通标志分割

文献[12] 采用时间序列对交通标志判别取得了很好的效果, 该方法具有速度快、不需要考虑道路交通标志颜色、形状等优势^[9,12]。但是交通标志中有很多代表不同含义的交通标志对(系列), 它们之间仅仅是角度、镜像变换的差异。通过前面的分析可知时间序列无法区分这些交通标志对(系列)。

交通标志对(系列) 有四种特殊情况(见图 3): 1) 各个区

域形状相同但是含义不同的交通标志, 如图 3(a); 2) 因水平翻转导致含义不同的交通标志, 如图 3(b); 3) 因为旋转角度导致含义不同的交通标志, 如图 3(c); 4) 因为垂直翻转导致含义不同的交通标志, 如图 3(d)。

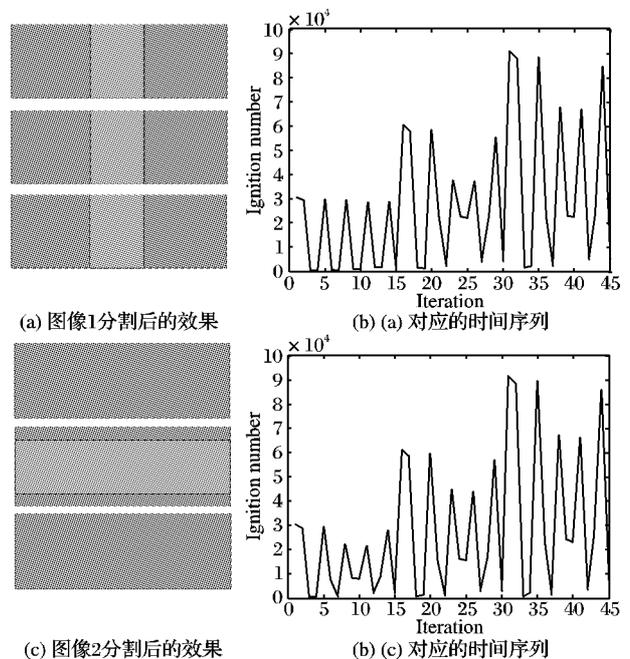


图 2 图 1 的局部时间序列的效果

根据分类情况确定以下分割原则:

规则 1 对情况 1、2、3 的交通标志, 因为它们左右两部分之间有着明显的区别, 因此将其在垂直方向上一分为二, 提取它们的时间序列;

规则 2 对情况 4 的交通标志, 因为从垂直方向上平分得到的子图像会分别对应相同, 因此将其在水平方向上一分为二, 提取它们的时间序列;

规则 3 对其他不存在歧义的交通标志,为了方便操作统一在垂直方向上一分为二,提取它们的时间序列。

对应上述原则,图 4 是四种特殊类型的交通标志对(系

列)分割的效果以及分割前后的时间序列和局部时间序列,可以发现这些标志对的时间序列几乎相同,而局部时间序列却在幅度值或部分区域存在差异,说明本文方法可行。

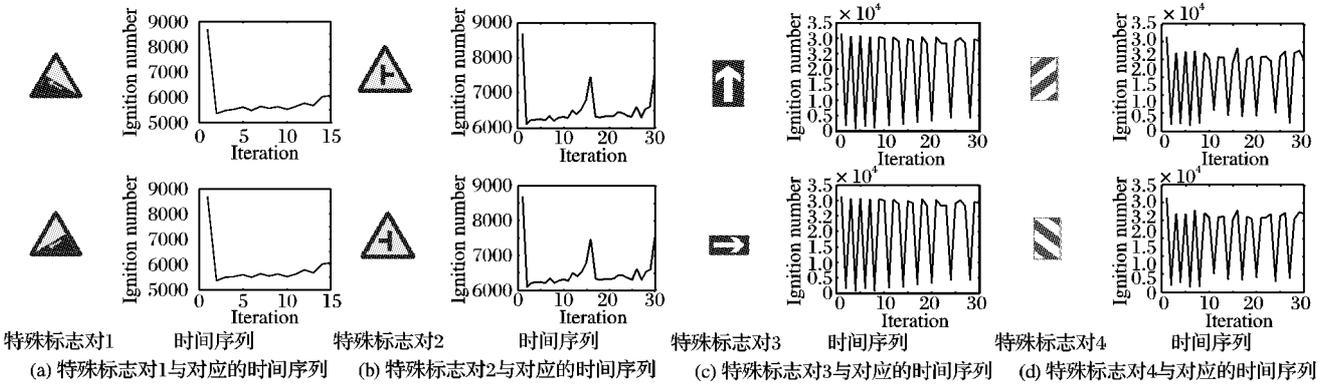


图 3 交通标志的分类情况以及对应的时间序列

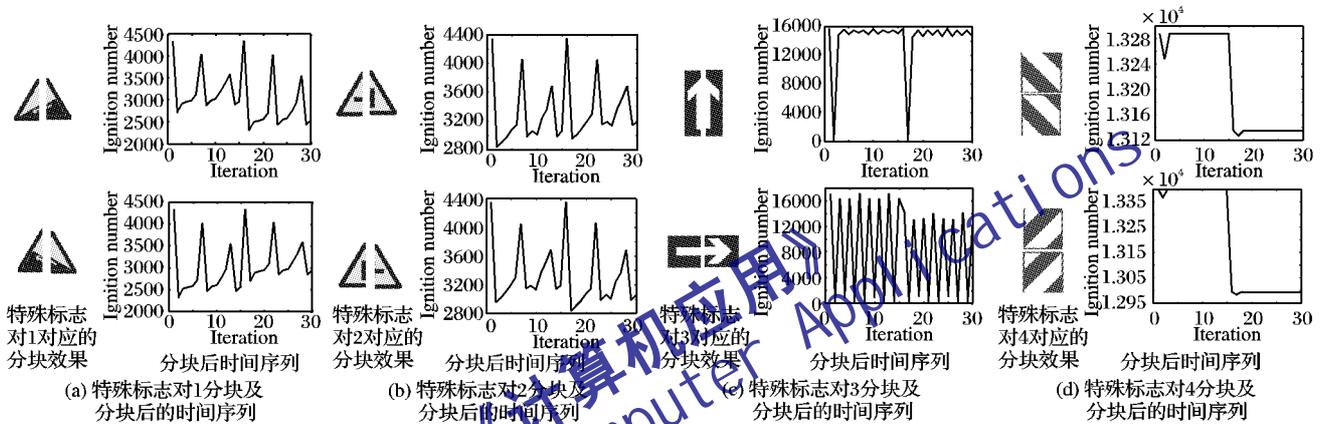


图 4 本文方法得到的时间序列

2.3 道路交通标志判别

本文的交通标志判别系统包括:特征库(待识别标志特征提取部分、判决部分以及结果输出部分)。通过式(6)、(7)提取各个图像产生的 $1 \times n$ 维时间序列,形成 $m \times n$ 的特征库,其中 n 是图像迭代次数, m 是图像的个数。待识别标志特征采用同样的方法提取特征。判决部分采用第一范数作为判别依据,公式如(8),其中 $d(i)$ 表示两个时间序列之间的距离。式(9)对 $d(i)$ 求和,得到两个时间序列的距离 D ,如果两个时间序列越相近则 D 越小,说明它们代表同一个交通标志,反之则说明是不同的交通标志。对 D 进行排序,输出与最小的 D 对应的图像作为判别结果。

$$d(i) = |x_1 - x_2| \tag{8}$$

$$D = \sum_{i=1}^n d(i) \tag{9}$$

3 实验及讨论

通过实验验证本文方法,与本文方法比较的是时间序列(式(4))^[12]以及加入边缘信息的时间序列(式(5))^[11]。本文实验环境为 Pentium dual-Core CPU,2 GB RAM,实验平台是 Matlab R2009b。实验数据库涵盖了我国交通标志中的警告标志、禁令标志、指示标志、指路标志、旅游区标志和施工安全等标志的标准图像共 180 幅。本文以 49 种禁令标志作为测试用例,如图 5、6 所示。将每一种标志经过 5 种尺度变换,然后对所有尺度变换的图像经过两种变形,如图 7 所示,最终扩

充成 735 幅待识别图像。ICM 参数分别是 $f = 0.9, g = 0.8, h = 200$,迭代 80 次。

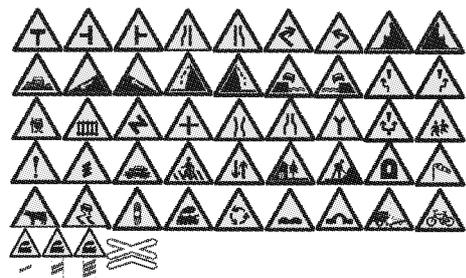


图 5 实验测试用例

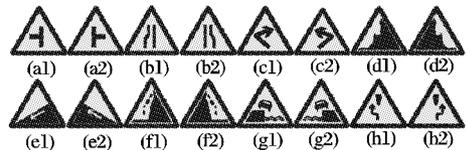


图 6 禁令标志中的特殊标志对

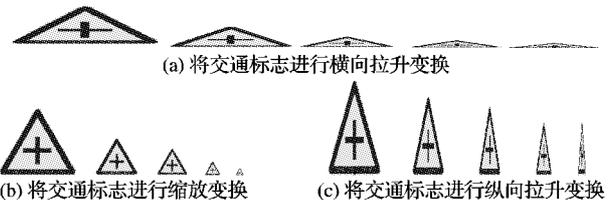


图 7 交通标志变形及尺度变换实例

3.1 本文方法对特殊交通标志的区分能力

以图 6 所示的禁令标志为例子,测试本文方法能否区分

与其对应的标志,实验结果如表 1 所示。可以看出时间序列对这些标志对几乎没有任何区分能力,边缘增强的时间序列

要略优于前者,相比之下本文方法对特殊标志的区分能力最强。

表 1 本文方法对特殊交通标志对的区分能力(数值表示两向量的第一范式距离)

方法	a1	a2	b1	b2	c1	c2	d1	d2	e1	e2	f1	f2	g1	g2	h1	h2
本文方法	0	5.478 6	0	0.823 6	0	2.550 8	0	29.200 4	0	17.337 9	0	28.983 3	0	17.491 1	0	8.080 1
时间序列	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1.221 1	0	0	0	0	0	0
边缘增强时间序列	0	0.003 3	0	0.003 2	0	0.003 3	0	0.005 1	0	1.360 2	0	0.005 2	0	0.005 0	0	0.005 0

3.2 识别速度比较

将特征库不断增大,测试三种方法判别一个交通标志需要的时间。通过表 2 来看,随着特征库不断增大,三种算法判别一幅图像的时间都有增加,但是时间序列以及边缘增强时间序列的方法比本文方法的耗时增加幅度明显;从横向比较来看,随着特征库逐渐增大,本文方法计算效率要明显优于时间序列和边缘增强时间序列的方法。

表 2 本文算法与其他方法耗时比较

特征库大小	时间序列	边缘增强时间序列	本文方法
180	0.167 774	0.168 130	0.001 220
360	1.594 566	1.197 026	0.001 565
540	4.669 728	5.939 034	0.002 632
720	7.144 913	7.708 167	0.005 633
900	9.922 115	9.631 476	0.009 069
1080	14.211 480	12.621 621	0.010 321
1260	27.930 924	24.708 068	0.012 723

3.3 识别率比较

对扩充的 735 幅禁令标志用本文方法以及另外两种算法进行识别率比较,比较三种算法的识别成功率,如式(10)所示:

$$q = r/n \tag{10}$$

其中: r 是识别成功的交通标志数, n 是总的标志数量。

测试样本数为 180 时,三种方法判别成功率如下:时间序列为 67.36%;边缘增强时间序列为 72.1%;本文方法为 92.53%。结果如上文所示,可以看出本文方法识别率要高于其他比较方法。

3.4 讨论

从特殊图像的区分能力来看,本文方法解决了时间序列的问题。这是因为图像分割后对应的局部区域不一致,对应时间序列就不同,而且对应区域的差异越大,区分度越高。从判别速度来看,本文方法提取的图像特征长度小于文献[10]和文献[12]两种方法,在判别过程中,本文方法逐一比较分割的区域,当分割图像的第一块区域已经比较出结果后,后续的比较可以不用继续,进一步降低了计算量。当特征库较小时识别速度的差异不明显,随着特征库逐渐增大,本文方法的优越性就得以体现。从识别率来看,本文方法要高于时间序列以及边缘加强时间序列的方法。主要是因为时间序列方法以及边缘增强方法对交通标志的几种特殊情况几乎无法判别,导致了识别率的降低。

4 结语

通过实验证明本文提出的 ICM 局部时间序列的方法具

有一定的可行性。存在的问题是:目前提取图像时间序列的 ICM 参数均相同,而且参数选取不合适就会影响识别率,因此如何选取适合所有图像的参数是需要进一步考虑的地方。

参考文献:

- [1] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, *et al.* Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex[J]. *Neural Computing*, 1990, 2(3): 293 - 307.
- [2] YAO CHANG, CHEN HOJIN, LI JUPENG. Analysis of dynamic behaviors of improved pulse coupled neural network in image processing[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(10): 1291 - 1297.
- [3] JI LUPING, YI ZHANG. A mixed noise image filtering method using weighted-linking PCNN [J]. *Neural Computing*, 2008, 71 (13/14/15): 2986 - 3000.
- [4] MA YIDE, LINDONGMEI, ZHANG BEIDOU. A novel algorithm of image enhancement based on pulse coupled neural network time matrix and rough set[C]// FSKD'07: Proceedings of the Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 86 - 90.
- [5] LI MIN, CAI WEI, TAN ZHANG. A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(16): 1948 - 1956.
- [6] DI LAN, LIN YI, LIU LI. An algorithm for image edge detection using improved PCNN [C]// IEEE International Conference Granular Computing. [S.l.]: IEEE, 2009: 136 - 139.
- [7] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480 - 498.
- [8] RANGANATH H S, KUNTIMAD G. Image segmentation using pulse coupled neural networks [C]// 1994 IEEE International Conference on Neural Networks. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1994: 1285 - 1290.
- [9] LINDBLAD T, KINSER J M. Image processing using pulse-coupled neural networks[M]. 2nd ed. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2005.
- [10] KINSER J M. Image signatures: Classification and ontology[EB/OL]. [2010 - 06 - 01]. http://binf.gmu.edu/kinser/pubs/343_011.pdf.
- [11] KINSER J M, NGUYEN C. Image object signatures from centripetal autowaves [J]. *IEEE Transactions on Image Analysis*, 2000, 9(10): 221 - 225.
- [12] RUGHOOPUTH H C S, BOOTUN H, RUGHOOPUTH S D D V. Pulse coded neural network for sign recognition for navigation[C]// Proceedings of International Conference on Industrial Technology. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 89 - 94.