

五种人民币序列号识别算法抗噪能力比较^①

刘小波, 崔桂华, 李长军, 钱祥忠, 严 旭

(温州大学 物理与电子信息工程学院, 温州 325035)

摘 要: 为了比较不同的人工神经网络算法识别人民币序列号的性能, 研究了离散 Hopfield 神经网络、BP 神经网络、PNN 神经网络、GRNN 神经网络、SVM 神经网络等五种算法的训练耗时、识别速度、识别率和抗噪声能力. 研究表明, 在五种算法中 BP 算法的综合表现最差, 其次为 SVM 和 Hopfield 算法, 而 PNN 和 GRNN 算法表现最好, 不仅识别率最高、训练和识别时间最短, 而且具有较强的抗噪声能力.

关键词: 神经网络; 字符识别; Hopfield; BP; PNN; GRNN; SVM

Comparison of Five Algorithms for Recognizing Serial Number of Rmb Banknote

LIU Xiao-Bo, CUI Gui-Hua, LI Chang-Jun, QIAN Xiang-Zhong, YAN Xu

(College of Physics and Electronic Information Engineering, Wenzhou University, Wenzhou 235035, China)

Abstract: To investigate the performance of different neural network algorithms in identifying serial number of RMB banknote, the training speed, recognizing speed and rate, and ability of anti-noise of five neural network algorithms, including the discrete Hopfield neural network, BP neural network, PNN neural network, GRNN neural network and SVM neural network, are studied. The simulation results show that amongst the five algorithms, BP performs worst, followed by SVM and Hopfield, with PNN and GRNN performs best, not only gives the higher recognition rate, shorter training and recognition time, but also is more robust to noise.

Key words: neural network; character recognition; Hopfield; BP; PNN; GRNN; SVM

货币在流通过程中会出现许多社会问题, 例如抢劫、伪钞等, 使国家、银行和个人遭受巨大的经济损失, 同时也严重影响社会的治安, 扰乱社会的和谐和人们的正常生活. 因此, 快速识别被抢劫钱币, 帮助公安机关及时侦破案件, 从而有利于快速打击罪犯, 减少甚至杜绝此类事件的发生, 最大限度地减少经济损失, 保障人们的正常生活^[1]. 序列号是人民币纸币的唯一身份证明信息^[2], 通过人民币序列号的识别和快速数据库的查询, 可以增加假币的识别手段, 同时也可以通过统计纸币的流通量, 获取国民经济发展的第一手资料.

与一般的光学字符识别相比较, 纸币的识别既要追求较高的识别速度, 又要追求较高的识别率. 目前, 常用的纸币序列号识别的方法有: 模板匹配算法^[3]、

基于统计特征算法^[4]、结构识别法^[5]、神经网络算法^[6]等及其改进的算法, 如加权模板算法^[7]、支撑向量机和小波字符识别^[8]、遗传 BP 神经网络算法^[9]等. 其中模板匹配算法原理简单, 只要耐心地做好各个字符的模板, 就可以实现人民币序列号的识别, 但是模板匹配法识别率不高^[10]. 统计特征算法和结构识别算法提取的识别特征依赖于字符信息采集的质量, 不适合于字符变形、断裂等情况, 因而抗噪声能力不佳. 神经网络算法具有并行性、学习性、快速性等优点, 但需要大量的训练模板才能保证识别的正确率, 一旦收集好足够的训练模板, 就可以有很好的识别性能.

神经网络算法有多种, 本文选择其中五种算法用于人民币序列号的识别, 观察其识别效果和抗噪声能力. 这五种算法包括离散 Hopfield 神经网络、BP 神经

^① 基金项目: 国家自然科学基金(61501331, 61178053, 61575090)

收稿时间: 2015-12-16; 收到修改稿时间: 2016-01-21 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005295]

网络、PNN 概率神经网络、GRNN 广义回归神经网络和 SVM 支持向量机神经网络。

1 五种神经网络算法基本原理

1.1 离散 Hopfield 神经网络原理

离散 Hopfield 网络是二值神经网络^[11]，神经元的输出只取-1 和 1，分别表示神经元处于抑制与激活状态，对应二值图像每个像素的黑和白。Hopfield 神经网络是一种由非线性元件构成的、具有联想记忆功能的最简单的单层反馈神经网络，输入向量 $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ 为 n 个字符对应的 n 列向量(每个字符对应一列向量)，输出为 $[y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]$ ，则其网络拓扑结构如图 1 所示(为方便起见，图中只画出 3 个输入输出向量)。

如果 $y_j(t)$ 表示第 j 个神经元即节点 j 在时刻 t 的状态，则节点下一时刻($t+1$)的状态为：

$$y_j(t+1) = \begin{cases} 1 & u_j \geq 0 \\ -1 & u_j < 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$u_j(t) = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} y_i(t) + x_j - \theta_j \quad (2)$$

其中， ω_{ij} 表示神经网络权值， θ_j 表示阈值， $u_j(t)$ 表示对输入信息与权值的乘积求累加和。

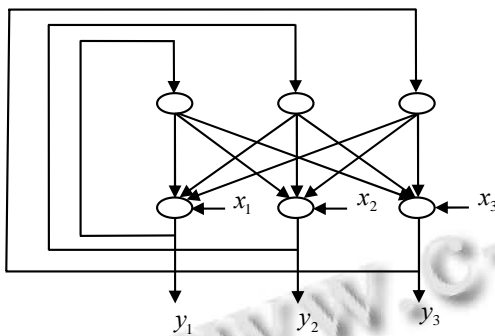


图 1 Hopfield 神经网络拓扑结构

1.2 BP 神经网络原理

BP(Back Propagation)人工神经网络^[12]是一种多层前馈神经网络。在识别人民币序列号时采用由输入层、隐含层、输出层三部分组成 BP 网络，各层神经元传递函数采取常用的对数 S 型函数，表达式为：

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

其中 x 为神经元输入， y 为神经元输出。

本研究中采用快速的弹性 BP 算法训练函数和梯

度下降动量学习函数，目标是尽可能地使实际输出值和输入数据的期望输出值之间的误差趋向最小。如果这种差别较大，则自动调整神经元的权值，使输出误差尽可能趋向于最小值。BP 神经网络需要大量的训练样本，即要有大量的根据实际研究的问题规定的目标输出。由于样本数量比较多，所以训练时间会比较长。BP 神经网络获得的有可能是局部最小值，而不是全局最小值，导致训练结果的不正确或不完整。但可以通过一些方法更好地优化神经元的权值与阈值，使其得到更好的目标输出。

1.3 PNN 神经网络原理

概率神经网络(Probabilistic Neural Networks, PNN)可用于车牌识别、人民币序列号识别等^[13]。PNN 网络以指数函数替代 BP 神经网络中常用的 S 型传递函数，典型的 PNN 神经网络有四层，分别是输入层、模式层、求和层和输出层，其网络拓扑结构(以 3 个输入输出向量为例)如图 2 所示。

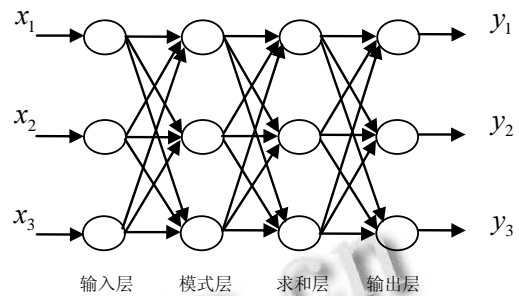


图 2 PNN 神经网络拓扑结构

输入层神经元的个数取决于问题的规模与预处理的结果。由输入神经元的输入与训练集可以求出模式单元的输出为：

$$f(X, W_i) = \exp\left[-\frac{(X - W_i)^T (X - W_i)}{2\delta^2}\right] \quad (4)$$

其中 X 为输入向量， W_i 为输入层到模式层的连接权值向量， δ 为平滑因子，是影响分类结果的重要参数。求和层计算上一层的和，输出层对应需要分类的模式种类，即人民币序列号中的 0-9 数字和 A-Z 字母。

1.4 GRNN 神经网络原理

广义回归神经网络(GRNN)与上文提到的 PNN 神经网络结构类似。模式层等于字符训练样本的个数，传递函数如下：

$$q_j = \exp\left[-\frac{(X - W_j)^T (X - W_j)}{2\delta^2}\right] \quad (5)$$

其中 x 为输入向量, x_j 为第 j 个神经元对应的学习样本向量, δ 为光滑因子^[14]. 与 PNN 网络一样, 光滑因子 δ 也是影响分类结果的重要参数. 求和层对模式层神经元的输出分别进行算术求和与加权求和, 据此可得输出层即为两个和值之比.

1.5 SVM 神经网络原理

支持向量机神经网络(SVM)以结构化风险最小化为原则, 可用于模式分类. 支持向量 $x(i)$ 和输入空间抽取的向量 x 之间的内积核是构造支持向量机学习算法的关键^[15]. 支持向量机的体系结构如图3所示. 其中 K 为核函数, 种类主要有多种, 本实验采用径向基核函数:

$$K(x, x_j) = \exp(-\lambda \|x - x_j\|^2), \lambda > 0 \quad (6)$$

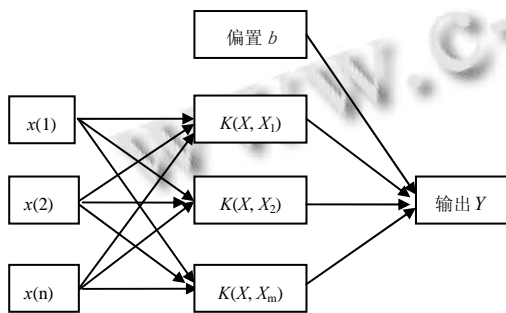


图3 支持向量机的体系结构



图4 人民币图像预处理过程

2 人民币图像的预处理

本文所采集的人民币样本都是通过一台联想 M1840 彩色扫描仪扫描一百元人民币获取的, 样本图像是 RGB 彩色数字图像, 在识别之前需要进行一系列的图像预处理. 为了比较五种神经网络算法的识别性能, 对五种神经网络的训练样本和测试样本均实施同

样的预处理, 以保证各种算法的输入数据相同, 从而确保被测试算法的识别性能只受其算法本身的影响.

人民币图像预处理过程如图4所示, 包括彩色图像的灰度化、序列号的粗定位、去噪和二值化、字符分割和归一化等图像预处理过程.

如前所述, 本实验中的所有样本均为扫描所得的彩色图像, 水平和垂直方向的分辨率均为 200dpi. 由于彩色图像的信息太过丰富不利于字符识别, 需对彩色图像进行灰度化处理(如图5所示).



图5 灰度化人民币图像

图像灰度化后, 首先要确定序列号的大致位置, 即把序列号所在区域粗分割出来. 人民币序列号位于人民币正面的左下方, 可以根据该先验知识, 截取其垂直方向的 1/3 和水平方向的 1/4 区域. 截取后的图像包括下方的冠字号 100(如图6所示).



图6 序列号粗定位图像

人民币在流通的过程中不可避免地会受到噪声的污染, 将严重影响后续的字符识别, 需要进行去噪处理. 图像去噪有很多算法, 在此次实验中比较了均值滤波与中值滤波去噪算法, 研究发现中值滤波的效果较好, 去噪和二值化后的图像如图7所示. 对于 hopifeld 网络, 二值化处理后的图像只有 -1 和 1 两个值, 而其余四种算法则只有 0 和 1 两个值.

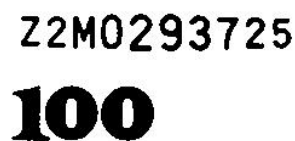


图7 去噪和二值化的图像

经过去噪和二值化处理以后,通过横向投影法可以把 100 冠字号和人民币序列号分离开来,采用纵向投影法可以分割序列号图像中的字符(如图 8 所示).



图 8 分割后字符图像

由于人民币序列号中,不同字符和数字的大小不同,经过上述图像预处理之后,每个字符所占的像素大小是不一样的,而后续识别过程中需要每个字符大小一致,所以需要分割后的序列号字符图像进行归一化处理.经过试验发现,虽然分割后的字符大小不一样,但单个字符垂直方向的像素高度大约为 30,水平方向的宽度大约为 20,因此将字符图像归一化为 30*20 的大小,如图 9 所示.



图 9 归一化的字符图像

人民币图像经过预处理之后,得到的是分割的、大小一致的字母或数字的二值图像,并作为输入数据送到五种神经网络算法中.为了公平起见,训练神经网络时,五种神经网络的输入采用同样的训练样本集.

3 字符识别算法比较

3.1 无附加噪声情况下字符的测试

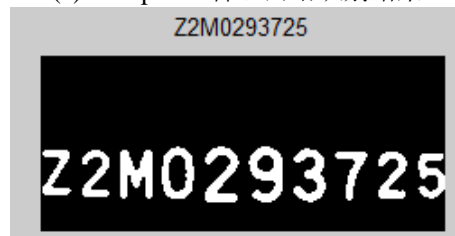
为了验证以上五种人民币识别算法的识别性能,共采集了 260 张人民币样本,在一台 CPU 主频为 2.5GHz,内存为 4G 的笔记本电脑上用 Matlab7.0 实现算法.

从 260 张人民币中随机挑选出 200 张并选择其中的 200 个字符作为训练样本,其余的 60 张人民币作为公共测试样本.不额外添加噪声时五种算法的识别结果分别如图 10(a)-(e)所示.图 10 中的人民币选取的是同一张人民币,在经过同一图像预处理过程 and 没有额外添加噪声情况下,测试五种神经网络对人民币序列号的识别效果.图 10(a)中的上方白色的数字和字母是经过灰度化与去噪之后的待识别字符,下方的数字和字母即为 Hopfield 神经网络的识别结果.10(b)-(e)中的下方白色的数字和字母是经过灰度化与去噪之后但没有归一化处理的待识别字符,上方的数字和字母即为

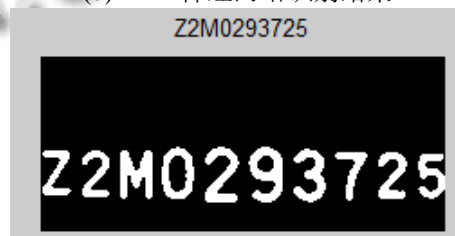
其他四种神经网络的识别结果.



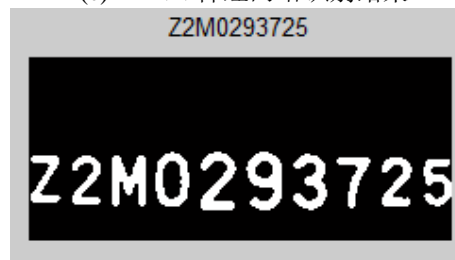
(a) Hopfield 神经网络识别结果



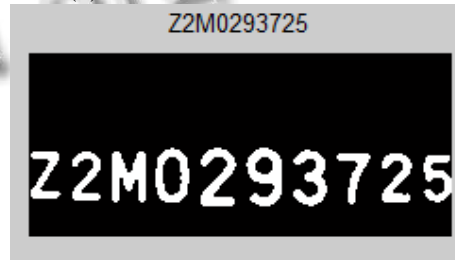
(b) BP 神经网络识别结果



(c) PNN 神经网络识别结果



(d) GRNN 神经网络识别结果



(e) SVM 神经网络识别结果

图 10 不额外添加噪声时五种算法的识别结果

为了能够完整地比较五种神经网络的性能,需要收集大量的测试样本,然后统计五种算法的总体识别率并加以对比,同时还要计算五种识别算法对所有测试样本的平均测试时间.最后根据识别正确率和平均测试时间来评价五种神经网络算法的识别性能.

3.2 五种神经网络测试结果对比

在比较实验中,先分别用200个训练样本重复训练五种神经网络20次,记录每次训练的耗时,并取20次训练时间的平均值作为性能指标之一,如表1所示.五种神经网络测试样本也相同,都是60张人民币图像样本,总共 $60 \times 10 = 600$ 个字符,其中包括 $2 \times 60 = 120$ 个英文字母和 $8 \times 60 = 480$ 个数字.根据Matlab算法,统计了五种神经网络的识别率(正确识别的字符个数除以字符总数)与识别时间,结果如表1所示.

表1 五种神经网络算法字符识别结果对比

算法	正确率(%)	平均训练时间(s)	平均测试时间(s)
Hopfield 算法	98.9	1.5	2.5
BP 算法	98.2	11.5	1.1
PNN 算法	100.0	0.8	0.8
GRNN 算法	99.8	0.8	0.9
SVM 算法	99.8	13.1	12.2

从表1可以看出,五种神经网络算法的识别率都在98%以上,尤其是PNN算法、GRNN算法和SVM算法识别正确率更是高达99.8%以上.对比五种算法的平均训练时间,SVM的训练用时最长,耗时达13.1s左右,其次是BP算法,耗时11.5s左右,Hopfield算法需要1.5s,而PNN与GRNN算法的平均训练时间只有0.8s左右,训练耗时比SVM、BP与Hopfield算法要少得多.实验结果验证了GRNN网络^[16]和PNN网络^[17]的训练过程简单,无需反复训练,其网络建立的同时即完成网络的训练过程,因此训练速度较快.

对比五种算法的平均识别时间,SVM算法耗时最长,达到12.2s,而PNN和GRNN耗时最短,均不足1s.通过识别结果的对比,识别正确率与识别时间两项指标最好的是PNN神经网络算法,其次是GRNN算法,而SVM耗时最长但识别率尚可,BP和Hopfield算法的识别率和耗时居中,均不是很理想.实验结果验证了GRNN和PNN网络没有局部极小值问题,当有代表性的训练样本数量增加到足够大时,分类器一定能达到最优.

4 不同噪声情况下的字符测试

4.1 五种神经网络算法抗噪能力的基本趋势

为了模拟实际使用情形,在有噪声情况下,五种神经网络算法的训练样本仍然使用在无噪声情况下所使用的训练样本.人民币图像在经过预处理之后,在归一

化的每个字符图像上添加高斯噪声,再经过降噪处理,降噪后的字符图像受噪声大小的影响,字符会出现不同程度的粘连或断裂现象,从而影响字符的识别.

为了测试在添加不同程度噪声之后,五种神经网络算法的抗噪能力,随机选取两张人民币样本图像.在添加不同程度的高斯噪声后(噪声的均值为0),统计神经网络的识别效果的基本趋势.不同程度的噪声对字符识别率的影响趋势如图11所示.

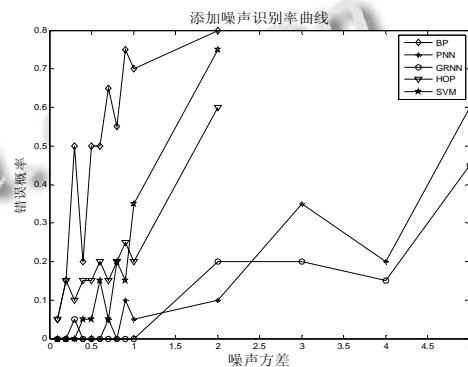


图11 不同程度的噪声对字符识别率的影响

从图11可以看出,随着噪声强度的不断增加,五种神经网络算法的错误识别率也随之增加,尤其是BP、SVM和Hopfield三种算法趋势图变化较陡峭,即噪声越大,错误识别率增加越明显,因此抗噪能力较弱.相对而言,PNN和GRNN两种算法的趋势图较平缓,抗噪能力较强,而且两算法抗噪能力不相上下.为了进一步研究噪声对人民币识别效果的影响,从图11中选取两个噪声点进行系统的测试.由于在噪声误差大于2时,BP、SVM和Hopfield三种算法识别率极低,所以选择噪声方差低于2时的点作为测试点,如噪声方差为0.2与0.8两个点作为测试点.

4.2 五种神经网络算法抗噪能力对比

根据图11趋势图,选择均值为0,噪声方差分别为0.2与0.8两种情况作进一步研究,检验五种算法识别60张RMB测试样本(600个数字或字符)的识别率,此时神经网络的训练样本仍然采用不附加额外噪声时的样本,结果如表2所示.

表2 五种神经网络算法抗噪能力(识别率%)对比

算法	噪声方差0.2	噪声方差0.8
Hopfield 算法	89.3	78.5
BP 算法	82.2	47.3
PNN 算法	99.5	98.3

GRNN 算法	99.6	98.3
SVM 算法	99.5	78.5

由表 2 和表 1 可知,在添加较小噪声(方差为 0.2)后,五种神经网络的识别率都有所下降,尤其是 Hopfield 算法和 BP 算法,识别率由无噪声时的 98% 下降到 90% 以下,而其余三种算法的识别率仍然保持在 99.5% 以上,而且差别不大.但当噪声增加到 0.8 时,BP 算法的识别率急速下降,低到不足 50%,Hopfield 和 SVM 算法也下降到 80% 以下,而 PNN 算法和 GRNN 算法依然保持在 98% 以上的高识别率.从表 2 中可以看出 PNN 和 GRNN 算法抗噪声能力最强,Hopfield 和 SVM 算法抗噪能力一般,BP 算法抗噪能力最差.

从以上实验结果可以看出,尽管 Hopfield 算法具有联想记忆功能,具有一定的抗噪声能力,但当噪声强度较大时,其抗噪能力急剧下降.相对而言,由于影响网络的参数较少(如光滑因子 δ),GRNN 和 PNN 网络的包容性较好,抗干扰、抗噪声能力较强.

综合表 1 和表 2 可以得出结论,在被测试的五种神经网络算法中,PNN 和 GRNN 两种神经网络算法识别人民币序列号码时,不仅具有较快的训练速度和识别速度,而且还具有较高的识别率,同时还具有较强的抗噪声能力.在五种算法中,BP 算法的抗噪能力最差,SVM 算法的识别速度最慢.

5 结语

本文采用五种神经网络算法识别人民币序列号,并系统地比较了它们的训练耗时、识别速度、识别率和抗噪声能力.结果表明,BP 算法花费的训练时间较长,仅比 SVM 稍快一点,而且识别率不高,同时,BP 算法的抗噪声能力是五种神经网络算法中最差的;SVM 在噪声较小时能保持较高的识别率,但花费的训练时间和识别时间最长,而且随着噪声的增加识别率会显著降低;Hopfield 算法的识别率和 BP 算法的识别率相近,但抗噪声性能比 BP 算法要好.PNN 与 GRNN 神经网络算法不仅具有最快的训练速度和识别速度,而且还具有最高的识别率,同时还具有较好的抗噪声能力.因此,本文推荐在识别人民币序列号时,应采

用 PNN 或 GRNN 神经网络算法.

参考文献

- 1 金灿.纸币号码识别方法研究[硕士学位论文].沈阳:沈阳工业大学,2013.
- 2 王瑞玲.人民币纸币序列号识别方法[硕士学位论文].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2006.
- 3 张冬娇,甘早斌.基于模板匹配的人民币纸币序列号识别系统研究.计算机与数字工程,2012,40(1):104-107.
- 4 邓婷.基于特征统计的车牌非汉字字符识别方法.广西师范学院学报(自然科学版),2009,26(4):88-92.
- 5 苑玮琦,金灿.基于结构特征的纸币号码识别方法.计算机工程与应用,2014,50(8):118-121.
- 6 涂豫.神经网络的人民币序列号识别算法.计算机仿真,2011,28(12):376-379.
- 7 陈国彬,张广泉.一种基于特征加权模板匹配方法在纸币字符识别中的应用.微电子与计算机,2013,30(3):115-117.
- 8 任俊,黄丹丹,李志能.基于支撑向量机和小波的字符识别.浙江大学学报,2005,39(12):2016-2020.
- 9 王崇骏,于汉璐,陈兆乾,谢俊元.一种基于遗传算法的 BP 神经网络算法及其应用.南京大学学报,2003,39(5):459-465.
- 10 徐海兰,刘彦婷,杨磊.模式识别中三种字符识别的方法.北京广播学院学报(自然科学版),2005,12(4):34-38.
- 11 贾花萍.Hopfield 神经网络在车牌照字符识别中的应用.计算机与数字工程,2012,40(4):85-89.
- 12 张旭兰.基于 BP 人工神经网络的车牌字符识别优化算法.计算机工程与应用,2012,48(35):182-185.
- 13 高全华,张士勇,孙锋利.基于 Fisher 准则特征融合策略的 PNN 车牌汉字识别.现代电子技术,2010,8:106-110.
- 14 陈伟根,奚红娟,苏小平,刘文.广义回归神经网络在变压器绕组热点温度预测中的应用.高电压技术,2012,38(1):16-21.
- 15 Matlab 中文论坛.Matlab 神经网络 30 个案例分析.北京:北京航空航天大学出版社,2010.
- 16 高彩云,崔希民,高宁,洪雪倩.GRNN 神经网络在矿区地表变形预测中的应用.金属矿山,2014,3:97-100.
- 17 翟俊海,赵文秀.软组合概率神经网络分类器人脸识别方法.计算机科学,2015,42(7):305-308.