

# 一种基于分级 RBF 网络的车牌字符识别方法

李孟歆<sup>1,2</sup>, 吴成东<sup>1</sup>, 夏兴华<sup>2</sup>

LI Meng-xin<sup>1,2</sup>, WU Cheng-dong<sup>1</sup>, XIA Xing-hua<sup>2</sup>

1. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004

2. 沈阳建筑大学 信息与控制工程学院, 沈阳 110168

1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China

2. School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China

E-mail: limengxin1972@yahoo.com.cn

LI Meng-xin, WU Cheng-dong, XIA Xing-hua. Pattern recognition method for license plate character based on multilevel RBF network. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(30): 213-216.

**Abstract:** A new recognition algorithm for license plate character based on multi-level RBF network is proposed. Two-level RBF network is adopted. According to recognition results from one-level network and the confidence levels, recognition distribution table is built, and two-level network is accordingly designed. As a result, 12 two-level sub-networks are formed. A large amount of samples are used for system test. Overall recognition accuracy is 85.4%. Through contrastive research, the method presented is proved to be effective and advanced.

**Key words:** license plate recognition; Radial Basis Function (RBF) network; two-level network; recognition accuracy

**摘要:**提出了一种基于分级 RBF 神经网络的车牌字符识别方法,采用两级 RBF 神经网络结构,由一级网络识别后,根据识别结果和置信度,建立识别分布图,进行二级网络设计,确定了 12 个二级子网。RBF 网络中自动确定隐层神经元数,无需实验调整。用大量样本对系统进行测试,车牌整体识别率达到了 85.4%,通过对比性研究,验证了该方法的有效性和先进性。

**关键词:** 车牌识别; 径向基函数(RBF)网络; 二级网络; 识别率

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.30.065 文章编号: 1002-8331(2008)30-0213-04 文献标识码: A 中图分类号: TP391.4

随着道路上汽车的急剧增加,交通管理的智能化已成为现代交通发展的一个必然趋势。车牌识别系统(PLR)的研究在现代交通管理中发挥着越来越重要的作用。车牌识别的研究,最早出现于 20 世纪 80 年代,可以粗略地计算出车辆的速度、车流量、道路负载等数据,识别过程需要人工干预。随着计算机技术的进一步发展,国内外对汽车牌照识别系统的工作已经有了很大进展,一些实用的成熟的产品也相继出现。比较典型的识别系统有以色列 Hi-Tech 公司的 See/Car System 系列,新加坡 Optasia 公司的 VLPRS 系列,其中 VLPRS 产品主要适合新加坡的车牌,Hi-Tech 公司的 See/Car System 有多种变形的产品来分别适应某一个国家的车牌,可以对中国大陆的车牌进行识别,但存在很大的缺陷,而且不能识别车牌中的汉字。此外,西安交通大学、上海交通大学、清华大学、浙江大学等也做过类似的研究。随着社会要求的不断提高,这些现有产品的弊端也随之凸显出来,即识别速度慢、精度低、抗干扰性能差等<sup>[1-2]</sup>。

人工神经网络是模式识别领域中比较成熟和有效的分类方法,它通过网络结点间的连接来存储信息并完成分类计算,具有信息分布式存储、大规模自适应并行处理、自组织、自学习

功能,高度的容错性、鲁棒性等优点,可处理一些背景知识不清楚、推理规则不明确、输入模式部分损失等问题。在 PLR 系统中,神经网络分类方法的缺点是不易区分相似的类(如车牌中的 B 和 8, 2 和 Z 等),而且,若一个网络过于庞大则训练难度明显增加。由于不同的字符特征都有其各自的限制,单独使用某一种特征的神经网络进行字符识别不能取得很好的识别效果,因而采用多神经网络集成识别已成为近年来字符识别领域的主要研究方向。任何一种特征和识别方法都有其优点和局限性,走多特征组合、多方案集成的道路<sup>[3-4]</sup>,已成为字符识别系统走向实用化的有效途径。本文提出了基于分级 RBF 神经网络的字符识别方法进行车牌字符识别。

## 1 基于分级径向基神经网络的字符识别

根据车牌字符的特点:车牌第 1 个字符为汉字,第 2 个字符为英文字母,第 3、4 个字符为英文字母或数字,第 5 到第 7 个字符均为数字。首先构造了 4 个一级径向基神经网络(RBF):汉字网络、字母网络、混合网络和数字网络,用于粗分

基金项目:科技部国际合作重点项目(No.2003DF020009)。

作者简介:李孟歆(1972-),女,博士,副教授,主要研究方向:图像处理、模式识别、智能交通监测;吴成东(1960-),男,教授,博士生导师,研究领域:模式识别、智能控制、图像处理;夏兴华(1977-),讲师,研究领域:图像处理、模式识别。

收稿日期:2008-06-30 修回日期:2008-08-01

类。然后,对字母网络、混合网络和数字网络根据内部字符的易混程度(如 O,Q,D 等)分别构建了不同的二级子网进行精确识别。网络的组织结构如图 1 所示。

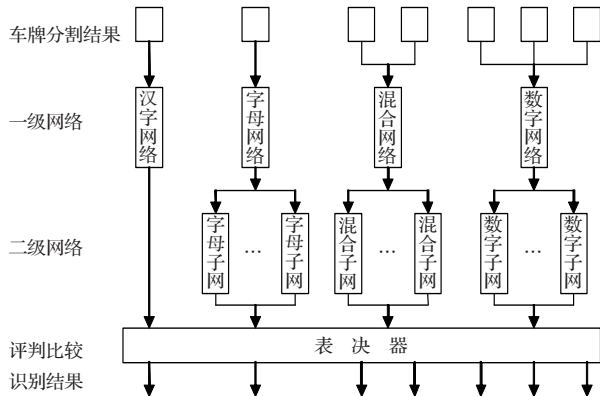


图 1 多级 RBF 神经网络组织结构图

多级网络工作过程为:首先,根据分割结果将 7 个不同位置的字符图像输入对应的一级网络进行识别,每个网络输出该网络的识别结果及结果的置信度。对于汉字网络,目前没有设置二级识别,直接根据置信度输出识别字符或者非法字符。对于字母、混合和数字网络,该识别结果及置信度输入一个类分流器的二级网络进行分流或直接输出识别结果。如果确定需要二级识别,将根据一级识别结果选择二级识别子网进行识别,然后将识别结果转入表决器进行评判表决,输出置信度大的识别结果作为最终识别结果。数字二级网络为例来阐述二级子网的确定过程,在一级网络训练完成后,对每个数字使用 1 000 个不同的样本进行测试,测试结果如表 1 所示。实验结果表明了以列为真值的字符图像被识别为其余字符的数量的分布关系,为了便于观察将小于 10 个的值赋为空。

表 1 数字网络识别分布表

字符	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	-								32	15
1		-								
2			-							
3				-						
4					-					
5				111		-	23		26	21
6					49		-			
7		37	37					-		
8									-	
9			35						28	-

分析表 1 可知,如果一级网络输出结果为 3,那么其真值

的结果应该为 3 或者 5,反之却不成立。如果一级网络输出结果为 5,可以认为结果是正确的,无需进行二级网络识别。通过分析汉字网络、字母网络、混合网络和数字网络 4 个一级网络的识别分布表,本文最终确定了 12 个二级子网。这些二级子网分别是 4 个字母子网:字母 CDLOU 网、字母 BFHPR 网、字母 ATVY 网和字母 ABEFLP 网;7 个混合子网:混合 OCD 网、混合 158BEFR 网、混合 2379VZ 网、混合 1479ATY 网、混合 589BES 网、混合 358BHK 网和混合 6BCDGOU 网;1 个数字子网:数字 35 网。

## 2 字符识别系统设计及仿真

由于车牌识别系统有其使用的地域性。例如,对沈阳地区来说,违章车辆几乎集中于辽、蒙、吉、黑、晋等地区,而来自桂、藏等地区的违章车辆几乎为 0。因此,在训练汉字网络时,为了提高网络的识别精确度,应加入地域性的限制,也就是说对不同的地域训练不同的汉字网络。而数字、字母和混合网络不存在地域性问题。通过实验选取大量违章车牌图像进行观察,本文最终确定沈阳地区的汉字网络选用辽、蒙、京、津、苏、吉、黑、晋、冀和鲁 10 个省市的样本进行训练。

一个具有最少一个隐含层的三层神经网络,可以逼近任何有理函数。通过增加层数或增加神经元数目,可以进一步的降低误差。一般情况下,应优先考虑增加隐含层中的神经元数。因此,本文采用含有一个隐含层的三层 RBF 神经网络来进行字符的识别。一个 RBF 神经网络,输入神经元个数等于所提取的特征个数,输出神经元个数等于所分类别数。而隐层神经元个数的确定,一直是神经网络设计中的一个重点和难点问题,本文依据 Meng Joo Er 提出的方法进行隐层神经元个数的确定<sup>[5]</sup>。该算法首先假设隐层神经元个数与输出层神经元个数相等,即每一个类别在隐层有其唯一的映射。然后,将所有的训练模式输入,判别这些训练模式是否能够表现为同一类的样本都汇集于隐层的同一个神经元附近,如果出现各个类别之间互相混淆的情况,那么增加一个隐层神经元,重复计算。直到每一个隐层神经元都对对应相同类的样本为止。这时,网络隐层神经元的个数即为该神经网络的最终的隐层神经元个数。

利用上述算法,通过实验获得的各网络隐层神经元个数如表 2 所示。

从表 2 可以看出,本文的隐层神经元个数确定方法获得的隐层神经元个数一般小于输入层个数,且该确定过程自动完成,无需进行大量的实验调整,具有一定的实用性。

本文采用 Meng 等提出的 RBF 网络训练方法<sup>[5]</sup>对各网络进行训练,该网络沿负梯度方向快速收敛到指定误差,避免了 BP 网络的局部极小值问题。在网络的训练过程中只需要较少的训

表 2 16 个神经网络神经元个数

网络	输入层	隐层	输出层	网络	输入层	隐层	输出层
汉字网络	86	35	10	字母 ABEFLP 网	42	21	6
数字网络	58	52	10	混合 OCD 网	35	32	3
字母网络	64	37	25	混合 158BEFR 网	48	44	7
混合网络	64	50	34	混合 2379VZ 网	48	27	6
数字 35 网	48	22	2	混合 1479ATY 网	48	35	9
字母 CDLOU 网	52	41	5	混合 589BES 网	46	25	6
字母 BFHPR 网	46	24	5	混合 358BHK 网	52	26	6
字母 ATVY 网	36	19	4	混合 6BCDGOU 网	48	24	9

表3 神经网络训练结果

网络	样本数	收敛后误差( $\times 10^{-16}$ )	训练步数	网络	样本数	收敛后误差( $\times 10^{-16}$ )	训练步数
汉字网络	3 000	9.62	109	字母 ABEFLP 网	1 800	8.56	99
数字网络	3 000	8.42	101	混合 OCD 网	1 200	8.12	83
字母网络	3 750	9.54	120	混合 158BEFR 网	2 100	9.31	107
混合网络	4 080	9.87	144	混合 2379VZ 网	2 800	8.86	103
数字 35 网	800	8.20	87	混合 1479ATY 网	2 800	8.98	115
字母 CDLOU 网	2 000	8.63	95	混合 589BES 网	2 400	8.34	111
字母 BFHPR 网	2 000	8.45	97	混合 358BHK 网	2 400	8.15	98
字母 ATVY 网	1 600	8.47	86	混合 6BCDGOU 网	2 800	7.33	98

表6 字母网络独立字符识别率

字符	A	B	C	D	E	F	G	H	J	K
总样本数	3 080	1 002	1 235	1 254	1 124	1 356	1 241	1 532	1 024	1 121
正确率/(%)	91.7	92.5	92.2	91.4	92.4	91.2	94.7	93.4	95.5	95.9
字符	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
总样本数	1 425	1 856	1 458	1 988	1 752	1 125	1 391	2 514	1 354	2 333
正确率/(%)	90.8	93.0	94.3	90.2	94.4	93.8	95.5	94.5	94.5	92.2
字符	V	W	X	Y	Z					
总样本数	1 320	1 102	1 587	1 985	1 242					
正确率/(%)	95.7	97.7	96.6	94.8	97.5					

练次数即可收敛到  $10^{-16}$ 。网络训练结果如表 3 所示。

从训练结果可以看出,本文所采用的基于分级 RBF 网络的车牌字符识别方法及网络训练方法可以在很少的步数内使网络达到收敛。训练算法的实质是 LM 算法,它寻找全局最优值,避免了梯度下降算法的局部极小值问题,本文网络在训练过程中 150 步之内即可达到  $10^{-16}$  的全局误差,而采用 BP 网络一般是无法达到的,或需要相当的训练次数才可以达到。可以看出,采用 RBF 网络结合 LM 训练算法可以实现快速收敛。

### 3 实验结果及分析

车牌中汉字的识别一直是车牌识别的一个难点问题,本文采用基于字符的灰度图像提取字符特征,避免了汉字字符图像在二值化过程中因笔划断裂、粘连等影响使得提取的特征不准确的问题。汉字网络独立字符识别结果表 4 所示。

表4 汉字网络独立字符识别率

字符	辽	蒙	京	津	苏	吉	黑	晋	冀	鲁
总样本数	3 241	208	2 770	1 130	1 100	2 620	1 171	1 207	1 527	1 036
正确率/(%)	92.5	92.0	93.2	92.4	90.8	92.2	91.8	92.4	93.5	91.0

从表 4 中可以看出,系统对汉字独立字符的识别率大于 90.8%,平均识别率为 92.18%,大于文献[6]的汉字独立字符识别率 89.7%。此外,本文采用 3 000 个样本进行训练,16 000 多个样本进行测试,这些样本均来自实际交通路口违章车辆图像,因此,测试结构更具一般性和普遍性。

对于数字和字母的识别,文献中已有较高识别率的报道。如文献[6]中数字识别率为 95.12%,本文经实验测试,数字的识别结果如表 5 所示。

表5 数字网络独立字符识别率

字符	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
总样本数	1 848	1 047	1 493	1 345	1 085	1 365	1 391	1 227	1 433	1 375
正确率/(%)	96.7	96.6	95.8	94.5	95.3	96.2	95.5	98.1	94.2	95.3

和其它数字相比,对于数字 3 和 8 的识别率稍低,分别为 94.5%和 94.2%,平均识别率为 95.82%。通过分析训练及测试样本发现,数字 3 和 8 的训练及测试样本中,由于分割偏差及污迹、光照等的影响,使得 3 和 8 的训练及测试样本中,部分样本容易混淆所致。字母网络的识别结果如表 6 所示。

车牌中的字母不包括“l”,从表 6 可以看出,系统对其余 25 个英文字母的平均识别率为 93.8%,最高识别率为 97.7%,与文献[6]的 90.5%有较大的提高。此外,相似字母的识别率较其他字母稍低,如 C、D、O、U 和 B、H 等,这些字母的识别率均低于平均识别率。而外形结构相对较独立的字母,如 W、X、Z 等识别率较好。因此,对相似字符进行二级识别是很必要的。

数字和字母混合的识别率如表 7 所示。

车牌字符中,不进行数字 0 和字母 O 的区别,因此,混合网络由 34 个输出类别(包括 10 个数字和 24 个英文字母)。文献[6-8]均未进行混合网络独立字符识别率的报道。从实验结果可以看出,混合网络中各字符的平均识别率为 92.5%,比数字独立字符识别率及字母独立字符识别率低,这也说明,神经网络随识别类别的增加,网络变得复杂,识别率会降低。对于字符 Z,在字母网络中的识别率为 97.5%,而在混合网络中的识别率只有 90.6%,这是由于混合网络中有字符 2 的存在。因为 2 和 Z 在外形结构上比较相似,因此提取出的特征也相似,导致误识的机率增加。

为了整体衡量本文系统的性能,取 1 000 张实际交通道路抓拍的车牌图像进行测试,图像大小为 768 $\times$ 288 的单场图像。测试结果如表 8 所示,可以看出,全车牌识别率为 85.4%,平均识别时间为 195 ms,可以满足实际应用系统的技术要求。文献[6-8]中均对系统的整体性能进行了测试,比较几种方法的测试样本数目、系统运行速度及系统识别率,本文提出的方法具有更好实时性和精确性指标。

### 4 结论

本文提出了一种基于分级 RBF 神经网络的车牌字符识别

表7 混合网络独立字符识别率

字符	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
总样本数	1 848	1 047	1 493	1 345	1 085	1 365	1 391	1 227	1 433	1 375
正确率/(%)	91.7	91.1	92.4	93.3	92.1	94.4	93.7	92.0	88.9	93.4
字符	A	B	C	D	E	F	G	H	J	K
总样本数	3 080	1 002	1 235	1 254	1 124	1 356	1 241	1 532	1 024	1 121
正确率/(%)	92.8	87.7	94.6	90.8	91.5	92.1	93.4	91.0	94.4	93.7
字符	L	M	N	P	Q	R	S	T	U	V
总样本数	1 425	1 856	1 458	1 752	1 322	1 391	2 514	1 354	2 333	1 320
正确率/(%)	91.6	92.8	93.5	94.6	90.4	94.5	91.8	92.9	89.0	94.9
字符	W	X	Y	Z						
总样本数	1 102	1 587	1 985	1 242						
正确率/(%)	94.8	94.8	93.9	90.6						

表8 系统综合性能比较

	测试样本数目/张	识别率/(%)	平均识别时间/ms
文献[6]识别方法	42	78.5	2 490
文献[7]识别方法	100	79.0	950
文献[8]识别方法	50	70.0	<300
本文提出的识别方法	1 000	85.4	195

方法,采用两级 RBF 神经网络来对车牌字符进行识别,由一级网络识别分布图进行二级网络设计,最终确定了 12 个二级子网,对 4 个一级网络的识别结果进行二级识别,用大量样本对所设计的网络进行了测试,识别率达到了 85.4%,平均运行时间为 195 ms,有效地提高了识别的精度,验证了该方法的有效性。

### 参考文献:

- [1] Kerry L C. Intelligent transportation systems[J]. Better Roads, 2005, 75(7): 75-76.
- [2] Brian L S, William T S. Development of integrated intelligent transportation systems[J]. Transportation Research Record, 1999: 84-90.
- [3] 金连文, 徐秉铮. 基于多级神经网络结构的手写体汉字识别[J]. 通信学报, 1997, 18(5): 21-27.
- [4] Francoise F S, Viennet E, Lamy B. Multi-modular neural network architectures applications in optical character and human face recognition[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1993, 7(4): 721-755.
- [5] Meng J E, Wu Shi-qian, Lu Ju-wei, et al. Face recognition with Radial Basis Function(RBF) neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(3): 697-710.
- [6] 章为川. 基于神经网络的车牌识别系统的研究与设计[D]. 成都: 西南交通大学, 2006.
- [7] 钟余. 基于神经网络的车牌识别技术的研究与设计[D]. 大连: 大连海事大学, 2007.
- [8] 李飞. 基于人工神经网络的车牌识别系统的研究与设计[D]. 太原: 中北大学, 2007.
- [9] Cohen L D. On active contour models and balloons[J]. CVGIP: Image Under, 1991, 53(2): 211-218.
- [10] Caselles V, Catta F, Coll T, et al. A geometric model for active contours[J]. Numerische Mathematik, 1993, 66: 1231.
- [11] Malladi R, Sethian J, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. IEEE Trans Patt Anal Mach Intell, 1995, 17(2): 158-175.
- [12] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[C]. Proc of the 5th Int'l Conf Comp Vis, 1997: 694-699.
- [13] Xu C, Pham D L, Prince J L. Medical image segmentation using deformable models [M]. Fitzpatrick J M, Sonka M. Handbook of Medical Imaging - Volume 2: Medical Image Processing and Analysis. [S.l.]: SPIE Press, 2000: 129-174.
- [14] Xu C, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.
- [15] Xu C, Prince J L. Gradient vector flow: a new external force for snakes[C]. Proc IEEE Conf on Comp Vis Patt Recog (CVPR). Los Alamitos: Comp Soc Press, 1997: 66-71.
- [16] Lam K M, Yan H. Fast greedy algorithm for active contours[J]. Electronics Letters, 1994, 30(1): 21-23.
- [17] Mc Inerney T, Terzopoulos D. T-Snakes: topology adaptive snakes[J]. Medical Image Analysis, 2000, 4: 73-91.
- [18] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[C]. Proc of the 5th Int'l Conf Comp Vis, 1997: 694-699.
- [19] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on hamilton-jacobi formulations[J]. Comput Phys, 1988, 79(1): 12-49.
- [20] Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Trans on Imag Proc, 2001, 10(2): 266-272.
- [21] Chan T, Vese L. A Level set algorithm for minimizing the Mumford-shah functional in image processing[C]. Variational and Level Set Methods in Computer Vision, 2001: 161-168.
- [22] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, 25(11): 1175-1183.
- [23] 杨丽, 杨新. 基于区域划分的曲线演化多目标分割[J]. 计算机学报, 2004, 27(3): 420-425.
- [24] 肖亮, 吴慧中, 韦志辉, 等. 图像分割中分段光滑 Mumford-Shah 模型的水平集算法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(1): 129-135.
- [25] 周则明, 陈强, 王平安, 等. 结合模糊 C 均值聚类和曲线演化的心脏 MRI 图像分割[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(1): 129-133.
- [26] 朱付平, 田捷, 林瑶, 等. 基于 Level Set 方法的医学图像分割[J]. 软件学报, 2002, 13(9): 1866-1872.
- [27] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image processing, analysis, and machine vision[M]. [S.l.]: Cengage-Engineering, 1998: 257.
- [28] Cohen L D, Conhen I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis Machine Intelligence, PAMI, 1993, 15(11): 1131-1147.

(上接 182 页)