

BP 神经网络联合模板匹配的车牌识别系统

吕润华, 苏婷婷, 马晓伟

(清华大学 土木工程系, 北京 100084)

摘要: 车牌识别是智能交通系统的重要部分,对实时自动监控具有重要的意义。用科学的方法识别字符,同时提高识别准确率是改善车牌识别系统的核心问题。由于采集的车牌图像会存在噪音和干扰,现有方法存在识别效率低下的问题。本文基于 Matlab 平台,联合应用 BP (back propagation) 神经网络和模板匹配方法优化车牌字符识别方法,在神经网络收敛的情况下嵌入模板匹配方法精确识别。针对车牌的特点提出一种高效的神经网络字符特征提取方法,从单字符的 800 个像素特征中仅提取 211 个特征向量。该方法识别率高(97.2%)、识别时间短(单字符 0.02 s 和全车牌 0.39 s)、抗干扰和容错性强。在理论创新的基础上设计了 LPR 2011 车牌识别系统,可应用于实际交通管制。

关键词: 交通管制; 车牌识别; 字符识别; BP (back propagation) 神经网络; 模板匹配; 特征提取

中图分类号: U 491.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-0054(2013)09-1221-06

License plate recognition system using a BP neural network and template matching

GUO Runhua, SU Tingting, MA Xiaowei

(Department of Civil Engineering, Tsinghua University,
Beijing 100084, China)

Abstract: License plate recognition is an important part of intelligent transportation systems with great significance for real-time automatic road monitoring. The recognition accuracy rate is the core issue of the system. Existing methods are not effective due to noise and interference. This research describes license plate recognition method that combines a BP (back propagation) neural network and template matching. The method embeds template matching in the convergent neural network for further identification. The algorithm uses an efficient feature extraction method for the neural network which extracts only 211 features out of 800 pixels. The method achieves a high recognition rate of 97.2% with rapid processing (0.02 s for single character and 0.39 s for an entire license plate), resists interference and as tolerant to various faults. The system can be applied to actual traffic control.

Key words: traffic control; license plate recognition; character

recognition; BP (back propagation) neural network;
template matching; feature extraction

车牌识别是计算机视觉与模式识别在智能交通领域的重要应用,是智能化道路监管系统的重要组成部分。超速、占道等不规范行驶行为的自动监控信息需要通过车牌识别系统处理和辨识。车牌识别系统的关键是字符识别子系统^[1]。

中国大陆车牌字符中含一位汉字且汉字结构复杂,识别困难,出错率高,2002 年张忻中基于模板匹配理论提出相应的汉字识别方法^[2]。2003 年曾宪贵等根据车牌的组成字符是有限的这一特点,提取字符特征作为模板进行匹配,有效减少了像素点个数,提高了识别效率,但是模板匹配法对于相似的字符区分能力差,同时受制于光线和天气等复杂情况,在特征数据维数过大时效率较低^[3]。2003 年 Koval 等根据神经网络可以学习不利因素、具有良好的自学习性和存储知识的能力,将神经网络法应用于识别字符,但网络复杂,需要大量样本,在训练学习后期算法的收敛速度慢,可能出现假饱和现象,即在一定的时间范围内,误差并不随着学习次数的增多而下降^[4]。2005 年 Pan Xiang 通过设计 4 种分类器,使结构识别的过程通过二值化分类,提高了识别效率^[5]。

本研究基于一定前处理技术^[6],先通过神经网络筛选出字符范围,再根据模板匹配精确确定,整合这 2 种方法的优点。并提出一种新的适合神经网络结构的特征提取方式,以降低提取特征维度,满足车牌识别准确性、鲁棒性和实时性要求。

收稿日期: 2012-04-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51008169)

作者简介: 吕润华(1975—),男(汉),北京,副教授。

E-mail: guorh@mail.tsinghua.edu.cn

1 神经网络与模板匹配联合识别设计

联合识别过程主要包括 3 个方面: 识别前处理、神经网络设计和后续模板匹配设计。

1.1 识别前处理

识别前处理的过程即为车牌单字符的识别提供前期准备, 分为定位前处理、车牌定位、字符切割、归一化和标准化处理这 4 个过程^[6], 目的是对实际拍摄的车牌图像处理为可以导入程序后形成输入矢量和目标矢量的图像。每个过程的具体内容如表 1 所示。

表 1 车牌识别前处理流程

识别过程	流程操作
定位前处理	灰度处理、二值化、均值滤波处理、膨胀腐蚀处理, 去噪声
车牌定位	边缘检测定位法, 提取颜色灰度信息, 避免周围图像干扰
字符切割	搜寻单个字符边缘, 切割外矩形轮廓, 排除无效信息
归一化和标准化处理	图像增强处理, 导入程序

1.2 神经网络设计

神经网络是由大量神经元(处理单元)广泛连接而成的网络, 不仅可以通过从外部环境中学习并获取知识, 而且其内部神经元具有存储知识的能力。神经网络可以在外界环境的刺激作用下调整网络自由参数, 并以新的方式来响应外部环境。能够从环境中学习并在学习中提高自身性能是神经网络最有意义的性质。常见的复杂环境干扰有拍摄角度造成的几何变形、阴影及光照影响, 车速过快或夜间造成的噪声及模糊的抗干扰能力强。

前馈型 BP 网络的神经元可以实现输入和输出之间的任意非线性映射。如图 1 所示的原理示意图, BP 网络由输入层、隐含层和输出层组成单向传播前向网络, 相邻层之间的神经元以映射的关系完全相连, 同一层内的神经元之间无连接。误差反向传播(BP)模型是的学习的过程分为正向传播和反向传播^[7], 正向传播过程信息从输入层经隐含层传向输出层。如果没有得到期望输出, 则计算输出层误差变化值并转向反向传播, 将误差信号原路反传, 以修改各层神经元的权值使之满足要求。网络映射的能力是通过隐节点的权值调整实现, 隐层节点可以从样本中提取特征, 并存储和学习其内在的规律。

BP 神经网络在理论上能够以任意精度逼近连续非线性函数^[4], 但前提是网络要足够复杂, 同时也需要大量样本, 由此不可避免地增大了计算量。因此, 合理进行网络设计和各项参数的选取显得尤为重要。

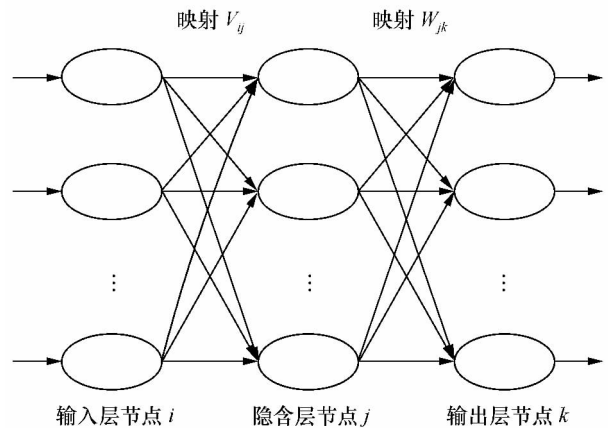


图 1 前馈型网络模型原理示意图

1.2.1 分类器设计

根据文^[8], 对于普通标准车牌, 待识别的字符可分为以下 3 类: 汉字、英文字母和阿拉伯数字。本系统设计 4 类神经网络分类器: 汉字网络识别第一个字符, 英文字符网络识别第二个字符, 英文、数字结合网络识别第三、四、五、六个字符, 数字网络识别第七个字符。通过分类识别的方法, 可以简化神经网络的结构, 提高处理速度。

1.2.2 库单元尺寸设计

在 BP 神经网络中, 需要产生 2 类库——训练库和识别库, 前者用于对神经网络进行训练, 以获得网络中用到的各项参数值, 后者用于容纳识别对象。对于每个库需要明确的库单元尺寸。库单元太大, 计算工作量太大, 浪费内存和时间; 库单元太小, 不能有效反映出不同字符的特征。

根据文^[8], 字符高度为 90 mm, 车牌每个字符的宽度为 45 mm, 字符的高宽比为 2:1。对于训练库, 选择 40×20 (高 \times 宽) 像素的图像; 而对于识别库, 选择高宽比 2:1 的图片, 并不严格要求为 40 像素 \times 20 像素, 而在程序中归一化为 40×20 大小。

1.2.3 神经网络特征提取设计

字符统计特征是从原始数据中提取最相关的信息, 使类内差距极小化, 类间差距极大化^[9]。一般的网络特征提取选择向特定方向投影^[10]。本文在进行识别的过程中, 针对车牌特点, 高效地提出了如图 2 所示的神经网络字符特征:

总体密度 将车牌字符预处理为 40×20 大小

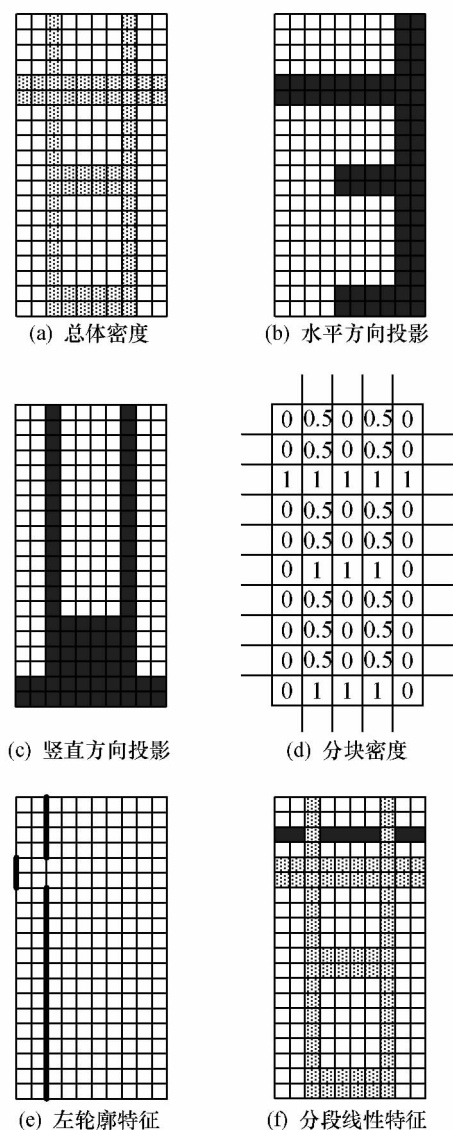


图 2 神经网络特征提取设计

的图片,提取白像素占总像素的百分比作为字符的第一个特征;

像素统计 分为水平方向和竖直方向,输入图像水平方向投影 $H=\{x(i) \mid i=1,2,\cdots,40\}$ 和竖直方向投影 $V=\{y(j) \mid j=1,2,\cdots,20\}$, $x(i)$ 和 $y(j)$ 分别是第 i 行和第 j 列黑色像素点的个数,得到 60 ($40+20=60$) 个相互独立的投影特征(程序中预处理为百分比);

分块密度 将输入图像分成边长为 4 像素的小方块,单个字符块包含 10 行 5 列这样的小块,通过计算每一小块的密度(黑色像素点的个数)得到 50 个相互独立的分块特征;

左轮廓特征 自左向右扫描字符图像,共扫描 40 行,计算第一个黑色像素点与左边界的距离,得到 40 维左轮廓特征;

分段线性特征 对字符的每一行(列)计算分段数,得到 60 ($20+40=60$) 维的分段线性特征。

共得到 211 ($1+60+50+40+60=211$) 个特征向量。该特征向量提取方法能准确地表达不同字符的差别,相对于单纯以像素向量(共 $40 \times 20=800$ 个特征向量)为特征的网络训练,大大简化了网络的数据处理量,缩短了识别时间,提高了识别效率。

1.2.4 神经网络构建设计

通过预处理,将提取的字符特征输入神经网络的训练网络,利用测试集测试训练结果。在本神经网络程序中设计输入神经元 192 个、隐层神经元 25 个,输出神经元 1 个。由于具有多隐层的网络容易使网络运行陷入局部极小值^[11],故采用单隐层网络。隐节点数量少会导致网络学习信息能力差,隐节点数量多会导致缺乏记忆主要信息的能力,混入大量非规律性的次要信息。隐层节点的个数与训练的样本数和噪声等多方面的信息综合确定^[12]。一般取经验公式:

$$p = \sqrt{n+m} + a. \quad (1)$$

其中: n 为输入层神经元个数, m 为输出层神经元个数, p 为隐层神经元个数, a 为修正常数,一般取 1~100 之间的整数。本研究选择隐层神经元 25 个。

取学习率为 0.01,目标误差小于 0.000 1,训练样本取 2 000 个,测试样本取 1 000 个,符合 2 比 1 的有效比例。利用 Matlab 进行模拟,程序主要参数设定如图 3。

```
net1=newff(minmax(tezheng'),[25,1],{'logsig','purelin'},'traingdx',
'learnqdm');
(输入变量tezheng', 隐层神经元25个, 输出神经元1个)
net1.trainparam.epochs=50000; (循环次数50000)
net1.trainparam.goal=0.0001; (目标误差0.0001)
net1.trainparam.lr=0.01; (学习率0.01)
net1=train(net1,tezheng',t); (训练网络)
```

图 3 模拟参数设置

网络学习率的一般有效范围为 0.01~0.8,这里选择较小值 0.01。虽然小的学习率的训练时间长,收敛慢,但是能保证误差最终趋于最小值,对维持系统的稳定性具有重要作用。系统随着循环过程达到自适应的学习率,在 804 次循环时当前学习率为 0.567 88。学习率变化如图 4。

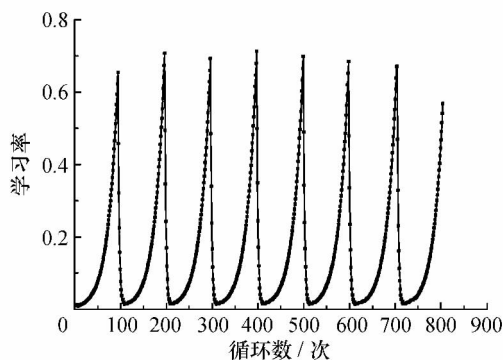


图4 LPR系统学习率变化图

系统梯度下降反向传播的过程如图5。在804次循环时梯度下降为0.002。

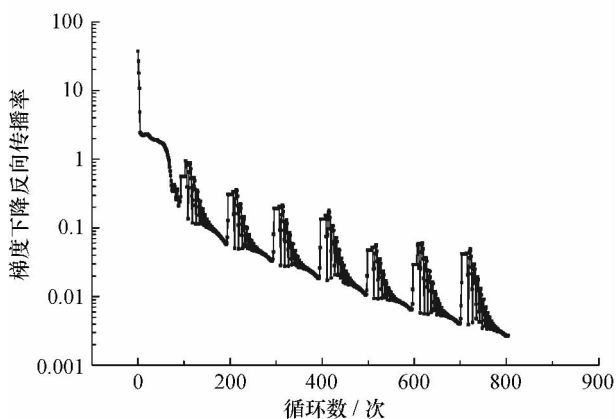


图5 循环过程中梯度下降反向传播图

神经网络处理后期算法收敛,图6为在学习率设定为0.01的情况下,经过804次循环,算法收敛时目标误差趋于0.0001。

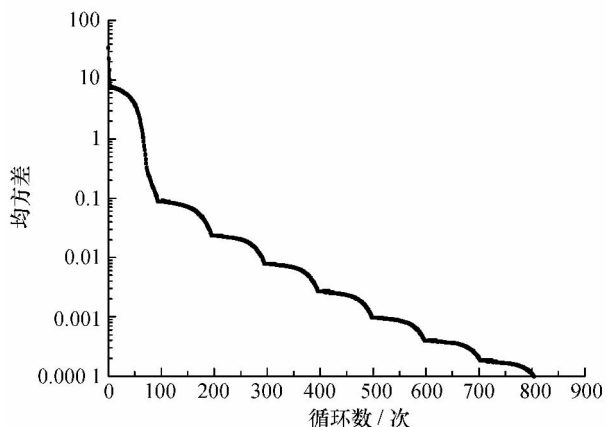


图6 LPR系统程序网络收敛图

系统处理进程中的有效性检验如图7。在804次循环过程中无效数一直为0,系统有效性良好。

本方法的一大优势在于可以区分相似的字符,如B和8,这在模板匹配识别方法需要非常复杂的

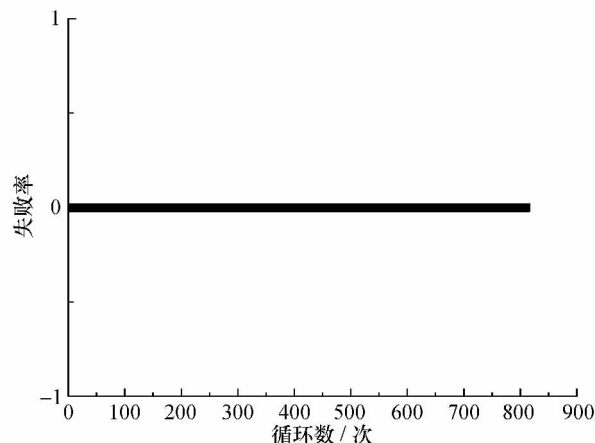


图7 循环过程的有效性检验

程序实现,同时存在效率低下的问题^[13]。现存的模板匹配识别方法通常会采用一些特殊手段处理该问题,如特征区域模板匹配法,将相似字符划分为多个区域进一步提取特征识别^[14],但这一方法会导致程序复杂,降低工作效率。本研究的处理过程可以很好的解决这一问题,由于B在系统进程中处理为26,而8处理为8,较远的处理结果可以避免错误识别。

1.3 神经网络联合模板匹配设计

在神经网络处理的基础上,进行模板匹配的识别处理。模板匹配技术是一种用相关匹配原理确定的匹配函数进行决策的技术。每个字符有一个模板,与待识别字符的点阵距离最小的模板所对应的字符即为所求。特征向量的确定同于BP神经网络的字符特征提取方法,即每个字符向量为211维。

模板匹配过程采用形函数:

$$E(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |S^{ij}(m, n) - T(m, n)|. \quad (2)$$

其中: $S^{ij}(m, n)$ 为模板字符图像的特征向量, $T^{ij}(m, n)$ 为待识别字符图像的特征向量。其中 m 、 n 分别为模板 T 的纵、横方向值, i 、 j 分别为模板 T 在被搜索图 S 中距离原点的纵坐标值和横坐标值。

设定容许误差为 ± 1.5 , 由于待识别字符和其相邻字符的差别非常明显,如6和7(间距为+1,在容许值+1.5之内),在第二阶段嵌入模板匹配的过程不存在干扰问题。规定 $E(i, j)$ 阈值^[15]为3,即如果 $E(i, j)$ 大于3,则拒绝识别。原理如图8。

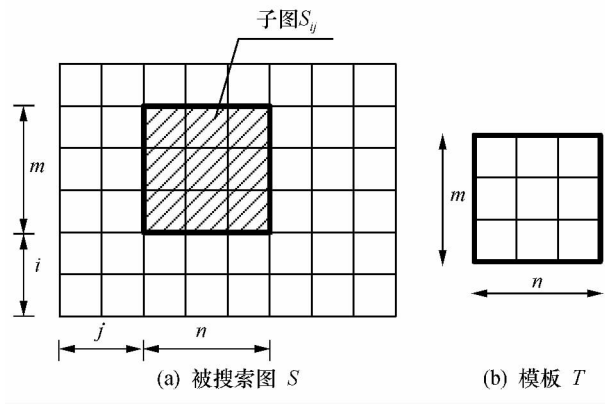


图 8 模板匹配设计原理

2 识别结果分析

这里随机抽取 3 次试验的结果。由下表中的神经网络处理结果行,各个数字的识别结果与标准值均有偏差,无论进行收尾法、去尾法或者四舍五入法,均很难达到高速高效。但各结果偏差均被控制在一定范围内(最大不超过 1.5),且一般待识别字符和其相邻字符的差别非常明显。利用神经网络缩小对象范围,在网络已经收敛的前提下,嵌入模板匹配法进一步识别,大大加快了识别速度。这是本方法的重要理论突破。统计表 2 如下所示。

表 2 神经网络与模板匹配联合处理的随机试验结果

随机试验	试验 1		试验 2		试验 3	
	第 1 阶段 BP	第 2 阶段模板	第 1 阶段 BP	第 2 阶段模板	第 1 阶段 BP	第 2 阶段模板
0	0.420 42	0	0.538 62	0	0.270 37	0
1	0.679 26	1	1.125 64	1	1.559 69	1
2	2.443 67	2	1.784 39	2	2.294 63	2
3	2.139 28	3	4.078 72	3	2.640 81	3
4	3.867 78	4	4.073 04	4	3.857 51	4
5	4.952 76	5	4.970 55	5	4.952 76	5
6	5.005 59	6	5.762 91	6	5.318 91	6
7	6.979 52	7	6.181 21	7	6.618 04	7
8	7.997 95	8	7.148 67	8	7.200 18	8
9	8.580 01	9	8.566 13	9	9.231 69	9

基于 Matlab 平台开发基于 BP 神经网络和模板匹配方法的车牌识别系统(license plate recognition 2011 beta, 简称 LPR 2011),对 1 013 幅在阴暗、强光、雨、雾、雪、污渍、高速行驶等不同环境下获取的图像进行测试,取样地点为北京市海淀区、北京首都机场高速公路、武汉市武昌区、长春市朝阳区等 9 个城市的交通密集市区及高速公路。获得可利用的数字样本 1 000 个,字母样本 630 个,汉字样本 480 个,全车牌样本 400 个。大量的检验结果统计如表 3。

表 3 车牌识别效果汇总

结果	成功数	总数	识别率/%	时间/(ms)
数字	990	1 000	99.0	20
字母	614	630	97.5	20
汉字	467	480	97.3	20
全车牌	389	400	97.2	390

由上表得出本系统的特征如下：

1) 效率高。平均单字符识别时间为 20 ms,平均全车牌处理时间为 390 ms,短于现有商业系统平

均水平。

2) 识别率高。系统总识别率达到 97.2%,适用于多种恶劣条件下的车牌识别。

3) 鲁棒性好。对图像质量要求不敏感,即使图片中车牌处于背光、泛白的情况下(对比度低),或车牌字符出现遮挡、污渍、模糊等情况,本系统均可处理,不会显著影响识别率。

将本文提出的方法(简称联合法)与单一方法对比,统计结果取单字母字符为例,本方法的系统学习时间少,识别时间少,识别率较高,在大批量处理数据过程中具有很大优势,如表 4。

表 4 不同方法的字母字符识别率和识别时间对比

方法	识别率/%	学习时间/min	识别时间/(ms)
联合法	97.5	11.2	20
模板匹配	93.0	—	40
BP 网络	97.8	13.5	25

3 结 论

本文联合应用神经网络和模板匹配的方法对车

牌字符进行识别,在神经网络收敛的基础上嵌入模板匹配方法,发挥单一方法的优点,提高识别速度和准确率。

在第一阶段神经网络学习和识别过程,提出一种新的神经网络字符特征提取方式,仅需提取 211 维特征向量,显著降低数据处理量。

通过编写源代码,开发具有实际识别功能的基于 BP 神经网络和模板匹配方法的车牌识别系统 LPR 2011,验证理论模型的正确性和可操作性。该系统适用于中国大陆所有省份的车牌识别,可以广泛应用于道路、停车场及收费站的自动化实时监管系统。

参考文献 (References)

- [1] Kwasnicka H, Wawrzyniak B. License plate localization and recognition in camera pictures [J]. *Artificial Intelligence Methods*, 2002, **2**(3): 13-15.
- [2] 张忻中. 汉字识别技术 [M]. 北京: 清华大学, 2002.
ZHANG Xinzhong. Chinese Character Recognition Technology [M]. Beijing: Tsinghua University, 2002. (in Chinese)
- [3] 曾宪贵, 黎绍发, 左文明. 特征区域模板匹配法实现汽车牌照的精确识别 [J]. 计算机工程与设计, 2003, **24**(9): 26-27.
ZENG Xiangui, LI Shaofa, ZUO Wenming. Application of characteristic area matching method in realizing accurately recognition of motor vehicle license plate [J]. *Computer Engineering and Design*, 2003, **24**(9): 26-27. (in Chinese)
- [4] Koval V, Turchenko V, Kochan V. Smart license plate recognition system based on imaging processing using neural network [C]// Proceedings of the Second IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems—Technology and Applications. Lviv, Ukraine; IEEE Press, 2003: 123-127.
- [5] PAN Xiang, YE Xiuzi, ZHANG Sanyuan. A hubrid method for robust car plate character recognition [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2005, **18**(8): 963-972.
- [6] 万国红, 王敏, 黄心汉, 等. 基于神经网络的汽车牌照自动识别技术研究 [J]. 计算机工程与应用, 2002, **38**(6): 204-205.
WAN Guohong, WANG Min, HUANG Xinhan, et al. Research on ANN-based automatic recognition of car license plate [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2002, **38**(6): 204-205. (in Chinese)
- [7] Wang S, Lee H. Detection and recognition of license plate characters with different appearances [C]// Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation System. Shanghai: IEEE Press, 2003: 979-984.
- [8] GA36-2007. 中华人民共和国机动车牌规范 [S]. 北京: 中华人民共和国公安部, 2007.
GA36-2007. People's Republic of Motor Vehicle Licensing Norms [S]. Beijing: Ministry of Public Security, 2007 (in Chinese)
- [9] Lam L, Lee S, Suen C. Thinning methodologies—A comprehensive survey [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(9): 869-885.
- [10] Anagnostopoulos C, Anagnostopoulos I, Loumos V, et al. License plate recognition from still images and video sequences; A survey [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2008, **9**(3): 377-391.
- [11] HAN Xiao, MA Siliang, ZHANG Yu, et al. Character recognition of vehicles' license plates based on neural network [J]. *Journal of Jilin University: Science Edition*, 2005, **43**(4): 461-466.
- [12] Sedighi A, Vafadust M. A new and robust method for character segmentation and recognition in license plate images [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**(11): 13497-13504.
- [13] Thome N, Vacavant A, Robinaut L. A cognitive and video-based approach for multinational license plate recognition [J]. *Machine Vision and Applications*, 2011, **22**(2): 389-407.
- [14] Huang Y, Chen C, Chang Y, et al. An intelligent strategy for checking the annual inspection status of motorcycles based on license plate recognition [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(5): 9260-9267.
- [15] 王敏, 黄心汉, 魏武, 等. 一种模板匹配和神经网络的车牌字符识别方法 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2001, **29**(3): 48-50.
WANG Min, HUANG Xinhan, WEI Wu, et al. A method of characters in vehicle number-plate using pattern match and neural networks [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2001, **29**(3): 48-50. (in Chinese)