

# 基于特征投影和交叉覆盖神经网络的车牌识别

宓 浩,张燕平

(安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室,安徽 合肥 230039)

**摘 要:**汽车牌照的自动识别在智能交通系统中占有重要地位,应用前景广阔。在自动识别过程中,牌照中的数字和汉字具有数量少和字体特征固定的特点,故其投影特征明显,利用此性质可以对车牌汉字进行快速分类,但精度不高。神经网络分类准确,且有很强的鲁棒性,但运算量大,识别时间太长且数据不易收敛。文中提出的基于投影和交叉覆盖神经网络的车牌识别方法充分融合利用了两者的优点,克服了各自的不足,达到了较好的结果。

**关键词:**特征投影;汉字识别;车牌识别;交叉覆盖;神经网络

**中图分类号:**TP391.4

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2007)10-0076-04

## License Plate Location Based on Projection Character and Alternate Covering Neural Network

MI Hao, ZHANG Yan-ping

(Ministry of Education Key Lab. of Intelligence Computing and Signal Processing,  
Anhui University, Hefei 230039, China)

**Abstract:** The recognition of vehicle license plate plays a very important role in intelligence transportation system. It has wide application ranges. In automatic recognition process, the Chinese character in the car license has the quantity to be few and the font characteristics are inherent, therefore its projection characteristic is obvious. Using projection characteristic to recognize license plate can be used for rapid classification. But the precision is not high. Neural network classification is accurate, and has strong robustness, but the operation is large, also not easy to restrain. In this paper, license plate location based on projection character and alternate covering neural network method can be used to combine the advantages of them, and overcome the shortcomings of them, so it can achieve better results.

**Key words:** projection character; Chinese characters recognition; license plate recognition; alternate covering; neural network

### 0 引 言

汽车牌照的自动识别作为一种交通信息的获取技术日益受到人们的重视。在车牌的自动识别系统中,关键技术是字符分割和字符识别<sup>[1]</sup>:

第一部分是车牌定位与分割,即从含有汽车的复杂背景中确定车牌区域的位置;

第二部分是车牌识别,而由于我国车牌的特殊性(其中有汉字),所以在字符识别中的重点汉字识别依然是研究的重要课题。

根据《中华人民共和国公共行业标准 GA36-69》,对每个车牌汉字的字体特征都做了明确的规定和说明。据此可以得出其字体特征。这些汉字笔画数不

同,即汉字繁简不同。笔画的分布也不同,有些呈上下分布,有些呈左右分布。可以利用汉字的这些结构和笔画的统计特征来识别汉字。但其中也有一部分汉字结构特征不明显,只利用这些结构特征还不能准确识别车牌汉字。因此可利用它对汉字进行大体的分类,然后再利用神经网络进行准确识别。

神经网络结构复杂,运算量大,不容易收敛,但它具有分类准确的优点,所以在字符识别中仍然被广泛应用。而其中的交叉覆盖神经网络具有结构相对简单,可以对高维数据快速运算,耗时少的特点。故采用它对大致分类后的汉字进行准确的识别。

基于投影和交叉覆盖神经网络的方法进行字符的识别,就是结合了汉字字体特征投影和交叉覆盖神经网络准确识别的各自优点而提出的。首先利用字符投影,对车牌汉字进行粗略的分类,这样就可以有效降低神经网络的结构,使计算量大大降低。这样可以适当增加车牌汉字的特征维数,提高了神经网络分类的准确性。

收稿日期:2006-12-12

基金项目:安徽省自然科学基金(050420208)

作者简介:宓 浩(1981-),男,山东人,硕士研究生,研究方向为智能计算;张燕平,博士,教授,研究领域为人工神经网络、机器学习、人工智能在金融工程中的应用。

## 1 图像预处理

由于光照条件,车牌本身的污浊,车速较快等原因引起的车牌图像模糊,因此要对车牌图进行必要的预处理,预处理部分就是将输入的图像去掉彩色信息,进行灰度化,并对采集的图像进行增强、滤波等操作,目的是突出车牌的最主要特征,以便更好地进行车牌定位和识别的后续工作<sup>[2]</sup>。

## 2 车牌定位

将经过预处理的车牌图像利用边缘检测的定位算法,找出车牌在图像中的准确位置<sup>[3]</sup>。边缘检测定位算法具有定位准确率较高,反映时间快,能有效去掉噪声等特点。首先对车辆图像进行边缘增强,再利用扫描线进行车牌区域的检测。边缘检测的算子利用 Sobel 算子,如图 1 所示。

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

图 1 Sobel 算子模板

## 3 字符矫正、分割和归一化

### 3.1 字符矫正

由于拍摄角度等原因造成了车牌图像的倾斜,则必须给予校正,否则将无法进行单个字符的正确分割,字符识别的误差率会上升。

对字符进行矫正,首先利用数学形态学最基本的腐蚀算子和膨胀算子,运用这些算子及其组合可以对图像结构和形状进行分析和处理。然后利用 Hough 变换矫正倾斜度。矫正的算法步骤描述如下<sup>[4]</sup>:

- \* 图像分割,得到车牌二值图;
- \* 通过图像形态运算、轮廓跟踪将图像冗余信息去除;
- \* 设定一级 Hough 变换取值范围和精度;
- \* 搜索累加器峰值  $A(r_{\max}, \theta_{\max})$ ,并根据  $\theta_{\max}$  旋转图像;
- \* 根据一级 Hough 变换精度设定二级 Hough 变换取值范围和精度;
- \* 搜索累加器峰值  $A(r_{\max}, \theta_{\max})$ ,并根据  $\theta_{\max}$  旋转图像;
- \* 结束。

为了防止在 Hough 变换失效的情况下对车牌得出错误的检测结果,可根据拍摄装置的分辨率和所获得车牌图像的宽度为累加器峰值设置一个阈值。如果边框信息完整,作为贯穿图像的最长线段,累加器峰值

的累加次数不应小于这个阈值,否则表明未能从图像中获得有效的边框信息,Hough 变换矫正失效。

### 3.2 字符分割

基于字符区域纹理特征的切分方法对车牌字符进行切分。这类方法根据字符区域灰度变化频繁,而背景区域灰度变化则相对缓和的特征,通过垂直投影或逐行扫描的方法来确定字符区域和背景区域的分界线从而实现字符的切分<sup>[5]</sup>。

### 3.3 归一化处理

对分割后的车牌进行归一化处理,统一变换成  $16 * 32$  的位图。

## 4 汉字识别

### 4.1 利用投影先将车牌汉字大致分类

#### 4.1.1 获得投影函数

为方便描述假定  $X$  轴上的投影为函数  $f_x$ ,投影到  $Y$  轴上的投影函数为  $f_y$ <sup>[6]</sup>。图像宽为  $m$ ,高为  $n$ 。二值图像为矩阵  $H[n][m]$ 。

$X$  轴上的投影函数  $f_x$  在  $x(x = 1, 2, \dots, m)$  处的值为:

$$f_x(x) = \sum_{i=1}^n H[i][x]$$

$Y$  轴上的投影函数  $f_y$  在  $y(y = 1, 2, \dots, n)$  处的值为:

$$f_y(y) = \sum_{i=1}^m H[y][i]$$

字符像素占有整个图像的比例,用这个参数可以区分简单的车牌汉字和复杂的车牌汉字。

$$\text{density} = \frac{\int_1^m f_x(t) dt}{m * n}$$

#### 4.1.2 波谷的位置确定

对投影函数  $f_x$  和  $f_y$  分别求导,若  $f'_x(x) = \frac{df_x(x)}{dt} = 0$ ,则认为是水平投影的极值点,此时如果  $f'_x(x+1) \leq 0$ ,且  $f'_x(x-1) \geq 0$ ,则可能是波谷,然后再判断  $f_x(x)$  是不是显著的小(如果笔画少的话也会使投影形成波谷,只有函数值  $f_x(x)$  显著的小,才能说明此处汉字笔画不连续)。如果获得的波谷非常靠近上下/左右边界,则删除。

#### 4.1.3 结构分割点

分割点可以衡量车牌汉字的结构特点(例如上下结构的“京”,可以看做是上简下繁的字体)。假设分割点为  $G$ ,则:

$$\text{row} = \frac{\int_0^G f_x(t) dt}{\int_G^G f_x(t) dt}$$

同理:

$$\text{column} = \frac{\int_0^G f_y(t) dt}{\int_G^G f_y(t) dt}$$

#### 4.1.4 较长笔画数的确定

在水平投影函数  $f_x(x)$  中,波峰即为较长竖线,在垂直投影函数  $f_y(y)$  中,波峰即为横线。

分类流程如图 2 所示。

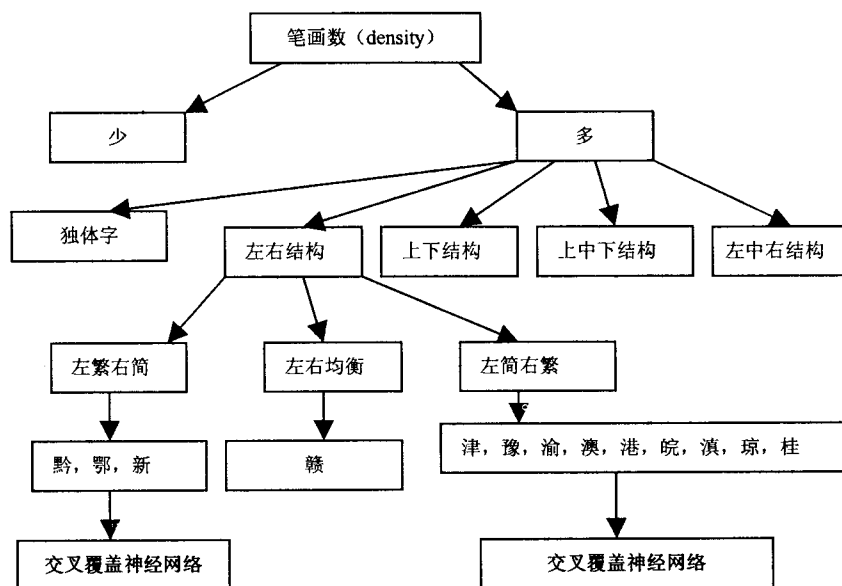


图 2 投影分类过程图

## 4.2 用交叉覆盖神经网络对分类汉字进行准确分类

### 4.2.1 交叉覆盖神经网络算法简介

设  $X$  是分布在  $n+1$  维空间中某个中心在原点的球面  $S^n$  上(若不然,可通过变换:  $T: D \rightarrow S^n: T(x) = (x, \sqrt{r^2 - |x|^2})$  将样本点映射到球面  $S^n$  上,其中  $r \geq \max\{|x_i|\}$  的  $k$  分类样本集)。

设给定一输入集  $K = \{x^1, x^2, \dots, x^k\}$  ( $K$  是  $n$  维欧氏空间的点集), 设  $K$  分为  $s$  个子集  $K^1 = \{x^1, x^2, \dots, x^{m(1)}\}, \dots, K^s = \{x^{m(s-1)+1}, x^{m(s-1)+2}, \dots, x^k\}$ 。现求作一个三层网络  $N$ , 满足: 通过这个网络后, 属于  $K^i$  的点的输出均为“ $y^i$ ”, 其中  $y^i = (0, \dots, 1, 0, \dots, 0)$  (即其第  $i$  个分量为 1, 其余分量为 0 的向量),  $i = 1, 2, \dots, s$ 。

用三层神经网络构造分类器, 等价于求出一组领域, 这组领域能将不同类的点分隔开来。下面, 给出一个称为“交叉覆盖法”的算法<sup>[7]</sup>。其主要思路是: 先求

一个领域  $C^1$ , 它只覆盖  $K^1$  中的点, 而不覆盖  $K^2$  中的点, 然后将被  $C^1$  覆盖的点删去。对余下的点求另一领域  $C^2$ , 它只覆盖  $K^2$  的点, 而不覆盖  $K^1$  的点, 然后将被  $C^2$  覆盖的点删去, …… , 如此交叉进行覆盖, 直到  $K^1$  (或  $K^2$ ) 的点全部被删除为止。设已求得覆盖组  $C^1 \dots C^n$ , 取三层神经网络, 隐层取  $n$  个神经元, 每个神经元为一个覆盖, 第  $i$  个神经元的激励函数为  $C^i$  的特征函数, 输出层取  $k$  个神经元, 第  $i$  个神经元的输入为覆盖第  $i$  类点的覆盖的输出, 这样的三层网络, 就可对  $X$  进行分类。

### 4.2.2 车牌汉字特征提取

根据已经提取到的大小为  $16 \times 32$  的车牌汉字图像, 取图像中各个点的颜色(灰度值), 得到一个 512 维的输入向量, 将输入向量与其期望输出类别作为一个样本放入训练集中, 对每个分类中的样本进行该步骤后, 得到一个分类的样本集, 用作神经网络的学习数据。

此时得到的样本集中的样本均来源于实际车牌图片, 样本的数量和形状均受前期采集工作量的影响, 想要人为采集到尽可能多的样本也不实际。考虑到实际图像中车牌的字符在本质上均来源于同一标准字符, 只是受各种条件影响而产生形变, 因此可以采集一些质量高的图像, 将其中的字符作为标准字符, 按照实测车牌中牌照旋转和形

变的程度范围对其进行旋转和拉伸, 得到一批样本, 称此部分人为构造的样本为附加样本, 将附加样本加入学习样本集。

### 4.2.3 车牌识别网络的训练与识别算法

将所得的样本集按如下的步骤进行学习, 构造交叉覆盖网络, 让机器自己去总结这些样本各自在特征上的相似和差异之处, 从而对新的样本给出较为准确的判断。构造  $k$  分类样本  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$  的覆盖过程如下<sup>[8]</sup>:

① 求学习样本  $X$  中样本的最大模  $r$ , 并将  $X$  中的点投影到中心在原点、半径为  $r$  的球面上。

② 取类别号  $i = 1$ , 构造覆盖  $C(i)$ 。

③ 若  $X$  中没有尚未覆盖的点, 转 ⑧, 否则, 任取  $X$  中尚未被覆盖的一点  $a_i$ 。

④ 按  $H = \max_{x \in x_i} \{< a_i, x >\}$  式计算, 作以  $a$  为中心,  $H$  为阈值的覆盖  $C(a_i)$ 。

⑤ 求  $C(a_i)$  所覆盖的点的重心,并将其映射到球面上,设投影点为  $a_i'$ ,按 ④ 中公式计算其阈值  $\theta'$ ,得球形领域  $C(a_i')$ 。

⑥ 若  $C(a_i')$  覆盖的点数大于  $C(a_i)$  所覆盖的点数,则令  $a_i' \rightarrow a_i, \theta' \rightarrow \theta$ ,返回 ⑤,否则,转 ⑦。

⑦ 求  $a_i'$  的平移点  $a_i''$ ,并求对应的球形领域  $C(a_i'')$ ,若  $C(a_i'')$  覆盖的点数大于  $C(a_i')$  所覆盖的点数,转 ⑤,否则,得  $C(i)$  的一个覆盖;若  $i < k$ ,则  $i + 1 \rightarrow i$ ,转 ③,否则,转 ⑧。

⑧ 训练结束。

将训练好的神经网络用于识别和检验时,采取以下步骤进行识别与检验。将待识别的样本投影到中心在原点、半径为  $r$  的球面上:

对每一个样本  $x$ ,计算:

$$d(x, C(i)) = \max_{c \in C(i)} \{f(x, c)\}$$

其中,  $f(x, C) = \{< \omega, x > - \theta\}$

求  $\max_{c \in C(i)} (x, C(i))$  所对应的  $i$ ,确定样本  $x$  类别。

## 5 英文和数字识别

用交叉覆盖算法对英文和数字进行识别。

## 6 分析及结论

交叉覆盖神经网络算法对车牌汉字具有很高的识

别准确率,但一般由于汉字识别数据量大,造成识别效率不高。笔者提出先利用汉字的特征投影对汉字进行大致的分类,这样对每个神经网络来说,其网络规模大大减小,计算量大大减小,提高了识别效率,同时也保证了识别的准确率。基于投影和交叉覆盖神经网络的车牌识别很好地解决了汉字识别准确率和识别效率的问题。

### 参考文献:

- [1] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社, 2002.
- [2] 陈轩飞,陈志刚. 车牌字符的预处理研究[J]. 现代电子技术, 2005(2):63-65.
- [3] 刘国峰,辛晓辉. 车牌定位常见技术介绍与分析[J]. 电脑知识与技术, 2006(8):105-107.
- [4] 芮 挺,沈春林,张金林. 车牌识别中倾斜牌照的快速矫正算法[J]. 计算机工程, 2004(7):122-124.
- [5] 崔 江,王友仁. 车牌自动识别方法中的关键技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2003(11):260-262.
- [6] 赵春明,石跃祥. 利用投影特征高速识别车牌中的汉字[J]. 计算机工程与应用, 2005(19):207-209.
- [7] 张 铃,张 钺,殷海风. 多层前向网络的交叉覆盖设计算法[J]. 软件学报, 1999(7):737-742.
- [8] 段 震,鲁 杰,张 铃. 基于交叉覆盖神经网络的车牌识别研究[J]. 安徽大学学报, 2004(9):11-14.

(上接第 75 页)

参数,如吞吐率、系统中平均任务数等。

## 6 结 论

面向对象的 Petri 网,不但有 Petri 网的形式化和图形化的优点,而且有面向对象的模块化、可重用性和可维护性等优点,能降低建模的复杂度,提高建模的效率,更好地适应系统地开放性、动态资源重组等功能。因此,面向对象的 Petri 网成为复杂 workflow 模型建模的重要工具。而 workflow 模型的性能分析也是 workflow 系统的一个非常重要的问题。利用文中给出的工作流的 4 种基本结构的性能等价公式,可对 workflow 模型逐步进行性能的等价化简,最终求出整个模型的性能参数。

### 参考文献:

- [1] Murata T. Petri nets: properties, analysis and application[J]. proceeding of the IEEE, 1989, 77(4):541-580.
- [2] Jensen K. An introduction to the theoretical aspects of coloured Petri nets[J]. Lecture Notes in computer science, 1994, 803:230-272.
- [3] Reddy G B, Murty S S N, Ghosh K. Timed Petri nets: an expeditions tool for modeling and analysis of manufacturing systems[J]. Math computer modeling, 1993, 18(9):17-30.
- [4] Georgakopoulos D, Homick M. An Overview of Workflow Management: From Process Modeling to Workflow Automation Infrastructure[J]. Distribute and Parallel Databases, 1995 (3):119-153.
- [5] Englist S L. Coloured Petri nets for object-oriented modeling [D]. Brighton: Univ. of Brighton, 1993.
- [6] Kgv K Y, Joo P S. OP Nets: an object-oriented high-level Petri nets modeling for real-time system modeling[J]. Journal of System Software, 1993, 20(1):69-86.
- [7] 卡耐基梅隆大学软件工程研究所. 能力成熟度模型 (CM-M): 软件过程改进指南[M]. 刘孟仁译. 北京:电子工业出版社, 2001.
- [8] Fan Yu-shun. The basis of Workflow Technology[M]. Beijing: Tsinghua University press, 2001:140-144.
- [9] 林 闯,田立勤. 工作流系统模型的性能等价分析[J]. 软件学报, 2002, 13(8):1472-1480.