

# 基于结构特征和灰度特征的车牌字符识别方法

罗辉武 唐远炎 王 翊 蓝利君  
(重庆大学计算机学院 重庆 400044)

**摘 要** 提出了基于结构特征和灰度像素特征的车牌字符级联识别方法。为提高车牌字符识别性能,分别在车牌二值小字符图像上提取结构特征和直接利用 PCA 降维后的车牌二值小字符图像的像素特征作为输入,用支持向量机(SVM)将其映射至高维空间分别进行分类,取两者中置信度高的结果作为预分类结果。当分类结果为“8”、“B”这类易混的字符时,取对应的灰度小字符图像像素值作原始特征,用 PCA 降维后再次用 SVM 进行分类,分类结果作为最后的二次分类结果。若为“0”、“D”时,则再次利用结构特征分类器做最后分类。该算法被用于台湾地区车牌的字符识别系统中,实验表明它能有效提高易混字符的识别正确率,具有很高的识别性能,应用前景广泛。

**关键词** 主成分分析(PCA),级联分类器,SVM,车牌字符识别

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

## License Plate Character Recognition Based on Structural Features and Grayscale Pixel Features Algorithm

LUO Hui-wu TANG Yuan-yan WANG Yi LAN Li-jun

(Department of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract** This paper proposed a new method based on the structural features and gray-scale features. To get a higher performance, the structural features and binary pixels features were extracted from the binary images respectively. These features were mapped to the high dimensional space through SVM to get the category. Gray pixels features were needed as an input of SVM while the category was “8” or “B”. If the category was “0” or “D”, we used the 0D-classifier to classify it again. The algorithm was used to classify the license plate char images. Experiment shows that the algorithm can effectively improve the recognition rate of confusing characters with nice recognition rate and high performance. The algorithm has a broad application prospects.

**Keywords** Principal component analysis(PCA), Cascade classifier, SVM, License plate recognition

## 1 引言

随着智能交通事业的发展,汽车牌照自动识别技术已成为模式识别领域的一大研究热点。一般地,典型的车牌识别系统可由 4 大模块组成:车牌图像获取模块、车牌自动定位模块、车牌字符分割模块和车牌字符识别模块。其中,车牌字符识别模块作为车牌识别系统和核心模块之一,其识别结果正确与否直接影响整个车牌识别系统的性能高低。在基于 PCA 的车牌识别技术研究领域,大量学者提出了各种有效的方法<sup>[1-5]</sup>。罗鑫等<sup>[6]</sup>提出 PCA 的多模板字符识别算法,建议把提取出来的字符特征用 PCA 降维后采用 K-均值法首先将字符聚为多类,再用欧氏距离实现多模板匹配。邹明明等<sup>[8]</sup>引入互相关算子,计算出互相关算子最大的对应模板为最佳匹配模板。随着对分形研究的进展,更有学者提出了一些较前沿的方法,如甘龙等<sup>[8]</sup>则将分形维数引入到车牌识别上来,用字符的分形维数直接识别车牌的字符。

实时车牌识别系统对速度和时效性的要求苛刻。在实际场景中车牌污染严重的现象时有发生,此外,随着车牌使用年

代的久远,车牌褐色现象并不鲜见。实际上,在进行车牌图像的捕获时,还会受各种天气影响,如在阴天、阳光暴晒、雨天、白天和夜间捕获到的车牌图像明显有差别。本文研究中所用的车牌图像均为作者在参加实际项目开发的实践中使用到的车牌图像,它们均摄取于台湾地区,包含晴天、阴天、遮阴、夜间等各种天气场景下的车牌图像。

因环境差异而得到的车牌图像也会有很大差别,本文拟在二值的车牌小字符图像和灰度小字符图像上进行字符识别算法的研究。二值图像可能存在缺失的结构特征,但在二值图像上进行特征提取和识别具有计算简单且识别速度快的特点,这正好吻合实时车牌系统对时间响应的要求。同时,灰度图像具有原始字符的完整信息,相比二值图像,灰度图像直接减少图像变换后带来的特征丢失,理论上它的结果更为可靠。为适应车牌环境差异和实时车牌处理系统及要求,本文提出如下的串行分类器思想,即先在二值的车牌字符图像中提取 84 维结构特征,同时直接用该二值图像的像素值作为输入特征,用 PCA 方法对特征空间直接降维至 50 维,分别对结构特征和 PCA 降维后的二值像素特征用 SVM 映射至高维

到稿日期:2010-12-09 返修日期:2011-03-21

罗辉武(1984-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理,E-mail:luohuiwu\_114@163.com;唐远炎 男,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别;王 翊 男,博士生;蓝利君 女,硕士生。

空间进行分类。根据 SVM 分类结果和返回的置信度,取置信度高的识别结果作为最后的识别结果。在后处理阶段,如果分类的结果是“8”、“B”、“0”、“D”这一类比较易混的特殊字符时,对于“8”“B”类,再次用灰度图像的像素值作为输入,用 PCA 直接降到 50 维后再次利用 SVM 识别的结果作为最后识别结果;而对于“0”“D”,我们从结构上再次进行二次分类。流程如图 1 所示。

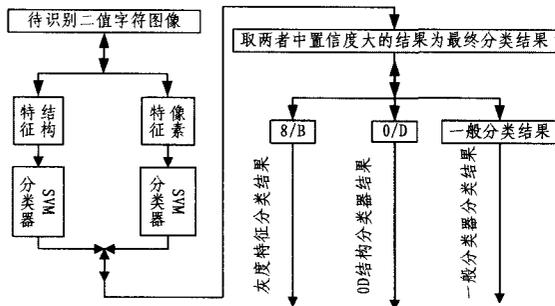


图 1 分类器结构流程图

## 2 主成分分析方法(PCA)

PCA 考虑的是样本模式的特征空间,将源图像投影到特征空间后,得到一种代表图像部分或全部特征的数据集合。它提取到的特征线性无关,且将数据维数降到特征空间的维数,达到特征提取和数据降维的目的。

令  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为  $n$  个  $d$  维的样本特征向量,取平方误差准则函数<sup>[9]</sup>如下:

$$J(x) = \sum_{k=1}^m \|\vec{x} - \vec{x}_k\|^2 \quad (1)$$

则通过样本中心的直线方程可表示为  $\vec{x} = \vec{m} + a\vec{e}$ 。其中:

$$\vec{m} = \frac{\sum_{k=1}^n \vec{x}_k}{n} \quad (2)$$

式中,  $\vec{m}$  为样本特征向量中心,  $\vec{e}$  为通过样本中心的直线上的单位向量,  $a$  为偏移量。为找到  $\vec{e}$  的最优方向,引入散度矩阵形式如下:

$$S = \sum_{k=1}^n (x_k - \vec{m})(x_k - \vec{m})^T \quad (3)$$

将其代入式(1),即可得到误差函数为:

$$J(x) = -e^T S e + \sum_{k=1}^n \|x_k - \vec{m}\|^2 \quad (4)$$

引入拉普拉斯算子:

$$u = e^T S e - \lambda(e^T e - 1) \quad (5)$$

对其求导后有:

$$\frac{\partial u}{\partial e} = 2S e - 2\lambda e \quad (6)$$

这说明散度矩阵最大特征值对应的特征向量作投影  $e$  的方向即为最佳方向。

PCA 利用线性变换技术,将高维输入向量转换为成分无关的低维向量。为实现这一过程,PCA 使用一种称为奇异值分解(SVD)的矩阵分解技术<sup>[10]</sup>。

给定一个矩阵  $X$ , 设秩为  $r$ :  $\text{rank}(X) = r$ , 则存在一个  $N \times N$  的单位矩阵  $U$  和  $V$ , 满足如下形式:

$$X = U \begin{bmatrix} \Lambda^{1/2} & O \\ O & 0 \end{bmatrix} V^H \quad Y = \begin{bmatrix} \Lambda^{1/2} & O \\ O & 0 \end{bmatrix} = U^H X V \quad (7)$$

式中,  $\Lambda^{1/2}$  的元素为  $\sqrt{\lambda_i}$ ,  $\text{rank}(\Lambda^{1/2}) = r$ ,  $\lambda_i$  为  $X^H X$  的非 0 特

征值,  $O$  为一零矩阵,  $Y$  为一对角矩阵。

由上式可得:

$$X = \sum_{i=0}^{r-1} \sqrt{\lambda_i} u_i v_i^H \quad (8)$$

式中,  $u_i, v_i$  分别为  $U$  和  $V$  的前  $r$  列,即为  $XX^H$  和  $X^H X$  的特征向量。 $X$  的展开式(8)称为  $X$  的一个奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD), 或称为  $X$  的谱表示<sup>[6]</sup>。

如果取前  $k$  个分量逼近  $X$ :

$$\hat{X} = \sum_{i=0}^{k-1} \sqrt{\lambda_i} u_i v_i^H, k \leq r-1 \quad (9)$$

则  $\hat{X}$  就成为  $k$  个秩为  $r$  的  $N \times N$  独立矩阵的和的形式,逼近误差有如下形式:

$$\epsilon^2 = \sum_{i=k}^{r-1} \lambda_i \quad (10)$$

显然以降序形式排列特征值:  $\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_{r-1}$ , SVD 分解将给出在展开式中给定的值  $k$  的最小方差。这个特性使得 SVD 分解具有良好的信息压缩性质。

通过上面的分析可知,完整的 PCA 算法可描述如下:

(1) 设训练样本数为  $N$ , 样本特征为  $\vec{x}(i=1, 2, \dots, N)$ , 则样本均值为:

$$\vec{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{x}_i \quad (11)$$

(2) 由样本均值  $m$  和训练样本计算特征空间的协方差矩阵  $R$ :

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\vec{x}_i - \vec{m})(\vec{x}_i - \vec{m})^T \quad (12)$$

(3) 对协方差矩阵做奇异值分解:

$$R = U \Lambda V \quad (13)$$

得到  $R$  的特征向量  $u_s (s=1, 2, \dots, p)$  及对应的特征值  $\lambda_s (s=1, 2, \dots, p)$ 。

(4) 对特征值降序排列 ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ ), 设最后降至  $m$  维, 则取前  $m$  个特征向量  $u_1, u_2, \dots, u_m$ , 令  $U^T = (u_1, u_2, \dots, u_m)$  为投影矩阵。

为了使  $m$  的选取科学,可采用满足以下准则函数的  $m$ :

$$\frac{\sum_{s=1}^m \lambda_s}{\sum_{s=1}^p \lambda_s} \leq r_1, \frac{\lambda_m}{\lambda_p} \leq r_2, 0 < r_1, r_2 < 1 \quad (14)$$

取  $m$  为使式(14)成立的最小正整数。

(5) 对一特征向量  $\vec{x}_i$  做重构空间  $L'$  的投影,得到降维后的特征向量:

$$\tilde{x}_i = U^T \vec{x}_i \quad (15)$$

## 3 支持向量机(SVM)

Vapnik 和 Corinna Cortes 于 1995 年在统计学习理论基础上提出了一种新的分类方法——支持向量机分类(SVM)。SVM 自提出到现在已大量应用于模式识别的各项任务中,在解决小样本分类问题上表现出许多特有的优势,在函数拟合等其他机器学习等高级主题中也能见到它的踪影。与神经网络学习算法相比,它能有效克服小数据集学习过程中带来的过学习与欠学习问题。它的决策平面是最优的超平面决策平面,具有惟一性。

最早实现的 SVM 是用于解决二分类问题的。多类问题一般转化为两种类型:一对多类型和一对一类型。对于一对多类型的 SVM<sup>[3]</sup>,构造  $k$  个分类器,第  $i$  个分类器把训练样本的第  $i$  类看作正实例,其余的统一视为负实例。因此,如果

给定  $l$  个训练样例  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l), x_i \in R^n, i=1, 2, \dots, l, y_i \in \{1, 2, \dots, k\}$  为  $x_i$  的类标, 则第  $i$  个分类器构造如下的优化目标函数。

$$\begin{aligned} \min_{w^i, b^i, \xi^i} & \frac{1}{2} (w^i)^T + C \sum_{j=1}^k \xi_j^i (w^i)^T \\ (w^i)^T \Phi(x_i) + b^i & \geq 1 - \xi_j^i, \text{ if } y_i = i \\ (w^i)^T \Phi(x_j) + b^i & \leq -1 + \xi_j^i, \text{ if } y_i \neq i \\ \xi_j^i & \geq 0, j=1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (16)$$

训练样本将通过函数  $\Phi(x_i)$  被映射到高维空间,  $C$  为硬间隔参数, 最小化函数等价于最小化  $2/\|w^i\|$ , 即两组数据的间隔最大。当训练样本线性不可分时, 用  $C \sum_{j=1}^k \xi_j^i (w^i)^T$  项来抑制训练误差。解出上式优化函数后, 即可获得  $k$  个决策函数。

$$(w^i)^T \Phi(x) + b^i, i=1, 2, \dots, k \quad (17)$$

测试样本归到决策函数最大值的那个类中:

$$x \text{ 类别} = \arg \max_{i=1, \dots, k} ((w^i)^T \Phi(x) + b^i) \quad (18)$$

本文所用的支持向量机类型为二对多类型的 SVM。对于一对一类型的 SVM, 请参考其他介绍资料<sup>[3]</sup>。

#### 4 基于二值字符图像的结构特征提取

字符的结构特征因计算简单、分类效果显著而成为不可或缺的一类识别算法之一。台湾车牌由于其全部由字母和数字共 36 个字符组成, 这 36 个字符结构简单, 利用其结构特征直接进行识别是一个极好的思想。下面简要介绍本文所提到的结构特征。以下讨论的结构特征均是在车牌二值字符图像上进行提取的特征, 适用于台湾二值车牌字符。

##### 4.1 ET1 特征

ET1 特征即是从图像边缘开始到第一个白像素点的像素数(见图 2), ET1 描述的是字符结构的外轮廓信息。为了计算需要, 实际计算时常采用分块的方法, 将图像在横向和纵向方向分别分块, 并计算每一块区域内的 ET1 特征, 把该区域内的所有 ET1 特征作为该块的 ET2 特征, 如图 2 所示。

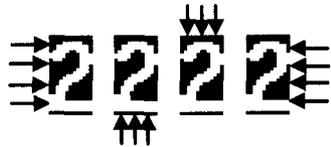


图 2 ET1 特征

假设一幅图像在横向上被划分为  $n_H$  块, 则左右两个方向可提得  $2n_H$  个 ET1 特征; 若纵向上被划分为  $n_V$  块, 则在上下两个方向上可提得  $2n_V$  个 ET1 特征。这样, 一幅图像可以在 4 个方向共提得  $2(n_V + n_H)$  个 ET1 特征。

##### 4.2 DT12 特征

与 ET1 特征不同, DT12 特征描述的是物体内部的结构信息。DT12 特征从第一个由白变化到黑的像素点开始计算, 到第二个从黑到白的像素点结束, 在这两个像素之间的像素个数作为 DT12 计算结果, 如图 3 所示。



图 3 DT12 特征

假设一幅图像在横向上被划分为  $n_H'$  块, 则左右两个方

向可提得  $2n_H'$  个 DT12 特征; 纵向上被划分为  $n_V'$  块, 则在上下两个方向上可提得  $2n_V'$  个 DT12 特征。这样, 一幅图像可以在 4 个方向共提得  $2(n_V' + n_H')$  个 DT12 特征。

#### 4.3 Jumping 特征

ET1 和 DT12 反映字符内外结构信息, Jumping 特征则反映字符笔画变化次数。一幅输入的二值字符图像, 其 Jumping 特征按如下方法进行计算:

(1) 将一幅  $N_1 \times N_2$  的图像区域按行平均分为  $n_h$  个区域:  $J_1, J_2, \dots, J_{n_h}$ , 则每块子区域含有  $\lfloor N_1/n_h \rfloor$  行像素。

(2) 计算每行中像素从白到黑或者从黑到白变化的次数  $j_i, (i=1, 2, \dots, n_h)$ , 得到横向方向  $n_h$  维特征, 记为  $J_h = \langle j_1, j_2, \dots, j_{n_h} \rangle$ 。

(3) 同理, 在纵向方向得到  $n_v$  块, 得到纵向方向的  $n_v$  个特征, 记为  $J_v = \langle j_1, j_2, \dots, j_{n_v} \rangle$ 。两个方向的  $n_h + n_v$  维特征共同构成了该二值字符图像 Jumping 特征。

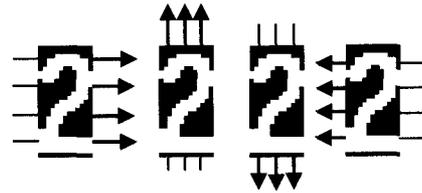


图 4 Jumping 特征

#### 4.4 基于结构特征的字符识别

用以上讨论的方法分别在二值待识别字符图像的上下左右 4 个方向提取了 28 个 ET1 特征  $F_{ET1}$ 、28 个 DT12 特征  $F_{DT12}$  和 28 个 Jumping 特征  $F_{Jumping}$ 。这 28 个特征构成 84 维结构特征向量  $\vec{F} = \langle F_{ET1}, F_{DT12}, F_{Jumping} \rangle$ 。将  $\vec{F}$  直接用 SVM 进行训练和识别, 返回分类类标和相应的识别置信度。

#### 5 基于二值字符图像的 PCA 特征提取

车牌灰度字符图像经过二值化处理后, 将二值待识别字符图像统一归一化尺寸大小为  $32 \times 18$ 。为了消除小斑点造成的影响, 在归一化前用外围轮廓法进行一次滤波处理<sup>[6]</sup>, 滤波算子模板设计如图 5 所示。

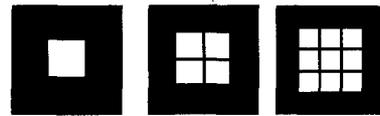


图 5 外围轮廓滤波模板

外围轮廓检测算子不仅可以去除字符周边的黑色噪声, 还可以去除字符笔划内出现的白点, 经过去噪处理后的图像保持外围轮廓形状不变。算法具体操作过程如下:

针对  $n \times n$  模板, 判断:

$$P = \sum_{i=1}^{4n-4} p_i, p_i = \begin{cases} 1, & \text{黑点} \\ 0, & \text{白点} \end{cases} \quad (19)$$

式中,  $p_i$  为原图对应于模板位置  $i$  的像素值。当  $P=1$  时, 白色区域内填充白色;  $P=4n-4$  时, 黑色区域内填充黑色。算法逐点扫描原图像, 模板外围为同一颜色时, 模板内部无论为何种颜色一律填充外围颜色。

经过噪声抑制的字符图像还可能沾上车牌边框等小杂质。为此, 对字符进行一次连通域检测。当连通域数多于 2 个以上时, 保留最大的连通域为字符区域。实际上在应用中发现, 当字符中间出现断裂时, 会带来很大的误判。克服的办

法是,在用 SVM 进行分类时,根据反馈回来的置信度决定次最大连通域块的保留或舍弃,即在检测到图像存在两个以上形状相似的连通域时,分别对原始二值图像和经过处理的二值字符图像用 SVM 分类并返回置信度,识别结果取置信度较大的对应的二值图的识别结果作为最后的识别结果。

对字符噪声抑制和连通域检测后,将图像归一化到尺寸大小为  $32 \times 18$ ,用 PCA 降维至 50 维后送入 SVM 进行分类即可,返回字符图像的所属类标和对应的置信度。

不妨设待识别图像为  $\vec{x}_i$ ,根据前面讨论,可采用主分量的前  $d$  维基向量张成的子空间来描述图像,则图像  $\vec{x}_i$  的重构公式为:

$$\hat{\vec{x}}_i = \sum_{k=1}^d u_k^T \vec{x}_i u_k \quad (20)$$

带来的均方误差(MSE)为:

$$\xi = E\{(\vec{x} - \hat{\vec{x}})^T (\vec{x} - \hat{\vec{x}})\} \quad (21)$$

## 6 基于灰度车牌字符图像的 PCA 特征提取

灰度图像保存了原始字符的完整灰度信息,克服了二值字符图像在二值化过程中带来的结构性缺失、局部断裂或局部带噪的缺点。因此,直接利用灰度图像进行识别是一个很好的方法。

为消除光照不一致带来的影响,须对灰度图像进行一次滤波操作。本文采用直方图均衡化的办法。此外,有相关的研究<sup>[2]</sup>指出可采用 Garbor 滤波器来进行某一特定方向上的增强,但由于 Garbor 滤波算子计算耗时,兼顾实时车牌系统中时间和空间存储方面的考虑,本文没有采用这一算法。

经过增强后的图像中可能含有杂斑等影响字符识别性能的污染杂质,因此有必要再进行一次字符区域的紧致。本文先将灰度图像进行简单二值化,阈值采用最大类间方差方法<sup>[11]</sup>计算得到(即 OTSU 阈值)。紧致过程如下:

- (1)输入二值小字符图像对应的灰度小字符图像;
- (2)标记二值小字符图像的连通域,如果有多个边通域,保留最大的连通域作为字符区域;
- (3)保留灰度图像中字符区域相对应的部分,将其它区域去除。

紧致图像字符区域后,我们利用双线性插值技术把图像大小统一归一化为  $32 \times 18$ ,然后用第 2 节讨论的方法将维数降至 50 维(经过我们的实验,50 维的特征向量映射到 SVM 的高维空间后分类效果最显著),用降维后的特征作为输入特征送入 SVM 做分类,返回分类类标和置信度。

## 7 实验结果与分析

本文采用的车牌字符图像均来源于台湾地区车牌图像,作者在参与科研项目——台湾车牌识别系统的过程中建立了各种环境(晴天、夜间、阴天、夜晚)、各种拍摄模式(从汽车前面摄取车牌图像和从汽车后面摄取车牌图像)、各种车型(主要包括汽车、出租车、摩托车、公交车等)的测试库。实验中用到的测试字符图片是从这些测试库中经过车牌分割后得到的图片中挑选出来的。一个车牌图像经分割后,保存下来的字符车牌图片包括一组二值车牌字符图像、一组灰度字符图像和一组原始车牌的彩色车牌字符图像。

实验中共选用了 9,070 张字符图片,其中每类字符的训

练库包含约 50 张图片。另外,“1”“1”“0”“0”的训练集和测试集不加区分(即“1”“1”视为同一类,“0”“0”视为同一类别)。该套字符包含一组二值字符图像和一组灰度字符图像。

测试结果如表 1 所列。

表 1 数字识别情况一览表

	结构特征	二值 PCA	灰度 PCA	本文方法
召回率(%)	96.34%	68.69%	67.20%	99.37%
精度(%)	97.40%	92.53%	92.09%	99.37%
平均耗时(ms/张)	2.47	0.65	1.29	2.1

表 2 字母识别情况一览表

	结构特征	二值 PCA	灰度 PCA	本文方法
召回率(%)	96.87%	87.19%	87.37%	99.08%
精度(%)	98.22%	89.67%	88.68%	99.35%
平均耗时(ms/张)	2.94	0.91	1.40	1.52

图 6 给出各类字符识别的召回率统计曲线;图 7 给出各类字各个字符识别的精度统计曲线。

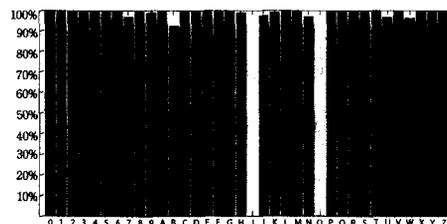


图 6 各类字符识别的召回率统计曲线

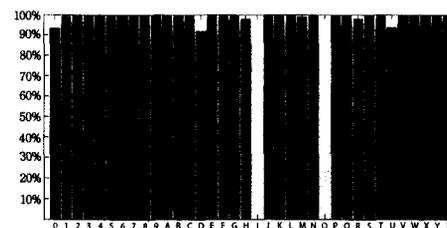


图 7 各类字符识别的精度统计曲线

由实验可知,在兼顾了时间和识别性能以后,本方法取得了很好的成效。各种字符的召回率和精度都能达到 99% 以上。此外,本方法耗时短、识别速度快,特别适合用作实时车牌识别系统中的一个识别模块。

**结束语** 结构特征具有简单、明显、分类显著的特点,直接用 PCA 降维后的二值图像作特征输入,易受二值化时噪声污染的影响,用 PCA 降维后的灰度特征作输入又易受源图像光照不均、局部模糊等影响。在识别时间有限的情况下,如何把结构特征及图像的像素特征结合起来进行高效识别,是作者下一步研究的课题。本文探讨了综合结构特征及 PCA 算法降维后的像素特征的车牌字符识别性能及其比较。易知,在级联了结构特征及像素特征后,车牌字符识别率在得到提高的同时,兼顾了 PCA 降维算法耗时短的优点。本算法适用于车牌实时处理系统中车牌字符的识别模块,在实际应用中可考虑与汉字识别算法相结合,使识别率得到本质的提高。

## 参考文献

- [1] Fang B, Leung C H, Tang Y Y, et al. Offline signature verification with generated training samples[J]. IEEE Proc. -Vis. Images Signal Process, 2002, 149(2)

- [12] Park H-H, Grings A, Santos M V D. Parallel hybrid evolutionary computation; automatic tuning of parameters for parallel gene expression programming[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 201: 108-120
- [13] 邓松, 王汝传, 张羽, 等. 基于并行基因表达式编程的网格资源分配算法[J]. 电子学报, 2009, 37(2): 272-277
- [14] 都志辉. 高性能计算并行编程技术——MPI并行程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001
- [15] Cuvillo J D, Zhu W, Gao G R. Landing OpenMP on cyclops64: an efficient mapping of OpenMP to a Many-core System on a Chip [C]//Proceedings of CF'06. Ischia, Italy, 2006: 41-60
- [16] 王小平, 曹立明. 遗传算法: 理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002
- [17] 王文义, 秦广军, 王若雨. 自适应的多种群并行遗传算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2006, 15: 78-81
- [18] 赖鑫生, 张明义. 基于渗透原理迁移策略的并行遗传算法[J]. 计算机学报, 2005, 28(7): 1146-1152
- [19] Blake C L, Merz C J. UCI repository of machine learning databases[OL]. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>, University of California, Irvine, Department of Information and Computer Sciences, 1998

(上接第 270 页)

- [2] Lin Bo, Fang Bin, Li Dong-hui. Character Recognition of License Plate Image Based on Multiple Classifiers[C]//Proceedings of the 2009 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Baoding, July 2009: 12-15
- [3] Hsu C-W, Lin C-J. A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2)
- [4] Wang Shen-zheng, Lee H-J. A Cascade Framework for a Real-Time Statistical Plate Recognition System[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2007, 2
- [5] Guo Jing-ming, Liu Yun-fu. License Plate Localization and Character Segmentation with Feedback Self-learning and Hybrid Binarization Techniques [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(3)
- [6] 罗鑫, 吴炜, 杨晓敏, 等. 一种基于 PCA 的多模板字符识别[J]. 电子测量技术, 2007, 30(1)
- [7] 邹明明, 卢迪. 基于改进模板匹配的车牌字符识别算法实现[J]. 研究与开发, 2010, 19(1)
- [8] 甘龙, 高隼, 梁栋, 等. 基于分形维数的车牌字符识别[J]. 中国公路学报, 2002, 15(4)
- [9] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification[M]. China Machine Press, 2009: 94-95
- [10] Theodoridis S, Koutroumbas K. Pattern Recognition (Third Edition)[M]. Publishing House of Electronics Industry, 2008: 177-180
- [11] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66
- [12] 邹岚, 张桂林. 主成分分析方法(PCA)在车辆牌照识别中的应用[J]. 计算机与数字工程, 2007, 35(3)
- [13] 杨晓敏, 周强, 吴炜, 等. 基于支持向量机的车牌字符识别[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2009, 46(4)

(上接第 281 页)

表 2 推荐参数对应的识别率及消耗时间

	0(%)	1(%)	2(%)	3(%)	4(%)	5(%)	6(%)
$n_1=14$	100	90.00	100	96.67	100	100	93.33
$n_2=13$	93.33	76.67	66.67	70.00	93.33	96.67	100
(8,83)	100	100	100	100	95.00	100	100
(9,93)	100	95.00	100	100	100	100	100
(9,96)	100	100	100	100	95.00	100	100
	7(%)	8(%)	9(%)	识别率 (%)	训练时间 (s)	测试时间 (s)	
$n_1=14$	100	90.00	100	97.00	2.275	5.518	
$n_2=13$	96.67	83.33	93.33	87.00	2.226	4.428	
(8,83)	100	95.00	100	99.00	4.619	0.908	
(9,93)	100	95.00	100	99.00	4.084	1.000	
(9,96)	100	100	100	99.50	4.055	0.990	

**结束语** 本文介绍了基于统计分析理论的手写数字识别, 首先提出了基于投影间隔比率和间隔变化的特征提取方法, 然后从信息论的角度分析特征提取, 提出了基于旋转投影的识别方法。最后理论分析和实验证明了旋转投影在特征数量相同的情况下具有更高的识别率, 并且解决了倾斜数字的识别问题。在今后的工作中, 将对几何结构和统计分析相结合的数字识别方法作进一步研究。

### 参考文献

- [1] Gonzalez, Woods. Digital Image Processing[M]. New Jersey: Prentice Hall Publisher, 2008
- [2] 求是科技. Visual C++ 数字图像处理典型算法及实现[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2006
- [3] 盛骤, 谢式千. 概率论与数理统计(第 4 版)[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008
- [4] 付庆铃, 韩力群. 基于神经网络的手写数字识别[J]. 北京工商大学学报: 自然科学版, 2004, 122(13): 44-45
- [5] 耿西伟, 张猛, 沈建京. 基于结构特征分类 BP 网络的手写数字识别[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(1): 130-132
- [6] 罗成, 孙越恒. 基于加强贝叶斯分类的手写数字识别[J]. 微处理机, 2009(03): 77-79
- [7] 宫淑兰. 手写数字识别的研究与应用[D]. 青岛: 山东大学, 2006
- [8] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification (Second Edition)[M]. New York: John Wiley & Sons, 2001
- [9] Webb A R. Statistical Pattern Recognition (Paperback) (2nd Edition)[M]. New York: John Wiley & Sons, 2002
- [10] Duda R O, Hart P E. Pattern Classification and Scene Analysis [M]. New York: John Wiley & Sons, 1973
- [11] (美) Mitchell T. 机器学习[M]. 曾华军, 张银奎, 译. 北京: 机械工业出版社, 2003
- [12] Bloch G, Lauer F, Ching Y, et al. A trainable feature extractor for handwritten digit recognition[J]. Pattern Recognition, 2007, 40