

# SVM 多类分类器在车牌字符识别中的应用

王伟, 马永强, 彭强

(西南交通大学 信息科学与技术学院, 四川 成都 610031)

**摘要:**为解决普通支持向量机多类分类器对车牌字符识别准确率低、速度慢等问题,研究了基于支持向量机二叉分类树的车牌字符识别算法。根据车牌字符的结构特征提出了利于字符分类的粗像素特征提取方案,并对字符进行相应的特征提取,通过 KL 变换对生成的特征向量进行降维处理以提高字符识别速度,最后利用 Fisher 判别准则构造支持向量机二叉分类树,保证每类字符均具有最大可分离性,提高了字符识别率。对车牌字符集进行了识别测试,实验结果表明了该算法的可行性和有效性。

**关键词:**支持向量机; 特征向量; 字符识别; KL 变换; 二叉树

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-7024(2011)09-3166-04

## Application of SVM multi-classifier on license plate character recognition

WANG Wei, MA Yong-qiang, PENG Qiang

(College of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** To solve the problems of low accuracy and speed of License Plate character recognition based on general support vector machine multi-class classifier effectively, an algorithm of character recognition based on support vector machine binary classification is studied. Firstly, the scheme of coarse pixel feature extraction is proposed, which is helpful for character classification according to the structure of character, and then, character image features are extracted by coarse pixel feature algorithm and the primitive feature vectors will be acquired and decreased by KL transformation to improve the speed of character recognition. Finally, the Support Vector Machine binary classification trees based on Fisher criterion are built, which can guarantee the maximal class separability of every character set and improve recognition accuracy. In the experiment of character recognition, the results show the feasibility and effectiveness of the algorithm.

**Key words:** support vector machine; feature vector; character recognition; KL transformation; binary tree

## 0 引言

车牌识别技术是智能交通系统的重要组成部分,典型的车牌识别系统包括车牌定位、字符分割与字符识别等3个部分,其中字符识别环节尤其重要,是整个系统的核心,直接决定着最终的识别性能。字符识别算法主要有模板匹配算法<sup>[1-2]</sup>和神经网络算法<sup>[3-4]</sup>两大类,前者运算速度较快,但抗干扰能力很差,当字符分割稍有偏差或字符图像有噪声干扰等因素存在时,往往会导致算法准确率迅速下降;后者一般具有良好的适应性、容错性和学习能力,但算法的可行性及泛化能力往往会受到诸如数据的选择、网络结构的设计、学习训练算法的设计、参数的优化等因素的影响,而且收敛速度较慢,在对车牌字符识别时很难达到较高且稳定的识别率。

支持向量机(support vector machines, SVM)是1995年由 Vapnik 提出的基于统计学习理论的新式机器学习方法,由于其强大的分类与泛化能力、灵活的分类型式以及对特征参数数

量不敏感的特点,目前已广泛应用于许多模式识别领域。SVM 最初虽是基于二类分类问题提出的,但经过算法的改进,完全可以解决车牌字符识别等多类分类问题。目前常用的 SVM 多类分类算法<sup>[5]</sup>主要有“一对多”、“一对一”、有向无循环图、二叉分类树等,这些算法虽然能应用于车牌字符的识别,但最终的识别率和识别速度往往很难达到较高的要求,实际上, SVM 多类分类器的整体性能不但与多类分类策略密切相关,而且还与参与分类的特征向量的维数和数量等因素密切相关,所以,针对车牌字符识别问题,本文在对字符特征向量充分降维处理的基础上,首先利用字符稳定的欧拉数特征对字符集进行初分类生成字符子集,然后利用 Fisher 判别准则设计 SVM 二叉分类树并对各个字符子集进行细分类,最终获得较高识别率与识别速度。

## 1 字符图像预处理

为了保证字符特征提取的可靠性,需要对字符分割环节

收稿日期:2010-09-30;修订日期:2010-12-15。

作者简介:王伟(1977-),男,河南周口人,硕士研究生,研究方向为图像处理、计算机视觉;马永强(1965-),男,福建福州人,教授,研究方向为网络与信息系统、基于视频图像的监测技术、计算机在电气化铁路中的应用;彭强(1964-),男,四川成都人,博士,教授,研究方向为多媒体技术、视频编码与传输、智能交通、计算机视觉等。E-mail:hdwwang@126.com

获取的字符图像进行预处理。本文采用 OTSU 算法<sup>[6]</sup>对字符图像进行二值化并采用边缘保持滤波算法<sup>[7]</sup>进行滤波处理,最后将二值字符图像尺寸归一化为  $32 \times 16$  大小。

## 2 字符特征的提取与选择

车牌字符的特征提取是将车牌字符形状转换为一组特征向量的过程,是决定最终识别率的关键环节,如果字符的特征不能有效地反映字符的本质属性,或者字符的特征过于复杂,或者特征分量之间存在过多的冗余信息,都将难以保证较高的识别率和识别速度。

### 2.1 粗像素特征

常用的与机器学习相关的字符统计特征主要有粗网格特征、逐像素特征、13点特征<sup>[8]</sup>等。粗网格特征一般将整个字符图像分割成多个小图像块,然后求取每个小图像块中有效像素数对整个字符图像有效像素数的比例,最后将这些小图像块的比例值进行排列而生成特征向量,逐像素特征、13点特征等通常是粗网格特征的变异,本质上都是一致的。粗网格特征分割小图像块的数目对最终字符特征的性能会产生很大影响,如果过少(如13点特征),则不能有效地提取字符的细节信息,如果过多,则沿变为逐像素特征,造成字符特征向量的维数过高(如尺寸为  $32 \times 16$  字符图像,其特征向量维数高达512),这在一定程度上会对识别速度产生很大的影响。

本文采用字符粗像素特征提取算法,不但可以提取能有效地反映字符结构特征的特征向量,而且可以最大限度地避免了高维特征向量的生成,具体步骤如下:

(1)将尺寸为  $32 \times 16$  的字符图像分割成  $16 \times 8$  块子图像(每个子图像的尺寸为  $2 \times 2$ );

(2)按图1所示编码规则为每个子图分配相应数值(即特征分量值),最终生成  $16 \times 8$  大小的数值阵列;

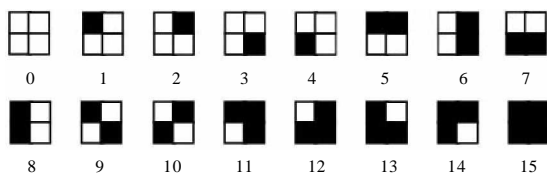


图1 字符子图像编码规则

(3)将数值阵列的每行首尾相连生成  $16 \times 8$  维特征向量,如  $[5, 0, 10, 3, 12, \dots]$ 。

由于算法考虑到字符领域像素的分布特征并使用了相关先验知识,因而,最终生成的特征向量能充分反映字符的结构特征,而且维数降低很多。

### 2.2 KL 变换降维处理

原始特征向量由于各个分量之间可能存在较大的冗余信息,因而不一定能有效地表达字符的主要特征,这不但会对识别率造成一定程度的影响,而且也会影响识别速度,所以,有必要对原始特征向量进行降维处理。本文采用 KL 变换<sup>[9]</sup>来实现原始特征向量的维数处理。

设维数为  $d$  的  $n$  个特征向量用  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  表示,则 KL

变换的基本步骤可描述如下:

(1)求取  $x$  的协方差矩阵  $R_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(x_i - \bar{X})^T$ , 其中  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ );

(2)计算  $R_x$  的特征值  $\lambda_i$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ ) 及相应特征向量  $v_i$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ );

(3)将  $\lambda_i$  按从大到小的顺序排列,即  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ , 取前  $m$  个最大特征值对应的特征向量即构成 KL 变换矩阵  $U = (e_1, e_2, \dots, e_m)$ , 其中  $m$  的取值可根据  $m$  个最大特征值之和占总体特征值之和的比例  $\alpha = \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^d \lambda_i$  来确定,从图2所示的  $\alpha$  的变化趋势中可以发现,特征值从大到小顺序排列之后,前30项特征值之和与整体特征值之和的百分比  $\alpha$  已达99%左右,所以,如果采用前30项特征值所对应的特征向量组成新的特征空间,而将原始特征向量在此特征空间上进行映射,则得到的新的特征向量能够有效地反映原始样本特征。

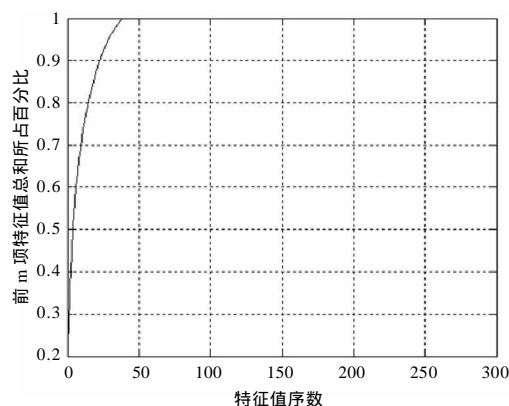


图2  $\alpha$  的变化趋势

(4)由 KL 变换矩阵  $U$  实现维数变换  $y = U^T x$ ,  $y$  为最终生成的  $m$  维特征向量。在本文中采用 KL 变换将128维原始特征向量降至30维。

## 3 SVM 分类器设计及字符识别

SVM 分类器是基于两类分类问题提出的,因此,对于两类分类情况,其分类结果是很理想的,但车牌字符中包含24个英文字母(不含字符“O”与“I”)和10个数字,其识别问题属于多类分类的范畴,所以,必须在两类分类的基础上建立良好的多类分类机制方可实现最终完全识别的目的,其中,多特征多分类器融合的思路是相对较好的选择。

### 3.1 字符初分类

字符初分类的目的,就是采用简单稳定的字符特征和快速有效的分类器,将全部字符类别初步划分成多个字符子集,最大限度地减少每个子集中的类别数量,这样在每个字符子集中通过 SVM 二叉分类树进行细分类时,参与分类的类别数和样本数都很少,从而可以提高分类准确率与分类速度。

字符欧拉数特征(连通域数与孔洞数之差)具有较高的稳定性与简单易求性,特别在预处理之后,只有单独的字符连通

区域,所以,根据此特征进行初分类的结果具有较高的可靠性。数字类别集合根据欧拉数特征可分为“12357”、“0469”、“8”这3个子集,字母类别集合则分为“ADPQR”、“B”、“CEFGHIJKLMNOPSTUVWXYZ”这3个子集,显然,对于数字或字母的识别,由于字符“8”或“B”的提前分离,则只需构造2个分类器即可,而对于数字与字母组合的识别,则需要另外构造一个两类分类器用于识别“8”和“B”。

### 3.2 常用分类算法存在的问题

目前常用的多类分类算法有“一对多”、“一对一”、有向非循环图、“二叉分类树”等几种,各自存在的问题可简单描述如下。

“一对多”分类算法由于每次分类都要考虑到全部样本,造成二次优化问题的规模过大,最终导致训练速度很慢,效率较低,而且易出现分类重叠现象。“一对一”分类算法虽然对单个分类器而言,参加训练的样本较少,训练速度比较快,但由于使用的两类分类器较多,所以整体上训练比较费时,而且仍存在一定程度的分类重叠现象。有向非循环图基本上解决了分类重叠问题,但根节点过于偏重,其分类器性能的好坏会直接影响着分类结果,而且每一层的分类器都存在错误向下积累的现象,导致最终的分类结果具有不确定性。二叉分类树<sup>[10-11]</sup>层次比较清晰,所需分类器较少,分类速度很快,而且极大地避免了不可分区域的产生,最大的缺点就是存在误差积累问题,而且,树结构的优劣对整体分类器的泛化能力也会产生很大影响。

### 3.3 SVM 二叉分类树的设计

二叉树结构的创建方式可分为“正态树”和“偏态树”两种,前者从根结点开始,每层枝节点对应的分类器将该枝节点处的类别集均分为两部分,后者从根结点开始,每层枝节点只将一种类别从该枝节点处的类别集中分离。从树的结构形态上分析,在对相同数量的类别进行分类时,“正态树”比“偏态树”使用较少的分类器,分类速度显然较快,而且相关结论<sup>[12]</sup>也表明,在对相同数量的样本进行训练时,“正态树”的训练速度也是优于“偏态树”的,然而,在实际应用中,构造完全“正态树”是困难的,往往只能得到近似的完全“正态树”或“偏态树”。

权衡各种分类算法所存在的问题以及二叉分类树的结构形式,本文采用“偏态树”形式的二叉分类树来实现字符的识别,其基本思路为:对于多类分类问题,首先将相对最孤立、最易分类的类别分离出来,然后对余下的类别采用同样的方式进行类别分离直至所有类别均成为二叉树的叶节点。同时,为了保证每种类别能可靠地从总体类别中分离,以减小每级分类中错误产生的机会或错误累积的机会,在构造二叉分类树时采用 Fisher 判别准则作为分类的标准。

设共有  $C$  类字符类别,每类字符样本数量为  $n_i$  ( $i = 1, 2, \dots, c$ ),则有:

第  $i$  类均值向量为

$$m^{(i)} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} x_j^{(i)}$$

第  $i$  类类内离散度矩阵为

$$S_w^{(i)} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} (x_j - m^{(i)})(x_j - m^{(i)})^T$$

除第  $i$  之外,其余  $C-1$  类总体均值向量

$$M^{(c-1)} = \frac{1}{c-1} \sum_{j=1, j \neq i}^c m^{(j)}$$

除第  $i$  之外,其余  $C-1$  类类间离散度矩阵

$$S_B^{(i)} = \frac{1}{c-1} \sum_{j=1, j \neq i}^c (m^{(j)} - M^{(c-1)})(m^{(j)} - M^{(c-1)})^T$$

第  $i$  类均值向量与其余  $C-1$  类总体均值向量之间的距离为

$$D_{ic-1} = (m^{(i)} - M^{(c-1)})^T (m^{(i)} - M^{(c-1)})$$

根据 Fisher 判别准则的思想,若令准则函数  $J_{ic-1} = D_{ic-1} / \text{tr}(S_w^{(i)} + S_B^{(i)})$  ( $\text{tr}(\cdot)$  表示矩阵的迹),则其值越大,表明第  $i$  类内部聚合度以及其余  $C-1$  类间的聚合度越高,而第  $i$  类与其余  $C-1$  类的距离越大,因而其可分性也就越高,所以  $J_{ic-1}$  在一定程度上反映了某个类别从总体类别中的可分离程度,可以将其作为二叉分类树生成的标准和依据,具体二叉树创建步骤如下:

- (1) 初始化  $k = C$ ;
- (2) 分别计算  $J_{ik}$  ( $i = 1, 2, \dots, k$ ) 的值并求出最大值  $J_{\max}$ , 如果  $J_{\max}$  对应的类别序号为  $n$ , 则将  $J_{\max}$  保存至序列  $\{J_n\}$  并从当前总类别中删除序号为  $n$  的类别;
- (3)  $k = k - 1$  并重复步骤(2), 最后获取包含  $C$  个元素的序列  $\{J_n\}$ ;
- (4) 根据序列  $\{J_n\}$  中元素的顺序构造二叉分类树。举例说明, 假设有  $\{A, B, C, D\}$  共 4 类字符, 其  $\{J_n\}$  序列值为  $\{9, 8, 6, 5\}$ , 则其二叉分类树可构造如图 3 所示。

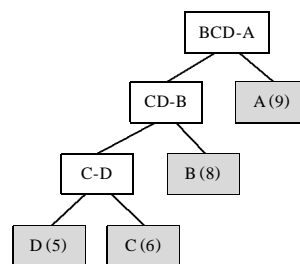


图3 根据 Fisher 准则构造二叉分类树

- (5) 将根节点与各个枝节点替换为相应的 SVM 两类分类器即完成最终二叉分类树的构造。

从总体结构上分析,利用 Fisher 判别准则构造 SVM 二叉分类树由于以下原因具有良好的分类准确率和速度:

- (1) 树上部的叶结点  $J_{ik}$  值较大,表明其对应的类别易于从总体类别中分离,从而减少了每级分类产生错误的机会或错误向下累积的机会;
- (2) 对于  $N$  类分类问题,不论在训练阶段还是在识别阶段最多都使用  $N-1$  个分类器,所以训练与识别速度高于“一对多”、“一对一”、有向非循环图等分类算法<sup>[13]</sup>;
- (3) 由于初分类阶段已减少参与二叉分类树分类的类别数量,二叉分类树性能明显提高;
- (4) 参与分类的特征向量进行过充分的降维处理,二叉分类树的性能进一步提高。

## 4 实验结果与分析

对自然情况下采集到的车辆图片通过车牌定位、字符分

割等环节获取的 34 类字符图像进行分类实验,实验组别分为数字集合(10 类)、字母集合(24 类)、字母数字集合(34 类)3 种,其中,每种类别有 60 个尺寸为 32×16 的独立 RGB 字符图像样本,样本的特征向量通过前述算法获取并处理,另外,每类采用 50 个样本进行识别测试。

对于二叉分类树枝结点上 SVM 两类分类器,核函数采用径向基核函数<sup>[14]</sup>,参数采用网格算法<sup>[15]</sup>求取。

最后在 Pentium(R)Dual-Core 2.0GHz(CPU) 2G(RAM)硬件环境及 Matlab2008a 软件环境中与“一对一”分类算法进行对比实验,结果如表 1 所示。

表 1 算法性能比较结果

组别	本文算法		“一对一”算法	
	平均耗时	识别率	平均耗时	识别率
数字	16.0ms	99.3333%	51.7ms	95.6068%
字母	21.1ms	98.0407%	72.4ms	94.1038%
字母+数字	42.7ms	97.0396%	93.5ms	94.7696%

从实验结果可以看出,本文算法在识别率与识别速度上都明显高于普通“一对一”分类算法,一方面表明采用 Fisher 准则构造二叉分类树的实效性,另一方面也表明采用粗像素特征算法提取字符特征并用 KL 变换进行降维处理的实用性。影响最终识别率的最主要的因素是相似字符(如“S5”、“B8”、“D0”等)的存在,相信在对相似字符进二次识别处理之后,整体车牌字符识别系统的性能将更高。

5 结束语

针对车牌字符识别问题,综合考虑了 SVM 及二叉分类树的原理与特点,采用能有效反映字符结构特征的粗像素特征提取方案对字符进行提取特征,避免了维数过高的问题,此后又应用 KL 变换对原始特征向量进行降维处理,从而极大地提高了在后续字符识别环节的处理速度;在 SVM 多类分类器设计时,首先采用字符欧拉数特征进行初分类以减少参与到 SVM 二叉树进行分类的字符类别数目,然后在初分类获取的字符子集中分别采用基于 Fisher 判别准则的 SVM 二叉分类树

进行细分类,由于二叉分类树固有的分类优势以及提前对参与分类的类别数、特征向量的处理,最终获得较高的识别率与识别速度。

参考文献:

[1] 李兴阳,王文青.基于模板匹配的车牌字符识别算法研究[J].陕西师范大学学报(自然科学版),2008,36(s1):176-178.

[2] 王晶,全书海,石英,等.基于多分类器融合的车牌字符识别[J].计算机科学,2009,36(4):308-309.

[3] 杜选.基于支持向量机的车牌字符识别研究与应用[J].计算机系统应用,2008,17(8):43-46.

[4] 邹静文.车牌字符识别关键技术研究[D].成都:西南交通大学,2010.

[5] 戴士杰,高章迎,常淑英,等.基于 SVM 的车牌自动识别系统[J].微计算机信息,2009,25(9):26-28.

[6] 胡敏,李梅,汪荣贵.改进的 Otsu 算法在图像分割中的应用[J].电子测量与仪器学报,2010,24(5):443-449.

[7] 黎涛.车牌字符识别技术研究[D].成都:四川大学,2006.

[8] 熊春荣,黄文明,李美瑾,等.基于字符特征与支持向量机的车牌字符识别[J].自动化技术应用,2010,29(1):64-66.

[9] 刘健,吴飞,姚蕾,等.基于多线性子空间 KL 变换的可伸缩视频压缩方法[J].电子与信息学报,2010(5):1188-1192.

[10] 范柏超,王建宇,薄煜明.结合特征选择的二叉树 SVM 多分类算法[J].计算机工程与设计,2010,31(12):2823-2825.

[11] 廉飞宇,付麦霞,张元.基于支持向量机的车辆牌照识别的研究[J].计算机工程与设计,2006,27(21):4033-4042.

[12] 夏思宇,潘泓,金立左.非平衡二叉树多类支持向量机分类方法[J].计算机工程与应用,2009,45(17):167-169.

[13] 赵晖,荣莉莉,李晓.一种设计层次支持向量机多类分类器的新方法[J].计算机应用研究,2006,23(6):34-37.

[14] 吴进军,杜树新.SVM 在车牌字符识别中的应用[J].电路系统学报,2008,12(1):84-87.

[15] 许文杰,邢朝辉,李菲菲.基于参数选择优化 SVM 算法的研究[J].山东交通学院数理系,2010,18(2):79-82.

(上接第 3053 页)

[11] Tsuyoshi Hamada,Keigo Nitadori,Khaled Benkrid,et al.A novel multiple-walk parallel algorithm for the Barnes-Hut treecode on GPUs-towards cost effective,high performance N-body simulation[J].Computer Science-Research and Development,2009,24 (1-2):21-31.

[12] Hamada T,Narumi T,Yokota R,et al.42 TFlops hierarchical N-body simulations on GPUs with applications in both astrophysics and turbulence[C].New York:Proceedings of the Conference on High Performance Computing Networking, Storage and Analysis.ACM,2009:1-12.

[13] Felipe A Cruz,Matthew G Knepley,Barba L A.PetFMM-A dynamically load-balancing parallel fast multipole library [DB/OL].<http://arxiv.org/abs/0905.2637>.2009-5-15/2010-07-20.

[14] 张舒,褚艳利,赵开勇,等.GPU 高性能运算之 CUDA[M].北京:中国水利水电出版社,2009:15-35.

[15] NVIDIA Corporation.CUDA programming guide 2.0[OL].<http://developer.nvidia.com/object/gpucomputing.html>,2008.