

# 基于 SVM 的车牌字符识别算法研究

刘永春

(四川理工学院自动化与电子信息学院,四川 自贡 643000)

**摘 要:**SVM 可在训练样本很少的情况下获得很好的分类推广能力。首先分析了用多类 SVM 算法对车牌中的字符进行识别时存在不可区分的区域问题和采用模糊 SVM 算法解决该问题的办法,然后讨论了字符特征的提取方法,并根据我国车牌字符的特点分别设计了汉字、字母、数字、字母/数字 4 个基于模糊多类 SVM 的字符分类器。最后在 MATLAB 环境下,采用径向基核函数对算法进行学习训练。实验测试结果表明,该方法可以很好的提高字符识别的速率和效率。

**关键词:**支持向量机;车牌字符识别;分类器设计

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

## 引 言

车辆牌照自动识别系统 LPR(License Plate Recognition)是计算机视觉与模式识别在智能交通领域中的综合应用,LPR 是智能交通系统 ITS(Intelligent Traffic System)中的关键技术之一。车牌识别系统包括车辆图像的获取、车牌的定位与字符分割、车牌字符识别 3 大部分。在车牌识别系统中,由于实际使用条件的影响,存在着许多影响识别率的因素,包括背景复杂程度、光照条件的变化、车牌污损以及由于拍摄角度或车辆运动等原因导致字符变形歪斜等。这些都对图像处理 and 识别算法提出了很高的要求。车牌字符识别问题中每个样本为一个字符图像,每个字符图像由许多像素组成,具有高维的特点。目前最常用的识别方法有基于模板匹配的方法和基于神经网络的方法两大类。前者多利用了字符的轮廓、网格、投影等统计特征,相似字符区分能力差,且因特征数据维数过大会导致识别速度慢;而后者则存在局部极小值和网络结构设计等问题。本文采用支持向量机(SVM,support vector machine)的方法解决车牌字符识别问题,在解决有限样本、非线性及高维模

式识别问题中表现出了许多特有的优越性能,且具有适应性强和效率高的特点<sup>[1]</sup>。

## 1 车牌字符特征提取

这里假设车牌图像已经经过了中值滤波、车牌区域定位和分割,以及对分割后得到的车牌图像进行二值化,字符分割、细化处理等预处理。字符识别从根本上说是进行特征识别的过程,因此如何定义图像特征以及如何提取特征是识别的关键。用于字符识别的分类特征应满足的要求包括:较强的分类能力,类内样本距离应尽量小,类间样本距离应尽量大,最好的情况是无重叠部分;较高的稳定性和鲁棒性,对字符的平移、旋转及尺寸变换不敏感,由字符笔划断裂或粘连对其造成的影响应尽量小;特征向量应便于提取,算法尽可能简单,在保证识别性能的前提下使特征向量维数尽量小,以减少运算和存储的复杂度,提高运算速度<sup>[2]</sup>。

### 1.1 字符大小归一化

字符归一化的目的是为了消除字符大小对识别造成的影响。根据字符水平和垂直两个方向字符像素的分布进行大小归一化。首先计算字符的质心  $G_i$  和  $G_j$ ,

收稿日期:2012-06-20

基金项目:人工智能四川省重点实验室科研项目(2009RY008)

作者简介:刘永春(1973-),女,重庆人,副教授,硕士,主要从事智能信息处理及电子工程应用方面的研究,(E-mail)028lyc@163.com

$$G_i = \frac{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R i \cdot c(i,j)}{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R c(i,j)} \quad (1)$$

$$G_j = \frac{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R j \cdot c(i,j)}{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R c(i,j)} \quad (2)$$

其中,  $c(i,j) = 1$  表示像素为目标像素,  $c(i,j) = 0$  时表示该像素为背景像素。 $A, B, L, R$  分别表示字符的上下左右边界。

下面计算字符的水平 and 垂直方向的散度  $\sigma_i$  和  $\sigma_j$  :

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{i=A}^B (\sum_{j=L}^R c(i,j)) \cdot (i - G_i)^2}{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R c(i,j)} \quad (3)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i=A}^B (\sum_{j=L}^R c(i,j)) \cdot (j - G_j)^2}{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R c(i,j)}$$

最后按照比例将汉字字符归一化为大小为  $64 \times 64$  的标准字符, 数字和字母归一化为大小  $64 \times 32$  的标准字符<sup>[3]</sup>。

### 1.2 粗网格特征提取

粗网格特征体现了文字整体形状的分布, 对断裂字符的识别具有加强的鲁棒性。在本文中, 将  $64 \times 64$  点阵汉字字符分割成  $16 \times 8$  份, 取每份中字符像素对整个像素的比例, 将所有  $16 \times 8$  值排列成一列形成 128 维特征向量<sup>[4]</sup>。同理, 对  $64 \times 32$  的数字和字母字符分割成  $8 \times 8$  份, 形成 64 维特征向量。

## 2 基于 SVM 的车牌字符识别

### 2.1 SVM 简介

SVM 是基于结构风险最小化原理的统计学习方法, 它从线性可分情况下的最优分类超平面发展而来。对于线性不可分问题, 只需在求解超平面的条件中引入松弛变量, 求解问题与线性可分情况几乎完全相同, 只是约束条件略有变化。

对于非线性情况, SVM 将核函数引入非线性映射, 将输入向量映射到高维线性空间, 然后在高维空间中求解最优分类面。如给定训练集为  $\{(x_i, y_i)\}$ , 其中

$$x_i \in R^n, y_i \in \{-1, 1\}, i = 1, \dots, l$$

在约束条件

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \text{ 下}, i = 1, \dots, l, \text{ 构造}$$

$$\bar{\alpha} = \operatorname{argmin} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l \alpha_i$$

上式的解中所有非 0 的 lagrange 乘子项  $\bar{\alpha}$  对应的  $x_i$  构成支持向量集 (SVs)。由此构造的 SVM 判别函数为:

$$f(x) = \operatorname{sign}(\sum_{x_i \in SVs} \bar{\alpha}_i y_i K(x_i, x) + \bar{b}) \quad (4)$$

### 2.2 分类器设计

我国现行的标准车牌由 7 个字符组成, 其中第一位为汉字, 第二位为字母, 第三位为数字或字母, 第 4~7 位为数字。根据这种排列方式, 可以预先将车牌字符分为 4 个部分, 将其对应的字符特征库依次限定在汉字、字母、数字/字母、数字中, 这相当于对样本作了一个粗略的预分类, 以减少系统执行训练和识别任务的资源和时间开销。根据上述思想, 决定构造如图 1 所示的字符分类识别方式:

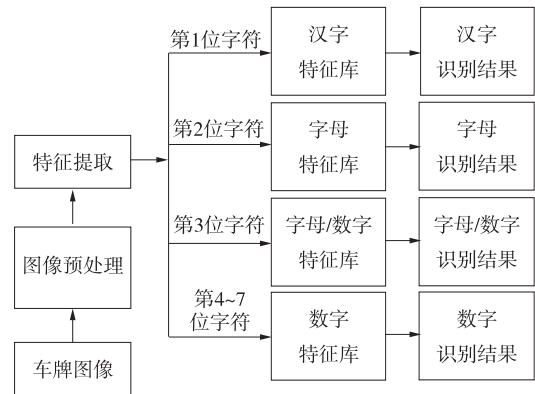


图 1 车牌识别预分类

SVM 是针对二分类问题提出的, 而车牌字符识别需要解决的是多分类问题, 在车牌识别中, 样本的种类较多 (汉字 50 个左右、数字 10 个、字母 26 个), 因此需要采用多类 SVM。多类 SVM 有两种基本方法: 一种是一对一 (One - against - One) 方法, 它在任意两类之间都构造一个 SVM 分类器, 则对  $k$  类样本将构成  $k(k-1)/2$  个 SVM 分类器, 最后通过投票方案或 DAGSVM (Direct Acyclic Graph SVM) 方案形成最终的多类分类器。其主要缺点是分类器数目随类别数  $k$  增加显著增加, 从而增加运算量。另一种是一对 (One - against - the Rest) 方法, 其基本思想是将某一类别的样本当作一个类别, 其余所有样本当作另一个类别, 这样就转化为一个二类问题。对  $k$  个多类问题, 只需要构造  $k$  个 SVM 子分类器, 运算速度较快。本文采用改进的一对多方法<sup>[5]</sup>。

#### 2.2.1 SVM 多类存在的问题

在使用多类 SVM 分类时, 假设将类别  $i$  和其它类相

区分开的第  $i$  个决策函数为

$$f_i(x) = w_i^T(x) + b_i \quad (5)$$

超平面  $f_i(x) = 0$  形成最优分类超平面,那些属于第  $i$  类的支持向量满足  $f_i(x) = 1$ ,而属于其它类别的支持向量满足  $f_i(x) = -1$ 。实际使用时,对于输入向量  $x$ ,若

$$f_i(x) > 0 \quad (6)$$

若只满足其中一个  $i$ ,则  $x$  被划分为类别  $i$ 。当式(6)满足多个  $i$  或者没有一个  $i$  满足的情况下,就无法对  $x$  进行正确分类。

### 2.2.2 改进的一对多 SVM 分类器设计

为了解决多类支持向量机中的不可分区域问题,本文采用模糊支持向量机的概念,对满足式(6)的数据在得到相同分类结果的情况下引入模糊隶属度函数。对类别  $i$  在垂直于最优分类面  $f_i(x) = 0$  的方向上定义一个一维的隶属度函数  $\mu_{ij}(x)$ :当  $i=j$  时:

$$\mu_{ij}(x) = \begin{cases} 1 & f_i(x) > 1 \\ f_i(x) & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

当  $i \neq j$  时:

$$\mu_{ij}(x) = \begin{cases} 1 & f_i(x) > 1 \\ -f_i(x) & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

当  $f_i(x) \geq 1$  时,只有第  $i$  类的训练数据存在,假设此时类  $i$  的隶属度是 1,否则就是  $f_i(x)$ ,允许负隶属度存在<sup>[6-7]</sup>。在  $i \neq j$  的情况下,类  $i$  的样本处于分类面  $f_i(x) = 0$  为负值那一边区域,这时,假设  $f_i(x) \leq 1$  时类  $i$  的隶属度为 1,其它情况下则为  $-f_i(x)$ 。

通过对  $\mu_{ij}(x)$  ( $j = 1, \dots, n$ ) 求最小值定义类  $i$  的隶属度函数:

$$\mu_i(x) = \min_{j=1, \dots, n} \mu_{ij}(x) \quad (9)$$

现在可以将向量  $x$  归入类别

$$\arg \max_{i=1, \dots, n} \mu_i(x) \quad (10)$$

如果从式(7)和式(8)出发,  $x$  满足

$$f_k(x) \begin{cases} > 0 & k = i \\ \leq 0 & k \neq i, k = 1, \dots, n \end{cases} \quad (11)$$

且有  $\mu_{ij}(x) > 0$  和  $\mu_{ij}(x) \leq 0$  ( $j \neq i, j = 1, \dots, n$ ),则将向量  $x$  划入类别  $i$ 。这等价于这等价于式(6)只满足一  $i$  值的情况。假设式(6)满足  $i_1, \dots, i_q$  ( $q > 1$ ),  $\mu_k(x)$  表达式如下:

当  $k \in i_1, \dots, i_q$  时:

$$\mu_k(x) = \min_{j=i_1, \dots, i_q, j \neq k} -f_j(x) \quad (12)$$

当  $k \neq j$  ( $j = i_1, \dots, i_q$ ) 时:

$$\mu_k(x) = \min_{j=i_1, \dots, i_q} -f_j(x) \quad (13)$$

然后可以在  $\mu_k(x)$  ( $k = i_1, \dots, i_q$ ) 中取隶属度最大值,即当  $k \in i_1, \dots, i_q$  时,  $f_k(x)$  是最大的。设  $f_i(x) > 0$  不满足任何类别,即

$$\mu_k(x) < 0, (i = 1, j = 1, \dots, n) \quad (14)$$

而由(9)式知道:

$$\mu_i(x) = f_i(x) \quad (15)$$

因此,多类 SVM 中的模糊不可区分区域就可以得到正确的划分,而且模糊支持向量机比传统的支持向量机具有更好的推广能力<sup>[8-9]</sup>。

在实际实现模糊 SVM 分类时,其实不要求取由(9)式给定的隶属度函数,真正分类步骤如下:

(1) 对向量  $x$ ,如果只有一类满足  $f_i(x) > 0$  则将输入样本划入该类别,否则转(2);

(2) 如果  $f_i(x) > 0$  满足 2 个及 2 个以上的类  $i$  ( $i = i_1, \dots, i_q, q > 1$ ) 则将样本划入最大  $f_i(x)$  所在的类别  $i$ ,否则转(3);

(3) 如果对所有的类别都有  $f_i(x) \leq 0$ ,则将样本划入绝对值最小的  $f_i(x)$  所对应的类别  $i$ 。

## 3 实验结果

本文实验样本采用实拍的 700 幅车牌图像,经过预处理后,其中 400 幅用于 SVM 训练,100 幅用于测试,并在 MATLAB 环境下进行了仿真实验。SVM 训练过程中,需要分别训练汉字,字母,数字,字母/数字 4 类分类器,其中核函数采用径向基核函数(RBF)

$$k(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{|x_i - x_j|^2}{d^2}\right\} \quad (16)$$

训练的目的在于选择最佳参数 ( $C, \sigma^2$ ) 模型组成 4 类最佳分类器。以其中的数字分类器为例,其多类分类器的训练过程如下:

(1) 将训练样本的特征向量及其对应的数字标识出来;

(2) 从  $i = 1$  开始训练,  $i = 1, 2, \dots, 10$  依次对应于数字 0, 1,  $\dots, 9$ ;

(3) 把对应于第  $i$  个数字的样本标识为 1,其余样本标识为 -1,用 SMO 方法将样本特征向量及其分类标识输入第  $i$  个 SVM 进行训练,得到对应于该 SVM 的支撑向量、拉格朗日乘子及偏置值  $b$ ;

(4)  $i = i + 1$ ,如果  $i \leq 10$ ,转(3),否则转(5);

(5) 结束训练。

4 类分类器的测试结果见表 1。

表 1 4 类最佳分类器

	$\sigma^2$	C	识别正确率
汉字分类器	5	100	97.45%
字母分类器	5	100	98.25%
数字分类器	5	100	98.85%
字母/数字分类器	5	100	97.75%

#### 4 结束语

本文首先分析了车牌字符的特征提取方法,然后在两类 SVM 分类器的基础上,用改进的一对多的 SVM 分类器构建了 4 个适用于车牌字符识别的多类 SVM 分类器,根据车牌字符的序号分别对应识别,再将识别结果组合就可以得到整幅车牌号码。进一步提高识别率的关键是加强图像的预处理和提取更完整的字符特征。

#### 参考文献:

- [1] 陈振学,汪国有,刘成云.一种新的车牌图像字符分割与识别算法[J].微电子学与计算机,2007,24(2):32-35.
- [2] 张引,潘云鹤.彩色汽车图像牌照定位新法[J].中国图像图形学报,2001,6(4):45-48.
- [3] Sungmoon C, Sang H O, Soo-Young L. Support Vector Machines with Binary Tree Architecture for Multi-Class Classification[J]. Neural Information Processing Letters and Reviews, 2004, 2(3):47-51.
- [4] 潘梅森,张奋,雷超阳.一种车牌号码图像二值化的新方法[J].计算机工程,2008,34(4):22-25.
- [5] Hsu C W, Lin C J. A Comparison on Methods for Multi-Class Support Vector Machines technical report[R]. Taiwan: Dept. of Computer Science and Information Eng., Nat' Taiwan University, 2001.
- [6] 丁勇,秦晓明,何寒晖.支持向量机的参数优化及其文本分类中的应用[J].计算机仿真,2010(11):40-43.
- [7] 范玉妹,郭春静.支持向量机算法的研究及其实现[J].河北工程大学学报:自然科学版,2010,27(4):106-112.
- [8] 巩知乐,张德贤,胡明明.一种改进的支持向量机的文本分类算法[J].计算机仿真,2009(7):18-21.
- [9] 王娟,贺兴时,赵飞军.基于对应分析的支持向量机分类研究[J].四川理工学院学报:自然科学版,2010,23(5):508-510.

## License Plate Character Recognition Algorithm Research Based on SVM

LIU Yong-chun

(School of Automation & Electronic Information, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

**Abstract:** Good classification and generalization abilities can be obtained through using SVM algorithm when there are very few training samples. Firstly, the indistinguishable problem which is caused by multi-class SVM to recognize license plate characters is analyzed, and it can be resolved through fuzzy SVM; then the extracting character features method is discussed, and four characters classifier is design respectively based on SVM which are Chinese character, alphabet, digit, alphabet/digit classifiers; finally, the algorithm is trained through radial basis kernel function under MATLAB environment. The experiments show that this method can well improve the rate and efficiency of characters recognition.

**Key words:** support vector machine; license plate character recognition; classifier design