

基于支持向量机的车牌字符识别研究与应用

Research and Application on License Plate Character Recognition Based on Support Vector Machine

杜 选 (嘉兴学院 数学与信息工程学院 浙江 嘉兴 314001)

摘 要: 提出了一种基于支持向量机的车牌字符识别方法。该方法首先对车牌图像进行预处理,对车牌字符样本进行特征提取,然后用提取的特征训练支持向量机分类器,使用 MATLAB R2007b 和 LIBSVM 工具箱完成了车牌字符识别的模拟。实验结果表明,该方法对车牌字符识别有一定准确性,具有良好的识别效果。

关键词: 车牌字符识别 支持向量机 特征提取 MATLAB

1 引言

随着交通现代化的发展要求,汽车牌照自动识别技术已经越来越受到人们的重视。车牌识别(License Plate Recognition, LPR)技术是一项利用车辆的动态视频或静态图像进行牌照号码自动识别的模式识别技术。车牌字符识别的准确性和识别速度直接关系到该技术是否能够得到实际应用。传统的字符识别方法,如模板匹配法、神经网络法等,在进行车牌字符识别时其识别率很大程度上依赖于训练样本的数量,且在无特征提取的情况下,识别的正确率相对较低。

由于车牌字符识别包括数字、字母、汉字等不同识别对象,同时又由于大量噪声的存在,这就要求识别分类器具有更好的性能和推广能力。本文提出一种基于支持向量机(Support Vector Machines, SVM)的车牌字符分类识别方法,该方法使用 MATLAB R2007b 和 LIBSVM 工具箱进行模拟实验后,结果表明该方法准确率较高,效果良好。

2 支持向量机基本原理

支持向量机是由 Vapnik 等人于 1995 年提出的一类新型机器学习方法,能够较好的解决小样本、非线性及高维数等模式识别问题。与传统的神经网络相比, SVM 算法最终将转化为一个二次型寻优问题,从理论上讲得到的将是全局最优点,解决了在神经网络中无

法避免的局部极小值问题。SVM 是统计学习理论中最年轻的部分,该方法是从线性可分情况下的最优分类面提出的。所谓最优分类面就是要求分类线不但能将两类样本无错误的分开,而且要使两类之间的距离最大。^[4]

SVM 算法描述如下^[5]:

(1) 设已知训练集 $T = \{(x_i, y_i) \wedge (x_j, y_j)\} \in (X \times Y)^l$, 其中 $x_i \in X = R^n$, $y_i \in Y = \{1, -1\}$, $i = 1, 2, \dots, l$;

(2) 选择核函数 $K(x, x')$ 和惩罚参数 C , 构造并求解最优化问题:

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

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l,$$

得最优解 $\alpha = (\alpha_1 \wedge \alpha_l)^T$;

(3) 选择 α^* 的一个小于 C 的正分量 α^* , 并据此计算

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j);$$

(4) 求得决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x) + b^* \right)$$

支持向量机的基本思想可以概括为:首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,然后在这个新空间中求取最优线性分类面,而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数(核函数)实现的。常用的内积函数有以下几种:

$$(1) \text{多项式内积函数: } K(x_i, x_j) = [(x_i \cdot x_j) + 1]^n$$

$$(2) \text{RBF 内积函数: } K(x_i, x_j) = \exp(-|x_i - x_j|^2 / 2\sigma^2)$$

$$(3) \text{Sigmoid 内积函数: } K(x_i, x_j) = \tanh(\nu(x_i \cdot x_j) + c)$$

3 车牌识别算法的研究与实现

现有的车牌识别系统从本质来说都有一个相同的流程。即图像获取→图像预处理→车牌定位→字符分割→字符识别→识别后处理^[2]。这里我们主要研究字符识别的算法设计,在进行分类器设计之前我们要先进行图像的预处理工作和特征提取工作。

3.1 图像预处理

从图像获取设备取得的车牌原始图像由于受到种种条件的限制和随机干扰,往往要用图像处理技术对取得的图像进行预处理。其主要目的是消除图像中的无关信息,恢复有用的真实信息,增强有关信息的可检测性和最大限度地简化数据,从而改进检测和识别的可靠性。图像预处理主要包括图像灰度值变换、二值化、变换、图像增强滤波、锐化、分割等图像处理技术。

3.2 字符特征提取

车牌自动识别是根据一定的车牌字符特征进行的,大量而有效的车牌特征的选择和提取非常重要,直接影响到识别分类器的设计、性能及其识别结果的准确性,因此,快速准确的特征选择和提取是一个关键。特征向量的选择和提取方法多种多样,主要有主像素特征提取法、骨架特征提取法、垂直方向数据统计特征提取法、13点特征提取法、弧度梯度特征提取法等多种方法。

字符在特征提取之前通常要把文字做归一化处理。归一化方法分为位置归一化、大小归一化和笔划密度归一化。位置归一化是指把整个汉字点阵图形移动到规定的位置上,这样可以消除汉字点阵位置上的偏差。大小归一化是指对于不同大小的文字做变换,使之成为同一尺寸大小的文字。通过归一化处理后,

许多特征就可以用来识别不同大小的图像字符。经字符特征提取的预处理后,本文获得了大小为 64×64 ,黑底白字的车牌字符,并且本文规定黑色像素的取值为0,白色像素的取值为1。

本文采用了字符的粗网格特征。粗网格特征是属于统计特征中的局部特征,又称局部灰度特征。粗网格特征的提取步骤如下(以黑底白字为例):把字符图像分成 $N \times N$ 个网格,统计每个网格中的目标像素数(白色像素)的个数作为该网格特征值,该特征值代表了目标像素在网格中的多寡,将所有网格特征值组合在一起形成一个 $N \times N$ 的粗网格特征向量。粗网格特征反映了字符的整体形状分布。

3.3 基于 SVM 的车牌字符识别

3.3.1 基于支持向量机的多类分类器

SVM 首先是被提出来解决两类分类问题的,如何将两类分类方法扩展到多类别分类是支持向量机研究的重要内容之一。车牌字符识别显然是一个多类分类问题。标准车牌字符包含数字、字母、汉字,在特定的位置上还有字母和数字的混合。

用 SVM 来解决多类问题,现在研究者已经提出了多种方法,主要有四种:一对一、一对多、SVM 决策树法、多类 SVM。其中一对多方法简单且容易实现,所以本文采用了一对多的策略构造多分类器来识别车牌字符。

所谓一对多的方法,其基本做法就是把某一类别的样本当作一个类别,剩余其他类别的样本当作另一个类别,这样就转化成了一个两类问题。

一对多方法的基本过程为:假设多类别分类问题共有 m 个类别 $S = \{1, 2, \dots, m\}$,训练样本为 $\{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, n\}$,其中 $y_i \in S$ 。一对多方法就是构造 m 个 SVM 子分类器,在构造第 j 个分类器时,将属于第 j 类别的样本数据标记为正类(输出为+1),不属于 j 类别的样本数据标记为负类(输出为-1)。训练时,首先确定使用的核函数 K 和惩罚参数 C ,将训练样本值带入前述算法中,求出决策函数 $f(x)$ 。进行字符识别时将输入信号送到每一个分类器,然后循环检查所有的分类器输出。若某一分类器的输出值为“1”,则认为输入的车牌字符为该分类器对应的字符,否则,拒绝识别该字符。

3.3.2 车牌字符识别流程

采用“一对多”的方案,对于车牌字符中的数字而言就是要构造 10 个 SVM;对于字母就要构造 26 个 SVM,而对需要数字和字母混合识别的字符就要构造 36 个 SVM;汉字则需 34 个 SVM。但对于一种字符的某个(一类)字符,如数字中的“5”,对于它的分类仍然是一个两类 SVM。

下面以数字字符识别为例,给出“一对多”策略的训练算法:

(1) 提取训练样本特征,同时指定对应字符类别,生成数据文件如下所示:

```
数字类别 特征向量各项编号 灰度值
0 1 0.343750 2 1.000000 3 1.000000 ...
1 1 1.000000 2 1.000000 3 1.000000 ...
2 1 0.250000 2 0.750000 3 0.437500 ...
.....
```

(2) $i = 0$, SVM 识别器训练开始。

(3) 样本为 i 的数据项将其类别指定为 +1,其他样本的类别则指定为 -1。

(4) 训练第 i 个识别器 SVM $_i$

(5) 如果 $i < 10$, $i++$, 返回第(3)步。

(6) 完成所有 SVM 识别器训练。

测试阶段则主要有以下几步:

(1) 提取测试样本的特征。

(2) 分别送入各个 SVM 识别器识别。

(3) 比较它们的输出值,寻找最大输出 SVM,获得识别结果。

3.4 实验结果及分析

3.4.1 车牌数字识别的测试实验

字符图像大小统一归一化为 64×64 大小,分成 8×8 的网格,提取网格特征,特征的维数为 64,特征的数值也如前所述归一化在 0 到 1 之间。核函数选用了多项式函数和 RBF 函数两种。训练样本为 500 个,每种字符 50 个。测试样本为 100 个,每种字符有 10 个。

实验使用 MATLAB R2007b 进行,主要利用台湾学者林智仁博士研发的 LIBSVM 工具箱。LIBSVM 主要有两种类型的 SVM,一种为 C-SVC,其中 C 是惩罚因子;另一种是 nu-SVC。我们选择了 C-SVC。

LIBSVM 用于字符分类识别时主要用到两个函数, svmtrain 函数用来根据训练样本建立分离器模型,

svmpredict 函数用于根据实验样本进行预测。

在进行数字识别实验时,我们选用的 SVM 的核函数是 RBF 函数, $\sigma^2 = 0.01$, 惩罚因子 $C = 100$ 。以标准字符作为最小距离分类器的模板。实验在同一环境下进行,从识别结果看, SVM 分类器取得了较好的效果。

3.4.2 车牌字母识别的测试实验

车牌字母识别测试实验中 SVM 的核函数选择了两种核函数,即多项式核函数和 RBF 核函数,惩罚因子 $C = 100$, $\sigma^2 = 0.1$ 。选择多项式核函数的实验结果见表 1,选择 RBF 核函数的实验结果见表 2。

表 1 选择多项式核函数的识别结果

多项式阶次 d	1	2	3	4	5
平均 SV 数	21	23	25	25	24
识别率%	99.15	98.24	98.27	98.27	97.29

表 2 选择 RBF 核函数的识别结果

σ^2	0.1	0.2	0.3
平均 SV 数	27	23	23
识别率%	99.71	98.25	98.26

3.4.3 车牌字母、数字混合测试实验

实验使用了上面所述的数字和字母样本的综合。核函数采用 RBF 核函数,惩罚因子 $C = 100$, $\sigma^2 = 0.1$, 识别率为 98.56%。

3.4.4 结果分析

由于条件的限制,实验所搜集的字符样本是有限的。比较实验结果表明, SVM 在小样本下取得了较好的分类效果,证明它具有较好的泛化能力。用它构造车牌字符识别器是很合适的。

4 结语

支持向量机是一种新的模式识别方法。与传统统计学相比,它是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论。通过使用 MATLAB 对车牌字符识别进行仿真实验,结果表明,本文提出的这种基于支持向量机的车牌字符识别算法不仅识别率高、识别速度快,测试误差小,而且具有较强的泛化能力。

(下转第 50 页)

参考文献

- 1 廖翔云 ,许翔标 ,龚仕伟. 车牌识别技术研究. 微机发展 2003 (13) 31 - 33.
- 2 郭招球 ,赵跃龙. 小波变换和神经网络在车牌识别中的应用. 信息技术 2005 (11) :17 - 19.
- 3 朱信忠. 车牌自动识别技术的研究与实现. 长沙 :国防科技大学 2005.
- 4 梁朝军. 基于支持向量机的车牌识别系统的研究. 合肥 :合肥工业大学 2004.
- 5 邓乃扬 ,田英杰. 数据挖掘中的新方法 - 支持向量机. 北京 :科学出版社 2004.
- 6 Vladimir N Vapnik. 统计学习理论的本质. 张学工译. 北京 :清华大学出版社 2000.
- 7 王晓光 ,王 群. 用于车牌字符识别的 SVM 算法. 现代电子技术 2004 (8).
- 8 尚忠信. 基于神经网络的车牌字符识别算法研究. 电子质量 2007 (6)