

一种改进的夜间车牌定位和字符分割算法

王洪亚

(淮阴工学院计算机学院, 江苏 淮安 223001)

摘 要:针对传统的车牌定位算法对夜间车牌图像定位效果差的缺点,提出了基于支持向量机的定位方法;针对夜间车牌图像的灰度分布不均匀的缺点,采用局部二值拟合模型方法进行字符分割。实验结果证明该方法定位精确,对于包含车头灯或车尾灯的夜间图像,定位方法均有效,并且提供了准确的光滑闭合边界,精度可以达到亚像素级,系统的识别准确率高。

关键词:支持向量机;夜间图像;车牌定位;水平集;局部二值拟合

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

引 言

这几年随着中国的汽车逐渐增多和在交通监控领域重要的应用越来越广,车牌自动识别(ALPR)已经成为研究的热门^[1]。车牌识别的关键技术包括获取图像、车牌区域定位、字符分割以及字符识别。其中,车牌定位和字符分割是最关键的两个步骤,这两步会直接影响整个车牌识别系统的性能。

因为在夜间能见度较低,即使有补光灯进行灯光补偿,获取的图像也存在对比度较低,图像本身较模糊,与白天获取的图像质量相差较大;另一方面,由于夜间车辆需要开启车辆大灯,车牌受两侧车灯的影响变得模糊,对车牌目标的定位造成很大的影响。提出了基于支持向量机^[2]的车牌定位的新方法。按照对纹理图像分类的方向来提取车牌大量的特征,然后对图像用支持向量机来分类得到车牌的精确定位。并且由于夜间可见度低,路灯的光照不均匀等问题,得到的车牌图像的灰度分布并不均匀,因此原有的最大最小优化熵阈值分割法很难准确有效的对车牌字符进行分割。针对这一问题,本文利用 Li 等人提出的局部二值拟合模型(Local

Binary Fitting 简称 LBF)来实现夜间车牌字符的分割。定位算法的实现在 VC 平台上进行模拟。

1 SVM 数学模型

1.1 SVM 分类器概述

SVM 分类器是一种建立在统计学习理论基础上的分类方法,即在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,根据有限的样本信息在模型的复杂性(即对特定训练样本的学习精度)和学习能力(即无错误地识别任意样本的能力)之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力。与传统的模式识别方法相比,支持向量机方法在小样本、高维和非线性数据空间下,在学习过程中可以充分利用多种特征提供的信息,具有较好的推广能力。

1.2 SVM 原理

SVM 方法是从线性可分情况下的最优分类面(Optimal Hyperplane)提出的^[3]。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。

设线性可分样本集为 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, $x \in$

收稿日期:2013-05-16

基金项目:江苏省淮安市科技计划项目(HASZ2012050)

作者简介:王洪亚(1984-),女,江苏淮安人,助理实验师,硕士,主要从事图像处理和模式识别方面的研究,(E-mail) 350572992@qq.com

$R^d, y \in \{+1, -1\}$ 是类别标号。d 维空间中线性判别函数的一般形式为: $g(x) = w \cdot x + b$, 分类面方程为:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

将判别函数进行归一化,使两类所有样本都满足 $|g(x)| \geq 1$, 使离分类面最近的样本的 $|g(x)| = 1$, 这样分类间隔就等于 $2/\|w\|$, 因此间隔最大等价于使 $\|w\|$ (或 $\|w\|^2$) 最小;而要求分类线对所有样本正确分类,就是要求其满足:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

因此,满足上述条件且使 $\|w\|^2$ 最小的分类面就是最优分类面。这两类样本中离分类面最近的点且平行于最优分类面的超平面上的训练样本就是使式(2)中等号成立的那些样本,它们叫做支持向量(Support Vectors)。根据上面的讨论,最优分类面问题可以表示成如下的约束优化问题,即在式(2)的约束下,求函数(3)的最小值。

$$\Phi(w) = \frac{1}{2}\|w\|^2 = \frac{1}{2}(w \cdot w) \quad (3)$$

这是一个二次规划问题,可定义以下的拉格朗日函数:

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2}(w \cdot w) - \sum_{i=1}^n a_i \{ y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 \} \quad (4)$$

式(4)中: $a_i > 0$ 为 Lagrange 系数。求式(3)的极小值就是对 w 和 b 求拉氏函数的极小值。求 L 对 w 和 b 的偏微分,并令其等于 0,可转化为对偶问题。

在约束条件 $\sum_{i=1}^n a_i y_i = 0, a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 之下对 a_i 求式(5)的最大值:

$$W(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (5)$$

由 KuhnTucker 定理可知,最优解满足:

$$[y_i(w \cdot x + b) - 1] = 0 \forall i \quad (6)$$

显然,只有支持向量的系数 a_i 不为 0,即只有支持向量影响最终的划分结果。于是 w 可表示为:

$$w = \sum_{\text{Supportvectors}} a_i y_i x_i \quad (7)$$

即最优分类面的权系数向量是训练样本向量的线性组合。若 a_i^* 为最优解,求解上述问题后得到的最优分类函数是:

$$(x) = \text{sgn} \{ (w^* \cdot x) + b^* \} = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (8)$$

其中: $\text{sgn}()$ 为符号函数, b^* 是分类的阈值,可以由任意一个支持向量用式(7)求得,或通过两类中任意一对支持向量取中值求得。对于给定的未知样本 x , 只需计算 $\text{sgn}(w \cdot x + b)$, 即可判定 x 所属的分类。

通过引入核函数,线性支持向量机方法扩展到非线性支持向量机方法,并且对于高维样本几乎不需要额外的计算。其中,超平面是

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i^* k(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (9)$$

其中,在 $k(x_i \cdot x)$ 是一个核函数,它能将样本数据通过非线性变换映射到高维空间^[4], 然后在高维空间里找到最优的超平面。下面提出几个常用的核函数:

- (1) 线性核函数: $k(x_i \cdot x) = x_i^T x$
- (2) 多项式核函数: $k(x_i \cdot x) = (x_i^T x + 1)^d$
- (3) 高斯核函数: $\exp(-1/(2\delta^2)) \|x_i - x\|^2$

2 基于 SVM 的车牌定位方法

因为在图像上,车牌区域和非车牌区域有明显不同的纹理特征,因此可提出用纹理图像分类的方法来定位车牌区域。

车牌的纹理特征主要包括位置、排列、车牌大小和形状。车牌原始图像包含的特征信息量足够大来用于支持向量机分类和有利于车牌的定位,因此对车牌图像提取出部分的空间特征和部分的离散余弦变换域特征。车牌的离散余弦变换后的频率域的排列符合人眼视觉信息的习惯。对于使用的不同大小的子块,会稍微影响到支持向量机分类的速度。因此考虑到支持向量机分类的速度和分类的精度选择好子块的大小。

2.1 空间子块的提取

通常采用灰度共生矩阵来提取图像的纹理特征参数:

$$L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}, L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$$

$$G = \{1, 2, \dots, N_g\}$$

因此图像可被看成经过一个从 $L_x * L_y$ 到 G 的变换,也就是说在 $L_x * L_y$ 的每个点对应到 G 中的一个灰度。定义一个灰度共生矩阵,它的方向角是 θ , 间隔为 d , 用 $[p(i, j, \theta, d)]$ 表示。

矩阵 $P(i, j) = p(i, j, \theta, d)/R$ 中的 (i, j) 对应所有的坐标,然后对 GLCM 进行归一化, R 是归一化的常数。

$$P(i, j) = P(i, j, \theta, d)/R \quad (10)$$

$$\begin{cases} R = 2N_y(N_x - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 0^\circ \\ R = 2(N_y - 1)(N_x - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 45^\circ \\ R = 2N_x(N_y - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 90^\circ \\ R = 2(N_x - 1)(N_y - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 135^\circ \end{cases} \quad (11)$$

通过灰度共生矩阵的常规化处理,就可以得到下列的纹理的特征:

(1) 角次弯矩

描述图像灰度统一分布的属性,对于粗纹理该值非常大,对于细纹理该值就非常小。

$$f_1 = \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \{P(i,j)\}^2 \quad (12)$$

(2) 对比度

描述图像的清晰度,当纹理的凹槽越深,对比度的值就越大,图像也就越清晰。

$$f_2 = \sum_{i=1}^{N_x-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} P(i,j) \right\} \quad (13)$$

(3) 关联度

衡量灰度共生矩阵行或列里的元素的相似程度

$$f_3 = \left\{ \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} i \cdot j \cdot P(i,j) - \mu_x \mu_y \right\} / \sigma_x \sigma_y \quad (14)$$

式(14)中 μ_x 和 σ_x 分别是 $\{P_x(i); i = 1, 2, \dots, N_g\}$ 的均值和方差, μ_y 和 σ_y 分别是 $\{P_y(i); i = 1, 2, \dots, N_g\}$ 的均值和方差,其中

$$\begin{aligned} P_x(i) &= \sum_{j=1}^{N_y} P(i,j), i = 1, 2, \dots, N_g \\ P_y(i) &= \sum_{j=1}^{N_y} P(i,j), i = 1, 2, \dots, N_g \end{aligned} \quad (15)$$

(4) 熵

衡量图像信息量的大小,如果在图像中没有任何纹理的话,那么该值接近于 0 :

$$f_4 = - \sum_i \sum_j P(i,j|d,\varphi) \log P(i,j|d,\varphi) \quad (16)$$

明显地,根据以上的特征,不同的 d 和 θ 得到不同的值,通常假设 $d = 1, \theta$ 分别取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 那么对于每个特征可以得到 4 个值。

2.2 DCT 域特征的提取

DCT 变换可以将原始图像变换到频率域用来进一步分析纹理特征。在对图像 DCT 变换后,频率系数被量化,从量化值提取出图像的方向性和利用这些值的统计特性来建立特征向量。这些方向性和统计特性有助于在使用支持向量机的基础上对纹理图像进行分类。

首先将整幅图像分成 $N \times N$ 个像素块,然后对每一

个像素块进行 DCT 变换,举个例子来说,一个 8×8 的图像可以分成 4 个像素块(每块有 4×4 个系数),每块可以用一个统计参数来表示

$$A_k = \frac{1}{16S} \sum_{n=1}^S \sum_{D_i} C_{ij}^n, K = 0, 1, 2, 3 \quad (17)$$

其中 C_{ij}^n 表示第 n 个 8×8 大小的像素块的第 i 行和第 j 列对应的系数, S 对应着图像的 DCT 块的个数,每一块都有 16 个系数,而 $c_0A_0, c_1A_1, c_2A_2, c_3A_3$ 用来建立特征向量对应的 4 个特征参数,其中 c 是权重系数。附加地, E_k 代表着不同纹理方向上区域能量,可由下式定义表示:

$$E_0 = \sum_{n=1}^S (C_{00}^n - \bar{C}_0)^2 \quad (18)$$

$$E_k = \sum_{n=1}^S \sum_{D_i} (C_{ij}^n - \bar{C}_k)^2, k = 1, 2, 3 \quad (19)$$

其中

$$\bar{C}_0 = \frac{1}{S} \sum_{n=1}^S C_{00}^n, \bar{C}_k = \frac{1}{21S} \sum_{n=1}^S \sum_{D_i} C_{ij}^n$$

E_0, E_1, E_2, E_3 可以用来为特征向量构造附近的 4 个特征参数^[5]。

3 字符分割及单个字符切分模块功能设计

由于夜间能见度低,路灯的光照不均匀等问题,得到的车牌图像的灰度分布并不均匀,因此很难设定一个全局的阈值准确有效的对车牌字符进行分割。针对这一问题,本文利用 Li 等人提出的局部二值拟合模型(Local Binary Fitting 简称 LBF)来实现夜间车牌字符的分割。LBF 模型将局部化的思想和水平集相结合,不但可以提供准确的光滑的闭合的边界,精度可以达到亚像素级,而且可以有效的避免灰度不均匀现象^[6]。

定义的能量如下:

$$\begin{aligned} F(f_1, f_2, \varphi) &= \lambda_1 \int \left[\int K_\sigma(y-x) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\varphi(y)) dy \right] dx + \\ &\lambda_2 \int \left[\int K_\sigma(y-x) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\varphi(y))) dy \right] dx + \\ &\nu \int |\nabla H(\varphi(x))| dx + \mu \int \frac{1}{2} |\nabla \varphi(x) - 1|^2 dx \end{aligned} \quad (20)$$

其中, $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ 和 ν 是非负常量。 K 是核函数,在文献[6]中 K 是一高斯函数,通过选取 σ 的大小来调整邻域的范围。前两项是局部二值拟合项(local binary fitting energy) 记作 $E^{LBF}(f_1, f_2, \varphi)$, $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 是轮廓区域外、内的局部拟合灰度值,因其可以随空域变化而变化,因此可以很好的克服灰度分布不均匀性;第三项即是水平集长度项约束,可以避免噪声对分割结果的影响;第四

项是水平集正则项^[7],通过这一项来保持水平集在演化的过程中为一符号距离函数,从而每次更新完水平集函数后无需重新初始化。

水平集演化过程以及 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 可通过梯度下降法求解:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = & \mu(\Delta \varphi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})) + \lambda \delta(\varphi) \operatorname{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) - \\ & \delta(\varphi) \left(\int_{\Omega} K(y-x) |I(y) - f_1(x)|^2 dy - \right. \\ & \left. \int_{\Omega} K(y-x) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \right) \end{aligned} \quad (21)$$

$$f_1(x) = \frac{K(x) * (I(x)H(\varphi(x)))}{K(x) * (H(\varphi(x)))} \quad (22)$$

$$f_2(x) = \frac{K(x) * (I(x)(1 - H(\varphi(x))))}{K(x) * (1 - H(\varphi(x)))} \quad (23)$$

下面给出车牌字符分割的算法步骤:

Step1:初始化水平集;

Step2:利用公式(22)、(23)计算 $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$;

Step3:按照公式(21)分别更新 φ ;

Step4:返回 Step 2,直到满足迭代停止条件。

4 实验结果

本实验测试使用的机器(PIV,cpu 2.0G,1G内存),软件平台采用 VC++6.0。在本文里 SVM 算法在纹理图像分割上作为定位车牌的方法。它包括:(1)车牌的定位,用来确定车牌区域和非车牌区域;(2)将车牌区域从非车牌区域分离出来。SVM 分类器使用纹理图像特征来分类,特征矢量形式是 $f_1, f_2, f_3, f_4, c_0A_0, c_1A_1, \dots, c_mA_m, d_0E_0, d_1E_1, d_2E_2, d_3E_3$ 。由 1000 个随机抽取的车牌来提取得到车牌定位的训练样本。首先使用线性核函数来对这些样本作实验,然后再分别使用多项式核函数($d = 1, 2, 3, 4$)和 RBF 核函数($\delta = 0.25, 0.5, 0.75, 1$),甚至任何一个给定的核函数都可以由不同的 SVM 惩罚参数 C 来训练。当测试数据的纹理正确识别率达到的最大值就是求得的结果,而对应的 C 分布在一个很小的范围。使用 RBF 核函数,选择 $\delta = 0.5$ 时,分类准确率达到 98.8%;而使用多项式核函数,选择 $d = 3$ 时,分类准确率可达到 97.9%;选择线性核函数的最高准确率可达到 97.6%。从上面的实验结果,本文提出的支持向量机的分类识别准确率平均能达到 98.4%。下面选取 3000 幅夜间图像作为测试样本,表 1 是本文定位算法(使用 RBF 核函数)和基于颜色或灰度信息分析算法^[8]进行的数据对照表,表 2 是本文 LBF 分割算法和最大最

小优化熵阈值分割法的数据对照表。其中一幅图片的运行效果图如图 1 所示。

表 1 车牌定位对照数据表

算 法	夜间图像数目	车牌准确定位数目	平均运行时间
传统算法 ^[8]	3000	2837	2.4673
本文算法	3000	2964	1.3654

表 2 字符分割对照数据表

算 法	夜间图像数目	字符分割正确数目	平均运行时间
最大最小优化熵阈值分割法	3000	2864	1.3561
本文算法	3000	2986	0.8362



图 1 夜间车牌图像的识别效果图

5 结束语

在夜间图像背景和噪声越来越复杂的情况下,如何利用先进的分类器显得尤其重要,而支持向量机就是非常可靠的训练分类器方法。本文分析了支持向量机的原理,提出基于支持向量机理论的车牌定位模型,并针对夜间图像车牌区域灰度不均匀的缺点提出用水平集局部二值拟合模型来进行字分割。实验结果表明,本文的车牌定位算法和字符分割算法在准确率上优于传统的算法,但是也发现对于灯光和车道线噪声影响非常大的图像车牌定位效果不是很好,需要进一步研究。

参考文献:

- [1] 聂洪印,周卫东,刘辉.多颜色模型和综合特征下的车牌定位新方法[J].计算机工程与应用,2010,46(12):221-223.
- [2] 杨春蓉,刘检平.基于遗传优化 SVM 文本图像识别算法研究[J].科技通报,2012,28(10):163-167.
- [3] Khalid M H. Image representation using accurate orthogonal gegenbauer moments[J]. Pattern Recognition Letters, 2011,32(1):795-804.
- [4] 郭荣艳,胡雪慧. BP 神经网络在车牌字符识别中的

- 应用研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(9): 299-350.
- [5] 张禹, 马驹良, 韩笑, 等. 车牌识别中的图像提取及分割算法[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2006, 44(3): 406-410.
- [6] Li C, Kao C, Gore J, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]// IEEE Computer Society. Proceeding of 2007 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2007), Minnesota, June 18-23, 2007: 1-7.
- [7] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation[C]// IEEE Computer Society. Proceeding of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'05), California, June 20-26, 2005: 430-436.
- [8] Richard O D, Peter E H, David G S, 著. 李宏东, 译. 模式分类[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.

An Improved Algorithm of Night Plate Location and Character Segmentation

WANG Hong-ya

(School of Computer Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223001, China)

Abstract: The traditional number plate location method is not good in the night. Aiming at this shortcoming, a method for number plate location based on SVM is proposed. Then aiming at the gray uneven distribution in the night vehicle images, number binary fitting model that presented by Li, etc, is used to segment characters. Experimental results show that the method locates accurately, and is effective for the nighttime images involve the headlights or the taillights, and provides the smooth and closing boundary accurately, gives the precision which can reach subpixel level. The recognition quality of system is as good as what we expected.

Key words: support vector machine; nighttime image; number plate location; level set; local binary fitting