

一种基于支持矢量机的交叉路口车型分类方法及流量参数的提取

李庆华 李峰 陆郡

(江苏大学计算机科学与通信工程学院, 镇江 212013)

摘要 对交叉路口行驶车辆进行有效分类,是进行流量统计、交通状况分析,以及交通事故分析的基础。在运动目标检测和图像标定技术的基础上,通过引入多类支持矢量机方法,提出了一种利用车辆的多个特征对交叉路口车辆进行分类的方法,解决了传统分类方法存在的“误分”问题,实验结果表明,该方法分类精确度高,满足交叉路口车型分类的要求。另外,又给出了一种“车流速度”的提取方法,为交通管理部门分析交通状况提供了依据。

关键词 车型分类 多类支持矢量机 图像标定 特征提取 车流速度

中图法分类号:TP391.4 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)04-0801-07

A Method to Classify the Vehicles in Crossing Based on a Multi-class Support Vector Machine and the Acquisition of Flowing Parameter

LI Qing-hua, LI Feng, LU Jun

(College of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013)

Abstract To classify correctly the running vehicles in the crossing is the basis of traffic flow statistics, traffic situation analysis, and accident analysis. Based on the detection for running objects and the calibration for representation, we draw into the multi-support vector machine and propose a method to classify the vehicles in crossing, which needs several features and can overcome “wrong-classification”. The test shows that the method has high accuracy and can meet the requirements to classify the vehicles at cross-roads. Furthermore, based on the former study, we also offer a method to obtain “flowing speed” and provide a basis for the traffic management.

Keywords vehicle classification, multi-class support vector machine, representation calibration, feature extracting, flowing speed

1 引言

随着我国经济的迅猛发展,城市中各种机动车保有量迅速增加,城市交叉路口的交通状况也因此而变得日趋复杂,城市交通管理部门迫切需要一套行之有效的交通车辆监控系统,智能交通系统因此而发展起来,而交通流检测系统以其安装简单,成本较低,检测范围大和信息丰富等特点

在智能交通系统中得到广泛应用^[1,2]。近年来,检测系统的研究取得了诸多成果,但车型的准确分类一直是智能交通系统中的难点问题。文献[3]提出了分散度的概念并引入连续时间限制和最大可能性估计对交通目标进行分类,但这种方法仅把目标分为两类,并且分类容易受到车辆遮挡的影响。文献[4]介绍的车型分类方法需要对轮廓曲线进行傅里叶变换,因此分类效率不高。还有学者提出了基于模糊神经网络的汽车类型自动识

基金项目:江苏省高校自然科学基金项目(06KJD520037)

收稿日期:2007-06-30;改回日期:2008-01-10

第一作者简介:李庆华(1981~),男,现为江苏大学计算机应用技术专业硕士研究生。主要研究方向为图像处理、模式识别。E-mail:

qinghuali1981016@163.com

别分类系统^[5],但迄今为止的研究表明,BP(back propagation)网络本身还存在隐层结构,无规律可循,易陷于局部极小值等缺陷,故在一定程度上降低了神经网络的实际应用效果。由Vapnik等人发展的支持向量机(support vector machine, SVM)方法^[6]可有效地改善这些缺陷,特别在小样本、非线性情况下,具有较好的泛化性能,SVM可归结为一个凸二次规划问题,能够保证找到的极值就是全局最优解。此外,SVM根据结构风险最小化原则,尽量提高学习机的泛化能力,即由有限的训练集样本得到的决策规则对独立的测试集仍能够得到较小的误差。上述特点使SVM方法成为一种优秀的学习算法,不但在人脸识别^[7],纹理分类^[8]等领域得到成功的应用,而且也应用到车型分类中。文献[9]、[10]就是采用SVM对车辆进行分类,但只采用基本两类SVM,还需要判决器才解决多类车型分类问题。文献[11]采用多类SVM对车型分类,但特征参数太多且需要繁琐的推导才能获取。

本文在完成对车辆检测跟踪的工作后对其进行分类,针对交叉路口车辆的运动特点,文中引入一种基于多类SVM的车型分类方法,并拍摄了视频,通过实验证明了该方法的可行性。

2 SVM方法

2.1 基本SVM方法

设已知训练集 $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l$ (训练集所在空间),其中 $x_i \in \mathbf{R}^n$, $y_i \in \{1, -1\}$, $i = 1, \dots, l$,选取适当的核函数 $K(x, x')$ 求解最优化问题:

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

$$\text{s. t } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad (2)$$

$$\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, l \quad (3)$$

式中, α_i 为原问题中与约束条件式(2)、式(3)对应的Lagrange乘子。

得最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_l^*)^T$, 计算 $w^* =$

$\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i x_i$, 选取 α^* 的一个正分量 α_j^* , 并据此计算分类阈值 $b^* = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_j, x_i)$, 其中下标, $j \in \{j | \alpha_j^* > 0\}$ 决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^* \right) \quad (4)$$

称与不为零的 α_j^* 相对应的训练点 (x_j, y_j) 的输入 x_j 为支持向量, 决定决策函数的算法称为支持向量分类机。

为方便记所有支持向量的集合为 $S = \{s_1, \dots, s_N\}$, 则决策函数可记为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{j=1}^N \alpha_j^* y_j K(x, S_j) + b^* \right) \quad (5)$$

式中, α_j^* , y_j 与支持向量 S_j 相对应, 且 $\alpha_j^* \neq 0$ 。

2.2 多类SVM方法

基本SVM是针对两类分类问题而设计的,而车辆分类是一种多类别分类问题,因此,不能直接应用SVM方法进行分类。针对多类别的分类,目前已有许多SVM推广算法,总结起来,主要有如下几种多类SVM算法^[12]:

(1) O-A-A (one-against-all)。对N类问题构造N个两类分类器,依次用一个两类SVM分类器将每一类与其他所有类别区分开来,得到N个分类函数。分类时将未知样本分类为具有最大分类函数值的那一类。

(2) O-A-O (one-against-one)。对N类问题构造所有可能的两类分类器,即在每两类间训练一个分类器,共构造 $N(N-1)/2$ 个分类器。当对一个未知样本进行分类时,每个分类器都对其类别进行判断,并为相应的类别“投上一票”,最后,得票最多的类别即作为该未知样本的类别,这种策略称为“投票法”。采用上述方法的多类SVM,简称为O-A-O法。

(3) 层次SVM。层次分类法首先将所有类别分成两个子类,再将子类进一步划分为两个次级子类,如此循环下去,直到得到一个单独的类别为止,这样就得到一个倒立的二叉分类树。该方法将原有的多类分类问题分解成一系列的两类分类问题,其中两个子类间的分类函数采用SVM法。

O-A-O方法训练速度快,比较适合实时性要求较高的场合,本文引入了此方法进行多类别车辆的分类。

3 车型分类

在进行车型分类前要完成的工作是车辆的检测和跟踪,检测的目的是将车辆从图像中提取出来,能否正确的分离车辆目标是整个系统成败的

关键;车辆跟踪就是在一段序列图像中确定所感兴趣的车辆目标在每幅图像中所处的位置。在视频交通监控中,车辆跟踪的作用非常重要,因为它不但可以提供被监控车辆的运动轨迹,而且为场景中车辆的运动行为分析和场景分析提供了可靠的数据来源,这些数据信息包括分类需要的车辆外接矩形长宽和外接边框面积。此分类方法将车型分为摩托车(包括电动车,自行车),小型车,中型车和大型车。

3.1 图像标定

本分类方法主要是根据车辆的外形信息进行分

类,为了得到切合实际的准确信息,必须建立地球坐标系中的交通场景和图像坐标中检测区域内各个物体点的对应,这就涉及到摄像机标定的问题。然而,准确的摄像机标定需要摄像机焦距、高度、放置角度等一系列参数,而且许多精确的标定理论都是基于双目摄像机,这些条件在许多情况下不易获得,因此,可采用文献[13]介绍的一种简单实用的平面映射方法对2维视频图像进行标定处理,标定处理后图像中的车辆反映出实际大小比例关系,在此基础上能够容易地提取分类需要的车辆特征信息。变换参数方程如式(6)所示。

$$\begin{bmatrix} X_{g1} & Y_{g1} & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_{i1}X_{g1} & -x_{i1}Y_{g1} \\ 0 & 0 & 0 & X_{g1} & Y_{g1} & 1 & -y_{i1}X_{g1} & -y_{i1}Y_{g1} \\ X_{g2} & Y_{g2} & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_{i2}X_{g2} & -x_{i2}Y_{g2} \\ 0 & 0 & 0 & X_{g2} & Y_{g2} & 1 & -y_{i2}X_{g2} & -y_{i2}Y_{g2} \\ X_{g3} & Y_{g3} & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_{i3}X_{g3} & -x_{i3}Y_{g3} \\ 0 & 0 & 0 & X_{g3} & Y_{g3} & 1 & -y_{i3}X_{g3} & -y_{i3}Y_{g3} \\ X_{g4} & Y_{g4} & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_{i4}X_{g4} & -x_{i4}Y_{g4} \\ 0 & 0 & 0 & X_{g4} & Y_{g4} & 1 & -y_{i4}X_{g4} & -y_{i4}Y_{g4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \\ a_5 \\ a_6 \\ a_7 \\ a_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{i1} \\ y_{i1} \\ x_{i2} \\ y_{i2} \\ x_{i3} \\ y_{i3} \\ x_{i4} \\ y_{i4} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $(X_{g1}, Y_{g1}) \sim (X_{g4}, Y_{g4})$ 4点是矩形路面的4个顶点在 $Z=0$ (忽略车辆高度)的地球坐标系中的坐标,这些坐标可以通过测量实际路面长度和宽度获得; $(x_{i1}, y_{i1}) \sim (x_{i4}, y_{i4})$ 4点是矩形路面的4个顶点在图像中的坐标,可以利用这已知的4对点代入方程,求出转换系数 $a_1 \sim a_8$ 以后就能方便地进行两种平面之间的转换。转换公式如下:

$$x_i = \frac{a_1x + a_2y + a_3}{a_7x + a_8y + 1}, y_i = \frac{a_4x + a_5y + a_6}{a_7x + a_8y + 1} \quad (7)$$

反变换式(7)得

$$\begin{aligned} x &= \frac{(a_6a_8 - a_5)a_7x_i + (a_2 - a_3a_8)y_i + a_3a_5 - a_2a_6}{(a_5a_7 - a_4a_8)x_i + (a_1a_8 - a_2a_7)y_i + a_2a_4 - a_1a_5} \\ y &= \frac{(a_6a_7 - a_4)a_8x_i + (a_1 - a_3a_7)y_i + a_3a_4 - a_1a_6}{(a_4a_8 - a_5a_7)x_i + (a_2a_7 - a_1a_8)y_i + a_1a_5 - a_2a_4} \end{aligned} \quad (8)$$

在具体求解时采用“双向插值法”,即首先由式(7)求解标定后的图像的4个顶点,确定标定后图像的边界,再由式(8)求解标定图像边界内的点在原图像的位置,再将这些位置的像素点取到边界内,得到标定图像。转换效果如图1、图2所示:



图1 原始图像

Fig. 1 The original image

3.2 特征选择

在车型分类中,两个主要步骤是特征的选取和车型的识别,而车辆特征信息的选取是车型识别的基础,直接影响到最后分类的效果,因此,选取有效的车辆特征信息非常关键。本文分类方法在特征提取前进行图像的标定,标定图像能够反映出现实世界中各种车辆之间的大小比例关系,因此,在标定图像上直接提取车辆的外形特征进行分类。目前,已有人通过外形信息对车辆分类,文献[9]利用两部摄像机和图像采集卡获得同一车辆的两幅图像,基于双目视觉原理对两幅图像进行特征匹配,得到车



图 2 标定图像

Fig. 2 The calibrated image

辆的 3 维模型,然后提取车长,车宽,车高进行分类。文献[10]通过在 2 维图像中提取的车辆外接矩形长宽为特征分类。当发生车辆遮挡等特殊情况下,这些方法中提取的特征不够准确,以这些特征进行分类会出现“误分”现象,而文中没有提出解决办法。本分类方法选取的特征为车辆的长宽比和车辆的面积,主要原因为:

(1) 经过仔细查找和研究有关车辆的类型数据及资料,发现各种车辆的底盘面积差距非常明显,适合作为分类依据。

(2) 仅通过面积分类只能满足理想情况下的要求,为了解决“误分”的问题,满足本分类方法的需要,可把车辆长宽比也作为分类特征。

3.3 分类方法

基本 SVM 是一种两类分类器,而交叉路口车辆分类是一种多类别分类,因此,不能直接应用 SVM 方法进行分类,前面介绍了几种由基本 SVM 推广的多类分类算法,通过比较发现,O-A-O 法具有训练速度快,实时性高的特点,因此,本文引入此方法进行多类车辆分类。O-A-O 方法需要在任何两类间构造一个分类器,N 类分类问题共构造 $N(N-1)/2$ 个分类器。为了满足本文分类方法的需要,以两辆大型车的面积和作为一个类别,记为“C 类车”。

本文分类方法选取的分类特征是车辆底盘面积和车辆的长宽比,因此,需要训练两种多类分类器:

(1) 以摩托车,小型车,中型车,大型车和“C 类车”的底盘面积训练分类器,此时要训练 10 个两类分类器。

(2) 以摩托车,小型车,中型车,大型车的外接矩形长宽比训练分类器,此时要训练 6 个两类分

类器。

训练数据来自拍摄的交叉路口视频,每类选择 5 个数据进行训练。训练完毕后,首先以底盘面积为特征进行分类,但是仅通过面积分类只能满足理想情况下的要求,随着经济的发展,汽车数量不断增加,导致交叉路口车辆繁多,交通状况复杂,在这些复杂状况下,检测算法有时不能正确的检测车辆,仅通过面积分类就会出现“误分”现象。仔细研究交叉路口复杂交通状况,可把主要的“误分”情况总结为如下几类:

(1) 首尾相接类。两辆小型车首尾相接(距离很近)进入视频区,在视频区中相对位置没发生改变,如图 3 所示,此时以面积特征进行分类,两辆小型车被误分为一辆中型车。

(2) 邻接类。两辆小车邻近并排行驶,在视频区相对位置没发生改变,如图 4 所示,此时以面积特征分类也会被误分为一辆中型车。



图 3 首尾相接

Fig. 3 Craniocaudal Connection



图 4 邻接

Fig. 4 Adjacency

(3) 遮挡类。在视频区,小型车(或摩托车)始终在大型车一旁行驶,这种情况非常常见,如图5所示。此时以面积特征分类会被分为“C”类车。

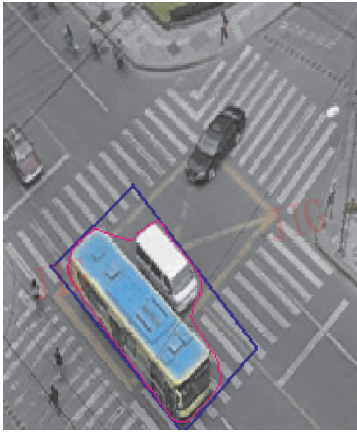


图5 遮挡

Fig. 5 Occlusion

综合考虑交叉路口交通状况,提出如下旨在解决“误分”现象的分类方法:

(1) 对拍摄的视频图像中的车辆进行检测和跟踪,获得车辆的外接边框(图5中红色闭合线)和外接矩形框。

(2) 对检测跟踪后的图像进行变换,得到标定图像。

(3) 提取车辆的长宽,计算长宽比和底盘面积,以底盘面积作为特征量输入多类 SVM 进行前序分类。

(4) 检索前序分类的结果,把已被分为中型车的车辆信息提取出来,考察其长宽比,将其输入以长宽比训练的多类 SVM 进行分类,第(1)类“误分”情况长宽比在大型车比值范围内,第(2)类“误分”情况长宽比在摩托车比值范围内,前序分类结果中的中型车经过二次分类,得到这两种结果,可以确定两辆轿车被误分为1辆中型车,此时,前序分类结果中的小型车数目加2,中型车数目减1。

(5) 检索前序分类的结果,提取被分为“C类车”的车辆信息,此时,可以确定有1辆是大型车,计算大型车的面积(车宽取2.5 m),事实上,外接矩形是在外接边框的基础上确定的,因此,外接矩形的面积可以求得,两面积差即为未知车辆的面积,再次通过以面积为特征训练的多类 SVM 确定未知车辆所属类别。

(6) 统计最后的分类结果,输出各种车型的数目。

4 流量参数的提取

准确地提取流量参数可为交通管理部门分析交通状况提供可靠依据。已有文献对交通流量参数进行提取^[14,15],针对城市交叉路口,提取了几个简单的交通流量参数,主要包括一段时间内通过路口的车辆数目、“车流速度”。所谓“车流速度”是指一段时间内通过交叉路口的所有车辆的速度平均值。通过对车辆进行分类可以得到一段时间内通过交叉路口的各种车辆的数目,下面主要介绍“车流速度”的提取。

通过检测跟踪可以得到视频图像中每辆车的消失时间(从车头接触视频边界到车尾消失的时间)记为 t ,车长记为 l ,则单辆车行驶速度

$$V_i = \frac{l}{t}$$

由此得到车流速度的计算公式

$$F_v = \frac{\sum_{i=1}^n V_i}{n}$$

F_v 较大说明交通流畅,没有发生交通堵塞情况, F_v 较小时就有可能发生交通堵塞,交警可以根据 F_v 的大小决定是否需要进行疏散。

5 实验结果及分析

交叉路口的交通状况非常复杂,当出现图3、图4、图5所示情况时,跟踪过程得到的外接矩形框不准确,以这些矩形框作为特征进行前序分类会出现“误分”现象。本分类方法通过对“误分”的车型再分类,能将其正确归类。由于视频图像中的车辆在其消失前的18帧图像以上是完全可见的,因此在检测跟踪阶段设置一个长度为18的数组存放车辆消失前1~18帧的车辆信息,第18帧存放的信息为分类需要的特征,流量参数提取时需要的车辆消失时间通过检测跟踪获得,车长通过分类获得。实验的测试数据来自拍摄的一段交叉路口视频,表1是测试数据和分类及参数提取结果:

表2为通过本文介绍方法得到的正确结果,从表1中30个目标的测试数据分析来看,目标12(表1所示)的描述参数出现异常,普通方法很难区分,本文分类方法可以判断出目标12出现异常的原因是发生遮挡,实际上是一辆大型车和一辆小型车,这

样就得到正确分类结果。

表 1 测试数据

Tab.1 Test data

目标	长度(m)	宽度(m)	长宽比	底盘面积(m ²)	外接边框面积(m ²)
1	7.31	2.18	3.35	15.91	15.3
2	4.5	1.73	2.6	7.78	7.75
3	4.6	1.71	2.69	7.86	7.72
4	4.76	1.72	2.76	8.19	8.08
5	3.93	1.68	2.34	6.6	6.52
6	11.7	2.56	4.57	29.9	27.3
7	4.73	1.71	2.76	8.09	8.06
8	4.53	1.7	2.66	7.7	7.45
9	4.68	1.72	2.72	8.05	8.01
10	4.82	1.71	2.81	8.24	8.18
11	4.2	1.73	2.43	7.27	7.24
12	12	4.4	2.73	52.8	37.87
13	4.2	1.69	2.48	7.09	7.05
14	2.23	2.18	1.02	4.86	4.84
15	4.68	1.72	2.72	8.05	8.02
16	12.3	2.57	4.78	31.61	30.03
17	4.78	1.73	2.76	8.26	8.17
18	4.57	1.66	2.75	7.58	7.56
19	4.08	1.71	2.38	6.97	6.91
20	4.68	1.97	2.37	9.22	9.15
21	10.8	2.62	4.12	28.29	27.1
22	9.6	1.71	5.61	16.41	15.8
23	4.3	1.68	2.56	7.22	7.17
24	4.87	1.73	2.81	8.42	8.4
25	4.67	1.73	2.68	8.07	8.02
26	2.09	1.92	1.08	4.01	3.91
27	4.72	1.73	2.72	8.16	8.01
28	6.7	2.23	3	14.94	14.1
29	4.44	1.69	2.62	7.5	7.42
30	11.3	2.67	4.23	30.17	29.3

表 2 分类结果

Tab.2 The result after classification

车型	分类结果
大型车	6
中型车	2
小型车	21
摩托车	2

为进一步说明算法的适应性,表 2 又从不同方位拍了几段视频,截取了视频中几帧主要图像与实际目测做比较。

图 6 为普通情况下车辆通过交叉路口的 1 帧图像,通过本文分类算法可以把其中的车辆分为摩托车 4 辆,小型车 1 辆(只对离开视频区的车辆进行分类);图 7 为发生遮挡时的 1 帧图像,此时可分为 3 辆

摩托车,2 辆小型车,1 辆大型车;图 8 为首尾相接情况,此时分为 1 辆摩托车,3 辆小型车;图 9 为邻接情况,此时分类结果为 1 辆大型车,3 辆小型车;几种情况均与实际目测相符,说明算法具有普遍的适应性。

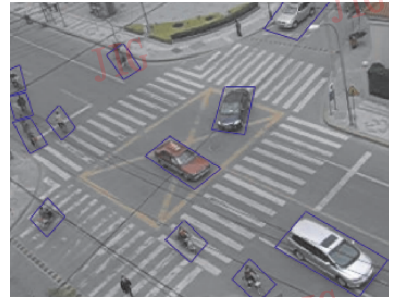


图 6 普通情况

Fig.6 Ordinary circumstance

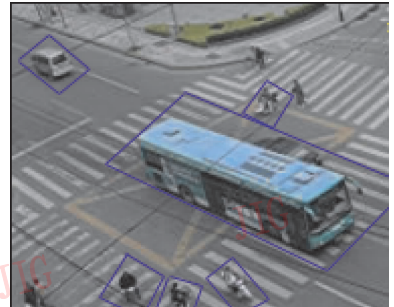


图 7 遮挡

Fig.7 Occlusion

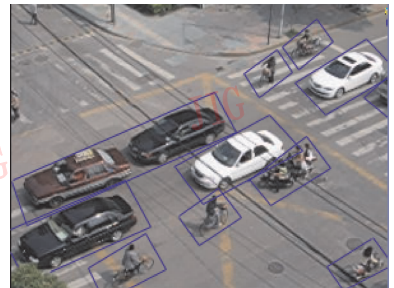


图 8 首尾相接

Fig.8 Craniocaudal Connection

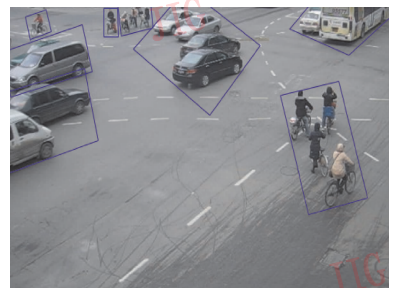


图 9 邻接

Fig.9 Adjacency

由于交通繁忙时间与非繁忙时间车流速度差别较大,因此拍摄了上班高峰期与非高峰期的两段视频:上班高峰期视频段记录的大型车为14辆,中型车5辆,小型车23辆,摩托车33辆,通过计算车流速度 F_v 为2.5m/s;非高峰期视频段记录的大型车为11辆,中型车4辆,小型车27辆,摩托车19辆, F_v 为3.7m/s。

5 结 论

交叉路口车型分类是典型的多类分类问题,本文给出了适合交叉路口车型分类的一种方法,并拍摄视频,提取车辆信息对其进行验证,实验结果表明,该方法能对车型正确分类,另外,本文最后还进行了简单的车流参数提取,显然这些简单的参数不能满足对交叉路口复杂交通状况分析的需要,后面还要完善这方面的工作。本文分类方法在一般情况下比较适用,但交叉路口也难免会出现一些平时少见的特种车,此时,该方法不能对其正确分类,再就是该方法对摄像头有要求,拍摄角度不能太倾斜,否则会影响到图像的标定,不能提取较准确的车辆信息。

参考文献 (References)

- Hsieh Jun-Wei, Yu Shih-Hao, Chen Yun-sheng, *et al.* Automatic traffic surveillance system for vehicle tracking and classification[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(2):175~187.
- Gong Wen-ling, Wang Hong-cheng, Sun Min. The research to the capture algorithm to the moving vehicles in video traffic Monitoring-System[J]. Microcomputer and Application, 2004, 3(5):45~46. [龚文凌,王洪澄,孙敏. 视频交通监控系统中运动车辆捕捉算法的研究[J]. 微型机与应用, 2004, 3(5):45~46.]
- Sui Ye. Moving target classification and tracking for a traffic monitoring system [J]. Information and Control, 2003, 32(1):61~64. [隋晔. 交通监控系统中运动目标分类和跟踪研究[J]. 信息与控制, 2003, 32(1):61~64.]
- Li Xiao-ge, Yang Yang, Jing Yun-hua. An automobile automatic recognition system based on image[J]. Micro-computer information, 2003, 19(8):38~40. [李笑歌,杨扬,景云华. 基于视频图像的车辆自动分类系统[J]. 微计算机信息, 2003, 19(8):38~40.]
- Tao Qing-ping, Tao Bai-yun. An automatic system to identify and class the vehicle type based FNN [J]. Computer Engineering and Application, 1998, 30(3):78~81. [陶青萍,陶白云. 基于模糊神经网络的汽车类型自动识别分类系统[J]. 计算机工程与应用, 1998, 30(3):78~81.]
- Liu Hui-chun, Ma Shu-yuan. The research status of support vector Machine[J]. Journal of Image and Graphic, 2002, 7(6):619~623. [柳回春,马树元. 支持向量机的研究现状[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(6):619~623.]
- Liu Yi-hung, Chen Yen-ting. Face recognition using total margin-based adaptive fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions Neural Networks, 2007, 18(1):178~192.
- Xin Xian-hui, Guo Jian-xing, Xie Jian-gang, *et al.* A method of classification for texture images based on Support Vector Machine [J]. Ocean Mapping, 2005, 25(12):41~43. [辛宪会,郭建星,解志刚等. 一种基于支持向量机的纹理图像分类法[J]. 海洋测绘, 2005, 25(12):41~43.]
- Wu Hong-wei, Ma Shu. An automatic design programme to class the vehicle type based on the support vector machine [J]. Computer Application, 2004, 13(2):67~71. [武宏伟,马钺. 一种基于支持向量机的车型自动分类器设计方案[J]. 计算机应用, 2004, 13(2):67~71.]
- Zhao Xiu-juan, Liu Zhi-yong, Pan Ke-qing. SVM based method for vehicle automatic classification [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2003, 20(5):108~110. [赵秀娟,刘智勇,樊可清. 基于支持向量机的车辆自动分类方法[J]. 公路交通科技, 2003, 20(5):108~110.]
- Ge Wei, Zhu Guang-xi, Xu Hai-yang, *et al.* Vehicle classification based on support vector machine [J]. Computer Engineering and Application, 2006, 18(5):68~71. [葛威,朱光喜,徐海祥等. 基于支持向量机方法的车型分类[J]. 计算机工程与应用, 2006, 18(5):68~71.]
- Huang Yong, Zheng Chun-ying, Song Zhong-hu. Multi-class Support Vector Machines algorithm summarization [J]. Computing Technology and Automation, 2005, 24(4):61~63. [黄勇,郑春颖,宋忠虎. 多类支持向量机算法综述[J]. 计算技术与自动化, 2005, 24(4):61~63.]
- Zhang Yi-hui, Xu Xiao-xia, Chen Quan-lin. A vehicle detection system with adaptive background update and Shadow Suppression [J]. Journal of Shanghai University, 2005, 11(5):465~470. [张懿慧,徐晓夏,陈泉林. 基于阴影抑制和自适应背景更新的车辆检测系统[J]. 上海大学学报, 2005, 11(5):465~470.]
- Wang Lin, Feng Hai-jun, Lu Chao-yang. The real-time traffic monitoring system based on clustering analysis [J]. Transportation and Computer, 2003, 21(6):20~22. [王琳,冯海军,卢朝阳. 基于聚类分析的实时交通流量监测系统研究[J]. 交通与计算机, 2003, 21(6):20~22.]
- Zhu jiang, Xuan Guo-rong, Zheng Zhen-dong. Real time vehicle flow measuring system base on video dynamic projection [J]. Computer engineering, 2001, 27(11):25~26. [朱江,宣国荣,郑振东. 基于视频动态投影的实时车辆流量检测系统[J]. 计算机工程, 2001, 27(11):25~26.]