

文章编号:1671-8879(2016)04-0079-07

融合多元特征信息的前方车辆图像识别

杨 炜¹, 巩建强², 魏 朗¹

(1. 长安大学 汽车学院, 陕西 西安 710064; 2. 交通运输部 公路科学研究院, 北京 100088)

摘 要:为了进一步降低虚假目标车辆的检测风险,提出了一种基于多元特征信息匹配的前方车辆图像识别方法。首先依据路面灰度均值突变搜索车辆候选区域,然后利用双通道 Gabor 滤波器提取车辆样本图像的多尺度方向特征,联合 AdaBoost 分类器与 Cascade 级联分类器形成一系列强分类器,对产生的 5 尺度 8 方向高维特征向量实施降维处理,同时分类筛选特征样本,最后结合灰度信息熵对称性测度辨识目标车辆存在性,完成了前方目标车辆的检测定位。研究结果表明:所提方法的检测准确率为 96.7%,比经典算法提高了 1.6%;整个检测过程最长耗时 35 ms,最短耗时 15 ms,平均耗时 25 ms,检测耗时主要受车辆的大小以及背景复杂程度的影响;避免了单一特征下局部有效鉴别信息的损失,具有较好的识别精度和处理速度,车辆误检率仅为 3.2%,优于其他车辆识别算法的误检率,提高了虚假目标检测的辨识度。

关键词:交通工程;前方车辆;多元特征信息;Gabor 滤波;AdaBoost 分类器;机器学习

中图分类号:U491.116;TP391

文献标志码:A

Preceding vehicle image recognition based on multivariate feature information fusion

YANG Wei¹, GONG Jian-qiang², WEI Lang¹

(1. School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China; 2. Research Institute of Highway, Ministry of Transport, Beijing 100088, China)

Abstract: In order to reduce the risk of a false target vehicle detection, this paper proposed a preceding vehicle image recognition method based on multivariate features information matching. It first detected the candidate region of preceding vehicle by analyzing the gray average mutation characteristics, and then used dual-channel Gabor filter to extract vehicle sample picture multi-scale directional features. Merging with AdaBoost classifier and Cascade classifier to form a series of strong classifier, the dimension of a high-dimensional feature with 5 scale and 8 direction vector dimension was reduced, meanwhile classifying and extracting feature samples. Finally, according to gray information entropy normalized symmetry, preceding target vehicle precise detection was finished. The results show that the detection accuracy of preceding vehicle is 96.7%, increasing by 1.6% than classical algorithms, the longest whole detection time-consuming is 35 ms, the shortest time-consuming is 15 ms, and the average time-consuming is 25 ms. The detection time-consuming is determined by vehicle size and complex degree of background. Besides, the loss of local effective identify information can be avoided under the

收稿日期:2016-02-15

基金项目:国家自然科学基金项目(51278062);中央高校基本科研业务费专项资金项目(310822161013,310822162018)

作者简介:杨 炜(1985-),男,陕西蒲城人,讲师,工学博士,E-mail:y850408w@163.com。

single feature. It also has better identification precision and processing speed, and the false detection rate is only 3.2%, which is better than the other error detection rate of vehicle recognition algorithm, and thus improves the identification of false target detection. 2 tabs, 8 figs, 21 refs.

Key words: traffic engineering; preceding vehicle; multivariate feature information; Gabor filter; AdaBoost classifier; machine learning

0 引言

在汽车安全辅助驾驶系统的纵向防撞预警技术研究领域中,针对同车道内前方车辆图像识别这一关键技术的研究,一直备受国内外研究机构与科研院校的关注。与其他采集手段相比而言,视觉图像不仅能够获取多元化的信息,而且具有较高的性价比,因此通过对视觉图像的处理与分析获取前方目标车辆的位置参数信息成为目前的研究热点^[1]。文献[2]建立1组边缘约束滤波,利用边缘信息从背景图像中提取车辆轮廓;文献[3]通过对图像纹理的分析假设候选车辆区域,利用 AdaBoost 算法验证候选区域内车身水平和垂直方向的对称性;文献[4]提出了一种自适应动态交互多模型与 Kalman 滤波相结合的车辆检测与跟踪方法;文献[5]利用车辆阴影以及边缘依据,利用自适应双阈值和能量密度检测并验证车辆的垂直边界,结合可变模型划分车辆存在区域;文献[6]通过构造车辆模型,选取适当的匹配参数判断检测区域与模型之间的相似程度,基于投影的曲线模型匹配实现目标车辆检测与跟踪;文献[7]提出了基于阴影特征与 AdaBoost 的前方车辆检测方法,通过自适应路面阈值搜索车辆存在候选区域,利用基于梯度特征的分层 AdaBoost 算法完成目标车辆识别,结合 Kalman 滤波对检测到的目标车辆进行实时跟踪。目前所探讨的前方车辆图像识别方法均利用在图像信息中目标车辆的形状、灰度、对称性等客观存在的显著特征,但是由于光线和周围环境的易变性,导致获取信息量不足,而且使用单一检测手段,容易引起虚假目标车辆检测风险增大的问题。

鉴于此,本文提出了一种基于多元特征信息匹配的前方车辆图像识别方法,融合路面像素灰度变化特征、车辆样本多尺度方向特征以及灰度信息熵对称性特征,结合车辆样本离线训练和前方车辆在线检测,实现了同车道内自车前方的目标车辆图像检测识别。

1 路面像素灰度均值突变分析

前方车辆图像整体检测识别流程如图 1 所示。

在正常光照条件下,前方车辆尾部会在行驶路面上产生一个具有特定形状的投影区域,如下页图2(a)所示。量化至灰度空间内,沿着灰度变化方向,路面图像的像素灰度值呈现出连续变化分布的趋势,然而车辆底部附近的投影区域却出现了路面像素灰度值的阶跃变化,如下页图2(b)所示。存在其他车辆干扰时路面像素灰度变化分别如下页图2(c)和图 2(d)所示,与周围其他区域相比较,该投影区域内的像素灰度值相对偏低,因此可以充分利用车辆底部投影在路面上表现出来的像素灰度阶跃特征搜索前方车辆检测候选区域^[8-10]。

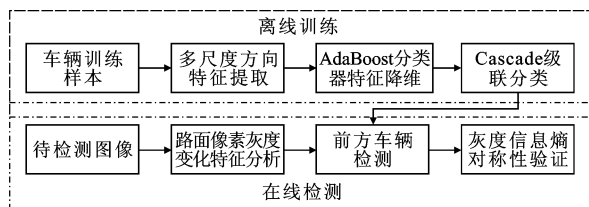


图 1 前方车辆图像识别流程

Fig. 1 Image recognition flow of preceding vehicle

在左、右两侧道路标识线约束的感兴趣区域内,从图像底部由下及上依次计算每一行的灰度平均值为

$$G(r) = \frac{1}{b(r)_r - b(r)_1 + 1} \sum_{c=b(r)_1}^{b(r)_r} g(r, c) \quad (1)$$

式中: $G(r)$ 为灰度平均值; $b(r)_1$ 为搜索区域内第 r 行的左端像素坐标; $b(r)_r$ 为搜索区域内第 r 行的右端像素坐标; $g(r, c)$ 为像素点 (r, c) 的灰度值。

如果在检测区域内某一行出现了灰度均值的阶跃变化,则认为该候选区域内存在前方目标车辆。反之,在整个搜索区域内未出现灰度均值的阶跃变化,则认为当前检测区域内不存在前方目标车辆。

2 基于多尺度方向特征的前方车辆图像识别

2.1 双通道 Gabor 滤波器的建立及参数选择

前方目标检测车辆的多尺度方向特征可以通过

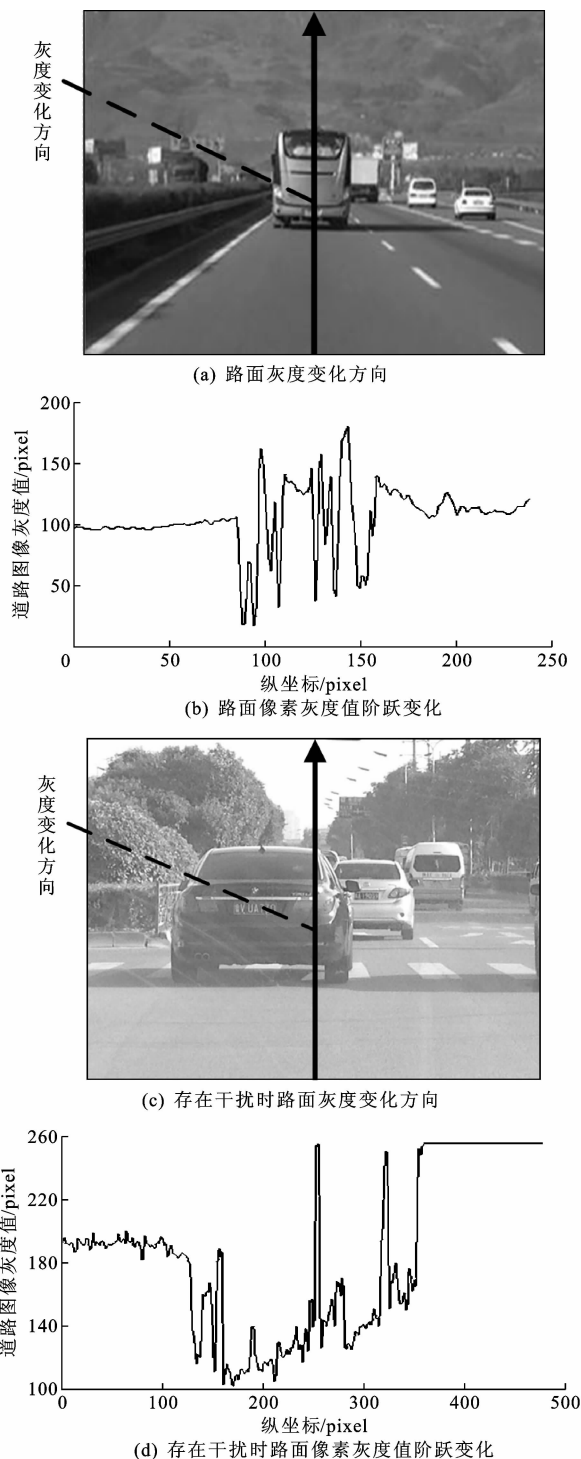


图2 路面像素灰度均值分析

Fig. 2 Road pixel gray average analysis

一系列 Gabor 滤波器来获取。Gabor 滤波函数不仅可以同时在时域和频域内获得最佳的局部优化,滤波性能优良,抗干扰性能突出,而且具有仿生学特征,与人类视觉系统相似^[11]。

二维 Gabor 滤波函数表达式为^[12]

$$g(x_g, y_g) = w(x_g, y_g) s(x_g, y_g) = e^{-(\alpha^2 x'^2 + \beta^2 y'^2)} e^{2j\pi f_s x'} \quad (2)$$

$$\text{其中} \begin{cases} x' = x_g \cos(\theta) + y_g \sin(\theta) \\ y' = -x_g \sin(\theta) + y_g \cos(\theta) \end{cases}$$

式中: x_g, y_g 分别为图像中某像素点的横、纵坐标; α 为水平方向高斯分辨率; β 为垂直方向高斯分辨率; f_s 为正弦平面波径向中心频率; θ 为滤波函数的方向角。

本文以二维 Gabor 滤波函数作为基函数构建了一个双通道 Gabor 滤波器^[13], 则有

$$\varphi(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} g(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} e^{-(\alpha^2 x'^2 + \beta^2 y'^2)} e^{2j\pi f_s x'} \quad (3)$$

选定双通道 Gabor 滤波器之后, 为了保持频率和分辨率为常数, 令 $\gamma = f/\alpha, \eta = f/\beta$, 则双通道 Gabor 滤波器可以表示为

$$F_{\Pi(f, \theta, \gamma, \eta)}(x, y) = I(x, y) \varphi_{\Pi(f, \theta, \gamma, \eta)}(x, y) \quad (4)$$

双通道 Gabor 滤波器中参数的选择直接影响滤波性能, 选择不当则会引发特征提取运算量大、维度冗余、目标难以区分等问题。Gabor 滤波器的位置可以通过径向中心频率 f 和方向角 θ 共同决定, 参考文献[14], 本文选择 5 尺度, 则径向中心频率 f 选取为

$$f = f_{\max} (\sqrt{2})^n \quad n = \{0, \dots, 4\} \quad (5)$$

式中: f_{\max} 为最大径向中心频率; n 为所采用的滤波器包含的径向中心频率总数。

由于 8 方向完全能够满足分类要求, 方向角 θ 的选择为

$$\theta = \frac{v}{8} \pi \quad v = \{0, \dots, 7\} \quad (6)$$

式中: v 为所采用的滤波器包含的角度总数, 所选的 8 个方向为 $0, \frac{\pi}{8}, \frac{2\pi}{8}, \frac{3\pi}{8}, \frac{4\pi}{8}, \frac{5\pi}{8}, \frac{6\pi}{8}, \frac{7\pi}{8}$ 。

2.2 AdaBoost 分类器特征降维

本文采用 5 尺度 8 方向的双通道 Gabor 滤波器获取前方车辆图像的特征信息, 当样本图像的像素大小为 50×60 时, 会产生高维特征向量, 运算量十分庞大。AdaBoost 分类器能够从这些高维特征中筛选出其中具有较强分类能力的有效特征, 并且将所选择的特征集合形成强分类器^[15]。

AdaBoost 分类器主要用来增强简单学习算法的分类性能, 它能够根据采集的样本, 通过组合一系列弱分类器来合并组成一个整体的强分类器, 反复调用 AdaBoost 分类器来增强弱分类器, 经过每一轮的学习过程, 样本的权重得到重新调整, 挑选出其中被弱分类器错分的样本, 将权重较大和较小的样本分别与强、弱分类函数相关联, 最后选取能够明显

区分正、负样本的特征值^[16-18]。对于每个特征,其最优阈值分类函数可以通过弱分类器来确定,为了得到具有最小错分率的弱分类器,则有

$$h(x,f,p,\lambda)=\begin{cases} 1 & pf_d(x)<p\lambda \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{7}$$

式中: x 为车辆灰度图像中一个像素子窗口; f_d 为车辆特征值; p 为一个指示不等式方向的函数; λ 为一个设置的阈值。

AdaBoost 分类器的特征选择过程描述如下。

(1)建立样本训练集 $(x_1,y_1),\cdots,(x_N,y_N)$,其中 $x\in R^k,y_i\in\{1,0\}$,分别对应正样本和负样本。设置 T 个弱分类器。

(2)初始化样本权值

$$\omega_i^1=D(i) \quad i=1,2,\cdots,N \tag{8}$$

(3)样本权值归一化为

$$\omega_i^t=\frac{\omega_i^t}{\sum_{j=1}^N\omega_j^t} \tag{9}$$

(4)利用弱学习算法训练前端权值归一化后的样本,构造弱分类器 $h_t\in(1,0)$ 。

(5)核算迭代过程中弱分类器的误检率

$$\epsilon_t=\sum_{i=1}^N\omega_i^t|h_t(x_i)-y_i| \tag{10}$$

(6)挑选出具有最小误检率 ϵ_t 的弱分类器 h_t ,更新全体样本权值,则有

$$\begin{cases} \omega_i^{t+1}=\omega_i^t\beta_t^{1-|h_t(x_i)-y_i|} & i=1,2,\cdots,N \\ \beta_t=\frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t} \end{cases} \tag{11}$$

(7) T 轮训练完毕后,由 T 个弱分类器加权线性组合得到最终的强分类器 $H(x)$ 为

$$H(x)=\begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T\alpha_th_t(x)\geq\frac{1}{2}\sum_{t=1}^T\alpha_t \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{12}$$

式中: α_t 为弱分类器 h_t 在强分类器 $H(x)$ 中的权重,且 $\alpha_t=\lg(\frac{1}{\beta_t})$ 。

2.3 Cascade 级联分类器的建立

由于 AdaBoost 算法中的单个弱分类器的分类能力较差,为了提高车辆特征检测的效率,本文建立了 Cascade 级联分类器^[19]。将若干个弱分类器整合在一起形成一系列强分类器,这些强分类器串联在一起,随着级联层数的递增,强分类器的检测强度越来越高,非车辆图像子窗口将会直接被排除,含有

车辆图像的子窗口被保留下来,进入下一级检测,直至满足检测需要,Cascade 级联分类结构如图 3 所示。

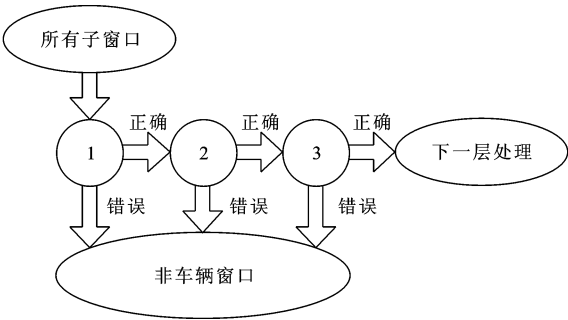


图 3 Cascade 级联分类结构
Fig. 3 Cascade structure

3 灰度信息熵对称性测度

前方车辆图像信息中尾部轮廓明显具有较强的左、右对称性,如图 4(a)所示,通过对车辆尾部图像的大量统计分析,在灰度空间内车辆后视镜轮廓存在垂直对称边缘,如图 4(b)所示,灰度对称性较强部分出现在车辆尾部轮廓的中间位置^[20]。

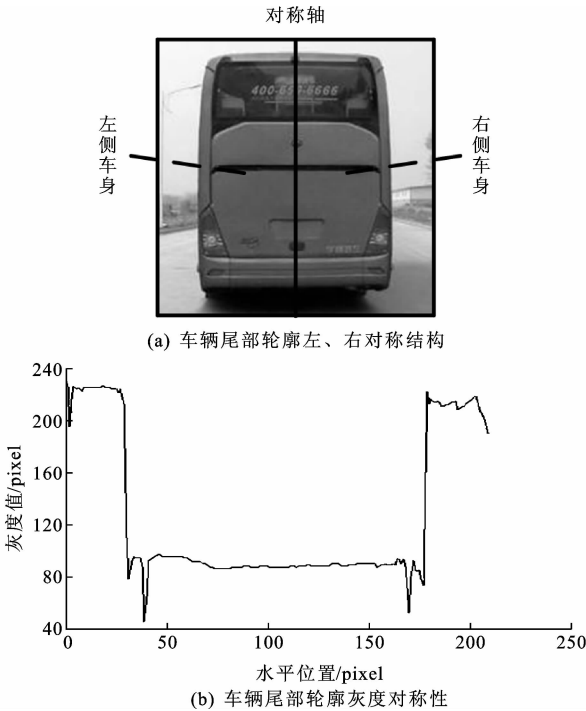


图 4 车辆灰度对称性测度
Fig. 4 Vehicle gray symmetry measure

假设横坐标的一维函数 $g(x)$ 可以通过水平中轴所在行的灰度数据表示,对称轴取为矩形竖直中轴 x_s ,宽度为矩形宽度 w ,以 x_s 为中点, $g(x)=g(x_s+u)$ 的奇函数分量 $O(u,x_s,w)$ 和偶函数分量 $E(u,x_s,w)$ 为

$$\begin{cases} E(u, x_s, w) = \frac{g(x_s + u) + g(x_s - u)}{2}, & -\frac{w}{2} \leq u \leq \frac{w}{2} \\ O(u, x_s, w) = \frac{g(x_s + u) - g(x_s - u)}{2}, & -\frac{w}{2} \leq u \leq \frac{w}{2} \end{cases} \quad (13)$$

由能量函数计算对称性测度为

$$S(x_s, w) = \frac{\sum_{u=-w/2}^{w/2} E^2(u, x_s, w) - \sum_{u=-w/2}^{w/2} O^2(u, x_s, w)}{\sum_{u=-w/2}^{w/2} E^2(u, x_s, w) + \sum_{u=-w/2}^{w/2} O^2(u, x_s, w)} \quad (14)$$

对称性测度 $S(x, w) \in [-1, 1]$, 当 $S(x, w) = -1$ 时, 表示完全不对称; $S(x_s, w) = 1$ 时, 表示完全对称。

虚假车辆目标的排除依据灰度信息熵值归一化的对称性测度, 其表达式为

$$\bar{S}_g = \left[\frac{S(x_s) + 1}{2} + \frac{E(l)}{E_m} \right] / 2 = \frac{[S(x_s)E_m + 2E(l) + E_m]}{4E_m} \quad (15)$$

式中: $E(l)$ 为灰度图像信息熵; E_m 为灰度图像信息熵最大值。

通过对前方车辆后视图像灰度信息熵的大量统计分析, 认为当 $\bar{S}_g > 0.6$ 时, 前方车辆假设成立, 如图 5 所示。



图5 车尾尾部信息熵的统计

Fig. 5 Vehicle tail information entropy statistic

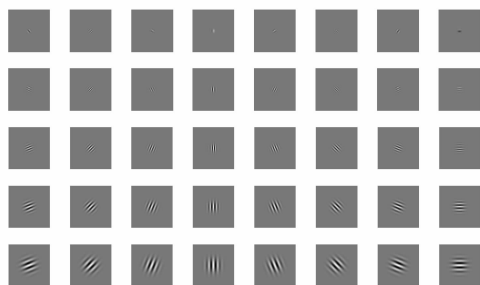
4 仿真试验及结果分析

综上所述, 本文建立了一个共包含 5×8 滤波器组的双通道 Gabor 滤波器, 前方车辆图像特征则可以通过参数量化的 5 个尺度和 8 个方向构成的特征向量来表示。前方车辆图像、5 尺度 8 方向 Gabor 变换过程以及经过双通道 Gabor 滤波器组分形特征提取结果分别如图 6(a)、(b)、(c) 所示。随着 Gabor 滤波器频率的持续增大, 车辆目标区域的 Gabor

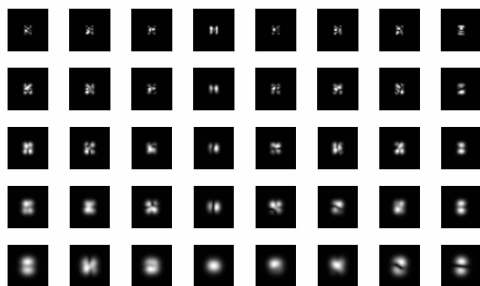
响应平均值也在不断增加, 车辆轮廓边缘多方向性局部特征开始显现。由于双通道 Gabor 滤波器具有尺度、旋转以及方向不变性等优点, 在时域和频域内经历复杂的尺度拉伸及方向旋转等一系列变化, 车辆特征对应点的 Gabor 响应值恒定不变。



(a) 车辆样本图像



(b) 5尺度8方向Gabor变换过程



(c) Gabor变换特征提取结果

图6 前方车辆图像多尺度方向特征提取

Fig. 6 Multi-scale features extraction of preceding vehicle image

由于本文研究的目标为同车道内的前方车辆, 因此训练样本的采集以前方车辆的后视图像作为正样本, 其他非车辆图像作为负样本。在差异化的条件和环境下采集了大量的样本, 其中包括了 700 幅正样本和 2 000 幅负样本, 部分正、负样本训练集如下页图 7 所示。所有的训练样本都是人工收集和标定的。为了确保训练样本的统一性, 训练集中的所有样本均被归一化为 50×60 像素。

本文所建立的 Cascade 级联分类器共包含 15 级, 其中前 5 级的分类结果如下页表 1 所示, 在每层级联分类器中, 设置最小的正样本检测率为 99.8%, 最大的正样本误检率为 50%, 窗口像素缩放比例系数取 1.3。从表 1 中可以看出, 车辆正样

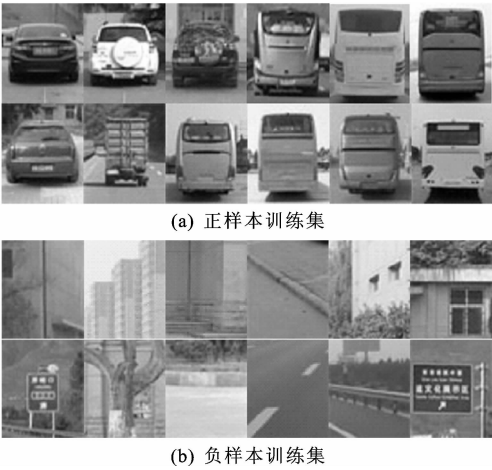


图 7 正、负样本训练集

Fig. 7 Postive and negative training samples

表 1 Cascade 级联分类器前 5 级分类结果

Tab. 1 Classify results of the first five grades of Cascad classifier

分级	第 1 级	第 2 级	第 3 级	第 4 级	第 5 级
强分类器个数	7	11	16	21	28
正样本检测率/%	99.8	99.6	99.4	99.2	99.0
正样本误检率/%	50.0	25.0	12.5	6.25	3.1

本的误检率随Cascade级联分类器级数的增加以及每级内强分类器个数的不断增多,呈现出缩小的趋势,不仅加速了非车辆特征的筛选过程,而且提高了级联分类器的检测性能,使整个检测过程得到了优化,提升了特征分类效率。

为了充分验证文中所述前方车辆图像识别算法的实时性和可靠性,从采集的一段高等级结构化道路环境视频中随机抽取 500 帧图像作为本次试验中的样本数据。系统采集图像分辨率为 640×480 像素,使用处理器 CPU 型号为 Inter Pentium G2030,主频 3.00 GHz,内存为 4 GB,配置 Windows XP 系统的计算机进行试验,程序采用 OpenCV 与 Visual C++6.0 混合编写。从视频中截取的部分帧前方车辆图像检测识别结果如图 8 所示。

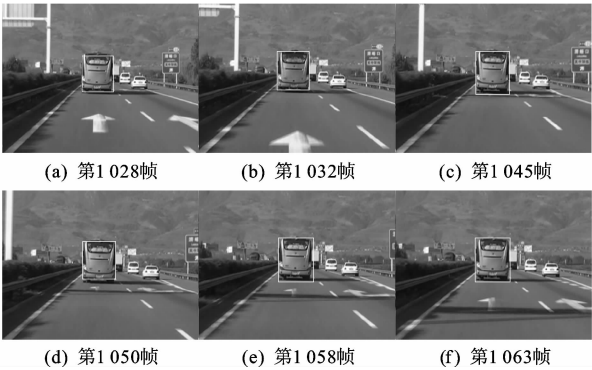


图 8 前方目标车辆检测结果

Fig. 8 Detection results of preceding target vehicle

本文统计了算法的执行时间和检测结果,整个检测流程平均耗时 25 ms,最长耗时 35 ms,最短耗时 15 ms,耗时差与车辆的大小以及背景复杂程度有关。与传统的检测算法比较,前方车辆识别数据对比结果如表 2 所示。本文所提方法车辆检测准确率为 96.7%,优于文献[18]中的 94.9%和文献[21]中的 95.1%,略低于文献[7];但是在误检率方面本文方法为 3.2%,均优于其他车辆识别方法误检率,比文献[7]中 4.3%的误检率降低了 1.1%;在保证良好的识别准确率的基础上,进一步降低了前方车辆的误检风险。

表 2 前方车辆识别数据对比结果

Tab. 2 Detection results analysis of preceding vehicle

检测识别方法	检测准确率/%	误检率/%
文献[7]方法	97.4	4.3
文献[12]方法	94.9	4.8
文献[14]方法	95.1	9.8
本文方法	96.7	3.2

5 结 语

(1)本文提出了一种基于多元特征信息匹配的前方车辆图像识别方法,依据路面灰度均值突变搜索车辆候选区域,在 Gabor 空间域内提取前方车辆样本图像的 5 尺度 8 方向特征,结合 AdaBoost 分类器与 Cascade 级联分类器进行特征降维,筛选样本数据,根据灰度信息熵对称性验证车辆存在性。试验结果表明,该方法能够有效地区分车辆轮廓边缘与非车辆区域,避免了单一特征下局部有效识别信息损失,具有较强的鲁棒性,同时检测平均耗时短,检测正确率高,进一步降低了虚假目标车辆的检测风险。

(2)由于本文的前方车辆图像识别方法仅局限于同车道内自车前方的运动车辆,并未涉及相邻车道车辆的检测识别,故车辆在变道过程中相邻车道内前方车辆的图像检测问题有待进一步研究。

参考文献:

References:

[1] 顾柏园,王荣本,余天洪,等. 基于视觉的前方车辆探测技术研究方法综述[J]. 公路交通科技, 2005, 22 (10):114-119.
GU Bai-yuan, WANG Rong-ben, YU Tian-hong, et al. Review of vision-based detection and tracking of preceding vehicles[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2005, 22 (10): 114-119. (in Chinese)
[2] SIVARAMAN S, TRIVEDI M M. Looking at vehicles

- on the road; a survey of vision-based vehicle detection, tracking, and behavior analysis[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4):1773-1795.
- [3] SONG G Y, LEE K Y, LEE J W. Vehicle detection by edge-based candidate generation and appearance-based classification[C]//IEEE. IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Gwangju; IEEE, 2008:428-433.
- [4] JIA Z, BALASURIYA A, CHALLA S. Vision-based data fusion for autonomous vehicles target tracking using interacting multiple dynamic models[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 109(1):1-21.
- [5] 郭磊, 李克强, 王建强, 等. 一种基于特征的车辆检测方法[J]. 汽车工程, 2006, 28(11):1031-1035.
GUO Lei, LI Ke-qiang, WANG Jian-qiang, et al. A feature-based vehicle detection method[J]. Automotive Engineering, 2006, 28(11):1031-1035. (in Chinese)
- [6] 胡钢, 杨静宇. 基于模型的车辆检测与跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3):450-455.
HU Yin, YANG Jing-yu. Model based vehicle detection and tracking[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(3):450-455. (in Chinese)
- [7] 李云翀, 何克忠, 贾培发. 基于阴影特征和 AdaBoost 的前向车辆检测系统[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2007, 47(10):1713-1716.
LI Yun-chong, HE Ke-zhong, JIA Pei-fa. Forward vehicle detection based on shadow features and AdaBoost[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2007, 47(10):1713-1716. (in Chinese)
- [8] 施树明, 储江伟, 李斌, 等. 基于单目视觉的前方车辆探测方法[J]. 农业机械学报, 2004, 35(4):5-8.
SHI Shu-ming, CHU Jiang-wei, LI Bin, et al. Study on detecting method of the preceding vehicle based on monocular camera[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2004, 35(4):5-8. (in Chinese)
- [9] SRINIVASA. Vision-based vehicle detection and tracking method for forward collision warning in automobiles[C]//IEEE. IEEE Symposium on Intelligent Vehicles. Malibu; IEEE, 2002:626-631.
- [10] SHEN L L, BAI L. AdaBoost Gabor feature selection for classification[C]//IEEE. Proceedings of Image and Vision Computing. Wellington; IEEE, 2004:77-83.
- [11] SUN Z H, BEBIS G, MILLER R. Improving the performance of on-road vehicle detection by combining Gabor and wavelet features[C]//IEEE. The 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems. New York; IEEE, 2002:130-135.
- [12] HUANG L L, SHIMIZU A, KOBATAKE H. Classification-based face detection using Gabor filter features[C]//IEEE. The 6th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul; IEEE, 2004:397-402.
- [13] LIU C J. A Bayesian discriminating features method for face detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(6):725-740.
- [14] KONG A. An evaluation of Gabor orientation as a feature for face recognition[C]//IEEE. The 19th International Conference on Pattern Recognition. Singapore; IEEE, 2008:1-4.
- [15] HUH K, PARK J, HWANG J, et al. A stereo vision-based obstacle detection system in vehicles[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2008, 46(2):168-178.
- [16] 张晓娜, 何仁, 陈士安, 等. 基于主动学习 AdaBoost 算法与颜色特征的车牌定位[J]. 交通运输工程学报, 2013, 13(1):121-126.
ZHANG Xiao-na, HE Ren, CHEN Shi-an, et al. Vehicle license plate location using active learning AdaBoost algorithm and color feature[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2013, 13(1):121-126. (in Chinese)
- [17] SINDOORI R, RAVICHANDRAN K S, SANTHI B. Adaboost technique for vehicle detection in aerial surveillance[J]. International Journal of Engineering & Technology, 2013, 5(2):765-769.
- [18] CHANG W C, CHO C W. Online boosting for vehicle detection[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2010, 40(3):892-902.
- [19] BROGGI A, CARDARELLI E, CATTANI S, et al. Vehicle detection for autonomous parking using a soft-cascade Adaboost classifier[C]//IEEE. 2014 Intelligent Vehicles Symposium Proceedings. Dearborn; IEEE, 2014:912-917.
- [20] 皮燕妮, 史忠科, 黄金. 智能车中基于单目视觉的前车检测和跟踪[J]. 计算机应用, 2005, 25(1):220-223.
PI Yan-ni, SHI Zhong-ke, HUANG Jin. Preceding car detection and tracking based on the monocular vision[J]. Computer Applications, 2005, 25(1):220-223. (in Chinese)
- [21] SIDLA O, PALETTA L, LYPETSKYY Y, et al. Vehicle recognition for highway lane survey[C]//IEEE. The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Tampa; IEEE, 2004:531-536.