

基于 HOG 特征和 SVM 的前向车辆识别方法

李 星 郭晓松 郭君斌

(第二炮兵工程大学兵器发射理论与技术国家重点实验室 西安 710025)

摘 要 为了解决汽车安全驾驶辅助系统中的前向车辆实时识别问题,提出了一种基于梯度方向直方图特征和支持向量机的前向车辆识别方法。通过分割提取车辆底部阴影特征生成假设区域,采用基于直方图分析的方法实现车辆底部阴影的准确分割,综合分析车底阴影的水平边缘特征和垂直边缘特征完成假设区域的生成;使用基于梯度方向直方图特征和支持向量机得到的车辆分类器对获得的车辆假设区域进行验证,剔除了假设区域中的非车辆区域。利用采集的道路视频对提出的方法进行了车辆识别实验,结果表明,该方法能够在不同光照条件下自适应地进行实时车辆识别,其中在正常光照下的识别率为 96.52%,误识别率为 3.59%。

关键词 梯度方向直方图,支持向量机,车辆分类器,前向车辆检测,汽车安全辅助驾驶系统

中图法分类号 TP391.4 **文献标识码** A

HOG-Feature and SVM Based Method for Forward Vehicle Recognition

LI Xing GUO Xiao-song GUO Jun-bin

(State Key Laboratory of Weapon Launching Theory and Technology, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract A HOG-feature and SVM based method was proposed for real-time forward vehicle recognition in automotive safety driver assistant systems. The shadow underneath vehicle was segmented accurately by using histogram analysis method and the initial candidates were generated by combining horizontal and vertical edge feature of shadow. These initial candidates were further verified by using a vehicle classifier based on the histogram of gradient and support vector machine. The experimental results show that the proposed method could adapt to different light conditions robustly. Specially, the proposed method has a recognition rate of 96.52 percent and a false rate of 3.59 percent in normal light condition.

Keywords Histogram of gradient, Support vector machine, Vehicle classifier, Forward vehicle recognition, Automotive safety driver assistant system

1 概述

随着汽车保有量的不断增加,道路交通安全状况日益严峻,汽车安全逐渐成为现代社会重点关注的一个领域。根据公安部交通事故原因分析结果显示,在高速公路上发生的追尾碰撞事故占总数的比例超过了 40%^[1]。因此,汽车安全辅助驾驶系统在减少追尾交通事故等方面有着重要的意义。前向车辆的实时可靠识别是实现汽车安全辅助驾驶的重要前提,视觉系统由于具有获取信息丰富、价格低、易于实现前向车辆识别和跟踪等优势越来越广泛地用于汽车安全辅助驾驶系统。

基于视觉的方法将车辆识别分为两个阶段进行^[2]。在假设生成阶段,系统只在感兴趣区域内进行以提高识别的实时性,通常利用车辆的外观特征(对称性^[3],颜色^[4],阴影^[5],角点^[6],纹理^[7]等)得到可能存在车辆的候选区域;在假设验证阶段,主要有基于模板的方法^[8]和基于学习的方法^[9-11]。其中,基于模板的方法对选取的车辆模板依赖性较大,识别效果受不同车辆以及车型的影响较大;而基于学习的方法是当前

车辆识别领域研究的热点和重点。文献[5,12]提出利用 Haar 特征和 Adaboost 算法训练得到的分类器进行假设验证,当前向车辆距离较远时,容易产生误识别;另外,当图像或视频的背景环境中出现建筑物、云彩、花卉等繁杂物体时,分类器会产生一定的误识别。

针对上述存在的问题,提出一种基于梯度方向直方图(HOG)特征和支持向量机(SVM)的前向车辆识别方法。首先,利用车辆底部阴影的水平边缘特征和垂直边缘特征生成车辆可能存在的假设区域,在此基础上,提取假设区域内的 HOG 特征,利用 SVM 训练得到的分类器进行验证,完成前向车辆的识别。

2 假设生成

在假设生成阶段,针对阴影和边缘两类不同特征,设计两种不同的方法来分别提取车辆底部阴影和边缘特征。在此基础上,通过综合水平垂直边缘特征和阴影特征生成假设区域。

2.1 阴影特征提取

底部阴影是前向车辆的主要特征之一,车辆底部阴影区

李 星(1988—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理和机器视觉,E-mail:lixingepgc_2012@sina.com;郭晓松 教授,博士生导师;郭君斌 讲师,博士后。

域像素的灰度值较低,选择合适的阈值就可以将阴影区域从图像中提取出来。但固定的阈值只适用于某一特定的光照、天气条件,为了解决阴影分割的自适应问题,利用基于统计直方图的方法提取车辆底部阴影区域。假设图像中像素的灰度值服从均值为 m 、方差为 s^2 的正态分布 $N(m, s^2)$, 则灰度图像的统计直方图可用一条高斯曲线近似描述。记 $f(x)$ 为图像灰度值的概率分布函数, 则 $f(x)$ 可以近似用式(1)表示:

$$f(x) \approx \frac{1}{ks\sqrt{\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2s^2}} \quad (1)$$

式中, k 为调整系数, 大量统计分析不同光照条件下阴影区域灰度值发现: 车辆底部阴影区域的像素点占图像像素点的比重小于 10%, 且阴影区域的灰度值较低; 因此, 为了尽可能将所有的车辆底部阴影完整地提取出来, 选取 $\alpha=0.2$ 时概率分布函数 $f(x)$ 的下侧分位数 $x_{\alpha/2}$ 作为提取阴影区域的阈值。不同光照下阴影特征提取的效果如图 1 所示, 左侧一列图像为不同光照下的原始图像, 右侧一列图像为对应的阴影图像, 基于统计直方图的方法能适应不同的光照条件, 具有较好的鲁棒性。

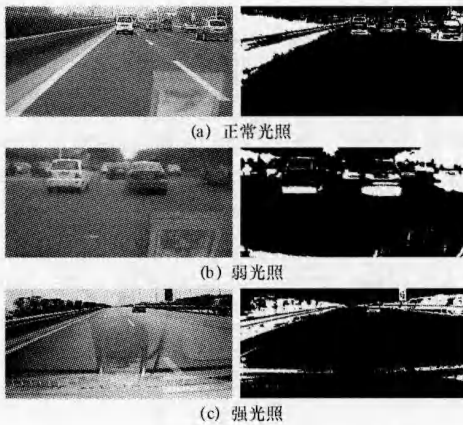


图 1 不同光照下阴影特征提取效果

2.2 假设区域生成

分析得到的车辆底部阴影特征可知: 车辆底部阴影的水平边缘与垂直边缘呈“U”字型, 车辆底部阴影的这一特点可以用于生成车辆可能存在的假设区域。首先, 在阴影图像中逐行统计像素值不为零的连续像素点个数, 选取一定范围内的像素点个数作为车辆区域的候选底部边界 i_k ; 然后, 在候选底部边界 i_k 的左侧端点所在列往左的 10 列和候选底部边界 i_k 所在行往上的 10 行范围内, 逐列统计像素灰度值不为零的像素点的个数, 并选取像素点个数不少于 5 的列作为车辆假设区域的左侧边界 j_{k1} ; 同理, 在候选底部边界 i_k 的右侧端点所在列往右的 10 列和候选边界 i_k 所在行往上的 10 行范围内, 逐列统计像素灰度值不为零的像素点的个数, 并选取像素点个数不少于 5 的列作为车辆假设区域的右侧边界 j_{k2} , 得到的第 k 个车辆假设区域的底部和左右边界为 (j_{k1}, j_{k2}, i_{k1}) ; 最后, 按照宽高比为 1:1 确定车辆假设区域上边界的位置 i_{k2} , 则生成的假设区域为 $(j_{k1}, j_{k2}, i_{k1}, i_{k2})$ 。

3 假设验证

由于得到的假设区域含有部分非车辆目标, 因此需要使

用较精细的方法对假设区域进行排查和验证, 以确定真正的车辆目标, 提高车辆识别的可靠性和准确性。

3.1 HOG 特征提取

HOG 特征由于具有对光照、方向、尺寸不敏感的优点被广泛应用于行人检测^[13-15]。车辆图像中, 梯度或边缘的方向密度分布可以很好地描述车辆的外观形状, 灰度值变化平缓的区域梯度幅值较小, 而灰度突变的边缘区域的梯度幅值较大。因此, HOG 特征能较好地描述车辆目标的边缘梯度信息, 由于其良好的检测性能, 目前已成为车辆检测主流方法之一。

像素点 (x, y) 的梯度幅值和梯度方向计算式为:

$$\begin{cases} G_x(x, y) = H(x+1, y) - H(x-1, y) \\ G_y(x, y) = H(x, y+1) - H(x, y-1) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \\ \alpha(x, y) = \arctan[G_y(x, y)/G_x(x, y)] \end{cases} \quad (3)$$

式中, $H(x, y)$ 为像素值, $G_x(x, y)$ 、 $G_y(x, y)$ 分别表示输入图像 I 中像素点 (x, y) 处的水平方向梯度、垂直方向梯度, $\alpha(x, y)$ 为梯度的方向。

选用 6×6 像素大小的矩形区域作为 HOG 特征采集“细胞”, 每个“细胞”互不重叠。由于边缘梯度相差 180° 可以视为同一方向, 因此, 将像素的梯度方向均匀划分成 9 个直方图通道, “细胞”内的每个像素对其梯度方向所在的直方图通道进行加权投票, 加权的权值采用像素的梯度幅值, 如图 2 所示。

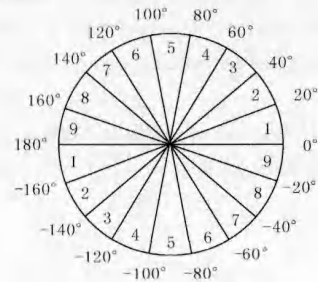


图 2 像素梯度方向划分示意图

为了克服梯度幅值的大小受图像局部光照变化和前景与背景对比度变化的影响, 将梯度方向直方图向量进行归一化。如图 3 所示, 梯度直方图归一化块由 4 个“细胞”组成, 且块与块之间有一定程度的重叠。每个块内 4 个细胞的梯度方向直方图组成一个块向量, 归一化后能有效减弱图像局部变化的影响。

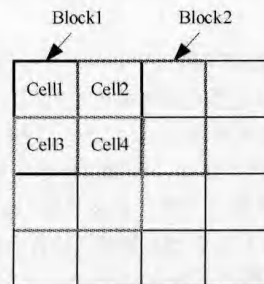


图 3 HOG 特征归一化块示意图

采用 $L2$ 范数对 HOG 特征进行归一化, 其计算式为:

$$x \rightarrow \frac{x}{\sqrt{\|x\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad (4)$$

训练样本的像素为 24×24 , 其中含有的梯度直方图归一化块数量为 $3 \times 3 = 9$, 每个块特征向量的维数为 $4 \times 9 = 36$, 则一个训练样本提取得到的 HOG 特征向量的维数为 $36 \times 3 \times 3 = 324$, 该向量包含了车辆的整体与局部边缘信息。按照上述方法提取所有正负训练样本的 HOG 特征后, 采用支持向量机(SVM)进行分类器训练。

3.2 车辆分类器的训练

支持向量机是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原则(SRM)基础上的新型机器学习方法, 通过将输入向量映射到一个高维的特征空间, 并在该空间中构造最优分类面, 实现两类或多类的分类问题。车辆检测的假设验证本质上是二分类问题, 支持向量机由于其具有的良好分类能力, 目前已经广泛应用于车辆、行人检测等分类器的设计中。

当样本数据线性可分时, SVM 所求解的最优分界面可以转化为一个带约束的二次型优化问题:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (5)$$

约束条件为 $y_i(w^T x_i - b) \geq 1, i=1, 2, \dots, m$ 。

采用拉格朗日乘子法将式(5)转化为:

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i^T \cdot x_j) \quad (6)$$

约束条件为: $\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0$ 。通过在约束条件下求解式(6)可以得到最优分类函数为:

$$g(x) = \text{sign}\{w^T x + b\} \\ = \text{sign}\left\{\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i (x_i^T \cdot x) + b^*\right\} \quad (7)$$

式中, b^* 是分类阈值, x 为测试样本。

当样本数据非线性可分时, 需要引入松弛变量 ξ_i 和核函数 $K(x_i, x_j) = \phi^T(x_i) \phi(x_j)$ 将实际问题通过非线性变换到高维的特征空间, 在高维的特征空间中构造线性判别函数来实现原空间的非线性判别函数。此时, SVM 所求解的广义最优分界面转化为一个不等式约束下二次函数寻优的问题:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (8)$$

相应的约束条件为:

$$y_i(w^T x_i - b) \geq 1 - \xi_i \text{ 且 } \xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, m$$

式中, C 为惩罚参数。则最优分类函数相应地变为:

$$g(x) = \text{sign}\left\{\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i [\phi^T(x_i) \cdot \phi(x)] + b^*\right\} \quad (9)$$

文中选用径向基(RBF)函数训练车辆检测的分类器的核函数:

$$K(x, x_i) = \exp\left[-\|x - x_i\|^T / 2\sigma^2\right] \quad (10)$$

3.3 SVM 训练参数优选

利用 SVM 训练车辆分类器有两个参数需要优化选取。惩罚参数 C 的作用是在模型的复杂度和训练样本误差之间寻找一个折中, 使模型具有较好的推广能力。参数 C 越小, 则分类器对样本数据中误判的样本惩罚就越小, 训练误差会增大, 当分类器对新的数据进行分类时, 错分率就会很高; 参数 C 越大, 则分类器的推广能力越差, 对新数据的错分率越

高。核函数参数 σ 趋近于零时, 全部样本点都是支持向量, 支持向量机对新样本的正确分类能力较低, 核函数参数趋近于无穷大时, RBF 核函数支持向量机的判别函数为常数, 全部样本被分为同一类, 支持向量机的分类能力较差。因此, 针对一个样本数据集需要选择合适的参数 C 和 σ , 使得支持向量机具有较强的分类能力和泛化能力。

LibSVM 工具箱是台湾林智仁教授 2001 年开发的一套支持向量机库, 这套库具有运用灵活、输入参数少、易于扩展等特点, 现在已成为目前国内应用最多的开源性的 SVM 库。LibSVM 提供了用于 C-SVM 的参数 C 和 σ 优选的 Python 文件 grid.py, 提取 3600 个训练样本的 HOG 特征后, 通过网格搜索和交叉验证的方法得到的参数如图 4 所示, 图中变量的单位为 1。由图 4 可知, 最优参数为 $C=32, \sigma=128$, 交叉验证精度为 95.89%。

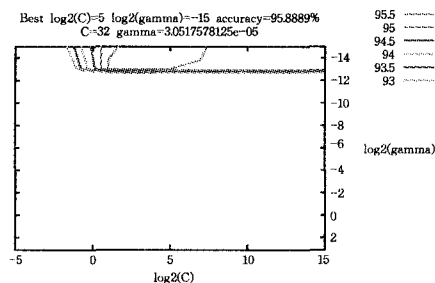


图 4 SVM 训练分类器的最优参数选取

4 试验与结果分析

为了验证所提方法的有效性和可行性, 利用 MATLAB R2009b 分别对正常光照、弱光照、强光照下采集的道路视频进行车辆识别实验, 处理器是英特尔 T6600, 2G 内存, 使用的道路视频是由一个移动的摄像头在白天采集的, 采集的工况包含晴天(正常光照和强光照)、阴天(弱光照)等天气条件, 道路为北京市主要的高速公路和环路。视频图像的分辨率为 720×480 , 帧率为 25 帧每秒。

4.1 车辆分类器训练结果

车辆分类器的训练样本来源于采集的实际道路视频, 车辆样本包括轿车、越野车、公交车以及货车等, 车辆的颜色有白色、黑色、蓝色和灰色等; 非车辆样本包含路边树木、广告牌、交通标志物、护栏、道路路面等。训练样本为 24×24 的灰度图像, 正负样本由手工制作, 其中正样本 1207 个, 负样本 2393 个。支持向量机算法的迭代次数为 5278, 判别函数中的偏置项为 4.793, 得到的目标函数值为 -3307.01, 得到的分类器包含支持向量个数为 647, 其中正支持向量 301 个, 负支持向量 346 个。

4.2 车辆检测结果与分析

基于 HOG 特征和 SVM 的方法在不同光照条件下车辆识别的结果如图 5 所示。图 5(a)、(b)、(c) 依次为正常光照、弱光照、强光照条件的识别效果; 左侧一列图像表示生成的假设区域, 综合阴影的水平边缘和垂直边缘特征生成假设区域的方法可以将图像中所有的车辆区域都包含在假设区域中, 漏检的车辆较少; 右侧一列图像表示验证后的车辆区域, 提出的方法能很好地去除非车辆区域的影响。

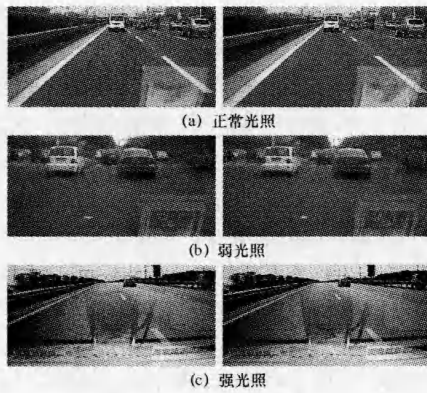


图5 车辆识别结果图

为了验证所提方法的有效性,将文中方法与传统机器学习方法进行对比实验,分别统计得到车辆识别的结果如表1所列。由表1可知,基于HOG特征和SVM的前向车辆识别方法在识别率和误识率两项指标上优于其它传统的基于学习的车辆识别方法。

表1 4种车辆识别方法的结果对比表

车辆识别方法	识别率	误识率
PCA+SVM ^[16]	94.89%	4.75%
Wavelet+SVM ^[17]	95.61%	5.34%
Haar+Adaboost ^[18]	95.07%	9.76%
HOG+SVM	96.52%	3.59%

结束语 文中提出一种基于梯度方向直方图特征和支持向量机的前向车辆识别方法。车辆底部的阴影特征是道路图像中车辆目标的主要特征之一,可以用来快速、可靠地生成假设区域,基于梯度方向直方图特征和支持向量机训练得到的车辆分类器具有良好的泛化能力,能够有效地消除假设区域中建筑物、云彩、花卉、护栏等非车辆目标的影响。实验结果表明,基于HOG特征和SVM的前向车辆识别方法能够在不同光照条件下自适应地进行实时车辆识别,并且在识别率和误识率两项指标上优于传统方法,具有较好的应用前景。但在车辆左右边界的定位还不够精准,在本文工作的基础上还应设计车辆左右垂直边界的搜索算法,以进一步提高车辆识别的准确性。

参考文献

[1] 公安部交通管理局. 2010年中华人民共和国道路交通事故统计年报[M]. 北京,2011

[2] Sun Ze-hang, Bebis G, Miller R. On-road Vehicle Detection: A Review[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(5): 694-711

[3] Bertozzi M, Broggi A, Fascioli A. Vision-Based intelligent Vehicles: State of the Art and Perspectives[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2000, 32: 1-16

[4] Guo D, Fraichard T, Xie M, et al. Color Modeling by Spherical Influence Field in Sensing Driving Environment[C]// Proceedings IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2000: 249-254

[5] Han S, Han Y, Hahn H. Vehicle Detection Method using Haar-like Feature on Real Time System[J]. Engineering and Technology, 2009, 59: 455-459

[6] Bertozzi M, Broggi A, Castelluccio S. A Real-Time Oriented System for Vehicle Detection[M]. Systems Architecture, 1997: 317-325

[7] Kalinke T, Tzomakas C, von Seelen W. A Texture-Based Object Detection and an Adaptive Model-Based Classification [C]// Proceedings IEEE International Conference Intelligent Vehicles, 1998: 143-148

[8] Handmann U, Kalinke T, Tzomakas C, et al. An Image Processing System for Driver Assistance[J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(5): 367-376

[9] Wu Jun-wen, Zhang Xue-gong. A PCA Classifier and Its Application in Vehicle Detection[C]// Proceedings IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2001: 600-604

[10] Sun Ze-hang, Bebis G, Miller R. On-Road Vehicle Detection Using Gabor Filters and Support Vector Machines[C]// Proceedings IEEE International Conference on Digital Signal Processing, 2002: 1019-1022

[11] Sun Ze-hang, Bebis G, Miller R. Quantized Wavelet Features and Support Vector Machines for On-Road Vehicle Detection[C]// Proceedings IEEE International Conference on Control, Automation, Robotics, and Vision, 2002

[12] Song G Y, Lee K Y, Woong Lee J. Vehicle Detection by Edge-Based Candidate Generation and Appearance-based Classification [C]// Proceedings IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Eindhoven, Netherlands, 2008: 428-433

[13] Dalai N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]// Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2005, 1: 886-893

[14] Zhu Qiang, Yeh Mei-chen, Cheng K-T. Fast Human Detection Using a Cascade of Histograms of Oriented Gradients[C]// Proceedings IEEE International Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2006, 2: 1491-1498

[15] Suard F, Akotomamonjy A R, Bensrhair A, et al. Pedestrian Detection Using Infrared Images and Histograms of Oriented Gradients[C]// Proceedings Intelligent Vehicle Symposium, 2006: 206-212

[16] Sidla O, Paletta L, Lypetsky Y, et al. Vehicle Recognition for Highway Lane Survey[C]// The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Washington, D. C., USA, 2004: 531-536

[17] Henry S, Takeo K. A Statistical Approach to 3D Object Detection Applied to Faces and Cars[C]// Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hilton Head, SC, USA, 2000, 1: 746:751

[18] Chang Wen-chung, Cho C-W. Online Boosting for vehicle detection[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2010, 40(3): 892-902