

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 3
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年3月 第17卷 第3期(总第191期)

目次

图像处理 and 编码

- 摄影测量共线方程的单位四元数描述 杨化超,卢晓攀,王永波,姚国标(301)
- 分形压缩感知高维信号重构方法 刘佶鑫,孙权森(309)
- 自适应子矢量划分的快速码字搜索算法 吴鑫鹏,潘志斌,李达(315)
- 基于人类视觉模型的各向异性扩散滤波方法 宋建军,侯志强,余旺盛(321)
- 整数提升小波多相矩阵分解系数的快速提取算法 王锋,赵志文,牟盛(329)
- 自适应样本块大小的图像修复方法 孟春芝,何凯,焦青兰(337)

图像分析和识别

- 改进FCM在交互式图像分割中的应用 依玉峰,高立群,郭丽(342)
- 输电导线图像目标识别方法 孙凤杰,杨镇浓,李媛媛,范杰清(349)
- 无表观特征小目标检测与跟踪 陶霖密,李亮,邸慧军(357)
- 应用改进频率调谐的海上小目标检测方法 任蕾,施朝健,冉鑫(365)
- 视觉注意原理局部特征的行人检测 刘俊涛,刘文予,吴彩华,李雄伟,冯镔(370)
- 尺度不变单样本人脸识别方法 王炜强,张晓阳,曹春芹,付奎生(380)
- 复杂交通场景中采用稀疏表示的车辆识别方法 李修志,吴健,崔志明,陈建明(387)
- 利用复合导数的边缘检测新算法 程金梅,叶永强,姜斌(393)

图像理解和计算机视觉

迭代分割逼近:新的基于局部响应显著度的角点检测 马丽红,谭幸均(402)

融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准 张少敏,支力佳,赵大哲,林树宽,赵宏(412)

计算机图形学

面向非均匀采样点集的 3 维表面重建算法 刘晓平,段瑞青,余烨(419)

基于可编程图形管线的大规模流程工厂模型多分辨率绘制方法 周剑,唐卫清,朱耀琴,夏明,黄晓剑(426)

带有位置修正的环境映射 王晨昊,汤晓安,孙即祥,马伯宁(435)

遥感图像处理

海岸线遥感信息提取的元胞自动机方法及其应用 冯永玖,韩震(441)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 3 期

2012 年 3 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa. ac. cn

电话:010-68407995 010-82614429

网 址:www. cjig. cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
CAS China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational
Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
of Journal of Image and Graphics
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
E-mail:jig@irsa. ac. cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 3 March 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Unit quaternion based description of collinearity equations Yang Huachao, Lu Xiaopan, Wang Yongbo, Yao Guobiao(301)
- Fractal compressive sensing for high-dimension signal recovery Liu Jixin, Sun Quansen(309)
- Fast codeword search algorithm based on adaptive subvector partitions Wu Xinpeng, Pan Zhibin, Li Da(315)
- Anisotropic diffusion image smoothing method based on human visual model Song Jianjun, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng(321)
- Fast extraction algorithm of the polyphase matrix decomposition coefficient based integer lifting wavelet
..... Wang Feng, Zhao Zhiwen, Mou Sheng(329)
- Image completion method with adaptive patch size Meng Chunzhi, He Kai, Jiao Qinglan(337)

Image Analysis and Recognition

- Application of improved FCM for interactive image segmentation Yi Yufeng, Gao Liqun, Guo Li(342)
- Methods of transmission line target recognition Sun Fengjie, Yang Zhenhuan, Li Yuanyuan, Fan Jieqing(349)
- Featureless small object detection and tracking Tao Linmi, Li Liang, Di Huijun(357)
- Small target detection method under sea surface environment using revised frequency tuned saliency detection
..... Ren Lei, Shi Chaojian, Ran Xin(365)
- Pedestrian detection method using local feature based on vision attention
..... Liu Juntao, Liu Wenyu, Wu Caihua, Li Xiongwei, Feng Bin(370)
- Scale invariant face recognition from single sample Wang Weiqiang, Zhang Xiaoyang, Cao Chunqin, Fu Kuisheng(380)
- Sparse representation method of vehicle recognition in complex traffic scenes
..... Li Xiuzhi, Wu Jian, Cui Zhiming, Chen Jianming(387)
- Novel edge detection algorithm using a composite derivative Cheng Jinmei, Ye Yongqiang, Jiang Bin(393)

Image Understanding and Computer Vision

- Iterative segment approaching: new corner detection based on local response saliency Ma Lihong, Tan Xingjun(402)
- Entropic graph estimation integrated with SIFT features for medical image non-rigid registration
..... Zhang Shaomin, Zhi Lijia, Zhao Dazhe, Lin Shukuan, Zhao Hong(412)

Computer Graphics

- Three-dimensional surface reconstruction algorithm for non-uniform sampling points Liu Xiaoping, Duan Ruiqing, Yu Ye(419)
- Multi-resolution rendering approach of large-scale process plant models based on programmable graphics pipeline
..... Zhou Jian, Tang Weiqing, Zhu Yaoqin, Xia Ming, Huang Xiaojian(426)
- Environment mapping with position rectification Wang Chenhao, Tang Xiao'an, Sun Jixiang, Ma Boning(435)

Remote Sensing Image Processing

- Cellular automata approach to extract shoreline from remote sensing imageries and its application
..... Feng Yongjiu, Han Zhen(441)

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)03-0387-06

论文引用格式: 李修志, 吴健, 崔志明, 陈建明. 复杂交通场景中采用稀疏表示的车辆识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(3): 387-392

复杂交通场景中采用稀疏表示的车辆识别方法

李修志¹, 吴健^{1,2}, 崔志明^{1,2}, 陈建明^{1,2}

1. 苏州大学智能信息处理及应用研究所, 苏州 215006;

2. 江苏怡和科技股份有限公司, 苏州 215002

摘要: 针对智能交通系统中复杂交通场景下对于车辆识别的难点问题, 提出一种基于方向梯度直方图特征和稀疏表示的车辆目标识别方法。该方法首先使用方向梯度直方图特征分别提取训练样本和待测目标信息, 通过稀疏表示的方法将训练样本训练为过完备字典, 最后通过待测目标在字典中稀疏度和重构残差判定目标是否为车辆并对其进行标注。实验结果表明, 提出的方法在粘连遮挡、目标类别多样等复杂交通场景中有较好的识别率和实时性。

关键词: 稀疏表示; 方向梯度直方图; 车辆识别; 智能交通; 压缩感知

Sparse representation method of vehicle recognition in complex traffic scenes

Li Xiuzhi¹, Wu Jian^{1,2}, Cui Zhiming^{1,2}, Chen Jianming^{1,2}

1. The Institute of Intelligent Information Processing and Application, Soochow University, Suzhou 215006, China;

2. Jiangsu Yihe Technology Co., Ltd., Suzhou 215002, China

Abstract: For intelligent transportation systems, vehicle recognition in complex traffic scenes is a key issue. In this article, a novel scheme using (HOG) features and sparse representation target recognition for vehicle recognition in complex traffic scenes is proposed. Our method uses the HOG to extract features from samples and candidate targets, and then uses trained samples as an overcomplete dictionary based on sparse representation. Finally, candidate targets are recognized by computing sparsity and reconstruction residuals in the dictionary. Experiment results show that the proposed scheme provides higher recognition preciseness in real time, even in complex traffic scenes such containing occlusion and a large variety of target classes.

Key words: sparse representation; histograms of oriented gradient (HOG); vehicle recognition; intelligent transportation; compressive sensing

0 引言

对于交通视频中的车辆识别是智能交通系统研究中重要的课题, 同时也具有广泛应用。但由于车辆所处背景和光照复杂, 车型种类繁多, 如何正确地

从视频中特别是复杂交通场景的视频中识别车辆目标一直是尚未完全解决的问题。

车辆识别在模式识别中属于目标识别的范畴, 目标特征提取和分类模型构建是对车辆识别的两个重要步骤。在目标特征提取方面, Sun 等人^[1]使用 Gabor 滤波提取车辆纹理信息, Tsai 等人^[2]基于颜

收稿日期: 2011-04-22; 修回日期: 2011-06-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(60970015); 2009年江苏省省级现代服务业(软件产业)发展专项引导资金项目([2009]332-64); 苏州市应用基础研究(工业)项目(SYJG0927, SYG201032); 苏州大学科研预研基金项目

第一作者简介: 李修志(1987—), 男, 苏州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检索、视频信息处理、智能交通系统。E-mail: lixiuzhi@foxmail.com

通讯作者: 崔志明, E-mail: szzm cui@suda.edu.cn

色和边缘信息识别车辆, Rahati^[3]使用 Contourlet 变换与统计的标准差获得特征参数, 此外基于 SIFT^[4]、Harr-like 以及 Harris 角点^[5]等方法也都被国内外学者研究。在分类模型构建方面, 以常用的判别模型为主, 如采用训练的人工神经网络识别目标类别, 以及基于 SVM 分类模型的车辆识别^[1,3], Kamijo^[6]利用随机马尔可夫链模型来分割以及跟踪车辆。面向交通车辆的特定分类器的研究也取得了一定的进展, 如 Aizawa 等人^[7]将 3D 建模运用于车辆识别中。研究者对车辆识别方面的探索与应用在某些情况下已达到较好的效果, 但面对粘连遮挡、目标类别多样等复杂交通场景下车辆识别的鲁棒性, 目前还很难有一种方法能够较好的解决问题。

稀疏表示理论是近年来研究与应用的热点领域。广域范围内, 在信号处理领域中称为压缩感知或压缩传感^[8-9]。它与传统的奈奎斯特采样定理不同, 通过训练一个过完备且与变换基不相关的字典, 将高维信号映射到低维空间上, 在求得映射的最优化稀疏向量后, 可从少量的信号重构出原信号。稀疏表示具有特征保持性、稀疏性等特点, 目标信号可以通过该理论采集的少量信号值实现精确重建。正是由于这一特性, 该理论在图像压缩编码、图像去噪和修复等领域得到了广泛运用。近期, Wright 和 Yang 等人^[10]验证了稀疏表示在人脸识别方面有很好的鲁棒性, 在大量噪声和遮挡的情况下皆可很好的识别, 将稀疏表示引入模式识别和语义理解领域。

将稀疏表示理论引入到交通视频的车辆识别中, 对复杂交通场景下该理论的应用进行适应性研究。首先获得视频的前景区域, 选用方向梯度直方图特征对前景目标进行特征提取。另一方面, 采集代表性样本进行基于稀疏表示方法的过完备字典训练, 训练得到的字典具有非负性。最后通过待测目标在字典中稀疏度和重构残差判定目标类别。实验结果表明, 本文提出的方法在粘连遮挡、目标类别多样等复杂交通场景中有较好的识别率和实时性。

1 稀疏表示

稀疏表示是指图像(或特征)信号可完全或近似地由非常少的一组原子图像(或特征)信号的线性组合表示, 而所有的原子图像(或特征)信号即组成一个过完备的词典。设 $x \in \mathbb{R}^M$ 是图像(或特征)信号的向量表示, $D = [D'_1, D'_2, \dots, D'_N] \in \mathbb{R}^{M \times N}$

($M \ll N$) 是一个 $M \times N$ 维的过完备字典, 其中每一子字典 $D'_i = [d_{1,i} \ d_{2,i} \ \dots \ d_{M,i}]^T \in \mathbb{R}^M$ 也称为字典 D 的原子。信号 x 可通过式(1)由系数向量 $\alpha \in \mathbb{R}^N$ 表示:

$$x = D\alpha = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \dots & d_{1,N} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \dots & d_{2,N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{M,1} & d_{M,2} & \dots & d_{M,N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \alpha_j \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $\alpha = [0 \ \dots \ 0 \ \alpha_j \ 0 \ \dots \ 0]^T \in \mathbb{R}^N$ ($0 < j < N$) 是由 k 个非零值 α_j 组成的稀疏系数向量。显然, 由于组成字典 D 的原子个数远大于向量 x 的维数, 在已知 D 和 x 的条件下求解线性方程式(1)是欠定的。而在满足一定条件下, 表示的稀疏性是满足解的唯一性的充分条件。理论证明, 信号 x 可由系数向量 α 求解最优化 l_0 范式精确表示

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t. } x = D\alpha \quad (2)$$

式中, $\|\cdot\|_0$ 用于计算向量中非零元素的个数。在实际应用中允许一定的误差存在, 所以可将上式最优化求解问题转化成求解不等式(3)的过程。

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t. } \|x - D\alpha\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

但 L_0 范式的计算需要穷举 α 中所有非零元素的 C_N^k 种排列组合, 是一种无法求解的 NP-hard 问题, 所以通常要考虑近似的解法。目前国内外研究的求解算法可归入以下三大类^[11]: 贪婪追踪算法, 这类方法通过每次迭代时选择一个局部最优解逐渐实现原始信号的逼近; 凸松弛算法, 这类方法通过将非凸优化问题转化为凸优化问题求解实现信号的逼近; 组合算法: 这类方法通过信号的采样支持通过分组测试快速重建。

字典的构造是一种寻找稀疏表示下最优基的构造, 字典的优劣是原始信号能否尽可能稀疏表示的关键。字典的构造不仅要满足稀疏表示唯一性的约束^[12], 也要获得更完备更精确的信号表示。字典构造的方法主要分为两类, 一类是构造一个由 g' 组成的字典

$$g' = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) e^{-\pi\xi^2} \quad (4)$$

式中, g' 是由基函数 $g(t)$ 转换得到, s, u 和 ξ 分别是膨胀参量、转换参量和调频参量。这类方法虽可保

证以较高概率恢复信号,但无法选择满足重构目标特点字典。

另一类是从训练样本中直接生成字典^[10]。字典是从待重构目标中有代表性的样本产生,由于具有与待重构目标相似的特征,目标信号可以更容易地通过这类字典稀疏表示。

2 基于稀疏表示的车辆识别框架

传统目标识别方法大都采用最优分类面、模板匹配以及弱分类器的方式分类目标,虽然它们具有一定的判别性,但却无法从信号的稀疏性角度获得更具价值的信息。基于稀疏表示分类(SRC)的识别可在高维空间对信号进行重构,通过重构信号的稀疏性判别目标分类。介绍采用的基于 HOG 和稀疏表示的车辆识别框架(如图 1 所示),对如何提取 HOG 特征以及训练过完备字典并进行稀疏表示分类着重阐述。

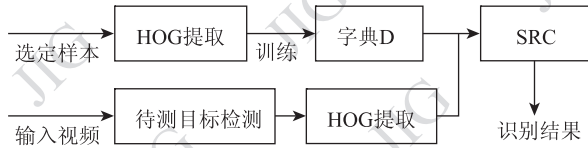


图 1 基于 HOG 和稀疏表示的车辆识别框架

Fig. 1 Vehicle recognition framework based on HOG and SR

2.1 目标的 HOG 特征提取

方向梯度直方图(HOG)是一种描述高维边缘方向特征的局域描述算法^[13]。文献[14]对几类基于内容的特征提取方法进行了实验比较,HOG 特征被验证是一种较好的表征几何形状和轮廓的特征。对车辆的识别是面向复杂场景下的方法,寻找一种不受光照、车辆的移动以及车身颜色影响的特征将是车辆识别优劣的关键因素。因此,采用 HOG 提取待识别目标的特征。

对于车辆的 HOG 特征提取应使用对车辆表达最佳的方法,并考虑计算量对实时性的影响。使用的 HOG 提取算法沿用文献[13]的基本思路。相比较文献[13],本文方法区别车辆识别与行人检测不同之处,制定相关参数。

对于梯度的计算,使用 1 维的离散微分模板 $[-1,0,1]$ 对图像 f 的每个像素点 (x,y) 进行卷积,则可通过式(5)(6)得到梯度模值 $G(x,y)$ 和梯度方向 $\theta(x,y)$:

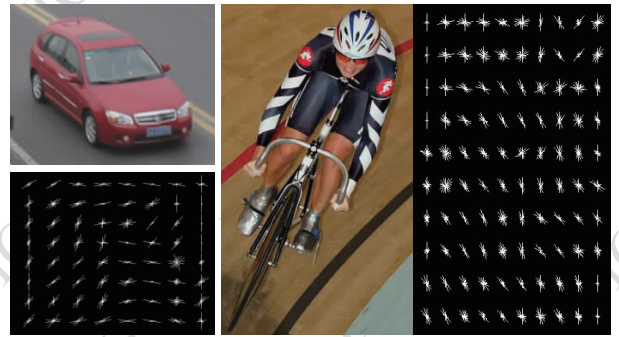
$$G(x,y) = [(f(x+1,y) - f(x-1,y))^2 + (f(x,y+1) - f(x,y-1))]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{f(x,y+1) - f(x,y-1)}{f(x+1,y) - f(x-1,y)} \right) \quad (6)$$

在块的几何选择上,使用矩形区间(R-HOG)。R-HOG 是在单一尺度下、密集的网络内、没有对方向排序的情况下被计算出来。

块内进行对比度归一化是消除光照变化和阴影等光学因素影响的重要步骤,对比常用的两种归一化因子: L_1 范数和 L_2 范数,后者的可靠性要强于前者,因此选用 L_2 范数作为归一化因子。

图 2 为方法中提取的车辆 HOG 特征和骑车者 HOG 特征的举例:



(a) 车辆

(b) 骑车者

图 2 车辆和骑车者不同的 HOG 特征

Fig. 2 Different HOG features between vehicle and cyclist

通过对 HOG 特征的提取,将目标的表述由像素级转为向量级,可设得到的目标 M 特征 H_M 为式(7),其中,块数 n 为特征数, m 为每组特征单元 h_i 的维数:

$$H_M = \{h_i \in \mathbb{R}^m, i = 1, 2, \dots, n\} \quad (7)$$

2.2 基于稀疏表示分类的识别

不同类别训练样本训练的字典对待测样本的稀疏表示能力差别很大,待测样本更易被同类别训练样本得到的字典稀疏表示。根据稀疏表示的这一特性,研究设计了基于稀疏表示的分类器。

记所有基于 HOG 特征的向量表示车辆训练样本集为 $\{H_i \in \mathbb{R}^m, i = 1, 2, \dots, n\}$,其中每个样本 H_i 代表一个车辆样本的 HOG 特征。初始字典 $D = [H_1, H_2, \dots, H_n] \in \mathbb{R}^{m \times n}$,采用 S-KSVD^[15] 算法对字典进行训练得到过完备字典 D 并计算稀疏系数,经过实验 S-KSVD 算法可以在较短时间内训练得到重建信号 PSNR 值较高的字典。

设待测样本 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$ 是待识别目标基于 HOG 特征的向量表示, 给定一稀疏约束因子 L , 求解以下 L_2 范式最小值, 如式(8):

$$\hat{\alpha}(\mathbf{y}, \mathbf{D}) \equiv \arg \min_{\alpha, \mathbf{D}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\alpha\|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \|\alpha\|_0 \leq L \quad (8)$$

式(8)的求解是寻找一个在满足稀疏约束因子 L 条件下取得最小重构误差的稀疏表示的过程。

在式(8)得到最优稀疏表示的基础上, 计算 \mathbf{y} 在字典 \mathbf{D} 上的残差

$$\hat{\mathfrak{R}}(\mathbf{y}, \mathbf{D}) \equiv \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\hat{\alpha}(\mathbf{y}, \mathbf{D})\|_2^2 \quad (9)$$

此处可通过构建包含 N 类车辆样本的字典并计算信号在各样本字典上的稀疏表示残差

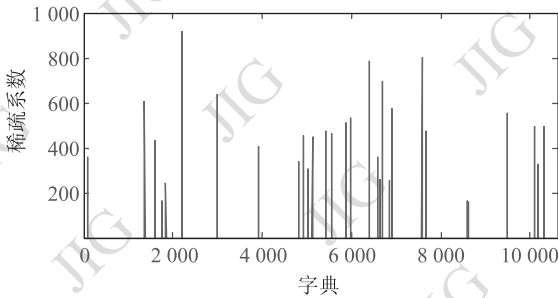
$$\hat{\mathfrak{R}}(\mathbf{y}, \mathbf{D}_i) \equiv \|\mathbf{y} - \mathbf{D}_i\hat{\alpha}(\mathbf{y}, \mathbf{D}_i)\|_2^2, 0 < i < N \quad (10)$$

最后通过比较残差值, 最小残差所在的类别即为信号的目标分类

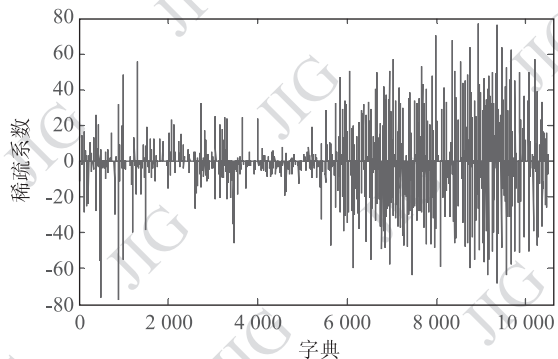
$$C(\mathbf{y}) = \underset{i=1, \dots, n}{\operatorname{argmin}} \hat{\mathfrak{R}}(\mathbf{y}, \mathbf{D}_i) \quad 0 < i < N \quad (11)$$

式中, $C(\mathbf{y})$ 表示信号 \mathbf{y} 所属的车辆类别。

本文只涉及识别目标是否为车辆, 不需进一步判断车辆类型, 故式(11)步骤可省略。如图 3 为通过本方法计算得到的两个待测目标, 分别为车辆、骑车者的稀疏表示系数。



(a) 车辆HOG特征的稀疏表示 (训练车辆字典)



(b) 骑车者HOG特征的稀疏表示 (训练车辆字典)

图 3 车辆和骑车者的稀疏表示系数

Fig. 3 Sparse representation coefficient of vehicles and cyclist

通过图 3 可直观发现, 基于车辆特征训练的字典对车辆样本有很好的稀疏表示(如图 3(a)大部分系数为 0 且非零系数值较大), 而对骑车者的稀疏表示能力则很差(如图 3(b))。

待测目标分类可通过以下的方法得到判定因子

$$\beta = \hat{\mathfrak{R}}(\mathbf{y}, \mathbf{D}) + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (12)$$

式中设定权值 λ 用于权衡稀疏表示残差和稀疏度。

最后设置经验阈值 T 完成对目标的分类:

$$C(\mathbf{y}) = \begin{cases} \text{车辆} & \beta \leq T \\ \text{其他} & \beta > T \end{cases} \quad (13)$$

当判定因子 β 小于阈值 T , 则待测样本 \mathbf{y} 属于车辆, 否则样本 \mathbf{y} 属于非车辆目标。

3 实验结果与分析

为验证本文车辆识别方法在实际复杂场景中的应用性, 所使用的测试数据由苏州市道路管理相关部门从交通监控的十字路口视频中提取。

HOG 特征虽在一定程度上具有不受光照、形变以及遮挡等影响的特点, 但在实际应用中各种车辆会以各种角度出现, 因此构建包含完备车辆训练样本的字典是提高稀疏表示分类器识别率的一种方式。故除车型因素外, 车辆不同角度 HOG 特征采集也是构成训练样本的重要方面。表 1 是用于训练字典的样本类别(车辆角度和车型)和数量统计。

表 1 训练样本类别和数量统计

Table 1 Type and quantity of training samples statistics

车型	采集位置				
	正前方	正后方	侧前方	侧后方	正侧方
轿车	127	105	216	76	65
面包车	46	43	115	32	46
越野车	92	73	154	59	41
卡车	43	38	83	66	25
公交车	45	45	76	69	17

与静态图像不同, 基于视频的目标识别尤其是交通监管的目标识别, 对于实时性的要求尤为突出。因此在实验时, 实时性也是本方法需考虑的问题。方法中计算耗时主要集中在 HOG 特征提取以及目标的稀疏表示上。

在 HOG 特征提取的单元和块的选择上, 过小的

单元、块和直方图 Bin 导致计算量的指数增加,过大则会对目标特征描述不清,需选择折中的参数作为本方法的使用参数。表 2 为实验选择不同的参数及相应的识别率。

表 2 不同 HOG 特征参数及相应的识别率

Table 2 Different HOG parameters and recognition rates

单元像素	块中单元	直方图 Bin	识别率/%	耗时/ms
30 × 30	3 × 3	9	86.7	800
15 × 15	2 × 2	9	94.8	2 310
30 × 30	2 × 2	18	93.0	1 780
30 × 30	2 × 2	9	92.4	1 100

通过表 2 对比,当 HOG 特征采用 30 × 30 像素/单元,2 × 2 单元/块,9 个直方图 Bin 时的识别率较高且耗时相对较少。因此本文使用第四组参数用于目标 HOG 特征提取。

另一方面,训练得到的稀疏字典越大包含的信息越多,但稀疏表示耗时越多。选用相同训练样本训练的不同块大小字典(如图 4,分别是实验训练得到的 256 原子和 64 原子组成的字典),实验发现当选用 64 原子进行分类判别时,本文方法能够有较好的识别率,当增大原子个数时,相对于识别率,稀疏表示时间增幅更大。故选用 64 原子构建稀疏字典。

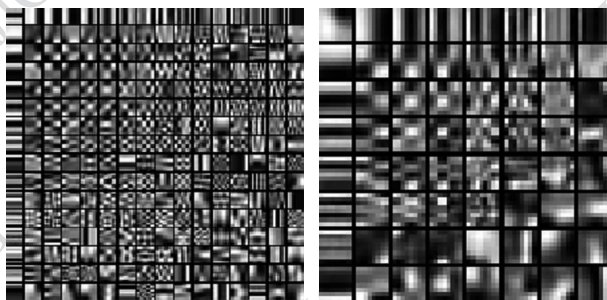


图 4 构建的 256 和 64 原子的稀疏字典

Fig. 4 Sparse dictionary composed of 256 and 64 trained sub-dictionaries

图 5 为识别结果截图,分别为提取的 HOG 特征中间过程和最后识别结果。本文方法在遮挡的情况下和目标复杂多样时对车辆的识别率分别为 85.7% 和 93.1%。但需要指出的是:方法无法实现遮挡车辆的分割,并对于除构建的 5 个视角方向外的其他视角的目标识别敏感度相对较低。



图 5 前景提取的梯度信息和识别结果

Fig. 5 Gradient of foreground and recognized results

为验证基于稀疏表示的识别方法有效性,本文将本方法与文献[1,3]的识别方法进行比较。实验对于文献[1]选用滤波器为 G15S 的 Gabor 滤波和 SVM 进行实验,对于文献[3]选用 9/7 双正交小波滤波器的 Contourlet 变换和 4 层金字塔。图 6 是 3 种方法在不同场景下取相同 HOG 特征值时的车辆识别率,其中最佳场景为取正前方无任何遮挡且全为车辆时的场景。由图 6 可看出,本文车辆识别方法在多场景下都具有较好的识别效果。

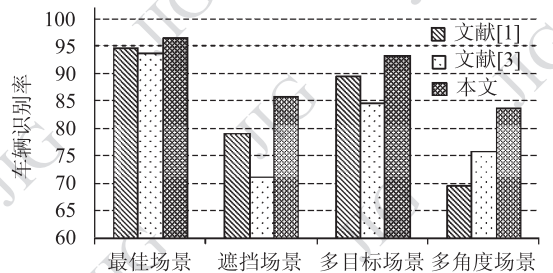


图 6 多场景下本文算法与文献[1,3]识别结果比较

Fig. 6 The results of our method compared with reference [1,3] in various scenes

图 7 给出了文献[1,3]中使用 SVM 分类法与本文使用 SRC 法的平均识别率的比较。从中可看出:SRC 方法在特征数大于 1 000 时识别准确率高于 SVM 分类法,在一定程度上也说明稀疏表示分类随着特征维数的增加保持相应的收敛性,SVM 分类法则会随着特征维数的增加趋于发散,而且 SVM 分类法的分类能力很大程度上取决于特征选取方法。

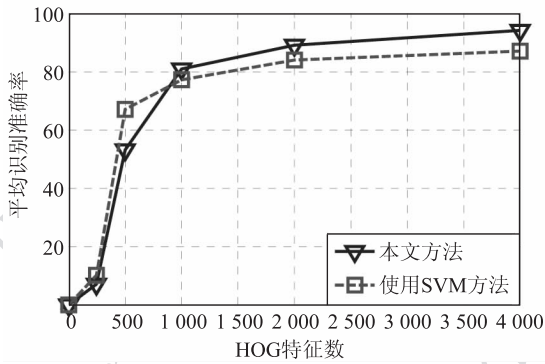


图7 本文方法与使用SVM方法识别结果比较

Fig.7 The results of our method compared with methods using SVM

4 结论

研究稀疏表示理论,将稀疏表示中的分类方法引入到交通视频的车辆识别中,采用不变性较好的方向梯度直方图对目标进行特征提取。与传统方法不同的是,本方法从信号特征的稀疏性角度,在高维空间对信号进行重构,通过重构信号的稀疏性判别目标分类。下一步工作将围绕进一步提高使用稀疏表示对于目标识别分类方法的计算速度和稳健性(如在高清视频中的处理以及更多角度对车辆识别),并且可以尝试通过稀疏字典对具体车型或交通视频中的目标类别进行识别。

参考文献 (References)

- [1] Sun Z, Bebis G, Miller R. On-road vehicle detection using evolutionary Gabor filter optimization[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2005,6(2):125-137.
- [2] Tsai L, Hsieh J, Fan K. Vehicle detection using normalized color and edge map[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007,16(3):850-864.
- [3] Rahati S, Moravejian R, Mohamad E, et al. Vehicle recognition using contourlet transform and SVM[C]//Proceedings of 5th International Conference on Information Technology: New Generation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 894-898.
- [4] Dlagnekov L. Video-based car surveillance: license plate, make, and model recognition[D]. San Diego: University of California at San Diego, 2005.
- [5] Xu W, Wang S Z. Measurement of vehicle speed based on harris corner detector[J]. Journal of Image and Graphics, 2006,11(11):1650-1652. [徐伟,王朔中. 基于视频图像 Harris 角点检测的车辆测速[J]. 中国图象图形学报,2006,11(11):1650-1652.]
- [6] Kamijo S, Matsushita Y, Ikeuchi K, et al. Occlusion robust vehicle tracking for behavior analysis utilizing spatio-temporal Markov random field model [C]//Proceedings of IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000:340-345.
- [7] Aizawa T, Tanaka A, Higashikage H, et al. Road surface estimation robust against vehicles' existence for stereo-based vehicle detection [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE,2002:43-48.
- [8] Donoho D. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(4):1289-1306.
- [9] Candès E J, Wakin M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008,25(2):21-30.
- [10] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009,31(2):210-227.
- [11] Needell D, Tropp J. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Communications of the ACM, 2010,53(12):93-100.
- [12] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(2):489-509.
- [13] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 2005:886-893.
- [14] Mirmohamadsadeghi L. Image tag propagation [EB/OL]. (2010-06-10) [2011-3-17]. http://mmspl.epfl.ch/webdav/site/mmspl/shared/Semesterproject_tagpropagation.pdf.
- [15] Rubinstein R, Zibulevsky M, Elad M. Double sparsity: learning sparse dictionaries for sparse signal approximation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010,58(3):1553-1564.