

夜晚视频目标检测中的车辆灯光干扰消除方法

张志皓^{1,2,3}, 胡文龙^{1,2}

(1. 中国科学院电子学研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室, 北京 100190;
3. 中国科学院研究生院, 北京 100190)

摘要: 针对夜晚视频目标检测中的车辆灯光干扰问题, 提出一种基于支持向量机(SVM)的灯光干扰消除方法。用背景差方法对输入视频进行初始分割得到前景区域, 把前景区域划分为子块, 提取子块的灰度分布特征和纹理特征; 选择一个最佳特征子集作为输入向量, 对 SVM 分类器进行训练识别; 将识别为灯光的子块去除。实验结果表明, 与其他分类器相比, 基于 SVM 的方法在准确率和实时性方面性能较优。
关键词: 支持向量机; 目标检测; 车辆灯光; 特征选择; 背景差

Elimination Method of Vehicle Light Interference in Nighttime Video Object Detection

ZHANG Zhi-hao^{1,2,3}, HU Wen-long^{1,2}

(1. Institute of Electronic, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. Key Laboratory of Spatial Information Processing and Application System Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

3. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

【Abstract】 To solve the problem of vehicle light interference on nighttime object detection, a method of eliminating the light interference based on Support Vector Machine(SVM) is proposed in this paper. Foreground region is extracted from the input video by means of background subtraction. Features of gray distribution and texture are extracted from the blocks, which foreground region is divided into. An optimal subset of features is selected as input vector of SVM for training and recognition. Block recognized as light is eliminated. Experimental results demonstrate that SVM based method is more accurate and faster than other classifiers when used to eliminate the light interference.

【Key words】 Support Vector Machine(SVM); object detection; vehicle light; feature selection; background subtraction

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.066

1 概述

目标检测是智能交通视频监控的关键组成部分, 是目标分类、识别和跟踪的前提。目前比较流行的运动目标检测方法主要有光流法、混合高斯模型法、背景差法等。但是对这些算法的研究主要集中于光照条件较好的白天场景, 很少有文献涉及夜晚场景下的目标检测, 而上述算法在对夜晚视频中的车辆进行检测时, 车辆灯光作为干扰目标会严重影响对车辆的检测结果。针对该问题, 本文提出一种利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器消除夜晚视频目标检测中灯光干扰的方法。

2 基于 SVM 的灯光干扰消除方法

2.1 背景差法视频分割

采用背景差法对夜晚视频中的运动目标进行分割时^[1], 由于车辆图像和灯光图像的灰度值一般与背景之间都存在较大差异, 背景差分割视频得到的前景中包括车辆和灯光 2 类目标图像, 其中灯光是干扰目标, 因此需要被识别并消除。

分析图像特征可知, 车辆和灯光是 2 类不同的目标, 因此, 本文通过 SVM 学习目标特征来区分这 2 类目标, 然后消除灯光干扰, 仅保留车辆作为最终的目标检测结果。

2.2 SVM 分类器

目前国内外学者对各种分类方法已经有了较深入研究: 依据贝叶斯决策理论设计的贝叶斯分类器理论上具有最优的性能, 但是它的前提是对先验概率和类概率密度函数有充分的先验知识, 而对车辆图像和灯光图像分类时难以预知 2 类特

征在特征空间中的分布情况; 最近邻法通过寻找距离上与查询点最近的 k 个样本点, 在 k 个近邻中使用多数表决分类, 但是寻找最近邻和存储整个训练集会带来较大的计算负荷, 很难实现视频实时处理; 神经网络用于分类时存在过学习与欠学习等问题, 这会影响到分类的准确性; SVM^[2]是在统计学习理论上发展起来的一个新分类方法, 能够对线性不可分的 2 类数据进行很好的分类, 因此, 本文采用 SVM 作为分类器对车辆图像和灯光图像进行分类。

SVM 就是通过在原空间或投影后的高维空间中构造最优分类面, 将给定的属于两个类别的训练样本分开, 构造超平面的依据是 2 类样本离超平面的距离最大化。SVM 最终决策函数只由少数支持向量所确定, 计算复杂度取决于支持向量的数目, 而不是样本空间的维数。

设训练样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$, $x_i \in \mathbf{R}^N$ 为目标特征向量; N 为特征数; y_i 为车辆和灯光的类标记。SVM 通过求解下式找到一个具有最大间隔的超平面:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (1)$$
$$\text{s.t. } y_i [(w \cdot \varphi(x) + b) + \xi_i - 1] \geq 0$$

其中, w 为权向量; b 为分类阈值; C 表示用于控制误差的

基金项目: 国家“973”计划基金资助项目(2010CB327906)

作者简介: 张志皓(1986-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 视频图像处理; 胡文龙, 研究员

收稿日期: 2010-12-26 **E-mail:** zhhzhang1986@163.com

惩罚常数; ξ_i 为非负松弛变量; $\varphi(x)$ 表示从原始低维空间到
高维特征空间的映射函数。

利用拉格朗日乘子法, 可把式(1)转化成如下对偶形式:

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

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0; 0 \leq \alpha_i \leq 1; i = 1, 2, \dots, n$$

其中, α_i 为 Lagrange 系数; $K(x_i, x_j) = \exp\{-\gamma |x_i - x_j|^2\}$ 表示
核函数; γ 表示间隔松弛因子, 用来计算特征空间中的函数
内积: $K(x_i, x_j) = [\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)]$, 而无须知道映射函数 $\varphi(x)$ 的
具体形式。

SVM 分类器的判别函数为:

$$f(x) = \text{sgn}[\sum_{i=1}^{n_{sv}} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b] \quad (3)$$

其中, n_{sv} 表示支持向量的数目。

2.3 最佳特征子集选择

目标特征的选取是决定 SVM 分类器性能的关键, 这就
要求所选特征能反映车辆和灯光这 2 类目标图像之间的差
别, 通过实验发现这 2 类目标图像在灰度分布和纹理上有明
显差异, 因此, 本文采用灰度和纹理特征。

实验表明灯光图像的灰度值分布范围小而车辆图像灰度
值分布范围大, 因此, 可以用灰度分布作为目标图像的特征。
灰度直方图是最常用的表达灰度分布情况的特征, 计算简单,
非常适合视频的实时处理。因此, 本文选用均值、方差、偏
差、能量、熵这 5 个常用直方图统计量^[3]来描述目标图像的
灰度分布。

另外, 灯光图像的灰度空间分布比较均匀而车辆图像的
纹理信息较丰富, 纹理也可以作为区分两类目标图像的有效
特征。目前常用纹理分析方法有 Gabor 滤波器、小波变换、
LBP、GLCM^[4]等方法, 其中, Gabor 滤波器和小波变换的复
杂度较高, 不适合对实时视频监控应用; LBP 只能反映局部
纹理信息且难以提取出适用于 SVM 的特征量; 而 GLCM 计
算较简单且能较好地体现目标图像纹理信息。因此, 本文采
用 GLCM 提取目标图像纹理特征, 提取目标图像 GLCM 的
角二阶矩、熵、对比度、相关性这 4 个常用特征值^[5]。

然而对于不同的视频场景, 以上 9 种特征量并不一定都
能有效地区分车辆和灯光 2 类目标图像, 为了使 SVM 分类
的误差最小, 还需要根据不同的视频场景进行特征选择。如
果采用穷尽搜索的方法选择特征, 就有 2^9 种子集选择方案,
为了减少选择时间, 本文采用前向逐步搜索的方法来压缩搜
索空间: 设已选特征集合 S_1 为空, 剩余特征集合 $S_2 = \{f_1, f_2, \dots, f_9\}$, 其中, f_j 为特征量, 训练样本集为 $(I_i, y_i)_{i=1}^n$, I_i 为样本子块 $y_i \in \{-1, +1\}$ 为子块类别。

(1) 从 S_2 中取一个特征 f_j , 令 $S_1^j = S_1 \cup \{f_j\}$, 从 I_i 中提
取 S_1^j 包含的特征组成向量 x_i , 与子块类别 y_i 组成样本
 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ 训练 SVM 得到分类器 $\Phi(S_1^j)$, 5-折交叉验证估计
SVM 分类器 $\Phi(S_1^j)$ 的误差 $CV_error(j)$ 。

(2) 重复步骤(1), 直到遍历完 S_2 中的所有特征, 找到使
 $CV_error(j)$ 最小的特征下标 k , 即 $k = \arg \min_j CV_error(j)$,
令 $S_1 = S_1 \cup \{f_k\}$, $S_2 = S_2 - \{f_k\}$, 记 $error(S_1^k) = CV_error(k)$ 。

(3) 重复步骤(1)~步骤(2), 直到 S_2 为空, 最佳特征子集
 $S_{opt} = \arg \min_{S_1^k} error(S_1^k)$ 。这样就只有 $\sum_{j=1}^9 j = 45$ 种选择方案, 因

此, 该方法能减少训练时间。

2.4 灯光干扰消除

首先选取最佳特征子集及相应的最优 SVM 分类器。最
佳特征子集的选择流程如图 1 所示。



图 1 最佳特征子集的选择流程

具体描述如下:

(1) 对视频作背景差分割, 分别对前景中的车辆和灯光两
类目标区域截图并保存为 BMP 格式的图像样本。

(2) 把前景区域划分成子块, 根据经验子块大小取 9×9 。

(3) 对每一个子块区域提取特征, 特征取前文的 9 个图像
特征。

(4) 用前文的特征选择策略搜索特征空间, 并用 5-折交叉
验证的方法估计 SVM 的分类误差。

(5) 使 SVM 分类误差最小的即为最佳特征子集, 相应的
分类器即为最优 SVM。

使用 SVM 分类器检测目标, SVM 检测目标的流程如
图 2 所示。(1) 用背景差法对输入的视频图像进行分割。
(2) 把分割得到的前景目标区域划分为 9×9 的子块, 提取每
一子块的特征向量, 即前文的最佳特征子集, 用 SVM 对特征
向量进行分类, 若属于灯光类别, 则把该子块区域灰度值置
为 0。(3) 对经 SVM 分类后的前景图像作形态学处理, 由于目
标边缘可能存在子块未覆盖的区域, 用 9×9 的椭圆结构元
素对其先做开运算, 再做闭运算去除灯光的边缘区域。

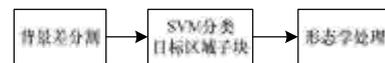


图 2 SVM 检测目标的流程

3 实验与分析

用拍摄于夜晚场景下的交通视频来测试本文的算法, 视
频格式为 AVI, 视频分辨率为 720×576 像素, 实验平台: 奔
腾 4, 主频 3.06 GHz, 内存 2 GB。

选取待处理视频的前 500 帧训练 SVM 分类器, 把用背
景差分割得到的车辆和灯光 2 类目标区域作为 SVM 正负训
练样本, 实验中在对目标区域分块后得到 1 080 个正样本和
1 650 个负样本。经过最佳特征子集的选择, 最佳特征子集中
包括直方图的均值、方差、偏差以及 GLCM 的角二阶矩、熵、
对比度、相关性 7 个特征, 此时的 SVM 分类误差最小, 实
验结果如图 3 所示。

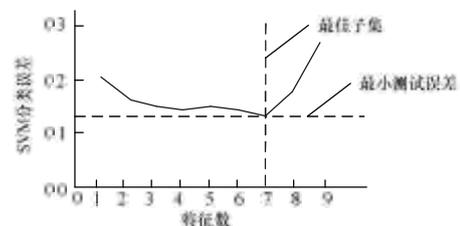


图 3 最佳特征子集的选择

用这 7 个特征组成的样本集分别训练得到贝叶斯、神经
网络、最近邻及 SVM 这 4 种分类器, 5-折交叉验证的结果表
明最近邻方法的预测误差最小, 但是计算量太大, 处理一帧
视频的平均时间为 190 ms, 无法对视频进行实时处理, 而其
他 3 种方法平均每帧的处理时间在 70 ms 以下, 其中, SVM
预测误差最小, 因此, 考虑到有效性和实时性, SVM 对实时

视频中的车辆和灯光目标进行分类时较其他分类器有明显的优势。分类器性能比较如表1所示。

表1 分类器性能比较

分类器	预测误差 (交叉验证)	平均每帧 处理时间/ms
正态分布贝叶斯	0.252 6	60
3层神经网络(隐层节点数=4)	0.153 4	70
最近邻($k=15$)	0.115 4	190
SVM(径向基核函数, $\gamma=0.09$, $C=10$)	0.126 7	60

搜索目标轮廓, 然后设置其外接矩形来衡量本方法的检测效果, 因为外接矩形是后续车辆分类、识别及跟踪的重要依据。本文方法的检测结果如图4所示。

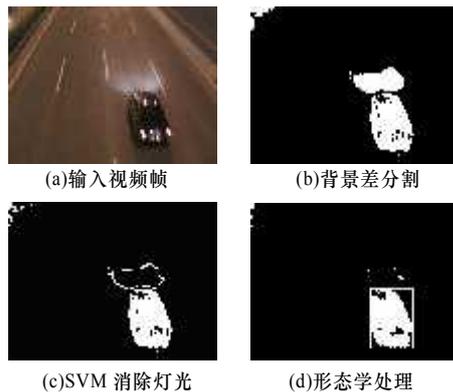


图4 本文方法的检测结果

从目标检测准确性看, 本文方法比背景差法有很大提高, 目标轮廓的外接矩形都包括全部车辆区域, 而不包含灯光区

域。另外, 该方法平均处理每帧的时间在 60 ms 以下, 能满足实时性要求。

4 结束语

本文根据车辆和灯光视频图像 2 类目标之间的特征差异, 提出了结合特征子集选择和 SVM 分类器的夜晚视频运动目标检测方法。实验结果表明, 采用该方法针对夜晚视频进行目标检测是准确有效的, 对于实现智能交通系统的全天候监控有现实意义。下一步将对 SVM 核函数参数的选择展开研究, 进一步减小 SVM 分类器对灯光和车辆进行分类的误差。

参考文献

- [1] McHugh J M, Konrad J, Saligrama V, et al. Foreground-adaptive Background Subtraction[J]. IEEE Signal Process Letters, 2009, 16(5): 390-393.
- [2] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York, USA: Springer Verlag, 1995.
- [3] 赵荣椿. 数字图像处理导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2000.
- [4] 罗三定, 陈 前. 多方法融合的一类圆形堆积物分割[J]. 计算机工程, 2009, 35(4): 215-217.
- [5] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textual Features for Image Classification[J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.

编辑 顾姣健

(上接第 196 页)

步做了实验^[7]。此数据集包含 209 个病人的血压测量数据, 每个病人有 4 种不同类型的血压测量值(用于判断一种罕见的遗传病)。134 个病人是正常的, 75 个病人是疾病携带者, 也就是要被检测的异常数据。正常数据用于训练系统。其中, 50%training 表示 50%的数据被当作训练数据, 所有数据(包括已经作为训练数据)作为测试数据, 其他表示的含义类似。实验结果是对每一种方法和参数设置的 100 次重复实验的结果, 并与其他算法设置相同的实验参数, 以便比较。实验结果如表 2 所示。从中可看出, 与 V-Detector 相比^[4], 本文算法检测率有了较大提高, 具有更好覆盖黑洞的能力, 进一步验证了本文算法具有一定的优越性。

表2 算法检测性能比较(Biomedical 数据集)

训练数据	算法	检测率/(%)	检测器数
100% training	本文算法	69.36	123
	V-Detector	60.61	302
50% training	本文算法	72.29	176
	V-Detector	62.92	342
25% training	本文算法	86.96	190
	V-Detector	78.68	356

检测率较低的原因在于自体半径 r_s 设置为 0.1, 如果想得到较高的检测率, 可将自体半径适当减小。可见, 自体半径仍是均衡检测率和虚警率的一个重要参数。

5 结束语

本文给出了一种改进的负选择算法, 提高了检测器覆盖

黑洞的能力。该算法通过记录边界自体元素, 提高了负选择算法的检测率, 并减少了所需的检测器数量。仿真实验结果验证了算法的有效性。

参考文献

- [1] 莫宏伟, 左兴权. 人工免疫系统[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [2] Gonzalez F, Dasgupta D, Nino L F. A Randomized Real-valued Negative Selection Algorithm[C]//Proc. of ICARIS'03. [S. l.]: IEEE Press, 2003.
- [3] Zhou Ji, Dasgupta D. Real-valued Negative Selection Algorithm with Variable-sized Detectors[C]//Proc. of GECCO'07. Berlin, Germany: Springer, 2007: 287-298.
- [4] Zhou Ji, Dasgupta D. Applicability Issues of the Real-valued Negative Selection Algorithms[C]//Proc. of Conf. on Genetic and Evolutionary Computation. Seattle, USA: [s. n.], 2006: 111-118.
- [5] 杨 铭. 基于免疫原理的入侵检测中的漏洞研究[J]. 计算机工程, 2009, 35(10): 46-48.
- [6] Columbia University. 2DSyntheticData[EB/OL]. [2010-03-12]. <http://www.zhouji.net/prof/2DSyntheticData.zip>.
- [7] Carnegie Mellon University. StatLib Datasets Archive[EB/OL]. [2010-06-20]. <http://lib.stat.cmu.edu/dataset/>.

编辑 张正兴