

# 基于SVM的离线图像目标分类算法<sup>①</sup>

王娜, 万洪林, 白成杰

(山东师范大学 物理与电子科学学院, 济南 250014)

**摘要:** 目标分类是计算机视觉与模式识别领域的关键环节. SVM(支持向量机)是在统计学习理论上提出的一种新的机器学习方法. 提出一种支持向量机结合梯度直方图特征的离线图像目标分类算法. 首先对训练集进行预处理, 然后对处理后的图片进行梯度直方图特征提取, 最后通过训练得到可以检测图像目标的分类器. 利用得到的分类器对测试图片进行测试, 测试结果表明, 对目标分类检测有良好的效果.

**关键词:** 图像目标分类; SVM; 离线学习; 特征提取; 连通区域

## Offline Image Target Classification Algorithm Based on SVM

WANG Na, WAN Hong-Lin, BAI Cheng-Jie

(School of Physics and Electronics, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

**Abstract:** Target classification is a key link in the field of computer vision and pattern recognition. SVM (support vector machine) is a new machine learning method put forward based on statistical learning theory. In this paper, an offline image target classification algorithm based on gradient histogram feature of support vector machine is proposed. First, the training set is preprocessed, and then the image is extracted by histogram feature extraction. Finally, the classifier can be detected by training. The test images are tested by using the classifier. The test results show that the target classification test has good effect.

**Key words:** image classification; SVM; offline learning; feature extraction; connected region

### 1 绪言

图像目标分类是计算机视觉领域中非常重要且有意义的研究方向, 其在很多领域都有着广泛的应用. 例如, 在航空领域中检测所有人们感兴趣的军事目标, 在安防领域中对于人脸的识别及检测, 在交通领域中对车辆及车牌的检测等<sup>[1]</sup>. 图像目标分类应用于人们生活的很多方面, 对人们生活的安全问题有着重要的影响. 目前的分类方法主要包括: 决策树、贝叶斯、人工神经网络、K-近邻、SVM(支持向量机)和基于关联规则的分类等.

支持向量机是 Vapnik 根据统计学习理论提出的一种学习方法. 它的最大特点是根据结构风险最小化准则, 以最大化分类间隔构造最优分类超平面来提高学习机的泛化能力, 较好地解决了非线性、高维数、局

部极小点等问题. 支持向量机在解决两类分类问题上具有良好的效果, 而且通常情况下在两类问题上其性能要好于其它分类器. 另外, 由于支持向量机是一个凸优化问题, 因此局部最优解一定是全局最优解, 可防止过学习. 由于支持向量机的这些优势, 该算法受到了越来越多的研究学者的关注. 到目前为止, 支持向量机已经在分类检测目标方面取得了较好的效果. 下面给出国内在此方面的一些研究成果.

溪海燕等<sup>[2]</sup>为了得到适用于在复杂交通背景下行人检测的分类器, 其利用三线性插值法通过提取方向直方图特征, 采用线性支持向量机对视频中的图像进行多尺度融合检测. 最后该算法实现了在复杂的交通背景下, 对不同尺度和姿势的行人有效检测.

王晓霞<sup>[3]</sup>主要介绍了支持向量机的两种训练算法.

<sup>①</sup> 基金项目:国家自然科学基金(61340019);山东省自然科学基金(ZR2012FM029,ZR2013FQ019)

收稿时间:2015-06-17;收到修改稿时间:2015-07-30

第一种分解算法,当训练样本集规模很大,常规的算法无法处理时,将原问题分解为一系列的小问题,然后按照某种迭代策略反复求解子问题,使结果收敛到原问题的最优解;第二种最近点算法,主要思想是将 SVM 原问题的惩罚项由线性累加改为二次累加,从而使优化问题转化为两个凸包间的最大间隔。

霍颖瑜<sup>[4]</sup>在多类分类方面提出了新的支持向量机算法。首先定义了一种构造二叉树的方法,然后使用该编码方法将训练样本划分,使之转化成为两类分类问题。该算法大大减少了分类器的构造个数,从而简化了多类 SVM 分类算法。

王阳<sup>[5]</sup>在人脸表情识别方面对 SVM 算法进行了研究。首先对人脸表情图像进行方向直方图特征的提取,然后对得到的特征利用主成分分析进行降维,最后利用支持向量机进行分类。该算法获得了比传统的人脸表情识别算法更高的识别率。

本文首先构建了支持向量机算法的流程,然后对算法流程中各个环节分别进行介绍,最后对算法进行验证评价。

## 2 分类算法描述

### 2.1 总体框架

文献[6]中,在检测目标时先利用 Hough 变换定位出包含目标的子区域;文献[7]中,基于 Adaboost 算法,设计了一种日间前方车辆检测算法。参考这两篇文献中算法的流程,构建出采用支持向量机算法的流程,如图 1 所示。

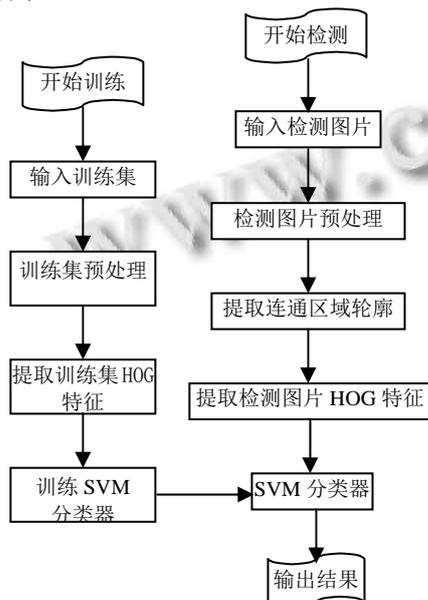


图 1 算法流程图

首先对尺寸统一化后的训练样本进行提取特征,对样本数据进行训练,得到训练好的支持向量机分类器模型。然后对预处理好的检测图片提取连通区域轮廓并定位,对定位区域提取特征。最后将提取特征的图像分类检测,得到结果。

### 2.2 图像预处理

训练样本分为正样本和负样本,正样本为分类目标图片,负样本为其它任意样本图片。为了避免不同像素图片计算出不同数量的特征维数,要对样本统一处理成同一尺寸的图像,构成训练样本集。

### 2.3 提取连通区域轮廓

如果检测图片的背景环境比较复杂,对图片进行目标检测的准确度和实时性的效果都不会很好。为了取得好的效果,可采用提取连通区域轮廓的方法。

首先把原图灰度化。然后根据图像中的目标与背景环境灰度的不同,对灰度图像进行阈值操作。当图像中像素点的灰度值大于阈值时,使该像素值等于人为设定的一个非 0 值,若灰度值小于阈值,则等于 0,经过对灰度图像阈值操作后得到一幅二值图像。最后扫描该二值图像,把二值图像中所有灰度值为非 0 的像素点加入到一个链表中,对链表中的像素进行分类,就可以产生每个连通区域的集合。

### 2.4 HOG 特征提取

根据分类目标的不同,对于特征提取也是不同的,常用的特征有颜色特征、纹理特征、外形特征等。本文采用外形特征,利用的是梯度直方图方法。

Dalal 于 2005 年提出了梯度方向直方图特征,即 HOG 特征,这是针对图像某个矩形区域中的梯度方向与强度的统计信息而定义的一种特征。在 HOG 计算过程中,首先对图像进行 Gamma 空间和颜色空间标准化,统一转化为灰度图像,接着计算图像的水平垂直梯度值及方向。其主要的计算过程如下:

使用一阶中心算子 $[-1,0,1]$ 求图像像素点 $(x,y)$ 水平方向和垂直方向的梯度值 $G_h$ 和 $G_v$ 为:

$$G_h(x, y) = f(x+1, y) - f(x-1, y) \quad \forall x, y \quad (1)$$

$$G_v(x, y) = f(x, y+1) - f(x, y-1) \quad \forall x, y \quad (2)$$

由式(1)和(2)可以计算梯度强度 $M(x, y)$ 和梯度方向 $\theta(x, y)$ :

$$M(x, y) = \sqrt{G_h(x, y)^2 + G_v(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{G_h(x, y)}{G_v(x, y)} \right) \quad (4)$$

若求取的梯度方向  $\theta(x, y)$  采用  $[0, \pi]$  的无符号表示, 则梯度方向可以表示为:

$$\text{当 } \theta(x, y) < 0 \text{ 时 } \theta'(x, y) = \theta(x, y) + \pi \quad (5)$$

$$\text{当 } \theta(x, y) \geq 0 \text{ 时 } \theta'(x, y) = \theta(x, y) \quad (6)$$

得到每个像素的梯度值和梯度方向后, 将图像划分为一定尺度的可以沿横纵方向滑动的描述块, 在描述块中划分等大小的胞元, 然后将各胞元的梯度投影到一定方向上进行直方图统计, 形成每个胞元的梯度方向直方图, 进而统计并归一化, 得出每个描述块的梯度直方图向量, 称为 HOG 描述符。把所有描述块的直方图向量连接起来, 就形成图像的 HOG 特征描述符。图 2、图 3 是分类样本及其 HOG 特征的例子。



(a) 分类样本 1 (b) 分类样本 1 的 HOG

图 2 分类样本 1 及其 HOG 特征



(a) 分类样本 2 (b) 分类样本 2 的 HOG

图 3 分类样本 2 及其 HOG 特征

### 2.5 SVM 分类器训练

对于 SVM 分类器的训练, 比较关键的是支持向量机核函数的选择, SVM 内核的类型有线性内核、多项式内核、基于径向的函数、Sigmoid 函数内核。通常选取核函数的方法有<sup>[8]</sup>: 一是利用专家的先验知识预先给定核函数; 二是分别试用不同的核函数, 归纳误差最小的核函数就是最好的核函数; 三是采用混合核函数, 该方法是目前选取核函数的最佳方法, 但若混合核函数参数过多时, 易出现混合核函数比单一的核函数性能差的情况。因此, 要根据实际问题, 选取合适的核函数。

在训练 SVM 分类器时利用的是超平面分类算法。利用超平面分类算法训练 SVM 分类器的基本过程<sup>[9]</sup>为:

- 1) 给定训练集  $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (R^n \times Y)^l$ , 其

中  $x_i \in R^n$ ,  $y_i \in Y = \{1, -1\}$ ,  $i = 1, \dots, l$ ;

- 2) 选取适当的核函数  $K(x, x')$  以及惩罚参数  $C > 0$ ;

3) 根据选定的核函数  $K(x, x')$  和样本特征集的特征向量, 构造并求解凸二次规划问题:

$$\min_{\alpha} \quad \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j K(x_i, x_j) \alpha_i \alpha_j - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (7)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^l y_j \alpha_j = 0 \quad (8)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l \quad (9)$$

得解  $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_l^*)^T$ ;

- 4) 计算  $b^*$ : 选取位于开区间  $(0, C)$  中的  $\alpha^*$  的分量  $\alpha_j^*$ , 据此计算:

$$b^* = y_j = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j) \quad (10)$$

- 5) 构造决策函数:

$$f(x) = \text{sgn}(g(x)) \quad (11)$$

其中,  $g(x) = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x) + b^*$ 。

利用得到的决策函数, 就可以对输入进行判断。

### 3 分类算法验证

#### 3.1 算法实现

支持向量机算法的具体程序是在 Visual C++ 开发环境下编程调试, 并借助 OpenCV-2.4.3 开发平台实现的。图像预处理时, 主要用 OpenCV 中的函数 `resize()`, 将训练样本统一化; 对样本集进行特征提取时, 主要用函数 `hog.compute()`, 得到样本的梯度直方图特征; 在训练支持向量机时, 主要用到的函数是 `svm.train()`, 将训练好的数据保存, 就可以得到一个分类器。

#### 3.2 实验结果

SVM 的类型主要有 C 类支持向量机、V 类支持向量机、单分类器、E 类支持向量回归机、V 类支持向量回归机。实验过程中, 选择的是 C 类支持向量机, 核函数选择的是线性内核。实验结果如图 4、图 5 所示。



(a) 检测前 (b) 检测后

图 4 人体检测前后对比

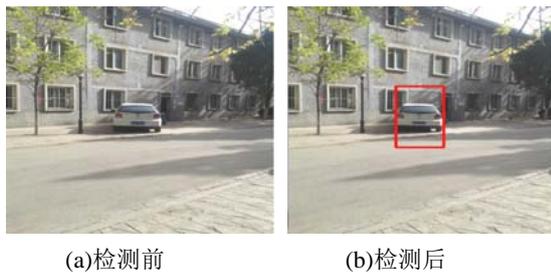


图5 车辆检测前后对比

### 3.3 评估参数

#### 1) 准确性

准确性是指目标检测算法对目标检测的准确率,是衡量一种目标检测算法优劣的重要参数.支持向量机算法在对目标检测的准确率上,已经达到了较高的水平,在 PASCAL VOC 目标分类检测竞赛中取得很好效果的算法,很多都采用支持向量机作为分类器<sup>[10]</sup>.

训练样本的数量是影响 SVM 算法准确性的重要因素.适量加大训练样本可以提高 SVM 算法检测目标的准确率.如图 6、图 7 所示,是通过训练不同数量的训练样本得到的分类器的检测结果.



(a) 正样本 800 个, 负样本 600 个  
(b) 正样本 1200 个, 负样本 1000 个

图6 不同样本数车辆检测对比



(a) 正样本 1200 个, 负样本 2000 个  
(b) 正样本 2400 个, 负样本 12000 个

图7 不同样本数人体检测对比

在图 6 中,分别对 800 个车辆正样本、600 个车辆负样本的训练样本集和 1200 个车辆正样本、1000 个车辆负样本的训练样本集训练,得到两个分类器,然后对得到的这两个分类器输入同一副检测图像,后者得到的分类器可以有效的检测到车辆的位置,而前者不能精确的检测出。

在图 7 中,同样分别对 1500 个人体正样本、2000 个人体负样本的训练样本集和 2400 个人体正样本、12000 个人体负样本的训练样本集训练,得到两个分类器,然后对得到的这两个分类器输入同一副检测图像,后者得到的分类器可以有效的检测到人体的位置,而前者虽然也检测到人体的位置,但是出现了误检。

#### 2) 鲁棒性

鲁棒性也是影响目标检测算法性能的重要因素,而目标检测算法的鲁棒性主要在该算法所采用分类器的鲁棒性上体现.支持向量机算法具有很好的鲁棒性,这种鲁棒性主要体现在两个方面,即训练样本的数量对支持向量机算法影响不大和支持向量机算法对核函数的选取不敏感。

#### 3) 实时性

实时性也是评价目标检测算法优劣的重要参数,目标检测算法的实时性主要是该算法从一幅图像中检测出目标的时间长短.由于 SVM 是采用滑窗的搜索方式,所以实时性不太好.本文在检测目标时,首先对预处理好的图片提取连通区域的轮廓,对目标有可能存在的区域定位,然后再对定位的区域提取特征.这样只对部分区域进行计算,减少了检测目标的时间。

## 4 结语

本文离线分类算法是利用 HOG 特征结合支持向量机的分类检测算法.算法首先利用线性支持向量机进行训练形成目标分类器,然后再对预处理好的检测图片提取连通区域轮廓并定位,最后利用训练好的目标分类器进行检测.实验结果表明,本文中的分类算法对目标分类检测有良好的效果。

### 参考文献

- 1 黄凯奇,任伟强,谭铁牛.图像物体分类与检测算法综述.计算机学报,2014,37(6):1225-1240.
- 2 溪海燕,肖志涛,张芳.基于线性 SVM 的车辆前方行人检测方法.天津工业大学学报,2012,31(1):69-73.
- 3 王晓霞,尹四清.一种基于支持向量机的分类算法.山西电子技术,2007,(3):17-18.
- 4 霍颖瑜,王晓峰.一种新的 SVM 多类分类算法.佳木斯大学学报,2006,24(4):476-478.
- 5 王阳.基于 HOG 特征和 SVM 的人脸表情识别.河北工业大学学报,2013,42(6):39-42.
- 6 梅建新,段汕,秦前清.基于支持向量机的特定目标检测方法.武汉大学学报,2004,29(10):912-915.
- 7 金立生,王岩,刘景华,王亚丽,郑义.基于 Adaboost 算法的日间前方车辆检测.吉林大学学报,2014,44(6):1604-1608.
- 8 王伟.关于核函数选取的方法.辽宁师范大学学报,2008,31(1):1-4.
- 9 邓乃扬.支持向量机.北京:科学出版社,2009.
- 10 郭明玮,赵宇宙,项俊平,张陈斌,陈宗海.基于支持向量机的目标检测算法综述.控制与决策,2014,29(2):194-199.