

DOI:10.16136/j.joel.2016.06.0856

基于 MSER 和 SVM 的快速交通标志检测

王 斌, 常发亮*, 刘春生

(山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要:为解决传统的基于机器学习的交通标志检测(TSD)方法需要对每一个待检测子窗口进行处理而导致算法实时性不高的问题,提出了一种基于感兴趣区域(ROI)提取和机器学习的快速 TSD 算法。针对传统基于颜色阈值的 ROI 提取方法具有对光照变化较敏感等缺点,设计了一种颜色增强下的最大稳定极值区域(MSER)方法,根据标志的颜色进行颜色增强,对颜色增强图像提取 MSER 得到交通标志 ROI;然后在图像的多尺度滑动遍历检测过程中,仅对包含 ROI 的滑动窗口进行方向梯度直方图(HOG)特征的提取,并通过支持向量机(SVM)进行分类判别。实验结果表明,本文改进的 TSD 方法在运算速度上有较大提升,具有很好的鲁棒性,且获得了 96.42% 的检测率以及较低的误检数。

关键词:交通标志检测(TSD); 颜色增强; 最大稳定极值区域(MSER); 方向梯度直方图(HOG); 支持向量机(SVM)

中图分类号:TP391.4 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2016)06-0625-08

Rapid traffic sign detection based on MSER and SVM

WANG Bin, CHANG Fa-liang*, LIU Chun-sheng

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: In order to solve the problem that the real time performance is not high since processing needs to be carried out in each detected sub-window when traditional methods based on machine learning are used in traffic sign detection, a rapid traffic sign detection (TSD) algorithm based on region of interest (ROI) extraction and machine learning is proposed in this paper. Aiming at the shortcomings that traditional ROI extraction method based on color threshold has more sensitive to illumination changes, we design an effective method based on maximally stable extremal regions (MSER) under color enhancement. In this method, image is firstly enhanced by the color characteristics of traffic signs, and the ROI of traffic signs is obtained by extracting MSERs from color enhanced image. Then in the process of multi-scale sliding and traversing window detection, histogram of oriented gradients (HOG) feature is extracted only in the sliding window which contains the ROI of traffic signs. And finally, classification and discrimination are completed through the support vector machine (SVM). Experimental results show that the computing speed of presented approach in this paper has improved greatly. It also has good robustness, and can achieve accuracy 96.42% of and a low false alarm number.

Key words: traffic sign detection (TSD); color enhancement; maximally stable extremal regions (MSER); histogram of oriented gradients (HOG); support vector machine (SVM)

1 引 言

道路交通标志识别(TSR)系统是驾驶辅助系统(DAS)和自动驾驶系统(ADS)中的重要组成部分

分^[1~3], TSR 系统可以为驾驶员提供辅助驾驶功能, 提高车辆行驶的安全性, 因此对交通标志检测(TSD)与识别技术的研究具有学术意义和实用价值^[4]。TSR 系统通常分为 TSD 和交通标志分类

* E-mail: flchang@sdu.edu.cn

收稿日期:2015-12-28 修订日期:2016-02-26

基金项目:国家自然科学基金项目(61273277)资助项目

(TSC)两部分^[5]。其中,TSD 是准确定位交通标志在图像空间中的位置,而 TSC 则是把检测到的交通标志分类到特定的类型或子类别。

目前常用的交通标志检测方法主要分为基于颜色、基于形状和基于机器学习 3 类方法^[6]。交通标志一般具有独特的颜色(如红色、蓝色和黄色等)和形状(如圆形、三角形和矩形等)特征,对基于颜色和形状的方法研究较早,并取得了丰富的研究成果^[7,8]。基于颜色的方法主要是选择适当的颜色空间模型,采用某种颜色分割算法进行阈值分割,从而定位出交通标志的位置。文献^[9]在 HSV 颜色空间模型下实现了交通标志候选区域的分割与定位。近年,基于机器学习的检测方法引起了广泛的关注。这类方法通常在一个滑动的窗口中对窗口内图像进行特征提取和分类,判断其是否为交通标志^[10],其典型代表为基于 Haar 特征^[11]和基于方向梯度直方图(HOG)特征^[12]的检测方法。Liu 等^[13]使用矩形特征,设计分流级联的多类别标志牌检测系统。HOG 特征是一种区分力很强的形状描述子,Xie 等^[14]将 HOG 与支持向量机(SVM)相结合的检测方法应用于 TSD,取得了较高的准确率。但是,Xie 等并没有解决算法的实时性问题。

通过以上分析可知,基于颜色阈值分割的检测方法速度快,但是对光照变化和颜色变化较敏感,通用性不高;基于形状分析的方法速度慢,且对模糊边缘的效果欠佳,无法得到广泛应用;基于机器学习的检测算法具有对颜色变化的鲁棒性好、对模糊边缘检测效果佳等优点,但是在实际应用中存在实时性欠佳的问题。

针对机器学习算法在检测过程中实时性欠佳的问题,本文提出一种基于最大稳定极值区域(MSER)的交通标志感兴趣区域(ROI)提取方法,并结合 HOG 特征提取和 SVM 分类实现了快速鲁棒的 TSD。所提出的检测算法主要包括交通标志 ROI 提取、分类器训练和标志检测过程。为有效提取交通标志 ROI,并且能够克服颜色变化、光照变化和模糊边缘等因素带来的影响,首先通过颜色增强以突出标志区域,然后利用 MSER 算法在颜色增强图中提取标志 ROI;在得到标志 ROI 后,使用基于 HOG 特征和 SVM 分类器的检测方法只针对标志 ROI 进行特征提取和分类判别,从而大大缩短了检测时间,并且降低了误检率。

2 交通标志 ROI 提取

以国内城市道路中常见的圆形标志(主要包含禁令标志和指示标志)为研究对象,这些标志的

颜色主要为红色和蓝色。首先对这两种颜色进行增强,然后利用 MSER 算法提取交通标志 ROI,避免了单纯使用颜色阈值提取 ROI 时对颜色和光照变化较敏感的缺点。

2.1 红蓝颜色增强

Ruta 等^[15]提出一种基于 RGB 颜色空间模型的颜色增强方法进行标志颜色分割,根据图像的 RGB 值得到颜色增强公式。设 RGB 图像中的像素点 $x = \{x_R, x_G, x_B\}$,则图像中红色、蓝色区域的增强公式分别为

$$f_R(X) = \max\left(0, \frac{\min(x_R - x_G, x_R - x_B)}{s}\right) \quad (1)$$

$$f_B(X) = \max\left(0, \frac{\min(x_B - x_G, x_B - x_R)}{s}\right) \quad (2)$$

其中, $s = x_R + x_G + x_B$ 。文献^[16]指出,在光线过亮或过暗的情况下,RGB 图像中蓝色区域的蓝色分量 x_B 与绿色分量 x_G 的值十分相似,因此将蓝色区域的增强公式修改为

$$f'_B(x) = \max\left(0, \frac{x_B - x_R}{s}\right) \quad (3)$$

本文在公式(1)和公式(3)的基础上进行 RGB 图像中红色和蓝色区域的增强。首先根据公式(1)和公式(3)得到

$$f_{RB}(x) = \max\left(0, \frac{\min(x_R - x_G, x_R - x_B)}{s}, \frac{x_B - x_R}{s}\right) \quad (4)$$

利用公式(4)可以把红蓝两种颜色的增强效果合并到一个通道上,如图 1(b)所示。然后在得到的单通道图像 $f_{RB}(x)$ 中通过 MSER 算法提取交通标志 ROI,避免了使用颜色阈值分割提取 ROI 时通用性不高、对颜色和光照变化较敏感的缺点。

2.2 MSER 特征提取

采用 MSER 算法提取交通标志 ROI,有效克服了使用阈值分割方法时对光照变化敏感的缺点。MSEr 算法最早是由 Matas 等^[17]在研究鲁棒性的宽基线立体重建时提出的,它借鉴了分水岭算法的思想,具有仿射不变性、良好的稳定性和计算简单高效等特点^[18~20]。

对于灰度图像 $I: D \subset Z^2 \rightarrow S$,且满足以下条件:

- 1) S 是全序的, $S = \{0, 1, \dots, 255\}$,且满足自反性、对称性以及传递二元关系“小于等于”;
- 2) 定义邻域关系 $A \subset D \times D$,如 4 邻域:如果 $p, q \in D$ 且满足 $\sum_{i=1}^d |p_i - q_i| \leq 1$,则 p, q 为相邻关系,并记为 pAq ;
- 3) 区域 Q 是 D 的连续子集,对于任意的 p, q

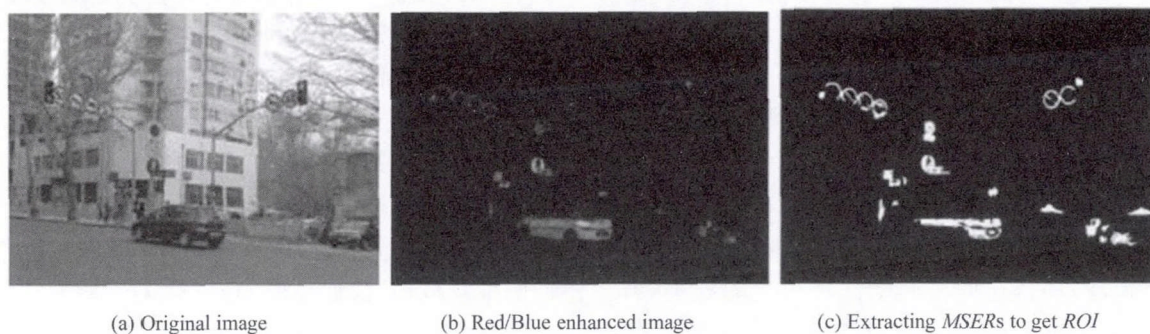


图1 交通标志 ROI 提取过程

Fig. 1 The process of the traffic sign ROI extraction

$\in D$, 都存在序列 $p, a_1, a_2, \dots, q_n, q$ 并且有 $pAa_1, \dots, a_iA_{a+1}, \dots, a_nAq$, 表明区域 Q 为单连通;

4) 区域 Q 的边界(外部的) $\partial Q = \{q \in D \setminus \exists p \in Q: qAp\}$ ∂Q 是至少有一个像素属于 Q 的邻域像素但不属于 Q 的那些像素的集合;

5) 极值区域 $Q \subset D$: 指对于所有的 $p \in Q, q \in Q$, 满足 $I(p) > I(q)$ (极大值区域) 或 $I(p) < I(q)$ (极小值区域) 的区域;

6) MSER: 令 $Q_1, \dots, Q_{i-1}, Q_i, \dots$ 为嵌套的极值区域的序列, $Q_i \subset Q_{i+1}$; 当且仅当

$$q(i) = \frac{|Q_{i+\Delta} - Q_{i-\Delta}|}{|Q_i|} \quad (5)$$

在 i^* 处存在局部极小值时, Q_{i^*} 才是最大稳定的; 其中 i^* 为嵌套极值区域的某一层, $|\cdot|$ 为集合的势, $\Delta \in S$ 表示阈值的微小变化。

对颜色增强图像 $f_{RB}(x)$ 通过 MSER 算法提取 MSER 得到交通标志 ROI。图 1 给出了圆形交通标志 ROI 提取的大体过程: 首先对待检测图像利用公式(4)进行红蓝颜色增强, 得到图 1(b); 然后对图 1(b)进行 MSER 提取得到交通标志 ROI, 如图 1(c)所示。根据提取到的交通标志 ROI 构建二值掩码图像, 结合文献[12]提出的 HOG+SVM 方法进行标志的检测。

3 TSD

基于机器学习的 TSD 算法具有对光照变化及模糊边缘不敏感等优点而得到广泛的应用。基于 HOG+SVM 的检测算法^[12] 最早被应用于行人检测, 文献[14]将其应用在标志牌检测中。本文在 HOG+SVM 方法基础上, 针对我国交通标志的特点, 结合交通标志 ROI 提取, 实现交通标志的快速检测。

3.1 HOG 特征提取方法

HOG 特征通过统计图像局部区域的梯度方向信息作为该局部图像区域的表征, 交通标志 HOG 特征提取过程主要为:

1) 将归一化大小的样本图像作为输入, 通过梯度算子计算水平和垂直方向上的梯度;

2) 统计局部图像梯度信息, 把样本图像分割为若干个像素的单元(cell), 把梯度方向平均划分为 9 个区间(bins), 在每个单元里面对所有像素的梯度方向在 9 个方向区间进行直方图统计, 得到一个 9 维的特征向量;

3) 每相邻的 4 个单元构成一个块(block), 把一个块内的所有单元的特征向量串联起来得到 block 区域的特征描述向量(共 36 维);

4) 以块(block)为单位对样本图像进行扫描, 扫描步长为一个 cell, 将所有块的特征向量集合构成样本图像最终的 HOG 特征描述子。

图 2 给出了 HOG 特征提取过程中 cell、block 与图像之间的关系示意图。实验结果表明, 使用样

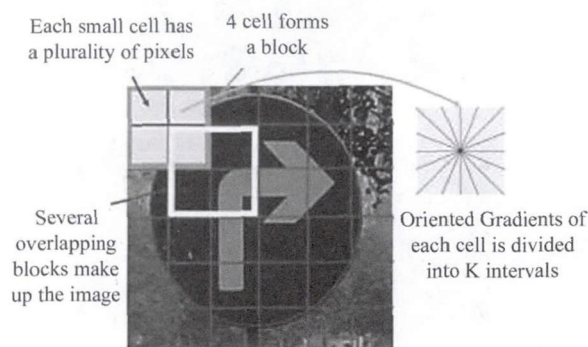


图2 HOG 特征提取示意图

Fig. 2 Schematic diagram of HOG feature extraction

本大小为 36×36 、cell 为 6×6 、block 为 12×12 的 HOG 特征能够取得最佳的检测效果。

3.2 SVM 分类原理

在提取 HOG 特征后,使用 SVM 进行分类。SVM 是一种基于统计学习理论的模式识别方法,其基本思想是采用核函数将输入空间的数据 x 映射到一个高维特征空间中,然后在高维空间下求取广义的最优分类面,那么在原空间线性不可分的数据,就可以在高维空间中进行线性分类。对于二分类问题,设有 N 个训练样本点 (x_i, y_i) , 其中 $i=1, 2, \dots, N, x \in R^d$, 类别标签 $y_i \in \{-1, 1\}$, 则 SVM 的分类判别函数定义^[21]为

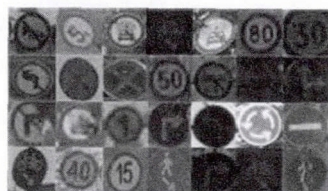
$$y(x, w) = \sum_{i=1}^N w_i K(x, x_i) + w_0 \quad (6)$$

式中: $K(x, x_i)$ 为核函数; w_i 为模型的权值。

选择不同的核函数,可以生成不同的 SVM 模型, Dalal 等^[12]指出,采用线性核函数训练得到的 SVM 模型进行检测是快速和可靠的,但并不是最优的,因为线性核函数不需要进行映射而是直接在原始空间中选取最优分类面。本文同样考虑到算法的实时性问题,选用了线性核函数。

3.3 分类器训练

分类器训练是指提取已有样本的 HOG 特征送入 SVM 进行训练得到检测分类器。使用实际场景中拍摄的图像作为训练样本,其中选取 5 800 幅圆形标志作为正样本,类别标签置为 1;随机选取 9 000 幅非标志图像作为负样本,类别标签置为 -1。选取的样本尽量具有代表性,部分样本如图 3 所示。将训练样本归一化为统一尺寸后提取 HOG 特征送入 SVM 分类器进行训练学习。



(a) Examples of positive samples



(b) Examples of negative samples

图 3 训练样本

Fig. 3 Train samples

3.4 ROI 提取和 SVM 分类相结合的 TSD 方法

传统的基于机器学习的 TSD 方法通常是利用固定大小的滑动窗口在图像的不同尺度上对每一个窗口内的图像进行特征提取和分类,通过预先训练好的分类器判断其是否为交通标志。这种方法可以得到较高的检测率,但是在高分辨率图像中,滑动窗口的总数达到 $\times 10^4$ 个,这需要大量的计算^[22],然而我们的检测目标(交通标志)在一幅高分辨率图像中所占的区域通常是很小的,大部分的滑动检测窗口都是非标志区域,因此这样会浪费大量的时间。

经过上述分析,对传统的多尺度滑动窗口遍历搜索的检测方法进行改进,结合基于颜色增强的 MSER 算法,在窗口滑动过程中有选择地只对包含交通标志 ROI(提取得到的 MSERs)的窗口进行 HOG 特征提取和 SVM 分类判断,这样就会大大缩短图像遍历搜索的时间。改进的 TSD 方法的整体流程如下:

- 1) 输入:原始图像 I ,提取 MSERs 的阈值 Δ 、检测到的稳定区域的面积筛选范围 \min_area, \max_area ,尺度比例因子 $scale$,缩放层数 L ,窗口滑动步长 $stride$,滑动窗口大小 $n \times n$ (由训练样本大小决定);
- 2) 红蓝颜色增强:根据输入图像 I 由公式(4)得到红蓝增强图像 $f_{RB}(x)$;
- 3) MSERs 提取:对红蓝增强图像 $f_{RB}(x)$ 进行 MSER 操作,根据设定的阈值 Δ 计算嵌套区域的面积变化率,并通过稳定区域面积范围 $\min_area \sim \max_area$ 进行筛选,获取 MSERs;
- 4) 根据 MSERs 构建 ROI 二值掩码图像 B :对图像 I 任意像素点 (i, j) ,若 $I(i, j) \in \text{MSERs}$,则 $B(i, j)=1$;若 $I(i, j) \notin \text{MSERs}$,则 $B(i, j)=0$;
- 5) 多尺度滑动遍历:将原始图像 I 转换为灰度图像 G ,对 G 和 B 同时进行多尺度缩放,记缩放后的图像分别为 $G_l = G/scale^l, B_l = B/scale^l$,其中 l 为缩放层数,设 w_l, h_l 分别为图像 G_l, B_l 的宽度和高度,则有

```
for( $l=0; l \leq L; l++$ )
{
    if( $w_l < n \mid h_l < n$ )
        break;
    else
        for( $i=0; i \leq (w_l - n); i += stride$ )
            for( $j=0; j \leq (h_l - n); j += stride$ )
            {
```


计算二值掩码图像 B_l 位于当前 $n \times n$ 窗口内各像素的和 S :

若 $S \geq 50$, 则提取图像 G_l 中相对应窗口区域的 HOG 特征, 并送入 SVM 分类器中进行分类判断; 如果该窗口内含有检测目标, 则记录并存储目标矩形位置坐标、权重以及该图像层数 l , 否则不采取任何操作;

若 $S < 50$, 对当前扫描窗口不采取任何操作;

}
}

多尺度滑动遍历搜索结束, 将每层图像中保存的目标矩形位置坐标根据相应的比例因子换算到原始图像 I 中, 并采用非极大值抑制方法对检测结果进行合并, 得出最终的目标检测位置;

6) 输出: 在原图 I 上显示目标检测结果。

在求取二值掩码图像 B_l 中滑动窗口区域内像素和 S 时, 采用了积分图加速计算。积分图的概念最早由 Viola^[11] 人提出, 其利用积分图实现 Haar 特征的快速计算。积分图上任意一点 $I'(i, j)$ 的值是原始灰度图像 I 的左上角与当前点所围成的矩形区域内所有像素点灰度值之和, 即

$$I'(i, j) = \sum_{i' \leq i, j' \leq j} I(i', j') \quad (7)$$

利用积分图可计算任意矩形区域的像素和, 如图 4 所示。由公式 (7) 显然有:

点 1 的积分值 $I'_1 = \text{Sum}(Ra)$;

点 2 的积分值 $I'_2 = \text{Sum}(Ra + Rb)$;

点 3 的积分值 $I'_3 = \text{Sum}(Ra + Rc)$;

点 4 的积分值 $I'_4 = \text{Sum}(Ra + Rb + Rc + Rd)$;

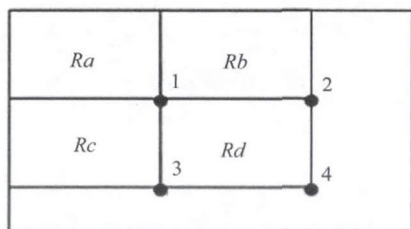


图 4 通过积分图计算矩形区域像素和

Fig. 4 The sum of the pixels within rectangular computed by integral image

那么, 区域 Rd 内所有点的像素值之和为

$$\text{Sum}(Rd) = I'_4 + I'_1 - (I'_2 + I'_3) \quad (8)$$

因此, 通过构建图像的积分图, 在计算某一矩形区域内的像素和时, 只需给出矩形区域的 4 个顶点

坐标, 通过查表运算就可以快速得到结果。

4 实验结果与分析

为了验证本文所提出方法的有效性, 选取了 260 幅拍摄于不同天气(晴天、阴天、雨雪天等)、不同光照以及遮挡模糊等条件下的图像进行测试, 测试图像的分辨率均为 1200×900 。实验中, MSER 算法中的各参数选为 $\Delta = 5$, $\min_area = 150$, $\max_area = 14400$, 多尺度缩放中的尺度比例因子 $scale = 1.1$, 图像层数 $L = 40$, 检测窗口滑动步长 $stride$ 等于 cell 大小。所有的实验编程环境均为 VS2010+Opencv 2.4.3, 使用的计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5 CPU, 主频为 2.50 GHz, 内存为 4 G。

4.1 实验 1

首先针对训练样本尺寸大小以及 HOG 特征各项参数的选择问题, 选取了 5 种不同尺寸(同一样本集, 归一化为不同尺寸)进行实验。5 种不同大小样本的 HOG 特征具体参数见表 1。分别将不同尺寸的训练样本根据各自参数提取 HOG 特征后送入线性 SVM 训练得到检测分类器, 其中 SVM 训练时的参数选择相同。

利用上述 5 种 HOG 特征训练分类器在测试图像上的检测性能见表 2。综合表 1 和表 2 可以得出: 随着样本尺度和特征维数的增加, 训练时间也随之增长, 而需要检测的滑动窗口总数在下降; 虽然 HOG1、HOG4 和 HOG5 在检测时间上要比 HOG2 快, 但是 HOG2 的检测正确率高于其他 4 种 HOG 特征。为了保证高检测率, 最终选择了 HOG2 作为检测时的特征。

4.2 实验 2

表 3 给出了本文方法(MSER+HOG+SVM)与 Haar+AdaBoos^{f[11]} 和 HOG+SVM^[12] 两种典型的基于机器学习的检测方法在 260 幅测试图像中所获得的数据比较。可以看出, 本文方法在运算速度和降低误检上有较大优势。其中, 本文改进的 MSER+HOG+SVM 方法与原始的 HOG+SVM 方法相比, 标志误检数由 161 个降为 32 个。HOG+SVM 给出的降低误检的方法是针对分类错误的负样本(hard sample)进行多次训练; 而本文方法则是在标志 ROI 提取过程中, 将大部分非标志区域排除掉, 无需进行再次训练就可以达到很少的误检。本文方法需要进行特征提取和分类判别的滑动检测窗口总数由 152505 个降为 14300~32400 个, 计算量也随之降低, 因此平均检测时间由 550 ms 降为 240 ms, 算

法运行速度提升 56.36% 左右。

改进后的检测方法与文献[12]中原始的 HOG+SVM 检测方法的部分检测结果对比如图 5 所示。可以看出,本文方法在检测时间和降低误检方面要

优于传统的 HOG+SVM 方法。

本文方法在检测率上比原始的 HOG+SVM 方法略有下降,这是因为标志褪色严重或光强极低时,本文使用的红蓝颜色增强方法失效,导致检测率下

表 1 本文采用的 5 种 HOG 特征

Tab. 1 Five kinds of HOG features in this paper

Name	Size	Cell	Block	Stride	Bins	Gradient direction range	Dimension
HOG1	24×24	6×6	12×12	6×6	9	[0,360°]	324
HOG2	36×36	6×6	12×12	6×6	9	[0,360°]	900
HOG3	42×42	6×6	12×12	6×6	9	[0,360°]	1 296
HOG4	56×56	8×8	16×16	8×8	9	[0,360°]	1 296
HOG5	64×64	8×8	16×16	8×8	9	[0,360°]	1 764

表 2 5 种 HOG 特征的性能比较

Tab. 2 Performance comparison of five kinds of HOG features

Name	Train time/s	Detection rate/%	Number of detection window	Average detection time/ms
HOG1+SVM	24.12	93.61	159 286	450
HOG2+SVM	37.01	97.44	152 505	550
HOG3+SVM	45.86	92.32	149 226	565
HOG4+SVM	51.76	78.52	80 119	430
HOG5+SVM	83.87	71.36	77 826	470

表 3 不同检测方法性能比较

Tab. 3 Performance comparison of different detection methods

Method	Total signs	Detection rate/%	Number of false positives	Average detection time/ms
Haar+AdaBoost ^[11]	391	96.16	83	609
HOG+SVM ^[12]		97.44	161	550
MSER+HOG+SVM		96.42	32	240

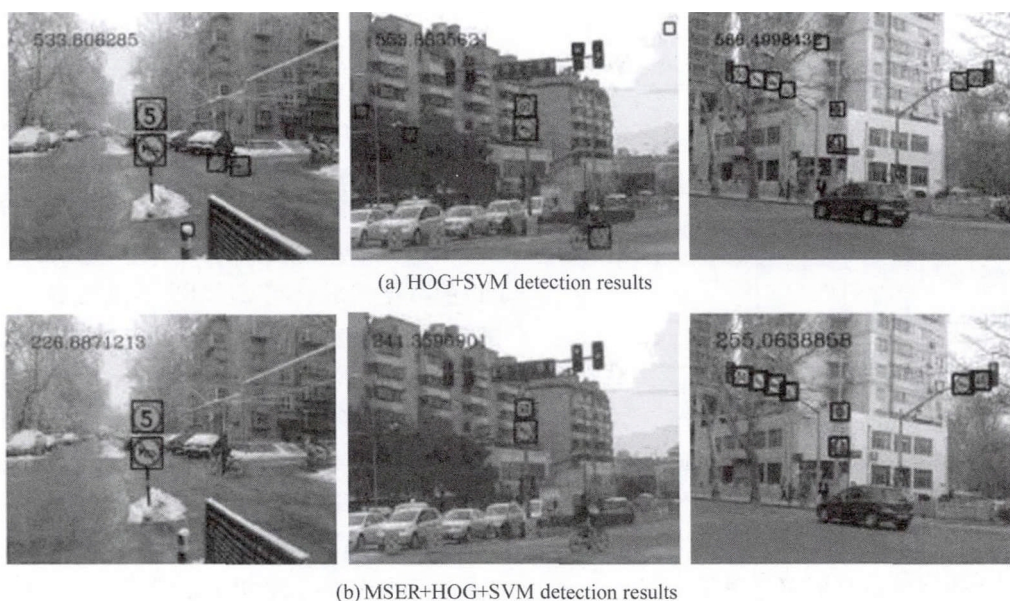


图 5 检测结果比较(图像左上角数字为检测时间,单位为 ms)

Fig. 5 Comparison of detection results (The numbers in the upper left corner of the image is detection time with unit of millisecond.)



图6 改进算法在夜晚有反光、存在遮挡、环境较暗等情况下的检测结果

Fig. 6 Detection results of improved algorithm under different environments

降,而这只是极少数情况,图6给出了本文改进算法在夜晚有反光、存在遮挡、环境较暗等情况下的检测结果。可以看出,改进后的方法仍能在一定程度上克服光照变化、障碍物遮挡等因素带来的影响。

5 结 论

为了有效地提高 TSD 的实时性,提出了一种颜色增强下的 MSER 结合 HOG 特征和 SVM 分类器的多尺度交通标志快速检测方法。首先在标志颜色增强图中利用 MSER 算法提取交通标志 ROI;然后在检测过程中,仅对包含标志 ROI 的滑动窗口进行 HOG 特征提取和 SVM 分类判断。实验结果表明,本文方法在保证较高检测率的前提下,可以快速实现 TSD,并且在没有进行 hard sample 二次训练的情况下就获得了较低的误检数。本文主要以国内常见圆形交通标志为研究对象,因此若将本文方法应用于实际的 TSR 系统,还需要对其他类型的标志做进一步的研究。

参考文献:

- [1] Salti S, Petrelli A, Tombari F, et al. A traffic sign detection pipeline based on interest region extraction [A]. Proc. of The International Joint Conference on Neural Networks [C]. 2013, 1-7.
- [2] Greenhalgh J, Mirmehdi M. Real-time detection and recognition of road traffic signs [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13 (4): 1498-1506.
- [3] Yuan X, Guo J, Hao X, et al. Traffic sign detection via graph-based ranking and segmentation algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2015, 45(12): 1509-1521.
- [4] LIU Hua-ping, LI Jian-min, HU Xiao-lin, et al. Recent progress in detection and recognition of the traffic signs in dynamic scenes [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(5): 493-503.
刘华平, 李建民, 胡晓林, 等. 动态场景下的交通标识检测与识别研究进展 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(5): 493-503.
- [5] Mogelmose A, Trivedi M M, Moeslund T B. Vision-based traffic sign detection and analysis for intelligent driver assistance systems: perspectives and survey [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(4): 1484-1497.
- [6] CHEN Long, PAN Zhi-min, MAO Qing-zhou, et al. HOG-LBP adaptable fused features based method for forbidden traffic signs detection [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(2): 191-194.
陈龙, 潘志敏, 毛庆洲, 等. 利用 HOG-LBP 自适应融合特征实现禁令交通标志检测 [J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2013, 38(2): 191-194.
- [7] Moreno G H, Bascon M S, Jimenez G P, et al. Goal evaluation of segmentation algorithms for traffic sign recognition [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(4): 917-930.
- [8] Hossain M S, Hyder Z. Traffic road sign detection and recognition for automotive vehicles [J]. International Journal of Computer Applications, 2015, 120(24): 10-15.
- [9] Ellahyan A, Ansari M E, Jaafari I E, et al. Traffic sign detection and recognition using features combination and random forests [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2016, 7 (1): 683-693.
- [10] WANG Gang-yi. Research on traffic sign detection and classification algorithms [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.

- 王刚毅. 交通标志检测与分类算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [11] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[A]. Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 2001, 511-518.
- [12] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[A]. Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 2005, 886-893.
- [13] LIU Chun-sheng, CHANG Fa-liang, CHEN Zhen-xue. Rapid multiclass traffic sign detection in high-resolution images [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(6): 2394-2403.
- [14] Xie Y, Liu L F, Li C R, et al. Unifying visual saliency with HOG feature learning for traffic sign detection[A]. Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. 2009, 24-29.
- [15] Ruta A, Li Y, Liu X. Real-time traffic sign recognition from video by class-specific discriminative features[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 416-430.
- [16] Salti S, Petrelli A, Tombari F, et al. Traffic sign detection via interest region extraction [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(4): 1039-1049.
- [17] Matas J, Chum O, Urban M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(10): 761-767.
- [18] LIAN Lin, LI Guo-hui, WANG Hai-tao, et al. Corresponding feature extraction algorithm between infrared and visible images using MSER[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(7): 1625-1631.
- 廉蓁, 李国辉, 王海涛, 等. 基于 MSER 的红外与可见光图像关联特征提取算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(7): 1625-1631.
- [19] Nister D, Stewenius H. Linear time maximally stable extremal regions[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2008, 5303: 183-196.
- [20] DING Wen-rui, KANG Chuan-bo, LI Hong-guang, et al. Building areas extraction basing on MSER in unmanned aerial vehicle images[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(3): 383-390.
- 丁文锐, 康传波, 李红光, 等. 基于 MSER 的无人机图像建筑区域提取[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(3): 383-390.
- [21] CHANG Fa-liang, HUANG Cui, LIU Cheng-yun, et al. Traffic sign detection based on Gaussian color model and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 43-49.
- 常发亮, 黄翠, 刘成云, 等. 基于高斯颜色模型和 SVM 的交通标志检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 43-49.
- [22] Wu T, Zhu S C. Learning near-optimal cost-sensitive decision policy for object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(5): 1013-1027.

作者简介:

常发亮 (1965—), 男, 山东寿光人, 教授, 博士生导师, 主要从事模式识别、计算机视觉、智能系统等方面的研究。