

基于时空关系模型的交通信号灯的实时检测与识别

李宗鑫 秦 勃 王梦倩

(中国海洋大学计算机科学与技术系 山东 青岛 266100)

摘 要 交通信号灯的检测与识别是无人驾驶汽车和高级驾驶辅助系统(ADAS)的重要组成部分。针对城市道路复杂环境下的交通信号灯的检测和识别需求,依据多帧视频图像序列的时空连续变化关系构建多帧视频图像的时空关系模型(Time-Space Model, TSM),提出了一种新的基于多帧视频图像序列的交通信号灯的检测和识别算法。算法包含 3 部分:基于颜色的视频图像快速分割压缩算法,用于提高计算效率;引入多帧视频图像序列的时空关系模型,以提高交通信号灯检测的准确性;根据图像的 HOG(Histogram of Oriented Gradient)特征,通过 SVM(Support Vector Machine)分类器对信号灯进行识别。实验结果表明,算法的鲁棒性强、检测识别速度快、准确率高。

关键词 交通信号灯检测,时空关系模型,ADAS,图像快速分割,模式识别

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.06.055

Real-time Detection and Recognition of Traffic Light Based on Time-Space Model

LI Zong-xin QIN Bo WANG Meng-qian

(Department of Computer Science & Technology, Ocean University of China, Qingdao, Shandong 266100, China)

Abstract Detection and recognition of traffic light are important for driverless cars and advanced driver assistance systems(ADAS). In order to satisfy the requirements of traffic light detection and recognition in complex urban environment, a real-time detection and recognition algorithm based on time-space model (TSM) was proposed. It was established based on the time-space continuous variation relationship of video-frame sequence. The proposed algorithm consists of three parts. The first part is fast image segmentation and compression algorithm based on color, which is used to improve the computational efficiency. Second, time-space model of multi-frame image sequence is introduced to improve the accuracy of detection stage. Third, recognition of traffic lights is achieved by using support vector machine (SVM) with histogram of oriented gradients (HOG) features. Experiment results show that this novel algorithm has strong robustness, high efficiency and accuracy.

Keywords Traffic light detection, Time-space model, ADAS, Fast image segmentation, Pattern recognition

1 引言

近年来,城市道路交通问题日益被人们所关注,无人驾驶汽车^[1]、智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)^[2]以及高级驾驶辅助系统(Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)等逐渐成为研究的热点,并且得到了快速的发展。交通信号灯的检测与识别作为此类系统的重要组成部分,对驾驶的安全性起着十分重要的作用,具有很高的研究价值。

随着车载行车记录仪的普遍使用,视频图像成为了获取城市道路交通信息的一种主要形式。基于图像处理与模式识别技术来检测和识别交通信号灯是最直接和有效的方式^[3-4]。城市道路环境的背景复杂、干扰因素多,采用图像处理的方法实现交通信号灯的检测与识别虽然直接、有效,但检测难度较

大。交通信号灯最显著的特征是颜色和几何形态,此外还有空间位置和结构特征。一些研究者通过结合这些特征来实现信号灯的检测与识别。

Yelal 等^[5]提出了一种圆形交通信号灯检测算法,该算法在 Lab 颜色空间中分割图像,得到信号灯区域二值图,再对二值图进行图像聚类,然后检测图像边缘信息并结合信号灯的几何形态特征进行筛选,最后得到检测结果。该算法仅能检测圆形信号灯,且容易受背景干扰。Park 等^[6]在信号灯颜色和形状信息的基础上引入黑色背板来检测和验证圆形信号灯,该算法进一步提高了信号灯检测的准确度,但容易受建筑、树木等灰色物体的干扰。Charette 等^[7]采用点光检测和模板匹配的方法检测识别信号灯,经过灰度转换、白帽变换等操作后,在生成的二值图中查找边缘信息,然后进行形态学处

到稿日期:2016-12-18 返修日期:2017-03-25 本文受国家自然科学基金(61102108),湖南省自然科学基金(2016JJ3106),湖南省教育厅项目(16B225, YB2013B039),南华大学青年英才支持计划和南华大学重点学科(NH XK04)资助。

李宗鑫(1989—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形图像处理、并行计算, E-mail: ningyanglzx@163.com; 秦 勃(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为计算机图形图像处理、并行计算、云计算, E-mail: qinbo@ouc.edu.cn(通信作者); 王梦倩(1993—),女,硕士生,主要研究方向为计算机图形图像处理、并行计算。

滤,得到信号灯候选区域;在信号灯识别阶段,运用自适应模板匹配识别候选区域;该算法是基于亮度的交通信号灯检测算法,容易受汽车尾灯等发光物体的干扰,在光照强烈时检测效果一般。周宣汝等^[8]首先将图像转换到 Ycrbr 颜色空间进行颜色提取;然后通过颜色压制增强提取到红绿色区域;之后进行面积、形状和密度过滤,得到信号灯候选区域;最后提取候选区域的 HOG(Histogram of Oriented Gradient)特征,并将其输入到训练好的 SVM(Support Vector Machine)分类器^[9]中进行识别。该算法实现了较高的检测识别准确率,处理单帧图像的平均耗时为 95 ms。

还有一些结合 GPS 和先验地图的信号灯检测识别方法^[10-11],此类方法需要预先采集城市道路视频,在视频图像中标记出信号灯的准确位置,并绘制先验地图;在实时阶段,根据 GPS 和先验地图,计算出信号灯在图像中的准确位置,以提高检测的准确性。此类方法需要提前采集数据和绘制先验地图,前期工作量大,且当 GPS 定位不准确或车辆偏离正常路线时会降低检测准确率。

交通信号灯的检测与识别算法可分为信号灯检测和信号灯识别两个阶段。1)信号灯检测阶段:大部分算法依据信号灯的颜色信息来分割图像,并使用几何形态学方法对其进行验证、筛选,得到信号灯检测结果。比较常用的颜色空间有 HIS^[12]、标准化 RGB^[13,17]、YUV^[14]和 HSV^[8]等,此外还有结合多种颜色空间的方法^[15,17]。几何形态学方法包括边缘检测^[5,19]、霍夫变换^[13]和点光检测^[7]等。2)信号灯识别阶段:识别信号灯的状态和类型,主要方法有信号灯结构法^[14-15]、模板匹配法^[7]和基于机器学习的方法^[8,16,20]。常用的图像特征描述器有 HOG、局部颜色直方图^[18],分类器则有 Adaboost 和 SVM 等。另外,其他一些方法将 GPS 以及先验地图用于检测识别信号灯,此类方法基于信号灯位置信息的先验知识实现了较高的准确率,但需要提前采集地图数据,前期工作量大。

现有信号灯检测识别算法普遍存在以下不足:1)多数算法采用复杂的形态学方法(如轮廓检测、膨胀、腐蚀等)来处理图像,计算量大,导致检测速度慢,达不到实时性的要求;2)大部分算法仅在单帧图像中检测和识别信号灯,忽略了信号灯在多帧图像中的动态关联性,因此在图像质量较差或者背景干扰噪声较多时检测和识别效果不佳,检测准确率不高;3)过多地依赖于信号灯的空间排列方式信息,信号灯的安裝顺序及排列方式默认是固定的,并且要求同一时刻只能有一盏灯亮,这显然不具有通用性。

本文提出了一种基于时空关系模型(Time-Space Model, TSM)的交通信号灯的实时检测与识别算法。算法包括 3 部分:1)基于颜色的视频图像快速分割压缩算法,用于提信号灯候选区域;2)根据视频图像序列的动态关联性,构建视频图像序列的时空关系模型(TSM),并对信号灯候选区域进行筛选,以提高信号灯检测的准确性;3)根据图像的 HOG 特征,结合 SVM 分类器来识别信号灯的类型。实验结果显示,所提算法的鲁棒性强、检测和识别的准确率高。

2 基于 TSM 的交通信号灯的检测和识别流程

本文通过图像快速分割压缩算法提取信号灯候选区域,

根据多帧视频图像序列间的时空连续变化关系构建 TSM 对候选区域进行筛选验证,并采用 HOG 特征+SVM 分类器识别信号灯类别。其处理流程如图 1 所示。

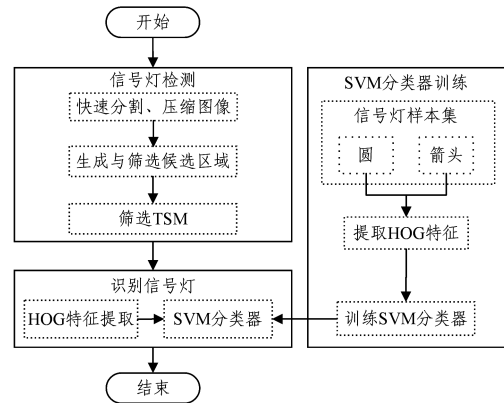


图 1 交通信号灯的检测和识别流程

Fig. 1 Detection and recognition flowchart of traffic light

3 信号灯检测

颜色是交通信号灯最显著的特征,也是信号灯区别于其他目标最重要的特征。交通信号灯主要由红、黄、绿 3 种颜色组成,不同颜色代表不同的交通信息。

3.1 快速分割、压缩图像

为了减少检测计算量,提高处理效率,基于颜色的图像快速分割压缩算法将在阈值范围内的像素抽取到二值图像中。算法以 $m \times m$ 的分块尺寸将大小为 $M \times N$ 的输入图像进行分割压缩。图像分块模型如图 2 所示,算法流程如下:

- 1)将 RGB 图像转化成 HSV 颜色空间。
- 2)对于所有的像素点,其各分量若满足某种颜色的各分量的取值范围,则把该图像对应的像素点置为白色。
- 3)如图 2 所示,输入图像被划分为 $M \times N$ 个子图像块 $A_{i,j}$,每个子图像块的尺寸为 $m \times m$, m 通常取 8 或者 16,输出图像为 $M \times N$ 。设输出图像的灰度图为 I_r ,每个像素点被初始化为 0,且像素点 $I_r(i,j)$ 与图 2 子图像划分模型中的像素块 $A_{i,j}$ 一一对应。
- 4)对于每个子图像块 $A_{i,j}$,统计白色像素点个数 $N_{i,j}$,设置筛选比例 R ,当图像块 $A_{i,j}$ 中彩色像素点所占比例 $N_{i,j}/(m \times m) \geq R$ 时,标记图像块 $A_{i,j}$ 为白色,即像素点 $I_r(i,j) = 255$ 。
- 5)输出分割图像 I_r 。

$A_{0,0}$	$A_{0,1}$	$A_{0,2}$	$A_{0,3}$	$A_{0,4}$	$A_{0,N}$
$A_{1,0}$	$A_{1,1}$	$A_{1,2}$	$A_{1,3}$	$A_{1,4}$	$A_{1,N}$
$A_{2,0}$	$A_{2,1}$	$A_{2,2}$	$A_{2,3}$	$A_{2,4}$	$A_{2,N}$
$A_{3,0}$	$A_{3,1}$	$A_{3,2}$	$A_{3,3}$	$A_{3,4}$	$A_{3,N}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮			⋮
$A_{M,0}$	$A_{M,1}$	$A_{M,2}$	$A_{M,3}$	$A_{M,4}$	$A_{M,N}$

图 2 图像分块模型

Fig. 2 Image block model

快速分割、压缩图像后,生成包含红、绿两种颜色的检测候选区域的二值图像,如图 3 所示。



图3 颜色分割二值图

Fig. 3 Color segmentation binary image

图中左侧为原始图像,右侧上方为绿色区域的二值图像,下方为红色区域的二值图像。

3.2 候选区域的生成与筛选

光照、角度等条件的变化,使得一个完整的交通信号灯可能被分割成多个离散的区域块。通过查找标记多个离散的区域块进行区域合并,保持信号灯分割信息的完整性。

区域合并算法根据块间的欧氏距离,合并离散块为单一连通区域。设 blk_i 表示标签为 i 的连通区域, W_{blk_i} 为第 i 个连通区域的宽度, H_{blk_i} 为第 i 个连通区域的高度, $center(x_i, y_i)$ 表示第 i 个连通区域 blk_i 的中心点。两连通区域间的距离 $dis_{(i,j)}$ 的计算公式为:

$$dis_{(i,j)} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

当两连通区域间的距离满足式(2)时,将其合并。

$$dis_{(i,j)} \leq \sqrt{\left(\frac{W_{blk_i}}{2}\right)^2 + \left(\frac{H_{blk_i}}{2}\right)^2} + \sqrt{\left(\frac{W_{blk_j}}{2}\right)^2 + \left(\frac{H_{blk_j}}{2}\right)^2} + T \quad (2)$$

其中, T 为连通区域间的距离阈值。

经过上述区域合并算法的处理后,得到了包含信号灯及背景噪声的信号灯检测候选区域;然后,利用形态学方法进行过滤筛选。将检测候选区域的面积和长宽比作为筛选条件,计算公式如下:

$$\begin{cases} rate = \frac{W_{blk_i}}{H_{blk_i}} \\ area = W_{blk_i} * H_{blk_i} \end{cases} \quad (3)$$

信号灯检测候选区域的筛选公式如下:

$$blk_i \begin{cases} true, & S_{min} \leq area \leq S_{max} \& \& rate < rate_value \\ false, & else \end{cases} \quad (4)$$

其中, S_{min} 为信号灯的最小检测面积, S_{max} 为最大检测面积。当 blk_i 符合筛选条件时,保留该区域,反之则将其删除。

4 多帧视频图像序列 TSM 模型

交通视频图像序列中,信号灯具有刚性目标的物理属性。在一定的连续时间段内,目标形态、位置变化较小,且变化具有规律性,存在一定的时空关联性。刚性目标物体的出现与消失存在一个量变过程,可以在连续的多帧交通视频图像序列中进行跟踪;而非刚性目标物体,如草丛、树木等,在连续的时间段内变化较大,且不具有规律性,无法进行跟踪。本文结合信号灯时空关系模型,对信号灯检测候选区域进行进一步筛选,得到完整且准确的信号灯检测结果,即信号灯待识别区域。

4.1 模型描述

模型根据检测目标在多帧视频图像序列中的时间和空间位置的连续变化关系而构建,并假设摄像头的光轴大致与地面平行,且摄像头是沿着光轴方向运动的。图4为车辆运行

侧景图,图5给出了交通信号灯所在的平面、图像空间以及摄像头之间的空间约束关系。

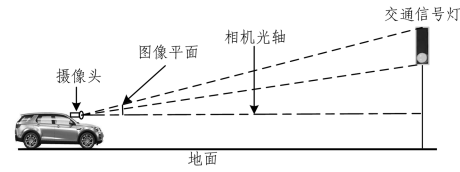


图4 车辆运行侧景图

Fig. 4 Side view of vehicle running

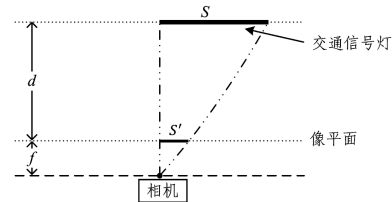


图5 空间约束关系

Fig. 5 Spatial constraints

如图5所示, d 为成像平面与交通信号灯的垂直距离; f 为摄像机焦距; S 表示现实中的交通信号灯尺寸; S' 表示成像平面上的交通信号灯尺寸。根据三角形的相似关系,可得式(5):

$$\frac{f}{f+d} = \frac{S'}{S} \quad (5)$$

由于 $f \ll d$, 因此式(5)可约等于式(6):

$$\frac{f}{d} = \frac{S'}{S} \quad (6)$$

那么交通信号灯在成像平面上的尺寸 S' 为:

$$S' = \frac{f * S}{d} \quad (7)$$

由式(7)可得, d 逐渐减小, S' 逐渐增大,即随着摄像机与交通信号灯空间距离的缩短,交通信号灯在图像中的尺寸变大。

如图6所示,在 $\Delta T(t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_j, \dots, t_n)$ 时间段内, $L(l_1, l_2, \dots, l_i, \dots, l_j, \dots, l_n)$ 为 n 帧连续图像 I_1, I_2, \dots, I_n 对应的交通信号灯检测候选区域集合, $S_{min} \leq l_1, l_2, \dots, l_n \leq S_{max}$, $F(f_1, f_2, \dots, f_i, \dots, f_j, \dots, f_n)$ 为检测候选区域存在性标签集合。存在性标签 f :

$$f = \begin{cases} 1, & \text{if exists} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

若 t_i, \dots, t_j 时段内,存在性标签序列 f_i, \dots, f_j 满足

$$C = \frac{\sum_{k=i}^j f_k}{M} > \delta, 0 < M \leq n \quad (9)$$

则判定其为交通信号灯的待识别区域,反之判定其为背景噪声。其中 $M = |j - i + 1|, 0 < \delta < 1$ 。

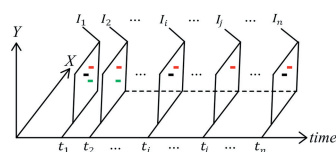


图6 检测候选区域在视频图像序列中的时空关系示意图

Fig. 6 Temporal and spatial relationships of detection-candidate regions in video-frame sequences

在连续视频图像序列中,大部分背景噪声(如非刚性目标

物体等)具有随机性,且尺寸和位置变化较大,不具有连续性。通过实验得出, M 取 10, δ 取 0.7 时,可滤除大部分背景噪声干扰,筛选效果较好。

检测起始/终止条件:

1)起始条件: $l_i \geq S_{\min}$ 。

2)终止条件: l_i 超出边界或 $l_i \geq S_{\max}$ 。

4.2 模型应用

图 7、图 8 分别为使用 TSM 前和使用 TSM 后信号灯检测算法的检测结果示例,其中矩形框为信号灯检测算法得到的待识别区域。如图 7(a)一 图 7(d)所示,使用传统的形态学方法进行筛选处理后,仍然有许多随机出现的干扰区域未被滤除(树叶、汽车等,其面积、比例等与信号灯相似)。使用 TSM 后,这些干扰区域被消除,进一步提高了检测准确率,如图 8(a)一 图 8(d)所示。此外,TSM 模型无法滤除一些同样具有刚体属性的干扰目标,例如图 7(e)、图 7(f)中的标志牌和 LED 灯,因此在信号灯识别阶段建立了包含常见干扰目标的负样本库,经 SVM 分类器学习训练后,干扰目标在识别阶段被排除。

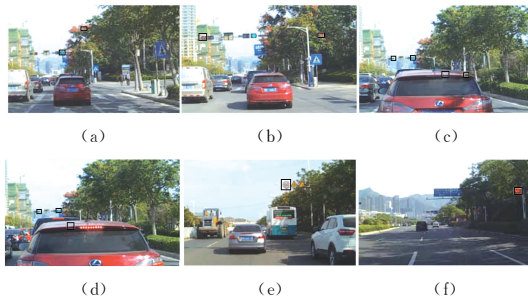


图 7 使用 TSM 前的信号灯检测结果

Fig. 7 Detection results of traffic light without TSM



图 8 使用 TSM 后的信号灯检测结果

Fig. 8 Detection results of traffic light of with TSM

5 信号灯识别

经过信号灯的检测处理,得到了完整、准确的信号灯检测信息。基于 HOG 特征计算方法,通过 SVM 分类器学习训练来实现信号灯的识别。信号灯识别的类型包括圆、左转、直行、右转等。

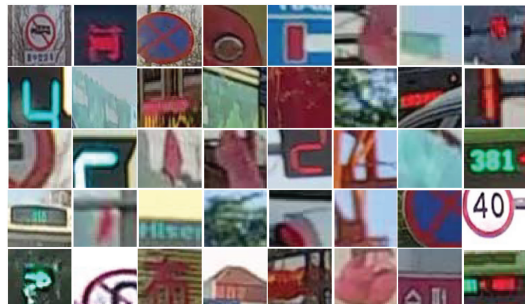
5.1 信号灯样本库的构建

通过 TSM 信号灯检测算法,从车载视频图像序列中自动截取信号灯的待识别区域图像来构建训练样本集。训练样本集包含信号灯正样本和非信号灯负样本。依据信号灯的几何形状特征对正样本进行分类,共建立圆、左转、右转、直行(左转、右转、直行都用箭头表示)4 类正样本集。负样本集为

随机选取的非信号灯的候选区域图像样本,包括背景噪声(草丛、树木)、汽车尾灯和广告牌等。信号灯正样本集如图 9(a)所示,负样本集如图 9(b)所示。



(a) 正样本



(b) 负样本

图 9 信号灯样本示例

Fig. 9 Example of traffic lights

实验测试共选取了从不同天气、不同光照条件下的城市道路视频中采集获取的 2753 个正样本和 7000 个负样本,且样本的尺寸各不相同。

5.2 HOG 特征与 SVM 分类器

1)HOG 特征计算

HOG 特征是一种在图像处理中用于检测物体的特征描述子,通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图来构成特征。本文使用 9 个方向的梯度直方图,将图像划分成像素大小为 6×6 的细胞单元 (cell),块 (block) 像素的大小为 12×12 ,检测窗口的像素大小为 48×48 。HOG 特征计算的流程如图 10 所示。

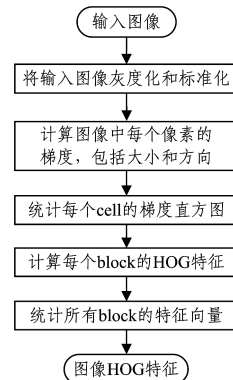


图 10 HOG 特征计算的流程

Fig. 10 Flowchart of HOG feature calculation

2)SVM 分类器训练

SVM 是一种基于统计学习理论的机器学习方法,通过寻求最小结构化风险来提高学习机的泛化能力;实现经验风险和置信范围的最小化,从而达到在统计样本量较少的情况下,

亦能获得良好统计规律的目的。近年来,SVM与HOG特征相结合的方法在行人检测及信号灯识别中得到了普遍的应用。

本算法使用openCV中的C类支撑向量分类机, $n(n \geq 2)$ 类分组,该分类器允许用异常值惩罚因子C进行不完全分类;选取的核函数为径向基(RBF)核函数。首先计算样本集中所有训练图像的HOG特征,得到样本图像的特征向量,然后将所有特征向量输入到SVM中进行训练,最终得到可用于信号灯识别的分类器。

识别信号灯时,计算出信号灯待识别区域图像的HOG特征,并将其输入到训练好的SVM分类器中进行识别,从而得到识别结果。最后,将识别结果标注到视频图像中。

6 实验结果与分析

为测试本文所提算法的性能,使用行车记录仪来采集不同时间段、不同天气、不同光照条件下的城市复杂道路环境视频图像。视频分辨率为 1920×1080 ,帧率为 30fps。测试环境为:CPU Intel(R) Core(TM) i3-2120 @ 3.30 GHz, RAM 8.00 GB。

图11中虚线道路水平线上方为设置的检测和识别的ROI区域。分别在几种不同的天气和光照条件(雾天、雨天、晴天)下进行检测识别,信号灯的检测识别结果如图12所示(信号灯类型及其状态如左上角图案所示)。



图11 待检测与识别的ROI区域

Fig. 11 ROI region to be detected and recognized



图12 信号灯检测与识别的结果

Fig. 12 Detection and recognition results of signal light

表1列出了使用TSM前和使用TSM后信号灯检测算法的准确率和漏检率的测试结果。检测候选区域,即过滤筛选前的区域,包含信号灯及大量非信号灯的干扰区域;待识别区域,即过滤筛选后的信号灯检测结果,此时仍然存在一些非信号灯的干扰区域无法滤除。实验测试时,对使用TSM前后的信号灯待识别区域结果进行统计分析,待识别区域包含正确的检测TD(信号灯)、错误的检测FD(非信号灯)、漏检LD(信号灯)。

表1 TSM测试

Table 1 TSM test

		未使用 TSM	使用 TSM
视频帧数		10800	
信号灯总数		3746	
检测候选区域总数		14179	
待识别区域 (过滤筛选)	正确检测(TD)	3699	3683
	错误检测(FD)	2260	961
	漏检(LD)	47	63
漏检率(LDR)/%		1.02	1.17
准确率(TPR)/%		62.07	79.30

定义漏检率LDR为经信号灯检测算法处理后信号灯待识别区域中漏检信号灯数占实际信号灯总数的比例,计算公式为:

$$LDR = \frac{LD}{LD+TD} \tag{10}$$

定义准确率TPR为经信号灯检测算法处理后信号灯待识别区域中实际信号灯数占待识别区域总数的比例,计算公式为:

$$TPR = \frac{TD}{TD+FD} \tag{11}$$

由表1可知,测试视频中获取的信号灯检测候选区域的总数为14179,其中实际信号灯区域的总数为3746。使用传统形态学筛选方法进行过滤筛选,检测准确率为62.07%,漏检率为1.02%;应用TSM后,检测准确率为79.30%,漏检率为1.17%。实验结果表明,应用TSM之后,检测准确率提高了17.23%,漏检率基本相当。

TSM可滤除一些非刚性的干扰区域,减少信号灯识别阶段待识别区域的样本数,提高信号灯检测识别的计算效率。表2为未使用TSM前处理单帧图像时各阶段的执行时间,表3为使用TSM后处理单帧图像时各阶段的执行时间。测试结果表明,应用TSM之后,信号灯检测识别算法的整体运行速度得到了提高,单帧图像的平均处理时间减少了约10ms。

表2 使用TSM前的处理时间

Table 2 Processing time without TSM

(单位:ms)			
步骤	最长耗时	最短耗时	平均耗时
图像预处理	14.5891	10.9439	13.3039
信号灯检测	3.4311	2.6056	2.9260
信号灯识别	57.7641	25.3018	37.1745
总计	—	—	53.4044

表3 使用TSM后的处理时间

Table 3 Processing time with TSM

(单位:ms)			
步骤	最长耗时	最短耗时	平均耗时
图像预处理	14.5891	10.9439	13.3039
信号灯检测	4.6742	2.7079	3.5395
信号灯识别	42.9243	13.9026	23.6858
总计	—	—	40.5292

表4为在不同光照条件下对道路视频图像序列进行测试的结果。由表可知,上午的检测识别准确率较高;中午光照较强,尤其在逆光条件下,摄像机成像受到比较大的干扰,信号灯的颜色失真严重,检测识别准确率较低;傍晚时刻,光照强度降低,信号灯的颜色、形态特征可以较好地从中分离出来,此时的检测识别准确率达到最高。

表 4 不同光照条件下测试结果的准确率

Table 4 Accuracy of test results under different lighting conditions

视频序列	时长/min	帧数	获取时间	信号灯数	准确率
01	3	5400	上午	2820	0.942
02	6	10800	上午	3746	0.937
03	3	5400	中午	2435	0.928
04	12	21600	中午	4873	0.901
05	6	10800	傍晚	3125	0.966
06	18	32400	傍晚	14100	0.959
总计	48	86400	—	31099	0.938

由表 2—表 4 可知,基于 TSM 的交通信号灯的实时检测识别算法的处理时间显著减少,平均单帧图像的检测识别总时间为 40.53ms;其在多种光照条件下的识别准确率较高,平均检测识别准确率为 93.8%,满足城市复杂道路环境下信号灯检测识别对实时性和准确性的要求。

结束语 针对复杂城市道路环境下交通信号灯的检测与识别,提出了一种基于时空关系模型的交通信号灯实时检测识别算法。该算法采用图像快速分割压缩算法提高了计算效率,满足实时性的要求;并且引入视频图像序列时空关系模型来提高信号灯检测的准确性;最后基于 HOG 特征计算方法,通过 SVM 分类器实现多种天气条件和不同时段下圆和箭头两种类型信号灯的识别。实验结果表明,算法检测和识别的速度快、准确率高,可应用于驾驶辅助系统及移动计算设备中交通信号灯的检测与识别。

参 考 文 献

- [1] LUETTEL T, HIMMELSBACH M, WUENSCH E H J. Autonomous Ground Vehicles—Concepts and a Path to the Future [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2012, 100(5): 1831-1839.
- [2] ZHAO N, YUAN J B, XU H. Survey on Intelligent Transportation System [J]. *Computer Science*, 2014, 41(11): 7-11. (in Chinese)
赵娜, 袁家斌, 徐晗. 智能交通系统综述 [J]. *计算机学报*, 2014, 41(11): 7-11.
- [3] BUCH N, VELASTIN S A, ORWELL J. A Review of Computer Vision Techniques for the Analysis of Urban Traffic [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12(3): 920-939.
- [4] 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.
- [5] YELAL M R, SASI S, SHAFFER G R, et al. Color-Based Signal Light Tracking in Real-Time Video [C] // *IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance (AVSS'06)*. Sydney: IEEE, 2006: 67-67.
- [6] PARK J H, JEONG C. Real-Time Signal Light Detection [C] // *Second International Conference on Future Generation Communication and Networking Symposium (FGCNS'08)*. Sanya: IEEE, 2008: 139-142.
- [7] CHARETTE R D, NASHASHIBI F. Real Time Visual Traffic Lights Recognition Based on Spot Light Detection and Adaptive Traffic Lights Templates [C] // *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Shaanxi: IEEE, 2009: 358-363.
- [8] ZHOU X R, YUAN J Z, LIU H Z, et al. Research on Algorithm for Real-time Recognition of Traffic Light Based on HOG Features [J]. *Computer Science*, 2014, 41(7): 313-317. (in Chinese)
周宣汝, 袁家政, 刘宏哲, 等. 基于 HOG 特征的交通信号灯实时识别算法研究 [J]. *计算机学报*, 2014, 41(7): 313-317.
- [9] MALDONADO-BASCON S, LAFUENTE-ARROYO S, GIL-JIMENEZ P, et al. Road-Sign Detection and Recognition Based on Support Vector Machines [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2007, 8(2): 264-278.
- [10] LEVINSON J, ASKELAND J, DOLSON J, et al. Traffic Light Mapping, Localization, and State Detection for Autonomous Vehicles [C] // *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Shanghai: IEEE, 2011: 5784-5791.
- [11] FAIRFIELD N, URMSON C. Traffic Light Mapping and Detection [C] // *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Shanghai: IEEE, 2011: 5421-5426.
- [12] SHEN Y, OZGUNER U, REDMILL K, et al. A Robust Video Based Traffic Light Detection Algorithm for Intelligent Vehicles [C] // *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Shaanxi: IEEE, 2009: 521-526.
- [13] OMACHI M, OMACHI S. Traffic Light Detection with Color and Edge Information [C] // *2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology*. Beijing: IEEE, 2009: 284-287.
- [14] ROTERS J, JIANG X, ROTHBAUS K. Recognition of Traffic Lights in Live Video Streams on Mobile Devices [J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2011, 21(10): 1497-1511.
- [15] DIAZ-CABRERA M, CERRI P, MEDICI P. Robust Real-Time Traffic Light Detection and Distance Estimation Using a Single Camera [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(8): 3911-3923.
- [16] GONG J, JIANG Y, XIONG G, et al. The Recognition and Tracking of Traffic Lights Based on Color Segmentation and Camshift for Intelligent Vehicles [C] // *Intelligent Vehicles Symposium*. La Jolla, CA: IEEE, 2010: 431-435.
- [17] DIAZ-CABRERA M, CERRI P, SANCHEZ-MEDINA J. Suspended Traffic Lights Detection and Distance Estimation Using Color Features [C] // *15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Anchorage, Alaska: IEEE, 2012: 1315-1320.
- [18] KOEN V D S, GEVERS T, SNOEK C. Evaluating Color Descriptors for Object and Scene Recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1582-1596.
- [19] MASCETTI S, AHMETOVIC D, GERINO A, et al. Robust Traffic Lights Detection on Mobile Devices for Pedestrians with Visual Impairment [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2016, 148(C): 123-135.
- [20] JI Y, YANG M, LU Z, et al. Integrating Visual Selective Attention Model with HOG Features for Traffic Light Detection and Recognition [C] // *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Seoul: IEEE, 2015: 280-285.