

基于部件模型的复杂场景车辆检测方法

杨岳航 孙 涵

(南京航空航天大学 计算机科学与技术学院 江苏 南京 211106)

摘 要: 复杂场景中车辆间的遮挡,会造成车辆视觉信息损失,致使车辆出现漏检问题。为解决此问题,提出了一种基于部件模型的复杂场景车辆检测方法。首先,根据车辆图像的易遮挡程度将车辆对象分为易遮挡区域和通常可见区域两个部分,用于构建车辆部件模型;其次,通过运用 Gabor 滤波器对训练图像滤波,得到部件特征图;使用 AND-OR 模板分别对易遮挡区域与通常可见区域建模,根据训练特征图生成对应部件模型,以及部件模型之间的位置和尺度关系;最后根据部件模型检测图像中的候选部件,并根据部件间的位置和尺度关系筛选组合生成车辆目标描述,实现车辆检测。经实验验证,该方法漏检率低,并且能够有效应对遮挡与车辆姿态的变化。

关键词: 部件模型; AND-OR 模板; 车辆遮挡; 车辆检测; 特征提取; 训练模型

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)12-0034-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.12.007

A Vehicle Detection Method Based on Part Model in Complex Traffic Scenes

YANG Yue-hang, SUN Han

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 211106, China)

Abstract: The occlusion between vehicles in complex traffic scenes will cause the loss of visual information of vehicles, resulting in the problem of missing detection. In order to solve the problem, we propose a vehicle detection method based on part model. Firstly, a vehicle is divided into two parts: an easily-occluded region and a commonly-visible region which are used to construct part-based model. Secondly, the training images are filtered by Gabor filter to obtain the model graph. Then the two parts are modeled by the AND-OR template. At the same time, the probability distribution of the position and scale between the two parts models is calculated. Based on the training model, the candidates of such parts are detected, and the position and scale relation between the component parts are used to refine and generate the vehicle representation. The experiment shows that the proposed method effectively deals with vehicle occlusion and deformation with low detection precision.

Key words: part-based model; AND-OR template; vehicle occlusion; vehicle detection; feature extraction; model training

0 引 言

车辆的检测与识别是智能交通系统中的关键组成部分,在交通疏导、辅助驾驶系统及道路监控等领域有着广阔的应用前景^[1],并且能够为治安案件、交通事故侦查提供重要的线索和证据。然而,由于真实场景中复杂的成像条件,车辆检测面临诸多困难,其中遮挡问题尤为突出^[2]。复杂道路环境中存在多目标是造成车辆间相互遮挡的主要原因,遮挡使得目标信息缺失,容易造成目标漏检。

选择出车辆具有代表性的局部区域特征,通过对

该可见部件的检测,能够避免引入遮挡区域的外观差异,更好地完成目标检测任务。Zhu 等^[3]针对车顶特征的不变性,考虑使用边缘基元片段图论合成方法判定车顶标记,检测严重遮挡车辆。胡钢等^[4]将目标描述为多个区域的集合,借助多实例学习框架求解目标检测模型。Girshick 等^[5]通过对目标遮挡区域独立外观模板的学习,解决模型底部遮挡问题,使用部件语法模型对目标遮挡情况进行推理。Sivaraman^[6]提出了一种基于部件的车辆模型,包括基于 Haar-like 特征^[7]的两个部件的强分类器。该方法从图像中检测到部

收稿日期: 2017-12-05

修回日期: 2018-04-18

网络出版时间: 2018-06-29

基金项目: 国家自然科学基金(61203246, 61375021); 中央高校基本科研业务费专项资金(NS2016091); 江苏省自然科学基金(SBK201322136)

作者简介: 杨岳航(1993-),男,硕士,研究方向为图像处理与计算机视觉;孙 涵,博士,副教授,研究方向为图像处理与计算机视觉。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180629.1700.006.html>

件,然后组合部件用于车辆的检测。Felzenszwalb^[8]提出了一种基于可变形部件的检测算法,包含了一个根滤波器和一个组件滤波器。该方法从图像中提取 DPM (deformable parts model) 特征^[9],并将原始图像上采样后提取 DPM 特征图,对原始图像 DPM 特征图和训练好的根滤波器做卷积操作,得到根滤波器的响应图,对于 2 倍图像的 DPM 特征图和训练好的部件滤波器做卷积操作,得到组件滤波器响应图,然后对其精细高斯金字塔下采样,使根滤波器与组件滤波器拥有相同分辨率后加权平均,得到最终响应图。综上所述,基于部件的方法能够解决遮挡问题,但是上述方法并不共享训练数据,导致漏检率相对较高。

文中主要研究在交通视频监控系统中常见的前视角车辆图像^[10],提出基于部分模型的车辆检测方法,包括两个步骤:构建部件模型和检测车辆对象。在构建模型时,遮挡是部件区域选择时主要关心的问题,因此所选择的部件应该类内差异较小、类间差异较大。另外,AND-OR 模板 (AOT)^[11]被应用于对部件进行建模。该模板是可变形的,由几何构造和结构构造构成。几何构造中存储了部件区域下小部件对应的位置分布,结构构造中存储了部件区域下小部件的组成。结构构造由与节点、或节点和终节点组成。终节点由混合图像模板^[12]构成:边缘、纹理、平滑度。在车辆检测时,利用已训练模型模板滤波-最大化求取候选车辆区域,并通过迭代方式求取全部车辆区域。

1 部件模型构建

1.1 部件区域选择

在部件区域选择的过程中,多车辆之间的遮挡是主要考虑的问题。车辆的车牌和车灯区域通常具有丰富的视觉信息。但在复杂的交通环境下,该区域通常被遮挡。

因此在部件区域选择时,将此区域划分为易遮挡区域。相较于车牌区域,前挡风玻璃和车顶区域通常可见。甚至在交通拥堵时,虽然车辆之间严重遮挡,但仍可以看到此区域。所以将此区域划分为通常可见区域。由于车辆类型的不同,车顶和发动机盖尺寸也不相同,所以通常可见区域不包括车顶和发动机盖的全部区域。在车辆检测时,将车辆对象分割成这样两部分后,当一部分损失时对于另一部分的检测没有影响。

1.2 部件模型化

在车辆对象部件划分后,使用混合图像模板进行建模。混合图像模板包含边缘块、纹理块、平滑度块、颜色块。文中的边缘块通过 16 个方向的 Gabor 小波基元^[13]来表示边缘信息。纹理块通过长宽为 8 个图像像素的局部矩形区域内的 16 个方向的 Gabor 滤波

器^[14]的叠加值的梯度直方图来表示。平滑度块通过长宽为 8 个图像像素的局部矩形区域内的 16 个方向的 Gabor 滤波器响应值来表示。经过模型化后的部件特征如图 1 所示。

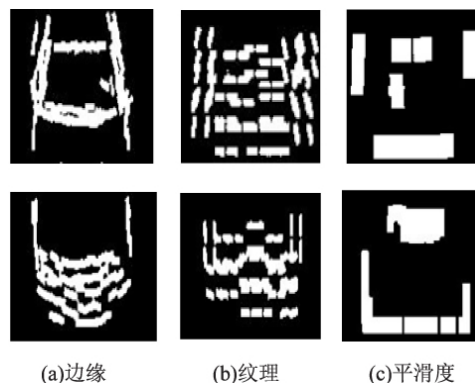


图 1 模型化后的车辆特征表示

1.3 模型学习

在部件模型学习阶段,选取 200 幅车辆前视角图像作为训练图像。学习过程包括学习部件模型的组织结构和学习部件模型的几何结构。部件模型中的终节点与非终节点根据训练图像自动学习,首先描述终节点的学习过程。学习过程体现在特征响应矩阵 R (如图 2 所示) R 中的每一行代表一幅图像中的特征向量。

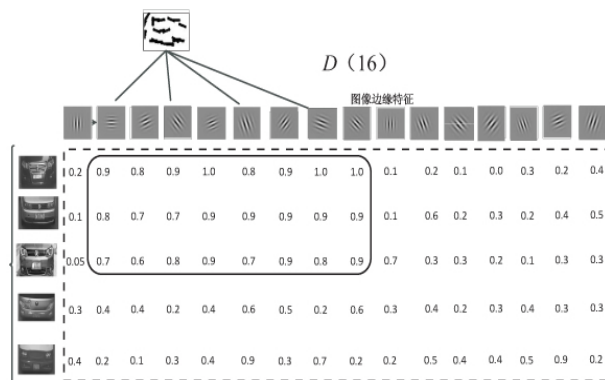


图 2 特征响应矩阵

特征响应矩阵 R 不一定是一个矩形,因为不同大小的图像生成长度不一的特征向量。为了简便,假设所有的正例图像拥有相同大小的特征向量,所以特征响应矩阵 R 是一个 N (正例图像个数) 行、 D (候选特征个数) 列构成的矩阵。 R 中的每一个数值代表特征响应值,特征响应值的大小表示每个特征原型出现在图像中的可能性,响应值越大可能性越大。对于特征响应值的计算,首先使用规则化网格将模型化后的部件图像(长宽分别为 150 像素)划分成更小的图像块,对于每个小图像块计算其一维特征响应值,响应值的大小表示每个特征原型出现在这些小图像块中的可能性,函数计算图像块与特征原型的相似性,并且将其标准化在 0 到 1 之间。由于文中仅使用边缘特征,对于边缘特征,根据图像块与特征之间的欧氏距离计算其

一维特征响应值。

在特征响应矩阵中选取正例中共同拥有的高响应值的特征,构成一个大特征响应区域(如图 2 黑框所示)。通过式 1 求得大特征响应区域得分来决定大特征响应区域的重要性。

$$\text{Score}(B_k) = \sum_{\substack{i \in \text{rows}(B_k) \\ j \in \text{cols}(B_k)}} (\beta_{k,j} R_{i,j} - \log z_{k,j}) \quad (1)$$

其中, B_k 表示大特征响应区域 k ; $\text{rows}()$ 表示大特征响应区域 k 包含的正例; $\text{cols}()$ 表示大特征响应区域 k 中包含的特征; $\beta_{k,j}$ 表示大特征响应区域 k 中混合图像模板中的基元 j 对应的权重; $R_{i,j}$ 表示第 i 行、第 j 列对应的特征响应值; $z_{k,j}$ 表示由 $\beta_{k,j}$ 决定的独立标准常数^[15]。

根据式 1 所求大特征响应区域得分,将学习得到的大特征响应区进行分级,并将得分较低的大特征响应区域丢弃。所以通过终节点的学习已经得到了训练图像中有作用的小部件,并根据这些小部件生成了简单的部件模型的组织结构。

为了从训练图像中学习到更好的组织结构,通过一个图形压缩过程来解决。由于配置的数量是组合的,所以最初形成一个巨大的部件模型,并且倾向于过度配置。所以运用迭代压缩过程,该过程包含两个步骤:共享、合并。在共享过程中,通过共享终节点中的小部件来重构模型的组织结构。在合并过程中,合并同一子集上具有相似分支概率的 OR 节点,并重新计算合并后的概率。

在学习部件模型的几何结构阶段,学习各小图像块之间的尺度、旋转变换。同时学习两个部件之间的尺度、旋转变换。最终学习得到的部件模型拓扑结构如图 3 所示。

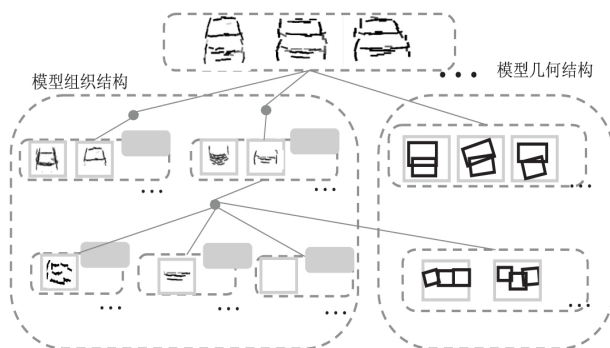


图 3 部件模型拓扑结构

2 基于部件模型的车辆检测

2.1 基于滤波的候选车辆区域求取

首先,对输入的测试图像使用 16 个方向的 Gabor 滤波器滤波,得到带有这些方向的边缘图像。在边缘图像上局部最大化,通过局部移动 Gabor 小波基元的

位置、变换 Gabor 小波基元的方向和尺度,寻找局部图像区域内 Gabor 滤波响应的最大值,将其存储在局部区域最大特征响应值向量中。

在测试图像上通过局部变换部件模型下小部件 k 对应的混合图像模板的位置 (x, y) 、方向 o 和尺度 s 进行滤波,由式 2 计算小部件的得分并将得分存储在小部件得分向量中。

$$\text{SUM_LPART}_k(x, y, \rho, s) = \sum_{j=1}^D \beta_{k,j} \text{MAX_RESPONSE}(\tau_{x,y,\rho,s}(x_j, y_j, \rho_j, s_j)) - \log Z_{k,j} \quad (2)$$

其中, (x_j, y_j, ρ_j, s_j) 表示随模板移动的位置 (x_j, y_j) 、模板变换方向 ρ_j 和变换尺度 s_j ; $\tau_{x,y,\rho,s}(x_j, y_j, \rho_j, s_j)$ 表示小部件的混合图像模板中对应特征的 (x_j, y_j, ρ_j, s_j) ; $\text{MAX_RESPONSE}(x, y, \rho, s)$ 表示局部区域最大特征响应值向量; $\text{SUM_LPART}_k(x, y, \rho, s)$ 表示小部件 k 的得分向量。

对小部件得分向量局部最大化,寻找局部图像区域内小部件得分最大值,将其存储在局部区域小部件得分最大值向量中。并将对应位置 (x, y) 、方向 o 和尺度 s 存储在局部区域小部件得分最大特征向量。同时将小部件得分收集在 K 维向量 $r^{(2)} = (r_1^{(2)}, r_2^{(2)}, \dots, r_K^{(2)})$ 中。

根据向量 $r^{(2)}$,通过递归执行和-最大化操作,推断最优模型 b^* ^[16]。在测试图像上通过变换最优模型 b^* 的位置、方向和尺度进行滤波,通过式 3 计算区域检测得分。

$$\text{SUM_DETECT}(x, y, \rho, s) = \sum_{k=1}^K b_k^* \cdot r_k^{(2)} \quad (3)$$

其中, $r_k^{(2)}$ 表示小部件 k 的得分向量; $\text{SUM_DETECT}(x, y, \rho, s)$ 表示区域检测得分。

根据区域检测得分,计算全局最高得分,并记录对应的位置 (x, y) 、方向 o 和尺度 s 。计算最优模型中心对应的小部件模型位置,根据最优模型中选择的小部件,从局部区域小部件得分最大特征向量中提取其位置、方向、尺度等信息。检测效果如图 4 所示。

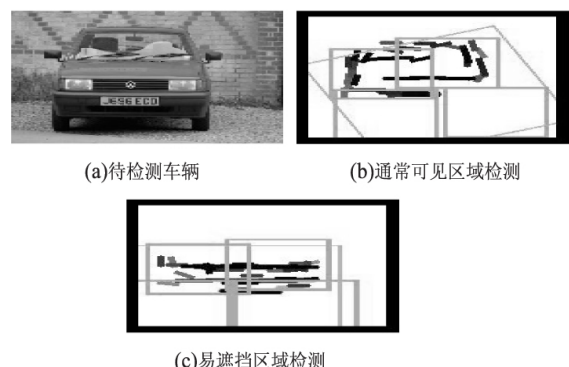


图 4 基于滤波的候选车辆区域求取效果图

2.2 基于迭代的车辆检测方法

在交通图像中,通常存在很多车辆对象。为了检测全部车辆对象,文中使用迭代方法^[17]。在每一次迭代中,最优车辆候选者通过式 3 计算得分,若得分大于设定阈值,则认为该车辆候选者为车辆检测对象,并记录检测对象的位置 (x, y) 、方向 θ 和尺度 s ,否则迭代结束。然后在测试图像中将检测到的车辆对象去除,并利用去除车辆对象后的图像进行下一次车辆检测,直至整个迭代过程结束。

在每一次迭代过程中,首先检测两个部件对应的候选者,然后根据相对位置和尺度关系组合两个候选者。

3 实验结果与分析

为验证该方法的有效性,在一台 8 G 内存、主频为 2.6 GHz 的四核处理器上进行实验。选择云南智能交通系统中拍摄的 200 张车辆图像作为训练集,测试集选取了 100 幅复杂场景交通图像。所选取的数据集中存在光照变化和旋转变化等。这些属性能够有效地测试检测方法的性能。

3.1 实验结果

实验结果如图 5 所示。对于图中被遮挡的车辆,车辆的前挡风玻璃区域是可见的,然而车牌附近区域被遮挡了。在该算法中,通常可见区域和易遮挡区域使用不同的模型进行检测,并在检测结果图中用方框表示,并通过学习的位置尺度关系将其组合,如图中方框所示。



图 5 车辆检测

从检测图中可看出易遮挡区域的丢失,对于通常可见区域的检测并没有影响,对于车辆检测也只有微弱的影响。

3.2 实验对比

文中给出了与常用检测方法 DPM 的比较结果,如表 1 所示。可以看出,就车辆检测的精确率而言,利用文中的检测方法获取的结果略优于 DPM 算法获取的结果。

表 1 准确度对比

检测算法	图片数量	包含车总数量	正确识别数量	准确率/%	单幅图像时间/s
部件模型	100	852	722	84.7	2.082 5
DPM	100	852	638	74.94	1.975

4 结束语

文中提出了一种基于部件模型的复杂场景车辆检测方法。该方法包括两个步骤:部件模型的构建和从交通图像中检测车辆。在部件模型构建阶段,将车辆对象分为两部分,分别将其表示为易遮挡区域和通常可见区域,使该方法适应于车辆的部分遮挡。此外,这两部分由混合图像模板模型化,并由 AND-OR 模板进行建模。在车辆检测步骤中,这两个部件被独立检测,然后合并为候选车辆。当一个部件遮挡时,这个遮挡对另一部件的检测没有影响,车辆仍然可以被检测到。实验结果表明,该方法能有效地处理复杂城市交通状况下车辆遮挡问题,并且在车辆轻微变形和不同的天气条件下同样适用。

参考文献:

- [1] BAKICI T, ALMIRALL E, WAREHAM J. A smart city initiative: the case of Barcelona [J]. Journal of the Knowledge Economy, 2013, 4(2): 135-148.
- [2] ZOU Yuexian, SHI Hang, WANG Yiyan, et al. A robust traffic parameter extraction approach for surveillance system at urban intersection [C]//International congress on image and signal processing. Tianjin, China: IEEE, 2009: 1-5.
- [3] ZHU Long, CHEN Yuanhao, TORRALBA A, et al. Part and appearance sharing: recursive compositional models for multi-view [C]//IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010: 1919-1926.
- [4] 胡 钢, 杨静宇. 基于模型的车辆检测与跟踪 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 450-455.
- [5] GIRSHICK R B, FELZENSZWALB P F, MCALLESTER D. Object detection with grammar models [C]//Proceedings of the 24th international conference on neural information processing systems. Granada, Spain: Curran Associates Inc., 2011: 442-450.
- [6] SIVARAMAN S, TRIVEDI M M. Real-time vehicle detection using parts at intersections [C]//15th international IEEE conference on intelligent transportation systems. Anchorage, AK, USA: IEEE, 2012: 1519-1524.
- [7] KIM J, KIM S, HAN Y, et al. Night vehicle detection using variable haar-like feature [J]. Journal of Measurement Science & Instrumentation, 2011, 2(4): 337-340.
- [8] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 47(2): 6-7.
- [9] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//IEEE computer society conference on computer vision & pattern recognition. San Diego, CA, USA:

(下转第 42 页)

- Spatial Information Sciences 2006 36:248–253.
- [4] 吴世雄,王成勇. 散乱噪声点云的数据分割[J]. 机械工程学报 2007 43(2):230–233.
- [5] 傅欢,梁力,王飞,等. 采用局部凸性和八叉树的点云分割算法[J]. 西安交通大学学报 2012 46(10):60–65.
- [6] FRANSSENS J,VAN REETH F. Hierarchical PCA decomposition of point cloud[C]//Proceedings of the 3rd international symposium on 3D data processing, visualization and transmission. Chapel Hill, NC, USA: IEEE 2006:591–598.
- [7] YAMAUCHI H,LEE S,LEE Y, et al. Feature sensitive mesh segmentation with mean shift[C]//International conference on shape modeling and applications. Cambridge, MA, USA: IEEE 2005:236–243.
- [8] 马腾,龙翔,冯路,等. 点云模型的谱聚类分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报 2012 24(12):1549–1558.
- [9] ZHAO J H,LI D R,WANG Y M. Ancient architecture point cloud data segmentation based on modified fuzzy c-means clustering algorithm[C]//Proceedings of SPIE. Bellingham, United States: SPIE Press 2008.
- [10] 王天召,徐克虎,陈金玉,等. 基于 K-means 聚类和 RANSAC 的图像配准算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2014 36(9):1765–1769.
- [11] 杜廷伟. 基于高斯混合模型聚类的 Kinect 深度数据分割[D]. 北京: 北京工业大学 2013.
- [12] 李娜,马一薇,杨洋,等. 利用 RANSAC 算法对建筑物立面进行点云分割[J]. 测绘科学 2011 36(5):144–145.
- [13] 胡伟,卢小平,李理,等. 基于改进 RANSAC 算法的屋顶激光点云面片分割方法[J]. 测绘通报 2012(11):31–34.
- [14] 赵成伟,吴云东,蔡国榕,等. 基于超体素的 LiDAR 点云粘连目标分割算法[J]. 集美大学学报: 自然科学版 2017 22(1):73–80.
- [15] MA A,SM E K,AWF H, et al. A survey on trust and reputation schemes in ad hoc networks[C]//Proceedings of the third international conference on availability, reliability and security. [s. l.]: IEEE 2008:881–886.
- [16] 孙晓鹏,李华. 三维网格模型的分割及应用技术综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报 2005 17(8):1647–1655.
- [17] ATTENE M,KATZ S,MORTARA M, et al. Mesh segmentation—a comparative study[C]//Proceedings of the IEEE international conference on shape modeling and applications. Matsushima, Japan: IEEE 2006:7.
- [18] 董洪伟. 三角网格分割综述[J]. 中国图象图形学报 2010 15(2):181–193.
- [19] 陆军,彭仲涛,董东来,等. 点云 FPFH 特征提取优化配准算法[J]. 新型工业化 2014(7):75–81.
- [20] BESL P J,MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1992 14(2):239–256.
- [21] ROTHER C,KOLMOGOROV V,BLAKE A. “GrabCut”: interactive foreground extraction using iterated graph cuts[C]//ACM SIGGRAPH. Los Angeles, California: ACM, 2004:309–314.
- [22] OH K H,KIM S H,NA I S, et al. Object segmentation using mean-shift with grid-mask for grab cut algorithm[J]. International Journal of Software Engineering & Its Applications, 2014 8(2):409–416.
- [23] 黄玲玲. Grab cut 及其改进算法研究[J]. 软件导刊 2015(5):65–67.
- [24] 高福顺,张鼎林,梁学章. 由点云数据生成三角网格曲面的区域增长算法[J]. 吉林大学学报: 理学版 2008 46(3):413–417.
- +++++
- (上接第 37 页)
- IEEE 2005:886–893.
- [10] 惠龙云. 基于交通图像中遮挡目标的多视角研究[D]. 天津: 天津大学 2014.
- [11] SI Zhangzhang,ZHU Songchun. Learning AND-OR templates for object recognition and detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence 2013 35(9):2189–2205.
- [12] SI Zhangzhang,ZHU Songchun. Learning hybrid image templates (HIT) by information projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2012 34(7):1354–1367.
- [13] JAIN A K,FARROKHNI F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters ☆[C]//IEEE international conference on systems, man and cybernetics. Los Angeles, CA, USA: IEEE 2002:1167–1186.
- [14] 刘帅师,田彦涛,万川. 基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法[J]. 自动化学报 2011 37(12):1455–1463.
- [15] BIGLARI M,SOLEIMANI A,HASSANPOUR H. Part-based recognition of vehicle make and model[J]. IET Image Processing 2017 11(7):483–491.
- [16] OUYANG Wanli,ZENG Xingyu,WANG Xiaogang, et al. DeepID-net: object detection with deformable part based convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence 2017 39(7):1320–1334.
- [17] 贺春林. 一种基于视频的车辆检测算法[J]. 计算机科学, 2005 32(5):243–245.