

基于机器视觉的智能汽车环境感知算法研究综述

杜伟松

摘要: 基于机器视觉的智能汽车环境算法作为智能汽车规划决策和控制执行的基础环节,是智能汽车关键技术之一,也是智能汽车当前研究的热点问题。本文对目前基于机器视觉的环境感知技术研究现状进行综述,首先总结了各类相机标定算法并阐述了其基本原理;然后论述了基于机器视觉的目标检测和多目标跟踪的研究现状,分析了各主要算法的实现步骤;最后对智能汽车环境感知技术的发展进行了总结,并对未来发展趋势进行了展望。

1 引言

近年来,为了缓解交通压力,降低人为因素引起的“人-车-路”各环节耦合失调导致的交通事故,智能汽车已经在全世界范围内得到广泛关注。作为汽车智能化关键技术之一的机器视觉环境感知技术也得到了进一步的发展。针对目前智能汽车环境感知算法的研究,从相机标定、车道标志线识别、车辆和标志牌识别算法以及多目标跟踪算法几方面对其进行综述。



关键词

2

相机标定算法

相机标定主要是计算相机映射矩阵,确定3D世界中任意点在2D图像中的位置。相机标定算法整体可分为人工标定法、自标定法两大类,其优缺点如下页表1。

人工标定法通过预先采集不同角度标定靶图像、提取其中特征点标定出相机内参数,再利用透视原理标定得到相应外参数。自标定法主要基于场景或运动物体之间的对应关系(对积线约束)求出图像的映射矩阵,并通过全局优化的方法优化最终参数,两种标定方法的研究现状见下页表2。

3

车道标志线识别算法

现有车道线提取算法通常围绕特征约束和配准模型展开。车道线的直线特性已被广泛应用,部分算法采用虚线模型来模拟复杂的连续弯道道路。为提升算法鲁棒性、抗干扰性,部分算法采用逆透视变换将透视图转化为鸟瞰图来凸显车道线信息,国内外研究现状详见表3。

4

车辆、标志牌识别算法

车辆、标志牌检测属于模式识别领域中目标识别内容。智能汽车行驶时,车辆被视为障碍物,标志牌被视为信息物体。现有国内外研究中,对车辆的研究集中在检测跟踪,对图像中标志牌的识别则集中于检测、跟踪、识别。国内外研究现状见表4。

5

多目标跟踪算法

由于单帧检测算法无法满足动态环境下连续性的需求,为此众多学者将目标跟踪引入其中,以提升算法性能。目前为止,多目标跟踪算法主要可分为三类:基于随机集概

表1 单目相机标定算法研究现状

方 法	优 点	缺 点
人工标定法 ^{[1]-[7]}	准确、高效	无法用于动态平台
自标定法 ^{[8]-[9]}	可应用于动态平台中	精度较低

率密度模型(粒子滤波法、贝叶斯滤波法等)、基于特征数据关联(根据数据间相关性进行目标匹配)、基于运动信息配准(光流法、卡尔曼滤波法等),国内外研究现状详见表5。

6

总结及展望

本文主要对单目相机、多目标检测和多目标跟踪的研究现状进行综述,并从不同角度对这些方法进行分析和比较。虽然智能汽车环境感知系统的准确性和实时性不断提高,但距离完全商用还有一段距离,未来将从以下几个角度入手对环境感知系统进行深入研究:

(1) 逆透视变换稳定性。图像逆透视变换函数是在相机外参数基础上建立的,而,车辆实际行驶中道路不平引起的相机抖动会导致相机外参数发生改变。为此,逆透视结果也会受到影响,使得逆透视结果存在波动。后续工作中,需增加惯性传感器以获取车身姿态信息,来补偿动态环境下相机的外参数,使得逆透视结果更佳稳定。

(2) 车道线检测算法普适性。车道线检测算法属于基于先验知识的识别算法,此类算法普适性不高,当需求条件增加或者相机位置改变时,先验知识需重新设定。在硬件性能不断提升的未来,同样可以采用模式识别算法进行识别,以提升算法精度。

(3) 局部地图生成。环境感知作为无人驾驶汽车的第一环节,是后续路径规划、车辆控制的基础。当未来有足够多的目标识别后,可生成局部地图,并计算出局部地图中各个障碍相对本车的速度与位置,提供给车辆路径规划模块,为后续车辆路径规划做准备。

表2 单目相机标定算法研究现状

参考文献	方 法
[1]	对1889年至1951年所有相机标定相关的经典文献进行描述 ^[1] ,从整体上描述了人们对相机成像规律的认识及标定过程升级
[2] [3]	采用不同相机模型(线性模型 ^[2] 与非线性模型 ^[3])下的张正友标定法。标定算法首先用相机采集不同视角下带标定靶的图像;再提取采集图像的特征点;其次用“闭式求解法”计算相机的内、外参数;最终,采用最小二乘法估计映射结果,并重新定义内外参数直至最优
[4] [5]	用于较大畸变情况下的标定方法(广角或鱼眼相机)。其主要思想是将鱼眼相机模型简化为在纵向、切向上具有较大畸变的针孔相机模型。映射规律满足泰勒级数展开。标定算法首先建立23参数相机模型,并对其进行初始化;再通过反向投影计算映射矩阵(含相机内参);其次,求取相机外参数;最终,优化投影误差(最小二乘法 ^[4] ,拉格朗日最小值 ^[5]),重新计算内外参数,直至误差函数达到最小值
[6]	主要思想是通过匹配图像对应点来计算求取相机的旋转、平移矩阵和相机内参数的方法。标定算法首先通过相机采集至少3张不同视角下带有标定靶的图像;其次,对于每张图片,提取圆、线,计算消失线,根据消失线及图像上任意两圆上点的距离计算相机内、外参数;最终,通过反投影优化最终结果,直至达到全局最小值。为提升标定精度,选用圆形控制点为主的标定板 ^[6] (圆形经投影后会变成椭圆)以此放大误差
[7]	基于消失特性的标定方法 ^[7] 。此类方法主要思想为利用对应图像对应信息提取出特殊边界后,在消失特性的约束下计算相机内外参数,实现相机标定。该类标定法虽过程简单,但需更多先验知识。算法首先在多幅含有标定靶的图像中选取一系列具有消失特性的直线;其次,利用消失特性作约束条件,计算出相机内参数和旋转、平移矩阵;再根据旋转、平移矩阵计算出相机内参数。最终,利用全局优化算法优化相机参数
[8] [9]	基于图像之间对应关系的自标定方法 ^{[8]-[9]} ,该方法不需要任何先验知识。算法利用至少4组图像之间的对应关系(对积线约束)即可求出图像的映射矩阵,并通过全局优化的方法优化最终参数

表3 车道标志线检测算法研究现状

参考文献	方 法
[10] [11] [12]	主要思想是利用特征约束筛选车道线检测结果。其中,文献[10]利用消失点与斜率约束。文献[11]利用的是长度与斜率约束。文献[12]利用颜色和消失点约束筛选结果。为增加算法稳定性,文献[10]增加逆透视变换(IPM)过程
[13] [14]	基于可变匹配模板的车道线检测算法主要由三个关键步骤组成。选取合适的形状参数定义匹配模板来描述车道线边缘;计算模板与图像框相似程度;更新匹配模板中最佳形状参数。文献[14]在文献[13]的基础上增加粒子滤波器,并实现车道线跟踪
[15]	采用多个相机同时采集图像 ^[15] ,通过图像融合实现车道线快速检测方法。过程如下: 1.融合多个相机采集的图像,在HSV空间下进行IPM变换; 2.用子图像框进行搜寻,寻找符合同时满足区域内H值的变化超过设定阈值、局部彩色直方图为极小值、主直方图处有明显的形状、方向特征三个车道线特征的图像; 3.用车道线模板及RANSAC法拟合出最终结果。
[16] [17] [18] [19]	车道线模型均采用曲线模型。文献[16]中选用抛物线模型,文献[17]中选用双曲线模型,文献[18]选用B样条曲线模型,文献[19]中选用Catmull-Rom曲线模型。算法步骤基本归纳为: 1.选取ROI区域,在该区域内对图像进行边缘检测; 2.将检测得到的边缘与车道线模型进行对比,筛选符合要求的结果
[20] [21]	基于Hough直线检测算法下的车道线检测方法,文献[20]提出方法适用于夜晚情况下,过程如下: 1.选取ROI区域进行预处理后,使用设定模板对图像进行模糊,连接虚线为直线,并转为二值图像; 2.Hough变换检测车道线可能存在范围,在范围内找到强度最强的位置标记为车道线; 3.迭代拟合法对车道线进行拟合。 文献[20]中主要选用Hough变换思想,用峰值检测法检测车道的特征点,并采用预设模板对特征点进行聚类、拟合、过滤得到最终车道线。 文献[21]对现有Hough直线检测法进行改进,提出用分层自适应Hough变换方法
[22]	主要思想是基于车道线起点坐标、宽度、方向、曲率的几何模板与Gabor滤波方法 ^[22] ,算法利用相机离线标定结果作为特征约束检测结果,并采用模板匹配法检测车道线可能区域,通过Gabor纹理特征投票与高斯模型计算出消失点位置
[23]	主要提出基于视频中3D车道线的检测方法 ^[23] ,整理思路均为将视频每帧车道线检测结果拼接起来,最终形成3D车道线,过程如下: 1.用逆透视变换、RANSAC拟合、卡尔曼滤波等方法确定车道线可能存在范围; 2.同文献[20]中步骤2类似,对车道线位置校准; 3.将每帧检测结果拼接形成3D车道线
[24]	采用实时投票的方法检测车道线 ^[24] 。算法首先用边缘检测方法检测出所有可能的边缘点;再对所有的边缘点相互进行投票,得到一系列候选直线;其次,根据车道线模型筛选所有候选直线;最终提取出车道线
[25]	基于不同彩色空间的识别算法 ^[25] 。算法核心思想:将RGB色彩空间转化为其他色彩空间,并在该色彩空间下进行颜色和边缘梯度特征,并贝叶斯分类器进行分类、提取出车道线
[26]	提出用灰度值、纹理特征的特征向量检测车道线的方法。根据不同道路结构,分别对城市、乡村道路的车道线进行检测,过程如下: 1.通过纹理特征的均值对道路类型进行判别——城市还是乡村。 2.对于不同道路结构,选用24种纹理特征采用K分类的方法对车道线、道路进行分类。 3.根据纹理均匀性对分类结果进行聚类。 4.图像后处理操作,生成道路或者车道线
[27]	采用马尔科夫模型 ^[27] 对检测的多条直线进行聚类,算法通过粒子滤波和马尔科夫模型搜寻相关直线,并根据曲线连续性过滤检测结果
[28]	利用平行相机立体视觉 ^[28] 实现障碍物与车道线的检测,算法根据离线标定结果对双目相机图像进行IPM变换,并在双目相机采集的图像中识别同一目标,结合预先标定结果对目标进行三维重建
[29]	基于直方图分割和决策树分类的车道线检测方法 ^[29] ,具体过程如下: 1.通过直方图分割,找到车道线可能存在区域; 2.提取各分割结果平均角度、图心、位置、最大宽度等特征,并采用决策树进行分类; 3.根据2中结果,对相机车道线参数进行估计最终提取车道线
[30]	基于扩展边缘连接法的车道线识别算法 ^[30] ,具体步骤如下: 1.选取ROI区域,对ROI区域内图像进行预处理操作; 2.扩展边缘连接法,对边缘检测结果进行连接、搜索、聚类、检查; 3.图像后处理操作,通过最小二乘法对聚类结果拟合

表4 车辆、标志牌识别算法研究现状

参考文献	方法
[31] [32]	<p>基于车辆边缘与对称特征的检测和跟踪方法^{[31][32]}，过程如下：</p> <ol style="list-style-type: none">1. 用Sobel算子分别检测横、纵向边缘，检测边缘根据尺寸等先验知识进行过滤，得到候选边缘；2. 候选边缘分别经分级过滤、直线型过滤环节得到最终的边缘，并用最小内切矩形表示，内切矩形长宽比同样受先验知识约束。 <p>文献[32]在此基础上增加了边缘对称性判别并使用回溯法在下帧中寻找局部最大值，得到其在图像中的位置后，根据相机标定参数预测车辆距离</p>
[33] [34] [35]	<p>基于特征模板的匹配方法识别车辆^{[33][35]}和标志牌^[34]。文献[33]设计了一种双层平行结构进行车辆检测，过程如下：</p> <ol style="list-style-type: none">1. 对图像进行角点检测，并根据离线设计的类似矩形的相邻两边缘的4种角点模板进行配准；2. 将配准后的角点生成矩形框，并判别其准确性；文献[35]则是通过计算ROI图像与设定模板之间的相似程度进行配准。3. 根据重叠面积将所有符合要求的矩形框进行融合
[36] [37] [38]	<p>基于某些特征的车辆检测方法，如线性特征^[36]、模板差异特征^[37]或小波特征^[38]，过程如下：</p> <ol style="list-style-type: none">1. 在2D平面上检测水平、竖直边缘，并对图像进行分割；2. 在设定方向上使用非极大值设定理论；3. 根据连接关系将其进行分组
[39] [40]	<p>基于分类器的车辆识别算法。文献[39]利用Gabor特征和SVM算法实现车辆的检测，文献[40]采用边缘特征和Adaboost算法实现的车辆识别</p>
[41]	<p>基于光流法的车辆识别算法^[41]。首先通过图像预处理与采样点采样；其次将动态图像稳定化，并采用光流法对目标进行预测；最终，统计光流变化，根据统计结果提取出车辆</p>
[42] [43] [44] [45] [46]	<p>基于分类器和特征的标志牌识别算法。这些算法均是通过先验知识在图像中搜索标志牌候选区域，然后在候选区域内通过分类器对标志牌进行检测，确定该区域内是否为标志牌。最后，利用机器学习算法实现标志牌上内容的识别，过程如下：</p> <ol style="list-style-type: none">1. 通过先验知识如颜色信息、轮廓信息^{[42][45]}在图像中搜索标志牌候选区域；2. 候选区域内标志牌的检测。文献[42]根据不同形状的标志牌，选用不同检测方法。文献[43]利用颜色、形状、直方图特性对候选区域标志牌进行检测。文献[44]用Adaboost级联分类器对候选区域内的标志牌进行检测。文献[45]用遗传算法对候选区域的标志牌进行确认。文献[46]选用同遗传算法类似的算法进行检测。3. 应用机器学习算法如神经网络[46]、SVM分类器实现标志牌识别
[47] [48]	<p>采用Adaboost分类器对标志牌进行检测，并提出基于颜色、形状、运动的标志牌检测、跟踪和识别算法。算法采用滑框扫描法搜索候选区域，无需任何先验知识寻找过程如下：</p> <ol style="list-style-type: none">1. 文献[47]Adaboost分类器和Haar小波特征对图形中的标志牌进行检测。文献[48]采用Adaboost分类器和随机森林分类器实现标志牌的检测。2. 采用贝叶斯分类器对标志牌进行识别
[49] [50]	<p>采用卷积神经网络方法对手动选取的标志牌进行识别^{[49][50]}。并且利用该方法与SVM、LDA、SRC、NN等方法进行比较，得出卷积神经网络识别效果最佳</p>
[51] [52]	<p>针对特定标志牌开发的识别算法。文献[51]针对红色边框圆形标志牌而设计基于5参数椭圆分割的检测算法。椭圆分割算法类似于遗传算法，借鉴了个体、种群、交叉等相应函数。文献[52]采用扩展Hough变换算法检测禁止和指示类的圆形标志牌以及广告类三角形标志牌几种特定标志牌，并用神经网络算法进行识别</p>

表5 多目标跟踪算法研究现状

参考文献	方 法
[53] [54] [55] [56]	<p>基于概率密度假设模型下的多目标跟踪算法^[56]。该算法体系是将跟踪目标看成有限随机集(随机变量的集合, 集合中随机变量个数也是随机变量)。根据有限集的统计理论和随机集的统计性质, 考虑不同维状态空间之间的比较, 可视为贝叶斯算法的扩展。算法整体可分为预测、更新、重采样三个环节。</p> <p>文献[53]为经典粒子滤波算法, 其粒子的初始化分布和相似度判别在文献[54]中得以优化, 而多目标跟踪算法性能可通过文献[55]进行判别</p>
[57] [58] [59] [60] [61] [62]	<p>基于数据关联的多目标跟踪算法。数据关联采用后验结果, 将多目标跟踪问题转化为全局最优问题。为提升关联性能, 通常引入轨迹约束^[57]或建立更完善的后验模型^[58]。此外, 部分文献在关联方式上加以改进, 如采用双重拉格朗日函数^[59]、目标特征及其组成成分^{[60][61]}等。</p> <p>全局最优问题也可转化为随机图最短路问题^[62], 以解决多目标长时间跟踪问题。算法利用马尔科夫随机模型预测下一时刻目标的最佳位置, 并根据引力模型, 生成连接图, 用最短路问题解决方法进行目标跟踪</p>
[63] [64]	<p>最新兴起的跟踪、学习、检测算法^{[63][64]}在单目标长时间跟踪上具有较好效果。该框架在传统的检测算法基础上, 增加在线学习环节。算法由跟踪器、检测器、学习器三部分组成。其中跟踪器利用正逆向光流法进行目标跟踪、预测; 检测器采用方差分类器、随机藏分类器、最近邻分类器对待观测目标进行分类; 学习器可估计检测器误差, 并更新相应的检测器参数</p>
[65] [66] [67]	<p>将学习算法融入传统数据关联算法中, 以此得到更好的性能。文献[65]采用Boost分类器离线训练连接模型, 在线过程中用连接模型进行数据关联。文献[66]离线训练得到连接模型后, 应用了RankBoost理论计算目标连接时产生的损失。</p> <p>分层网络结构^[67]的提出使得跟踪网络结构得以优化, 并将多目标跟踪问题转化为分层网络问题。整体思路为设计分层网络结构, 底层网络为帧间连接层, 用于快速连接帧间对应目标; 中层网络为轨迹连接层, 用于连接长轨迹; 高层为循环评判层, 判别连接是否满足终止条件</p>

(责任编辑 一 丁)

参考文献

[1]Clarke T A, Fryer J G. The Development of Camera Calibration Methods and Models[J]. Photogrammetric Record, 1998, 16(91):51-66.

[2]Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(11):1 330-1 334.

[3]Tsai R Y. A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses[J]. IEEE Journal on Robotics & Automation, 1987, 3(4): 323-344.

[4]Scaramuzza D, Martinelli A, Siegwart R. A Flexible Technique for Accurate Omnidirectional Camera Calibration and Structure from Motion[C]. IEEE International Conference on Computer Vision Systems. IEEE, 2006:45.

[5]Shah S, Aggarwal J K. Intrinsic parameter calibration procedure for a (high-distortion) fish-eye lens camera with distortion model and accuracy estimation*[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(11):1 775-1 788.

[6]Meng X, Hu Z. A new easy camera calibration technique based on circular points[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(5):1155-1164.

[7]Cipolla R, Drummond T, Robertson D P. Camera Calibration from Vanishing Points in Image of Architectural Scenes[C]. British Machine Vision Conference 1999, BMVC 1999, Nottingham, 13-16 September. DBLP, 1999.

[8]Hartley R I. Self-calibration from multiple views with a rotating camera[C]. European Conference on Computer Vision, 1994. 471-478.

[9]Luong Q T, Faugeras O D. Self-Calibration of a Moving Camera from Point Correspondences and Fun-

damental Matrices[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(3):261-289.

[10]Jiang G Y, Choi T Y, Hong S K, et al. Lane and obstacle detection based on fast inverse perspective mapping algorithm[C]. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. IEEE, 2000.2 969-2 974.

[11]Lai A H S, Yung N H C. Lane detection by orientation and length discrimination[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 2000, 30(4):539-548.

[12]Cheng H Y, Jeng B S, Tseng P T, et al. Lane Detection With Moving Vehicles in the Traffic Scenes [J]. Intelligent Transportation Systems IEEE Transactions on, 2006, 7(4):571-582.

[13]Kluge K, Lakshmanan S. A deformable-template approach to lane detection[C]. Intelligent Vehicles '95 Symposium. Proceedings of the. IEEE Xplore, 1995.54-59.

[14]Zhou Y, Xu R, Hu X, et al. A robust lane detection and tracking method based on computer vision [J]. Measurement Science & Technology, 2006, 17(4): 736.

[15]Lipski C, Scholz B, Berger K, et al. A Fast and Robust Approach to Lane Marking Detection and Lane Tracking[C]. Image Analysis and Interpretation, 2008. SSIAI 2008. IEEE Southwest Symposium on. IEEE Xplore, 2008.57-60.

[16]Park J W, Lee J W, Jhang K Y. A lane-curve detection based on an LCF[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(14):2301-2313.

[17]Chen Q, Wang H. A Real-time Lane Detection Algorithm Based on a Hyperbola-Pair Model[C]. Intelligent Vehicles Symposium. IEEE Xplore, 2006. 510-515.

[18]Wang Y, Teoh E K, Shen D. Lane detection and tracking using B-Snake[J]. Image & Vision Computing, 2004, 22(4):269-280.

[19]Wang Y, Shen D, Teoh E K. Lane detection using catmull-rom spline[C]. IEEE International Conference on Intelligent Vehicles. Proceedings of the

1998 IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Vol. 1. 1998.51--57.

[20]Huang S S, Fu L C. Driver assistance system for lane detection and vehicle recognition with night vision[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2005. 3314-3319.

[21]Satzoda R K, Sathyanarayana S, Srikanthan T, et al. Hierarchical Additive Hough Transform for Lane Detection[J]. IEEE Embedded Systems Letters, 2010, 2 (2):23-26.

[22]Zhou S, Jiang Y, Xi J, et al. A novel lane detection based on geometrical model and Gabor filter[C]. Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2010:59-64.

[23]Borkar A, Hayes M, Smith M T. A Novel Lane Detection System With Efficient Ground Truth Generation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(1):365-374.

[24]Takahashi A, Ninomiya Y, Ohta M, et al. A robust lane detection using real-time voting processor[C]. Ieee/ieej/jsai International Conference on Intelligent Transportation Systems, 1999. Proceedings. IEEE, 1999. 577-580.

[25]Wang J G, Lin C J, Chen S M. Applying fuzzy method to vision-based lane detection and departure warning system[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(1):113-126.

[26]Jeong P, Nedeveschi S. Efficient and robust classification method using combined feature vector for lane detection[J]. Circuits & Systems for Video Technology IEEE Transactions on, 2005, 15(4):528-537.

[27]Sehestedt S, Kodagoda S, Alempijevic A, et al. Efficient Lane Detection and Tracking in Urban Environments.[C]. European Conference on Mobile Robots, Emer 2007, September 19-21, 2007, Freiburg, Germany. DBLP, 2007.

[28]Bertozzi M, Broggi A. GOLD: a parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection.[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1998, 7(1):62-81.

[29]Gonzalez J P, Ozguner U. Lane detection using histogram-based segmentation and decision trees

[C]. Intelligent Transportation Systems, 2000. Proceedings. IEEE Xplore, 2000. 346-351.

[30]Lin Q, Han Y, Hahn H. Real-Time Lane Departure Detection Based on Extended Edge-Linking Algorithm[C]. Second International Conference on Computer Research and Development. IEEE, 2010. 725-730.

[31]Srinivasa N. Vision-based vehicle detection and tracking method for forward collision warning in automobiles[C]. Intelligent Vehicle Symposium. IEEE, 2002. 626-631.

[32]Bertozzi M, Broggi A, Fascioli A, et al. Stereo vision-based vehicle detection[C]. Intelligent Vehicles Symposium, 2000. IV 2000. Proceedings of the IEEE. IEEE Xplore, 2000.39-44.

[33]Bertozzi M, Broggi A, Castelluccio S. A real-time oriented system for vehicle detection[J]. Journal of Systems Architecture, 1997, 43(1):317-325.

[34]Miura J, Kanda T, Shirai Y. An active vision system for real-time traffic sign recognition[C]. Intelligent Transportation Systems, 2000. Proceedings. IEEE, 2000.52-57.

[35]Betke M, Haritaoglu E, Davis L S. Multiple vehicle detection and tracking in hard real-time[J]. 1996: 351-356.

[36]Kim Z W, Malik J. Fast vehicle detection with probabilistic feature grouping and its application to vehicle tracking[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2003. Proceedings. IEEE, 2003.524-531.

[37]Betke M, Haritaoglu E, Davis L S. Real-time multiple vehicle detection and tracking from a moving vehicle[J]. Machine Vision and Applications, 2000, 12 (2):69-83.

[38]Tsai L W, Hsieh J W, Fan K C. Vehicle Detection Using Normalized Color and Edge Map[C]. IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2005.598-601.

[39]Sun Z, Bebis G, Miller R. On-road vehicle detection using Gabor filters and support vector machines [M]. 2002.

[40]Khammari A, Nashashibi F, Abramson Y, et

al. Vehicle detection combining gradient analysis and AdaBoost classification[C]. Intelligent Transportation Systems, 2005. Proceedings. IEEE, 2005.66-71.

[41]Batavia P H, Pomerleau D A, Thorpe C E. Overtaking vehicle detection using implicit optical flow [C]. Intelligent Transportation System, 1997. ITSC '97. IEEE Conference on. IEEE, 1997.729-734.

[42]Piccioli G, Micheli E D, Parodi P, et al. Robust method for road sign detection and recognition[C]. European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag New York, Inc. 1996.495-500.

[43]Estable S, Schick J, Stein F, et al. A real-time traffic sign recognition system[C]. Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings of the. IEEE Xplore, 1994.213-218.

[44]Timofte R, Zimmermann K, Van Gool L. Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3D localisation[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25(3):633-647.

[45]Escalera A D L, J.M a Armingol, Mata M. Traffic sign recognition and analysis for intelligent vehicles [J]. Image & Vision Computing, 2003, 21(3):247-258.

[46]Aoyagi Y, Asakura T. A study on traffic sign recognition in scene image using genetic algorithms and neural networks[J]. Nippon Kikai Gakkai Ronbunshu C Hen/transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers Part C, 1996, 64(625):1343-1348.

[47]Bahlmann C, Zhu Y, Ramesh V, et al. A system for traffic sign detection, tracking, and recognition using color, shape, and motion information[C]. Intelligent Vehicles Symposium, 2005. Proceedings of the. IEEE Xplore, 2005.255-260.

[48]Baro X, Escalera S, Vitria J, et al. Traffic Sign Recognition Using Evolutionary Adaboost Detection and Forest-ECOC Classification[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(1):113-126.

[49]Stallkamp J, Schlipsing M, Salmen J, et al. 2012 Special Issue: Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition [J]. Neural Networks, 2012, 32(2):323-332.

[50]Stallkamp J, Schlipsing M, Salmen J, et al.

The German Traffic Sign Recognition Benchmark: A multi-class classification competition[C]. International Joint Conference on Neural Networks. IEEE, 2011.1453-1460.

[51]Soetedjo A, Yamada K. Fast and Robust Traffic Sign Detection[C]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. IEEE Xplore, 2005.1341-1346.

[52]Garcia-Garrido M A, Sotelo M A, Martm-Gorostiza E. Fast traffic sign detection and recognition under changing lighting conditions[C]. Intelligent Transportation Systems Conference, 2006. IEEE Xplore, 2006.811-816.

[53]Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential monte-carlo implementation of the phd filter for multi-target tracking[C]. Information Fusion, 2003. Proceedings of the Sixth International Conference of. IEEE, 2003.792-799.

[54]Okuma K, Taleghani A, Freitas N D, et al. A Boosted Particle Filter: Multitarget Detection and Tracking[J]. 2004, 3021:28-39.

[55]Ristic B, Vo B N, Clark D, et al. A Metric for Performance Evaluation of Multi-Target Tracking Algorithms[J]. Signal Processing IEEE Transactions on, 2011, 59(7):3452-3457.

[56]杨峰,王永齐,梁彦,等. 基于概率假设密度滤波方法的多目标跟踪技术综述[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(11):1944-1956.

[57]Andriyenko A, Schindler K. Globally Optimal Multi-target Tracking on a Hexagonal Lattice[C]. Computer Vision - ECCV 2010, European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5-11, 2010, Proceedings. DBLP, 2010.466-479.

[58]Andriyenko A, Roth S, Schindler K. An analytical formulation of global occlusion reasoning for multi-target tracking[C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV 2011 Workshops, Barcelona, Spain, November. DBLP, 2011:1839-1846.

[59]Qin Z. Improving multi-target tracking via social grouping[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012.1972-1978.

[60]Howard A, Padgett C, Liebe C C. A multi-stage neural network for automatic target detection[C]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence. IEEE, 1998.231-236 vol.1.

[61]Grinberg M, Ohr F, Beyerer J. Feature-Based Probabilistic Data Association (FBPDA) for visual multi-target detection and tracking under occlusions and split and merge effects[C]. International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2009.1-8.

[62]Song B, Jeng T Y, Staudt E, et al. A Stochastic Graph Evolution Framework for Robust Multi-target Tracking[C]. Computer Vision - ECCV 2010, European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5- 11, 2010, Proceedings. DBLP, 2010.605-619.

[63]Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-Learning-Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 34(7):1409-1422.

[64]Kalal Z, Matas J, Mikolajczyk K. P-N learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints[J]. 2010, 238(6):49-56.

[65]Li Y, Huang C, Nevatia R. Learning to associate: HybridBoosted multi-target tracker for crowded scene[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on. IEEE, 2009.2953-2960.

[66]Zhang L, Li Y, Nevatia R. Global data association for multi-object tracking using network flows[J]. 2008:1-8.

[67]Huang C, Wu B, Nevatia R. Robust Object Tracking by Hierarchical Association of Detection Responses[C]. European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag, 2008.788-801.