

计算机视觉在室外移动机器人中的应用

胡 斌 何克忠

(清华大学智能技术与系统国家重点实验室 北京 100084)
(E-mail: hubin01@mails.thu.edu.cn)

摘 要 近些年来, 室外移动机器人 (智能车) 及其相关技术的研究越来越受到重视. 计算机视觉技术作为移动机器人感受外界环境的最主要手段, 也在很多相关领域取得了长足的发展. 本文分别从道路检测、车辆检测、行人检测三个室外移动机器人系统中最主要的视觉检测方面对目前的发展做了一个概述, 并给出了今后的发展方向.

关键词 室外移动机器人, 计算机视觉, 道路检测, 车辆检测, 行人检测

中图分类号 TP24

Applications of Computer Vision to Outdoor Mobile Robot

HU Bin HE Ke-Zhong

(State Key Lab of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084)
(E-mail: hubin01@mails.thu.edu.cn)

Abstract In the last few decades, the study of outdoor mobile robot (intelligent vehicle) has received considerable attention. As the most important means for the robot to understand the environment, computer vision has made remarkable progress in many relevant fields. This paper surveys the functionalities of lane detection, vehicle detection and pedestrian detection. At last their future development are discussed.

Key words Outdoor mobile robot, computer vision, road detection, vehicle detection, pedestrian detection

1 引言

移动机器人的研究开始于 60 年代末. 斯坦福研究院 (SRI) 的 Nils Nilsson 和 Charles Rosen 等人在 1966 年至 1972 年中研究制造出名为 Shakey^[1] 的自主移动机器人. 70 年代后期, 由于计算机和传感技术的应用与发展, 移动机器人的研究出现了一个高潮, 主要用于军事目的的室外移动机器人平台也随之诞生. 80 年代中期以来, 室外移动机器人逐渐走向民用 (也称为智能车辆, Intelligent vehicle), 一批配备有雷达、超声波、视觉、GPS 等多种传感器的室外移动机器人系统相继问世, 具有代表性的有美国 CMU 的 Navlab 系列^[2,3]、德国 UBM 的 VAMP 和 VaMoRs 系统^[4,5]、意大利帕尔马大学的 ARGO 平台^[6,7] 以及国内清华大学的 THMR 系列^[8,9] 等. 虽然这些系统大都装备了多种传感器, 并利用各自不同的融合技术使机器人更好地理解环境, 但视觉传感器 (摄像机) 却始终是这些平台中必不可少而且最重要的一个环节. 计算机视觉技术也自然而然成为室外移动机器人研究中的一个最重要课题.

事实上, 视觉本来也就是人类获得环境信息的最主要手段, 驾驶员在行驶过程中得到的信息更是有 90% 以上来自视觉. 例如车道线、道路形状、道路标志、交通信号、交通标志、其它车辆、障碍物以及行人等等. 同样, 与人类视觉相对应的计算机视觉 (也叫机器视觉) 也为移动机器人提供了理解环境所需要的几乎全部驾驶信息. 在早期的研究中, 因为受到软硬件条件的限制, 计算机视觉的发展并不尽如人意, 而近几年来, 由于计算机图像处理能力和技术的飞速发展以及各种高端数字图像处理设备性能价格比的提高, 加之与微波、激光、声纳等技术相比, 视觉信号具有检测范围宽、目标信息完整、造价低廉并且更符合人的认知习惯等显著的优点, 计算机视觉系统在移动机器人导航中的应用越来越受到人们的重视并表现出很好的发展前景.

要使室外移动机器人能通过计算机视觉在真正的道路环境下进行自动驾驶或辅助驾驶, 应该需要能够实现下面几个重要的基本功能: 车道识别、车辆检测、行人检测等. 以下从这几个方面来分别说明计算机视觉在室外移动机器人中的应用情况.

2 车道识别

车道识别是室外移动机器人视觉导航系统必须实现的基本功能: 通过识别定义道路结构的路面特征, 移动机器人可以理解道路环境, 确定允许车体安全行驶的有效区域, 并进一步规划出车体行驶的路径, 从而生成控制车体的驾驶命令. 总的说来, 车道识别包含下面三个主要步骤: 图像预处理、车道线像素提取和建立车道模型. 这三个步骤中不同方法的相互组合就形成了多种不同的车道识别方法.

2.1 图像预处理

由于原始道路图像只有较少的部分区域为车道线, 而其他区域中则包含大量的相对无关的信息, 如果直接在原始道路图像中提取车道线像素, 不仅需要处理的数据量大, 而且算法复杂. 因而车道识别首先需要对原始图像作预处理, 减少总的像素数目和噪声点, 从而建立简化的包含车道线像素的前景像素集. 主要说来, 道路图像预处理技术的研究包括道路的图像采样和压缩、边缘抽取和二值化、频域滤波等.

图像采样与压缩的原理是首先将原始道路图像划分为网格, 网格的维数等于压缩后图像的维数. 然后根据每一个网格包含的像素来计算该网格所对应的压缩后图像中像素的值. 计算方法有三种: 取网格内像素的最大值、取平均值、取中值. 由于计算机处理速度和硬件技术的提高, 现在很多系统已经省略了这一步. CMU 的 Navlab 以及清华大学计算机系的 THMR-III 都采用了图像采样与压缩技术. Navlab 将原始道路图像采样压缩为 30×32 大小的图像, THMR-III 则采样压缩为 64×64 大小的图像.

边缘抽取与二值化是最常见的图像预处理方法. 其原理是首先用边缘算子对原始图像进行卷积运算, 得到边缘图像, 然后再对边缘图像中的像素二值化, 将所有的像素划分为前景像素集合和背景像素集合两类. Parma 的 GOLD^[6] 系统和清华大学汽车系的 THASV-I 系统^[10] 在抽边与二值化前, 还先进行了逆投影变换, 即将原始道路图像变换为俯视图像, 以去除摄像机产生的投影映射效应. 而 GOLD 系统为了将重映射图像中的不连续车道线连接起来, 还使用了有向区域增长技术.

LANA 系统^[11] 采用了频域滤波的技术来实现道路图像的预处理. 其具体步骤是首先对原始道路图像作某种从空域到频域的变换 (一般为离散傅立叶变换), 得出道路的频域图像; 然后应用低通滤波器模糊化图像中的噪声点, 用高通滤波增强图像中的边缘; 最后, 将滤波后的频域图像进行反变换, 还原为空域图像, 得到包含车道线的前景像素集. 由于受到处理时间的限制, 这种方法在实际系统中的使用也很有限.

2.2 车道线像素提取

车道线像素提取是车道识别中的关键环节,其目的是从前景像素集中将属于每一条车道线的像素提取出来,并根据像素的各种属性建立车道模型.车道线像素提取技术的研究方法主要包括边缘跟踪、霍夫变换、模板匹配以及像素扫描技术等.

文献 [12] 采用了边缘跟踪技术来提取车道线像素:首先在二值化图中采用边缘跟踪技术提取出一些轮廓线,建立车道线的候选集合,然后根据车道线的几何参数约束如长宽比、大小、方向等选出车道线像素,最后用提取出的车道线像素的坐标值建立圆曲线模型.这种算法计算量较大,而且对道路图像中车道线的形状、大小、灰度等属性的变化比较敏感.

霍夫变换是一种基于参数匹配的方法.该方法首先对二值化道路图像进行霍夫变换,提取出图像中的所有的线条,然后根据车道线的形状、方向、侧位移等参量建立一定的准则,再利用这些准则对霍夫变换提取出的线条进行投票,得票最高的线条即为车道线.文献 [13] 就采用了霍夫变换技术,不同的是该文献首先将二值化图像沿纵向划分为若干段,对每一段进行霍夫变换,提取出每一段中的所有直线,然后采用动态轮廓模型将每一段提取出的线条根据能量最低原理连接成完整的车道线.清华大学汽车系的 THASV-I 也采用了基于密度的霍夫变换技术.

模板匹配技术首先根据车道线各种可能的位置和方向建立许多模板,然后将预处理后的道路图像与原先定义好的车道线模板一一匹配.由于不同的模板代表了不同的车道类型(如直线车道、左转弯、右转弯等),因此,匹配效果最佳的模板所蕴涵的数据就表示了图像中道路的车道信息. CMU 的 RALPH 系统就采用了模板匹配的方法来检测车道的曲率测度.

扫描是普遍采用的一种车道线像素提取技术,即在二值化图像中沿某一方向扫描,当扫描到前景像素时,按照预先确定的某种规则进行判断,以确定该像素是否是真正的车道线像素. UBM 的 VaMoRs 系统在预处理后的道路图像中沿着垂直方向设置一些一定高度的查找窗口,然后在每一个查找窗口内用定向边缘算子查找车道线像素. Parma 的 GOLD 系统则是在经过逆投影映射、区域增长和二值化后,在道路图像的俯视二值化图中逐行扫描其中宽度固定而且两边被黑色像素包围的白色区域,在每一行扫描到白色区域后,再根据这些白色区域的位置与实际的车道线位置是否相符来进行过滤,最后得到整幅图像中的白色车道线.清华大学的 THMR-V 则是采用了基于扩充状态转移网络(ATN)的车道线识别技术^[14].

2.3 建立车道模型

车道模型的研究也就是如何用车道线表示道路环境的研究.理想的车道模型应该既包含车道的几何形状信息,又包含车道的结构信息.视觉系统根据这些信息确定车体与道路之间的相互位置和方向等信息,从而规划车体的驾驶动作.最常见的车道模型主要包括同心圆曲线模型、二次曲线模型、回旋曲线模型和分段曲率模型等.

CMU 的 YARF 系统以及清华大学汽车系的 THASV-I 系统均采用了同心圆曲线模型.同心圆曲线模型假定路面上车道线的形状为圆弧曲线,而且其圆心在同一点.直线路段被认为是半径无穷大的圆弧路段.同心圆曲线模型的缺点是只能用来表示圆曲线路段和直线路段,但是现实道路并不只是包含直线路段和圆曲线路段,至少在直线路段和圆曲线路段之间应有过渡路段,否则就不能保证车道曲率的连续性.

为了弥补圆曲线只能描述圆弧路段和直线路段的不足,不少研究者采用了二次曲线模型来描述车道形状.例如文献 [15] 采用了一般的二次曲线,而 ARCADE 系统^[16]和 LOIS 系统^[17]则采用了抛物线这种特殊的二次曲线模型.

另外, 由于在高速公路的设计中, 直线路段和圆曲线路段之间的过渡路段的曲率一般随路段长度的变化而线性变化, 因此有的学者提出了用近似的回旋曲线模型表示车道的几何形状^[18]. 理论上近似的回旋曲线模型可以表示任何形状的道路, 但是在实际应用中却难以将不同的路段统一到一个方程式中.

UBM 的 Dickmanns 等^[19] 则认为高速公路是由直线路段、圆曲线路段和回旋曲线路段连接而成的. 因此设计了分段曲率模型, 每一段路段或者为直线, 或者为圆曲线, 或者为曲率变化率恒定的回旋曲线, 所有路段的几何形状都用统一的方程式表示.

3 车辆检测

移动机器人要在道路上安全地行驶, 就必然要具备检测道路上各种障碍物并做出相应响应的能力. 而道路上行驶的其他车辆便是最常见和最主要的障碍物, 因此鲁棒可靠的车辆检测方法自然也成为室外移动机器人视觉导航研究中的最重要课题之一. 出于实时性的需要, 检测车辆时, 一般不会在整个图像区域直接查找车辆, 而通常分为感兴趣区域假设和假设确认两个过程. 也就是先根据某些先验知识或是车辆本身的特征从整个图像中找到可能含有车辆的一些小区域, 然后再从这些小区域中进行筛选, 得到确实存在车辆区域的检测结果. 以下分别从这两个方面进行介绍.

3.1 感兴趣区域假设

感兴趣区域假设的目的是先用粗略的检测方法从图像中快速分割出所有可能含有车辆的候选区域, 而后续的精确定检测都在这些候选区域中进行, 从而大大减少了所需处理的数据量. 感兴趣区域的产生方法一般分为三类: 基于先验知识的方法、基于立体视觉的方法和基于运动的方法.

通常, 人们对待识别和定位的目标都具有基于相关特征的先验知识, 人类视觉系统之所以能识别和分辨千差万别的目标, 也是长期积累先验知识或者说是训练学习的结果. 一般说来, 公路上行驶的前方车辆在灰度图像中主要呈现出阴影、对称性、纹理和水平 / 垂直边缘等主要的后视特征. Mori^[20] 最早提出将车体底部阴影作为车辆检测的一个主要特征, 并证明了在不同光照的情况下, 车体底部的阴影灰度都要暗于道路以及水迹、油渍等路面干扰杂质的灰度. Dickmanns^[21] 首先尝试了将阴影特征用于实际的车辆检测. 文献 [22] 最早通过提取对称性的特征来从图像中检测车辆, 但对称性的方法容易受到图像中灰度均匀分布区域的影响. 因此实际应用中一般都会与其他特征结合来检测. 采用纹理作为特征来检测车辆的想法来源于香农的信息论^[23] 中熵的概念. 通常由于车辆左右边界之间图像强度的不均匀性而会在该段区域产生较高的熵, 因此便可以用之来产生感兴趣区域^[24], 其缺点是抗干扰性比较差, 误检率较高. 车辆的另一个普遍具有的特征就是水平和垂直边缘, 例如车窗、保险杠、底盘等等. 因此从边缘特征入手进行检测也能够得到包含车辆的感兴趣区域. 文献 [25,26] 均采用该特征进行车辆检测. 边缘特征受阈值选取的影响比较大, 不合适的阈值将会严重影响检测结果. 除了上面提到的特征, 其他象色彩^[27]、形状^[28]、车灯^[29] 等也常被用作检测特征, 但是应用范围和使用频度相对而言要少一些. 总的说来, 每一种单独的特征都有着无法彻底解决的缺点, 很难独立完成车辆检测的任务. 因此目前很多算法都是将几种特征结合起来进行检测, 以达到取长补短的目的. Bertozzi^[30] 将对称性和边缘特征结合以消除灰度均匀背景区域 (通常也具有良好对称性) 的干扰; 文献 [31,32] 则都是将阴影、纹理和对称性三种特征联合应用来进行检测.

立体视觉是仿照人类利用双目线索感知距离的方法, 实现对三维信息的感知. 在实现上采用基于三角测量的方法, 用两个或多个摄像机对同一景物从不同位置成像, 进而从视

差中恢复距离。用于室外移动机器人视觉导航时,一般分为视差图和逆投影变换两类方法。对于图像而言,左右视图所有对应像素点的差分就构成了视差图,在摄像机的安装参数已知的情况下,通过视差图就可以恢复图像的三维信息。传统的立体视觉常采用基于区域的立体匹配方法,但该方法要在几幅图中搜索像素的对应关系,计算量很大,难以满足室外移动机器人实时性的需要。为了解决该问题,一些研究小组使用了基于特征的匹配方法,典型代表有 VITA 实验车^[33] 和 MIT 的视觉系统。基于特征匹配的方法存在的问题是只能得到稀疏的视差图,必须经过插值才能得到致密的视差图进而重建场景。文献 [34] 则是通过使用嵌入式系统来满足实时性的要求。逆投影变换方法主要基于道路平坦假设,在该假设下,可按如下步骤检测障碍物:首先根据两个摄像机之间的位置关系将左右两幅立体图像投影到同一坐标系下,如果道路是平坦的而且没有任何障碍物,那么在此坐标系下,左右投影图像中在同一位置上的像素将对应于路面上的同一区域,因此应该具有类似的灰度。而如果道路上存在障碍物,由于障碍物具有一定的高度,因此障碍物上同一点在左右投影图像中的对应像素位置不同,由此产生了平面视差。再对两幅投影图像取差并阈值化,得到的非零区域就意味着可能存在障碍物。GOLD 系统^[6] 和 PATH 系统^[35] 均采用了该方法进行障碍物检测。逆投影变换方法存在的问题就是实际应用中道路平坦假设并不是总能得到满足,而且还存在车辆颠簸和摄像机标定漂移等问题。为此, Suwa 等^[36] 提出了一种参数调整方法可以补偿摄像机漂移引起的误差;而 Broggi 等^[37] 则通过分析指出车辆颠簸影响的主要是摄像机的外部参数而不是内部参数,并提出了一种快速自标定的方法。

基于运动的方法使用来自同一摄像机的一组图像序列,假设序列中图像间的差异主要是由于物体的运动引起的,从而通过帧间分析来得到障碍物的信息。常用的两种方法是图像差分法和光流法。图像差分法主要是通过全局运动估计和补偿,认为相邻帧间的背景是静止的,从而通过连续两帧或连续三帧间的差分来检测运动区域。该方法直观性好,计算简单,可以自动检测新目标的出现,并允许较大形变的运动。但由于该方法要求背景图像基本保持不变,因此一般常用于道路监控,而很难直接用于移动机器人的障碍物检测。基于光流法的目标检测则采用了运动目标随时间变化的光流特性,首先在图像中计算表征相邻帧间像素运动的光流场,然后根据光流场估计出摄像机的主运动,最后通过分析光流场中与主运动不一致的光流,检测出障碍物。文献 [38] 提出了一阶和二阶微分的方法并将其用于实际图像的检测;文献 [39,40] 则采用了“稀疏光流”和特征相结合的方法进行检测。总之,基于光流的方法无需任何摄像机标定,能够检测广义障碍物,并可以计算出车辆的主运动和障碍物的相对运动。但是,该方法的计算量非常大,而且当障碍物静止或运动速度很慢时会失效。

3.2 目标确认

经过感兴趣区域假设从原始图像中得到可能含有车辆的一些小区域后,目标确认的目的就是从这些小区域中找出真正的车辆。目标确认的方法通常分为两大类:基于模板匹配的方法和基于统计识别的方法。

基于模板匹配的方法使用预先定义的车辆类的模板与感兴趣区域进行比较,通过将模板在区域内平移并计算相关性来确定源图像中是否存在与该模板相同或相似的区域,从而检测出真正的车辆。Parodi 等^[41] 提出了一种基于车牌和后窗检测的目标确认方案。Handmann 等^[26] 则根据观察给出了车辆前/后视图中经常能够见到的“U”形模板(例如,一条水平边、两条垂直边以及连接水平边和垂直边的两个角点)。Ito 等^[42] 使用了一种比较松散的模板来检测车辆:首先使用主动式传感器来得到可能存在车辆的区域,然后通过检测水平/垂直边缘和对称性的存在来确认检测。Regensburger 等^[43] 使用了和文献 [42] 相似

的模板, 他们认为一个物体的视觉外观取决于该物体距离摄像机的距离. 因此, 他们使用了两个稍微不同的车辆模板, 一个用于近处, 一个用于远处. 文献 [44] 中则使用了一种更松散的模板, 文中首先通过道路位置和投影约束假设得到感兴趣区域, 目标确认时使用的车辆模板则包含了如下的先验知识: “一部车辆通常是对称的, 并且外形的特征是一个满足一定长宽比约束的长方形”.

基于统计识别方法的原理是从一系列反映车辆各种不同外观的训练图像 (通常也会有一些非车辆类的训练图像用以改善性能) 中学习车辆类的特征从而用于检测. 首先, 每幅训练图像被一系列局部或全局的特征表示, 接着, 车辆和非车辆的判决边界通过训练的分类器 (如神经网络, 支持向量机等) 或每类特征的概率分布模型来学习. 文献 [25] 中, 先使用主分量分析 (PCA) 进行特征抽取, 然后用神经网络进行分类. 而 Wu 等^[45] 则使用与最近邻分类器结合的标准 PCA 进行车辆检测的特征提取. Georick 等^[46] 则使用了局部定向编码 (LOC) 的方法来抽取边缘信息. 得到感兴趣区域内的 LOC 的直方图再提供给神经网络进行分类. Kalinke 等^[47] 为车辆检测设计了两个模型, 分别用于轿车和卡车. 与文献 [46] 类似, Handmann 等^[26] 使用结合神经网络的 LOC 直方图进行车辆检测. 并与文献 [47] 类似地使用 Hausdorff 距离来分类卡车和轿车. 文献 [48] 研究了一种统计模型用于车辆检测, 使用基于视图的多检测器的方法来处理视点的变化. 文献 [49] 则提出了一个不同的统计模型, 将每幅车辆图像表示为局部特征的组合并使用最大期望 (EM) 算法来学习这些组合的概率分布参数. Sun 等^[50] 还提出了使用小波滤波器进行车辆特征提取的方法: 将感兴趣区域划分为 9 个子窗口, 在每个子窗口内使用小波滤波器, 然后用支持向量机执行分类. 文献 [51] 则将 Adaboost 的方法用于目标确认阶段来进行车辆检测, 该方法的主要优点是自动生成分类准则而不需要进行特别的设定.

4 行人检测

当室外移动机器人行驶在高速公路上时, 它所需要检测的障碍物主要是其他车辆. 但如果行驶在城市道路、乡村道路等普通公路上时, 行人的检测就变得重要起来. 目前, 室外场景下基于视觉的行人检测仍然是一个很具有挑战性的课题. 虽然都可以归类为障碍物检测, 但行人检测的变化复杂度比车辆检测要大得多. 行人可能会站立、行走、戴着帽子、挎着背包、穿着各种颜色的衣服; 行人在行走中还可能会突然改变方向; 行人所处的背景也是非常复杂的, 包括建筑物、移动或停泊的车辆、道路标志牌和信号灯、电线杆、树木等等; 另外在运动检测中, 行人所处的背景还有可能突然变化. 因此, 如何在移动中有效地快速检测出前方的行人也是室外移动机器人研究领域的一个重要课题. 本文中, 我们仍按照与车辆检测类似的办法, 将行人检测也分为两个步骤, 第一步为感兴趣区域假设, 将图像划分为可能含有行人的候选区域和背景区域; 第二步为目标确认, 检测候选区域中是否真正存在行人.

4.1 感兴趣区域假设

与车辆相比, 行人在图像中所占的区域要小得多, 因此感兴趣区域假设的任务相对就更重要和困难一些. 目前该阶段常用的方法主要有运动检测、区域阈值化和基于形状的方法.

运动信息是在一个场景中检测感兴趣区域的常用线索, 它主要使用了时域的信息并且在只想找到运动物体而不需要知道该物体准确速度的情况下被证明是可靠的. 大部分文献都是使用基于光流分析的运动检测来进行行人候选区域的分割. Bregler^[52] 将他的分析基于相同颜色像素小区域的连贯运动. 每个像素点都被赋予了一个属于某给定小区域的可能

概率,而且每个小区域的移动都被按照运动的概率模型进行分类以准备下一阶段的行人识别. Iketani 等^[53]认为行人是唯一有着连贯一致性运动的区域,然后基于帧间分析对一个直线路径进行投票. 只有在一组帧中检测到一个规则的轨迹,系统才认为找到一个行人. Polana 等^[54]则使用了每个区域都被赋予了平均光流值的离散 XYT 立方体来分析场景. 另外有的研究小组提出了替代运动检测的方法,例如文献 [55] 使用了一个过零点检测算法,利用了过去 6 帧中的历史像素值的时空高斯卷积,并使用扩展的二阶卡尔曼滤波器处理遮挡,该方法取得了不错的结果. 总之,运动是检测场景中可能含有行人的感兴趣区域的重要方法,不过它很大程度上依赖于时间信息,而且还需要分析由很多帧组成的图像序列后才能给出响应. 另外,基于运动的方法不能检测静止的行人.

区域信息是另一个用于前景 / 背景分割的有用线索. 基于区域的分割受光照条件、阴影和遮挡的影响较小,另外计算耗时较少也适合实时地执行. 但是在一个较大的区域内,这种方法容易受到噪声的影响. Zhao 和 Thorpe^[56]使用区域信息作为目标分割的方法,指出了检测过程中由于每一个分割区域不总是对应于一个简单物体的情况而造成的问题,并因此提出需要一个假设和确认过程以拆分或分组分割区域从而进入行人识别阶段. 文献 [57] 虽然实际上是使用了背景差分的方法,但是该方法通过建造背景的视差图来使用以区域为基础的模型,分段的物体被按金字塔形式组织以补偿不同的比例. 该系统显示了对类似阴影、光照变化、物体遮挡或摄像机动作等干扰元素的低敏感性.

基于形状的方法以先验的行人外形形状信息为基础在整幅图像中进行直接的搜索. 这种方法避开了一些与非静止背景相关的问题而且不太需要在序列分析中集成时间信息. 在 Mohan 等^[58]提出的系统中,图像经 Haar 小波进行变换,然后被扫描以检测与行人关联的模式. 行人的模式是通过支持向量机进行统计推理来学习并识别的,该系统在一个分层的结构中对头、胳膊和腿使用多分类器以处理遮挡. 在文献 [59] 中,上面的系统被修改以利用 5 个连续帧的联合分析形式来加进时间信息. 这种想法从概念上与 XYT 立方体的方法一致. Gavrilu^[60]提出使用基于边缘图像距离变换的大量人体轮廓集在图像中进行搜索,先试一般的形状,再试类似但更具体的形状,然后用一个模式分类器来进行确定. 上面的两个系统依赖于好的图像获取. 行人必须可见性很好而且距离摄像机足够近,这样才能够提供足够的信息来进行准确的形状检测. 其他的一些系统寻找更简单的形状或对称性以增加在更大的范围内检测行人的可能性, Broggi 等^[61]提出将图像中的垂直对称性与站立行人(运动或静止)的候选区域关联起来,进一步的信息从对称图的水平边缘及每列的数目得到,然后用一个边界框将感兴趣区域封闭起来以用于一个独立的识别步骤. Curio 等^[62]则提出了一个更复杂的系统,该系统使用一个由局部图像熵图组成的激活域. 一个有着 A 形状的基于模型匹配的模板被用来代表行人的双腿,通过逆投影映射(双目视觉)来得到短距离域. 得到的信息被组合进时间动态激活域以进行后续的分析.

4.2 目标确认

在目标确认阶段,最近的研究有两个主要的倾向. 一种是考虑时间信息并试图检测移动的候选区域中的行人步态的周期性特征. 第二种方法没有结合以前帧的信息,而是通过形状分析的方法来确认可能的行人. 下面我们分别介绍这两种方法:基于步态分析的方法和基于形状模板的方法.

行人步态的周期性是识别行走中行人的非常有用的线索. 特别是在视觉方向上横向移动时,步幅一般平行于摄像机平面而且特征比较明显,这样就提供了一个有效的方法来减少之前检测的候选区域的误检数目. 但是在系统给出响应前要先对一系列帧进行分析,而且需要可靠的行人跟踪. 一些系统对随时间改变的候选图案进行频率分析来选择一个行人步态的特征,选择是通过使用分类器或简单阈值化(类似于带通滤波器的处理方法)的统计

方法做出的^[54]. Cutler 和 Davis^[63] 使用了一个带有 Hanning 窗函数的短时傅立叶变换来分析通过对检测到物体的模式相关后得到的信号. 文献 [64] 中, 一个执行局部时空处理的可调整延时神经网络算法被用于之前对行人腿部分段得到的完整图像序列以识别典型的运动模式. 在这种方法里, 行人在一个完整步态周期中的形状通过网络得到学习. Curio 等^[62] 提出了一种综合步态和统计分析的方法, 在该方法中, 候选行人的躯干部位被跟踪, 这样该区域的底部就可以被分析来揭示腿部的相关运动. 两条腿的粗糙模型包括两条棒状的部分, 在膝盖处有连接, 并列在跟踪躯干下方图像区域. 将周期性的运动检测与从行人步态周期的统计平均中得到的实验曲线进行相关, 相关函数曲线的顶点处就表示有行人的存在. 总的说来, 使用步态分析的方法显示了很强的鲁棒性, 但经常很大程度上取决于一个好的行人侧视图. 因此一般只对车辆前方横穿马路的行人比较适用. 另外, 静止的行人用这种方法是无法检测到的.

使用形状模板确认候选区域的方法与上述检测时用到的方法类似. 这类系统不需要时间的信息而且对静止目标同样可以进行确认. 文献 [58] 使用小波模板来表示行人的形状, 然后扫描图像的小波变换以检测行人的存在. Gavrilă^[60] 使用与之类似的方法, 通过用包含行人的长方形区域训练出的径向基函数进行距离变换分析来确认找到的候选区域. 有时候原始图像在应用分类器之前已经经过处理, 例如, 文献 [56] 使用一个采用强度梯度图的三层前馈网络而不是直接用原始图像. 非统计的方法通常在候选区域中拟合一个简单的形状, 例如 Broggi 等^[61] 和 Beymer 等^[57] 对头和肩膀使用了一个 Ω 模型, 这种方法对比例变化很敏感, 所以需要不同比例的多个模型. 在这两个系统中, 分别使用了按照距物体不同的估计距离从粗糙到精细分辨率的 3 和 5 个不同的模型. 总之, 基于形状的方法可以准确地识别静止的行人. 但是该方法对误检很敏感, 因此既需要一个好的训练 (如果使用分类器的话), 也需要一个好的检测阶段.

5 结论

计算机视觉及室外移动机器人技术在过去 10 多年取得了令人瞩目的成就. 大量的原型实验平台纷纷诞生, 一些简单的应用系统 (如离线报警系统、自动巡航系统) 已经逐渐市场化. 该领域的研究重点正从探索性试验阶段逐渐转向系统性能提高阶段, 并向实用化、产品化迈进^[65~69].

全天候, 多路况环境下的高可靠性系统功能将是今后研究的主要目标. 如何适应不同的环境光照, 气候的变化 (晴天、阴天、雨天), 低速复杂的城市交通环境以及偏僻地区的越野环境对室外移动机器人而言还具有很大的挑战性. 另外交通信号和路标检测也将是视觉导航研究中一个新的热点.

References

- 1 Nilsson N. A mobile automation: An application of artificial intelligence techniques. In: Proceedings of the 1st International Joint Conference on Artificial Intelligence. Washington, USA: IJCAI, 1969. 509~520
- 2 Thorpe C, Hebert M, Kanade T, Shafer S. Toward autonomous driving: The CMU Navlab. Part I: Perception. *IEEE Expert*, 1991, 6(4): 31~42
- 3 Gowdy J. Emergent Architectures: A Case Study for Outdoor Mobile Robots. [Ph.D. Dissertation], Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2000
- 4 Dickmanns E D, Graefe V. a) Dynamic monocular machine vision. b) Applications of dynamic monocular machine vision. *Machine Vision and Applications*, 1988, 1: 223~261
- 5 Gregor R, Lutzeler M, Pellkofer M, Siedersberger K H, Dickmanns E D. EMS-Vision: A perceptual system for autonomous vehicles. In: Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium. Dearborn, USA: IEEE, 2000. 52~57

- 6 Bertozzi M, Broggi A. GOLD: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(1): 62~81
- 7 Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A. ARGO and the MilleMiglia in automatic tour. *Intelligent Systems and Their Applications*, 1999, **14**(1): 55~64
- 8 Tao X P. The Research on Vision Navigation of Outdoor Mobile Robot. [Ph.D. Dissertation], Tsinghua University, 1997
- 9 Zhang P F, He K Z. Multifunctional intelligent outdoor mobile robot testbed - THMR-V. *Robot*, 2002, **24**(2): 97~101
- 10 Xu Y C, Li K Q, Ma Y, Yuan Y, Wan J, Chen J, Zhao Y F. General design of the lateral control system based on monocular vision on THASV-I. In: IEEE Symposium on Intelligent Vehicles. Parma, Italy: IEEE, 2004. 692~697
- 11 Kreucher C, Lakshmanan S. LANA: A lane extraction algorithm that uses frequency domain features. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1999, **15**(2): 343~350
- 12 Jochem T M, Pomerleau D A, Thorpe C E. Vision-based neural network road and intersection detection and traversal. In: International Conference on Intelligent Robots and Systems. Pittsburgh: IEEE, 1995. **3**: 344~349
- 13 Schaaser L T, Thomas B T. Finding road lane boundaries for vision-guided vehicle navigation. In: Vision-based Vehicle Guidance. New York: Springer-Verlag, 1992. 238~254
- 14 Li B, Zhang P F. Road image recognition based on ATN for outdoor mobile robot. *Journal of Image and Graphics*, 2004, **9**(3): 380~384
- 15 Gonzalez J P, Ozguner U. Lane detection using histogram-based segmentation and decision trees. In: Proceedings of the Intelligent Transportation Systems. Dearborn USA: IEEE, 2000. 346~351
- 16 Kluge K. Extracting road curvature and orientation from image edge points without perceptual grouping into features. In: IEEE Symposium on Intelligent Vehicles. 1994. 109~114.
- 17 Kreucher C, Lakshmanan S, Kluge K. A driver warning system based on the LOIS lane detection algorithm. In: Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles. Stuttgart, Germany: IEEE, 1998. 17~22
- 18 Goldbeck J, Draeger G, Huertgen B, Ernst S, Wilms F. Lane following combining vision and DGPS. *Image and Vision Computing*, 2000, **18**(5): 425~433
- 19 Dickmanns E D, Mysliwetz B D. Recursive 3-D road and relative ego-state recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 199~213
- 20 Mori H, Charkari N M. Shadow and rhythm as sign patterns of obstacle detection. In: IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Budapest, Hungary: IEEE, 1993. 271~277
- 21 Dickmanns E D, Behringer R, Dickmanns D, Hildebrandt T, Maurer M, Thomanek F, Schiehlen J. The seeing passenger car 'VaMoRs-P'. In: IEEE Symposium on Intelligent Vehicles. 1994. 68~73
- 22 Kuehnle A. Symmetry-based recognition for vehicle rears. *Pattern Recognition Letters*, 1991, **12**: 249~258
- 23 Shannon C E. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, 1948, **27**: 379~423, 623~656
- 24 Kalinke T, Tzomakas C, Seelen W V. A texture-based object detection and an adaptive model-based classification. In: Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles. Stuttgart, Germany: IEEE, 1998. 143~148
- 25 Matthews N D, An P E, Charnley D, Harris C J. Vehicle detection and recognition in greyscale imagery. *Control Engineering Practice*, 1996, **4**(4): 473~479
- 26 Handmann U, Kalinke T, Tzomakas C, Werner M, von Seelen W. An image processing system for driver assistance. *Image and Vision Computing*, 2000, **18**(5): 367~376
- 27 Guo D, Fraichard T, Xie M, Laugier C. Color modeling by spherical influence field in sensing driving environment. In: IEEE Symposium on Intelligent Vehicles. Dearborn, USA: IEEE, 2000. 249~254
- 28 Bertozzi M, Broggi A, Castelluccio S. A real-time oriented system for vehicle detection. *Journal of Systems Architecture*, 1997, **43**(1-5): 317~325
- 29 Cucchiara R, Piccardi M. Vehicle detection under day and night illumination. In: Proceedings of International ICSC Symposium on Intelligent Industrial Automation. Genoa, Italy: ICSC, 1999. 789~794
- 30 Bertozzi M, Broggi A, Fascioli A, Nichele S. Stereo vision-based vehicle detection. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Dearborn, USA: IEEE, 2000. 39~44

- 31 Ten Kate T K, van Leeuwen M B, Moro-Ellenberger S E, Driessen B J F, Versluis A H G, Groen F C A. Mid-range and distant vehicle detection with a mobile camera. In: Proceedings of IEEE Symposium on Intelligent Vehicles. Parma, Italy: IEEE, 2004. 72~77
- 32 van Leeuwen M B, Groen F C. Vehicle detection with a mobile camera: spotting midrange, distant, and passing cars. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2005, **12**(1): 37~43
- 33 Franke U, Gavrila D, Gorzig S, Lindner F, Puetzold F, Wohler C. Autonomous driving goes downtown. *Intelligent Systems and Their Applications*, 1998, **13**(6): 40~48
- 34 Kaszubiak J, Tornow M, Kuhn R W, Michaelis B, Knoeppel C. Real-time vehicle and lane detection with embedded hardware. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Las Vegas, USA: IEEE, 2005. 619~624
- 35 Luong Q T, Weber J, Koller D, Malik J. An integrated stereo-based approach to automatic vehicle guidance. In: Proceedings of Fifth International Conference on Computer Vision. Cambridge: IEEE, 1995. 52~57
- 36 Suwa M, Wu Y, Kobayashi M, Kimachi M, Ogata S. A stereo-based vehicle detection method under windy conditions. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Dearborn, USA: IEEE, 2000. 246~249
- 37 Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A. Self-calibration of a stereo vision system for automotive applications. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seoul, Korea: IEEE, 2001. **4**: 3698~3703
- 38 Giachetti A, Campani M, Torre V. The use of optical flow for road navigation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1998, **14**(1): 34~48
- 39 Weng J, Ahuja N, Huang T S. Matching two perspective views. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(8): 806~825
- 40 Heisele B, Ritter W. Obstacle detection based on color blob flow. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Detroit, USA: IEEE, 1995. 282~286
- 41 Parodi P, Piccioli G. A feature-based recognition scheme for traffic scenes. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Detroit, USA: IEEE, 1995. 229~234
- 42 Ito T, Yamada K, Nishioka K. Understanding driving situations using a network model. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Detroit, USA: IEEE, 1995. 48~53
- 43 Regensburger U, Graefe V. Visual recognition of obstacles on roads. In: International Conference on Intelligent Robots and Systems. Munich, Germany: IEEE, 1994. **2**: 980~987
- 44 Bensrhair A, Bertozzi M, Broggi A, Miche P, Mousset S, Toulminet G. A cooperative approach to vision-based vehicle detection. In: Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems. Oakland, USA: IEEE, 2001. 207~212
- 45 Wu J W, Zhang X. A PCA classifier and its application in vehicle detection. In: International Joint Conference on Neural Networks. Washington, USA: IEEE, 2001. **1**: 600~604
- 46 Goerick C, Detlev N, Werner M. Artificial neural networks in realtime car detection and tracking applications. *Pattern Recognition Letters*, 1996. **17**: 335~343
- 47 Kalinke T, Tzomakas C, von Seelen W. A texture-based object detection and an adaptive model-based classification. In: Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles. Stuttgart, Germany: IEEE, 1998. 143~148
- 48 Schneiderman H, Kanade T. A statistical method for 3D object detection applied to faces and cars. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island: IEEE, 2000. **1**: 746~751
- 49 Weber M, Welling M, Perona P. Unsupervised learning of models for recognition. In: European Conference on Computer Vision. London, UK: Springer-Verlag, 2000. 18~32
- 50 Sun Z H, Bebis G, Miller R. On-road vehicle detection using evolutionary Gabor filter optimization. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2005, **6**(2): 125~137
- 51 Khammari A, Nashashibi F, Abramson Y, Laurgeau C. Vehicle detection combining gradient analysis and AdaBoost classification. In: Proceedings of IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Vienna: IEEE, 2005. 1084~1089
- 52 Bregler C. Learning and recognizing human dynamics in video sequences. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan: IEEE, 1997. 568~574
- 53 Iketani A, Kuno Y, Shimada N, Shirai Y. Real-time surveillance system detecting persons in complex scenes. In: Proceedings of International Conference on Image Analysis and Processing. Venice, Italy: IEEE, 1999. 1112~1115

- 54 Polana R, Nelson R. Detection and recognition of periodic, nonrigid motion. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **23**(3): 261~282
- 55 McKenna S, Gong S. Non-intrusive person authentication for access control by visual tracking and face recognition. In: Proceedings of International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication. Crans-Montana, Switzerland: Springer-Verlag, 1997. 177~184
- 56 Zhao L, Thorpe C E. Stereo-and neural network-based pedestrian detection. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2000, **1**(3): 148~154
- 57 Beymer D, Konolige K. Real-time tracking of multiple people using continuous detection. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999
- 58 Mohan A, Papageorgiou C, Poggio T. Example-based object detection in images by components. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(4): 349~361
- 59 Papageorgiou C, Poggio T. A pattern classification approach to dynamical object detection. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999. **2**: 1223~1228
- 60 Gavrila D M. Pedestrian detection from a moving vehicle. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision. Dublin, Ireland, 2000. **2**: 37~49
- 61 Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A, Sechi M. Shape-based pedestrian detection. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Dearborn, USA: IEEE, 2000. 215~220
- 62 Curio C, Edelbrunner J, Kalinke T, Tzomakas C, von Seelen W. Walking pedestrian recognition. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2000, **1**(3): 155~163
- 63 Cutler R, Davis L S. Robust real-time periodic motion detection, analysis, and applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 781~796
- 64 Wohler C, Kressel U, Anlaur J K. Pedestrian recognition by classification of image sequences global approaches vs. local spatio-temporal processing. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain: IEEE, 2000. 540~544
- 65 Dickmanns E D. The development of machine vision for road vehicles in the last decade. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Versailles, France: IEEE, 2002. **1**: 268~281
- 66 Bertozzi M, Broggi A, Cellario M, Fascioli A, Lombardi P, Porta M. Artificial vision in road vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 2002, **90**(7): 1258~1271
- 67 Sun Z, Bebis G, Miller R. On-road vehicle detection using optical sensors: a review. In: Proceedings of International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Washington, USA: IEEE, 2004. 585~590
- 68 Maurin B, Masoud O, Papanikolopoulos N P. Tracking all traffic: computer vision algorithms for monitoring vehicles, individuals, and crowds. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2005, **12**(1): 29~36
- 69 McCall J C, Trivedi M M. Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: survey, system, and evaluation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2006, **7**(1): 20~37

胡 斌 博士研究生。研究领域为计算机视觉和室外移动机器人。

(HU Bin Ph.D. Candidate. His research interests include computer vision and outdoor mobile robot.)

何克忠 教授。研究领域为智能控制和移动机器人。

(HE Ke-Zhong Professor. His research interests include intelligent control and mobile robot.)