DOI: 10.13382/j.jemi.B2104978

泊车中小型障碍物检测技术研究*

常 睿 桑海峰
(沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

摘 要:障碍物检测技术作为自动驾驶辅助系统的重要部分,障碍物种类繁多难以面面俱到。因此提出一种基于全景环视系统的在汽车泊车时检测小型障碍物的方法。首先利用透视变换及图像拼接技术将 4 个方向的实时画面映射到全景环视图;并提出了一种对地面特征点的检测模型,可准确地以车位线直角交点作为特征点提取并匹配出来;分别在两帧中得到地面特征点后,通过 SVD 分解法计算自车运动估计并得到前一帧的模拟当前帧,消除了动态背景;最后提出了一种基于颜色分割的检测高于地面区域的方法,由此判定是否属于障碍物部分。为验证该算法可行性,在停车场中放置各种小型障碍物进行试验,3 段视频序列中共计 864 个障碍物,平均召回率为 94.7%,平均误识率为 7.3%。试验结果表明,该算法可有效检测停车场中的小型障碍物,并具备一定的准确性与健壮性。

关键词: 障碍物检测;透视变换;SVD 分解;动态背景;颜色分割
中图分类号: TN98;TP391 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 520.20

Research on parking small obstacle detection technology

Chang Rui Sang Haifeng
(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: As the obstacle detection technology has become an important part of ADAS, many kinds of obstacles are difficult to cover. Therefore, a method of detecting small obstacles during car parking based on panoramic vision system is proposed. First, the real-time pictures in four directions map to the panoramic view using perspective transformation and image mosaic. A detection model of the ground feature point is proposed, which can be accurately extracted and matched with the right angle intersection of the parking line. After obtaining the ground feature points in the two frames, self-vehicle motion estimate is calculated by the SVD decomposition method and the simulated current frame of the previous frame is obtained, and the dynamic background is eliminated. Finally, a detection method based on color segmentation is proposed to determine whether it is an obstacle part. To verify the feasibility of the algorithm, various small obstacles were placed in the parking for testing, with a total of 864 obstacles in the three video sequences, with an average true positive rate of 94.7% and an average false alarm Rate of 7.3%. The results show that the algorithm can detect small obstacles in parking with certain accuracy and robustness.

Keywords: obstacle detection; perspective transformation; the SVD decomposition; dynamic background; color segmentation

0 引 言

作为现代出行最普遍的交通工具,汽车也开始使用人工智能技术,而其中自动驾驶成为了二者结合的主要研究内容。目前,自动驾驶技术仍在深入挖掘中,更多的还是计算机与人一起完成对汽车的控制,即计算机辅助司机驾驶车辆,如利用全景 360 辅助系统帮助司机观察周围情况、利用摄像头扫描视野中道路线标识或车牌标识获取信息、利用雷达传感器检测周围其他车辆反馈给控制系统进而操控汽车行驶状态等等,这些相关技术无一不有效地缓解了驾驶员的压力疲劳,大大降低了汽车

收稿日期: 2021-12-04 Received Date: 2021-12-04
*基金项目:国家自然科学基金(62173078)、辽宁省教育厅科研项目(LJGD2020006)资助

对人的依赖。

近几年,关于障碍物检测研究的文献纷纷涌现,目标检测作为无人驾驶技术的核心之一,传感器类型、目标对象、检测方法成为了主要研究内容。传感器方面包含摄像头、激光雷达、超声波等,摄像头检测技术相对成熟,成本较低,可用于检测车道线、交通标志和障碍物等,例如文献[1]由单目相机利用逆透视映射检测障碍物,文献[2]用单目相机提出了一种子块运动补偿模型,引入自车运动估计有效检测出障碍物,文献[3]提出了一种基于柱状图的利用双目视觉获取障碍物深度信息的检测方法;激光雷达可得到三维点云数据,精度更高、鲁棒性好且检测距离较远但成本较高易受天气影响,可用于障碍物检测、定位和制作高精度地图等,例如文献[4]设计了激光雷达在机器视觉图像上的投影,并基于 AdaBoost 算法对海量数据中的 Haar-like 和 HOG 特征进行了表征以检测障碍物,文献[5]提出了一种基于先验信息采样一致性拟合和小型障碍物剔除的激光雷达地面分割方法,文献[6]提出了一种基于微波雷达与图像数据融合的铁路障碍物检测方法;超声波使用方便、成本低,但易受干扰且含有探测盲区,例如文献[7]采集不同时刻下的同一超声探头测量距离信息,实现对障碍物的距离检测,文献[8]提出了在动态背景下识别网状障碍物的检测算法。多种传感器也可结合并用以消除各自的缺点,例如文献[9]将单目相机和激光雷达数据进行融合检测障碍物,文献[10]提出了一种基于毫米波雷达和机器视觉传感器信息融合的障碍物检测方法。此外,目标检测中也经常用到各种相关技术,如文献[11]采用 Lucas-Kanade 光流算法对全景图像中的运动障碍物进行检测,文献[12]提出了在一种复杂环境下基于点云的楼梯区域检测识别算法,文献[13]提出了一种基于动态窗口法的局部路径规划算法,可以规避突然出现的障碍物。

在深度学习技术飞速发展并渗透自动驾驶领域中后,也推动了该领域的科技进程。例如文献[14]采用基于 MobileNet 的神经网络快速提取全图特征,设计 SSD 结构的检测网络并融合各层特征图的结果以完成快速多尺度检测;文献[15]提出了一种基于深度学习的改进 YOLOv4 网络,并设计了 D-CSPDarknet 作为特征提取网络;文献[16]采用提出的 YOLO 非最大抑制算法进行障碍物检测;文献[17]采用 ResNet-18 以及 YOLO-v3 神经网络进行障碍物检测及跟踪。

然而,如今的研究技术仍旧含有较多不足,比如双目相机自身的缺点不能检测较远的障碍物,激光雷达检测效果较好但相比于其他传感器成本过高,稠密光流法检测时间较长,深度学习受限于样本类型而无法对未知形状障碍物检测等等,因此本文相对于上述缺陷,提出一种方法,选择成本较低的单目相机检测未知外观的障碍物,且距离汽车较远的目标也能检测。

本文旨在障碍物检测方面能做到在汽车行驶中有阻碍风险的小型物体的检测,即高于地面的物体,不受障碍物特定外表的限制。汽车驾驶的首要目的就是保证人身安全,因此不拘束障碍物本身属性进行检测是十分必要的。本文从汽车障碍的本质出发,检测图像中高于地面的区域,利用图像转换到鸟瞰图中所使用的透视变换的非线性变换特点,区分地面和高于地面的部分,通过前后帧定位区域,实现对高于地面的障碍物检测。与其他方法相比,本文方法选择单目相机进行检测减少了制作成本,且使用传统图像处理,与深度学习相比,不受障碍物形状约束,对任何高于地面的区域都可检测出来。

1　检测总体模型流程

本文算法总体流程可分为 4 大部分:全景图像获取、特征点检测、自车运动估计和障碍物检测。全景图像获取需要先对鱼眼相机进行标定与矫正操作,再进行全景鸟瞰图的透视转换及拼接;特征点检测分为地面特征点提取与匹配,为第 3 部分做准备工作;在自车运动估计中通过 SVD 分解法得到汽车前后帧的位置矢量,以此消除动态背景,该矢量也表示了地面点的位移;第 4 部分障碍物检测分为颜色分割区域与两帧对应区域比较,在消除动态背景后对两相邻帧进行差异比较,提取出障碍物区域。总体流程如图 1 所示。

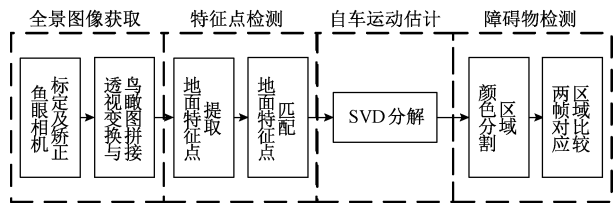


图 1　总体流程

Fig. 1　Overall flow chart

2　全景图像获取

在汽车辅助驾驶领域中,对障碍物的检测常常使用 360 全景环视技术,这一“上帝”视角不仅能让 360 全景系统无死角地感知周围状况,还能让驾驶员更加直观方便地观察汽车四周。如图 2 所示,全景图像往往需要 4 个分别嵌在汽车 4 个方向的鱼眼镜头,保证视野足够广阔,因此需首先对鱼眼镜头进行标定获取其相机参数。

2.1　鱼眼镜头标定及矫正

相机标定可以获得其内部参数与外部参数,因此可以对鱼眼镜头进行矫正,使画面还原成人们所看到的真实景象。本文标定鱼眼镜头使用张氏标定法,仅需一张

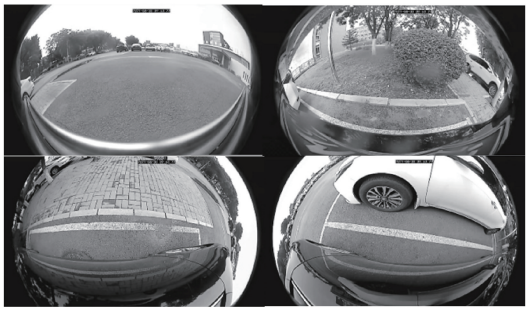


图 2　未矫正的鱼眼镜头画面

Fig. 2　Uncorrected fisheye lens picture

黑白棋盘就可进行标定，不仅操作简单，而且稳定性良好。黑白棋盘大小为 6×9，一幅图像中可共寻找 54 个角点，拍摄多张采样图得到 $54\times n$ 个角点像素坐标（本文 $n=15$）。而相机成像过程经历了 4 个坐标系[18]，分别是世界坐标系、相机坐标系、图像坐标系和像素坐标系，公式总结为：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} f_x & \gamma & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_W \\ Y_W \\ 1 \end{bmatrix} \tag{1}$$

其中，u、v 表示像素坐标系中的坐标，即采集到的棋盘像素点的坐标，s 表示尺度因子，f_x、f_y、u_0、v_0、γ 表示 5 个相机内参，$\boldsymbol{r}_1$、$\boldsymbol{r}_2$、$\boldsymbol{t}$ 表示相机外参，X_W、Y_W 表示世界坐标系中的坐标。标定棋盘中所有角点的空间坐标是已知的，而对应在像素坐标中的角点坐标也可检测出来，因此得到了表示二者间映射关系的单应矩阵，即内参和外参。由内参即可得出畸变修正的映射，并进一步得到矫正图像。

2.2　鸟瞰图生成与拼接

鸟瞰图，即将视角变为垂直向下的俯视视角，因汽车上做不到直接俯视的环境，因此只能通过图像算法将汽车外围摄像头采集的图像转换为鸟瞰图。而鸟瞰图生成常使用透视变换技术[19]，透视变换是将图像投影到一个新的视平面，是从二维空间到三维空间，又到二维空间的映射，也称作“投影变换”。从源点 (x,y) 变换到目标点 (x',y') 的公式为：

$$\begin{cases} x' = \dfrac{X}{Z} = \dfrac{M_{11}x + M_{12}y + M_{13}}{M_{31}x + M_{32}y + M_{33}} \\ y' = \dfrac{Y}{Z} = \dfrac{M_{21}x + M_{22}y + M_{23}}{M_{31}x + M_{32}y + M_{33}} \end{cases} \tag{2}$$

其中，变换矩阵为：

$$\boldsymbol{M} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} \end{bmatrix} \tag{3}$$

其中，$M_{33}=1$，因此变换矩阵 $\boldsymbol{M}$ 中含有 8 个自由数，那么至少需要 4 对已知对应坐标点即可获取透视变换矩阵 $\boldsymbol{M}$，本文对这些点进行手动选取，在汽车前后铺上棋盘布，并放置在足以使左、右摄像头都能拍摄到的位置。全景图像由 4 张鸟瞰图共同拼接，生成鸟瞰图时目标点的坐标可设置在全景图像中，令棋盘布上角点映射后直接落在全景图中的对应位置，得到的全景图像如图 3 所示。两张图片在拼接区域会因颜色亮度等因素使其看起来不衔接，因此使用了羽化处理，选取 4 个重叠区域的某一范围依据两幅图的角度占比进行加权融合，本文选择的范围为 22°~45°，可有效消除拼接缝，如图 4 所示。

图 3　全景图像

Fig. 3　Panoramic picture

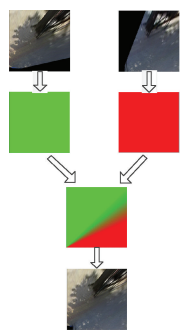


图 4　羽化处理

Fig. 4　Plume treatment

3　特征点检测

目前，常用的特征点检测算法包含 SIFT、SURF、ORB、FAST 等，而本文特征点检测目的是获取自车的运动估计，所以特征点的选取只能受限在地面范围内，考虑到停车场区域中最显著的地面特征即车位线，因此选择以车位线之间交点（夹角为直角的点）作为本文算法的特征点。

3.1　地面特征点提取

地面特征点的提取过程可分为 4 步：

步骤 1）从 RGB 空间转到 HSV 空间，在 HSV 图像中

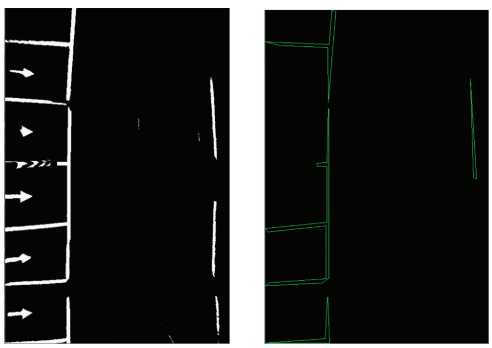
阈值选取白色车位线区域并提取轮廓；

步骤2）删除面积过小的轮廓，排除为车位线的可能；

步骤3）进一步筛选车位线，提取轮廓线上的交点夹角为90°的，且该交点两端线段满足一定长度的轮廓；

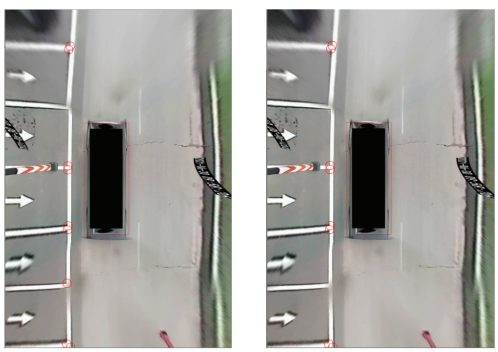
步骤4）因车位线是有宽度的线，在提取的轮廓线上，一个交点处可提取到两个夹角是直角的点，对当前待定特征点中找出两个相距一个车位线宽度的点，满足条件的点对被当作地面特征点。

首先需对图像中的车位线进行提取，在HSV空间下设置各个通道阈值确定白色的区域，H、S、V取值范围依据实验可进行微小调整，本文设置的范围为 $S \leqslant 30$，$221 \leqslant V \leqslant 255$，$H$不限制，得到的二值图如图5(a)所示。初步提取的白色区域仍需进行筛选。首先从面积出发，对轮廓面积设置最小阈值，排除必然不是车位线的轮廓，本文设置的轮廓面积阈值为1 000 pixel，如图5(b)所示。



(a) 提取白色区域
(a) The white region was extracted

(b) 筛选后车位线轮廓
(b) Filening the parking line profile



(c) 经过两次筛选后的地面点
(c) Ground points after two screens

(d) 寻找点对后剩余地面点
(d) Look for the remaining ground points after the point pair

图5　地面特征点的提取

Fig. 5　Extraction of the ground feature points

第2次筛选以车位线结构为判别依据，对每一个待定点的大小、待定点两个方向的线段长度分别进行判定。在获取车位线轮廓时，轮廓保存的信息为拐点信息，在多边形拟合去除过近点后，利用拐点及其前后两点组成两边一角，分别计算两条线段长度和夹角，长度应至少滤除干扰轮廓，考虑到会出现障碍物遮挡车位线的情况，因此长度阈值不宜设置过大，不应以车位线的边长作为该阈值，只要能排除干扰轮廓即可，本文设置长度阈值为20 pixel，角度范围为80°~100°，此时得到的地面点如图5(c)所示。

车位线本身是具有宽度的线段，即停车线的角度为直角的点应成对存在，无论是T字型或是L字型（多个停车位相连中公共边的两端区域是T字型，多个车位相连中非公共边的两端区域和单独车位的4个角区域为L字型），都存在一对相距约一个车位线宽度的直角特征点，如图6所示。因此最后一次筛选是在所剩的待定点集中找出两个相距一个车位线宽度的点，若点集中只有单独的一个车位点也会被去除，如图5(d)所示，成对存在的点最终保留下来。

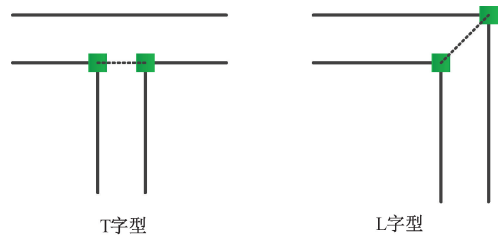


图6　两种寻找点对的类型

Fig. 6　Two types of finding point pairs

3.2　地面特征点匹配

提取了两帧各自的地面特征点集，需匹配两个集合，使两帧的地面点能相互对应。而本文算法中特征点检测目的是计算自车运动估计，因此在提取车位线交点时不需要把所有的车位点检测出来。

设前一帧共提取地面点 $\boldsymbol{l}=\{l_1,l_1',l_2,l_2',\cdots,l_n,l_n'\}$，当前帧共提取地面点 $\boldsymbol{n}=\{n_1,n_1',n_2,n_2',\cdots,n_m,n_m'\}$，其中$(l_n,l_n')$或$(n_m,n_m')$表示为一组相距一个车位线宽的地面点，为减少计算量将每组点取其中点，则令新的两帧点集为 $\boldsymbol{L}=\{\boldsymbol{L}_1,\boldsymbol{L}_2,\cdots,\boldsymbol{L}_n\}$ 和 $\boldsymbol{N}=\{\boldsymbol{N}_1,\boldsymbol{N}_2,\cdots,\boldsymbol{N}_m\}$，则有

$$L_x=\frac{l_x+l'_x}{2}(x=1,2,\cdots,n) \tag{4}$$

$$N_y=\frac{n_y+n'_y}{2}(y=1,2,\cdots,m) \tag{5}$$

此时若直接将两帧点集进行距离判定易出现错位匹配，因此对前一帧的点集进行补偿，假设前一帧到当前帧的汽车速度并未改变，即把上一组两帧图像计算的汽车运动估计作用在该组前一帧的地面点坐标（若为首次计算，则运动估计为 $\boldsymbol{0}$），得到的模拟坐标与当前帧的对应点坐标距离进行比较，得到匹配的点集 $\boldsymbol{M}$：

$$\boldsymbol{M}=\{(\boldsymbol{L}_i,\boldsymbol{N}_j)\parallel \boldsymbol{L}_i-\boldsymbol{N}_j\mid<D_{\max}\} \tag{6}$$

其中，$i<n$，$j<m$，D_{max} 是匹配两帧地面点欧氏距离的阈值，两帧点集在匹配前数量可能不等，即部分地面点没有与之对应，为了让这种点不会抢走其他能正确匹配的点，需设置欧氏距离上限阈值，保证两个待匹配点是真正对应的，本文设置的 $D_{max}=30$。

4　自车运动估计

在得到两个已包含地面特征点且相互匹配的点集后，使用 SVD 分解法计算自车运动估计，SVD 分解法又叫奇异值分解法，SVD 分解是能适用于任意矩阵的一种分解方法[20]。假设存在前一帧提取的地面点集 x 和当前帧的地面点集 y，两点集 x、y 质心分别为 μ_x，μ_y，则有：

$$\mu_x=\frac{1}{N_x}\sum_{i=1}^{N_x}x_i \tag{7}$$

$$\mu_y=\frac{1}{N_y}\sum_{i=1}^{N_y}y_i \tag{8}$$

其中，N_x、N_y 分别是点集 x、y 的元素个数。在原点集中分别减去各自质心得到新的点集。

假设矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的维度为 $m\times n$，虽然 $\boldsymbol{A}$ 不是方阵，但是 $\boldsymbol{AA}^{\mathrm{T}}$ 与 $\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}$ 却是方阵，且维度分别为 $m\times m$、$n\times n$，两个方阵可分别分解为：

$$\boldsymbol{AA}^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{P}\boldsymbol{\Lambda}_1\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}=\boldsymbol{Q}\boldsymbol{\Lambda}_2\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}} \tag{10}$$

其中，$\boldsymbol{P}$ 称为左奇异矩阵，$\boldsymbol{Q}$ 称为右奇异矩阵，$\boldsymbol{\Lambda}_1$ 和 $\boldsymbol{\Lambda}_2$ 是对角矩阵，且对角线上非 0 元素均相同，即两个方阵具有相同的非 0 特征值，令特征值为 σ_1，σ_2，…，σ_k，$k\leqslant m$ 且 $k\leqslant n$。

根据 σ_1，σ_2，…，σ_k 就可以得到矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的特征值为：

$$\lambda_1=\sqrt{\sigma_1},\lambda_2=\sqrt{\sigma_2},\cdots,\lambda_k=\sqrt{\sigma_k} \tag{11}$$

于是得到矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的分解式：

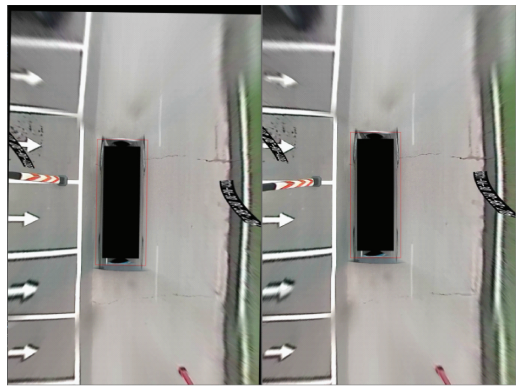
$$A=P\Lambda Q^{\mathrm{T}} \tag{12}$$

其中，$\boldsymbol{\Lambda}$ 不是方阵，$\boldsymbol{\Lambda}$ 对角线上的非 0 元素就是 $\boldsymbol{A}$ 的特征值 λ_1，λ_2，…，λ_k。

运动估计包括旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移矢量 $\boldsymbol{t}$，$\boldsymbol{R}$ 表示两帧图像之间的旋转关系，$\boldsymbol{t}$ 表示两帧图像之间的旋转关系，与上式关系为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{R}=\boldsymbol{PQ}^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{t}=\mu_p-\boldsymbol{R}\mu_x\end{cases} \tag{13}$$

将旋转阵矩 $\boldsymbol{R}$ 和平移矢量 $\boldsymbol{t}$ 合并为一个 2×3 矩阵作为仿射变换矩阵，将其作用于前一帧，得到一张与当前帧的背景相同的模拟图像，如图 7 所示，此模拟帧与当前帧的不同之处只有前景障碍物的区域。



(a) 模拟帧　(b) 当前帧
(a) Simulation frame　(b) Current frame

图 7　由估计得到的模拟帧与当前帧对比
Fig. 7　The simulated frames obtained from the estimates are compared to the current frame

5　障碍物检测

5.1　障碍物检测算法

本文检测的主要目标为，在停车场中常见的阻碍汽车行驶的小型障碍物，包含常见的挡车杆、路锥或者停车场中不常见的物体，比如快递包装，猫狗等，而本质均为具有一定高度，能对汽车造成刮碰风险，因此首先探究在全景视角下如何检测可能是任意形状的具有高度的障碍物，即在全景图中找到三维物体。

假设在相机正前方有一高度为（$h_1+\Delta h$）的杆形障碍物 HG，障碍物上有一接近地面的高度为 h_1（$h_1\approx 0$）的点 L。现使障碍物向相机方向移动 Δz 距离则有 $H'G'$，如图 8 所示，点 G 与相机距离为 z，相机焦距为 f，Y_H、Y_L 分别是点 H、L 在图像坐标系中的纵坐标，y_H、y_L 分别是点 H、L 在像素坐标系中的纵坐标，y_H'、y_L' 分别是点 H'、L' 在像素坐标系中的纵坐标。比较该目标移动前后点 H 与点 L 在全景图像中 $y_H\,y_H'$、y_Ly_L' 的向量大小。

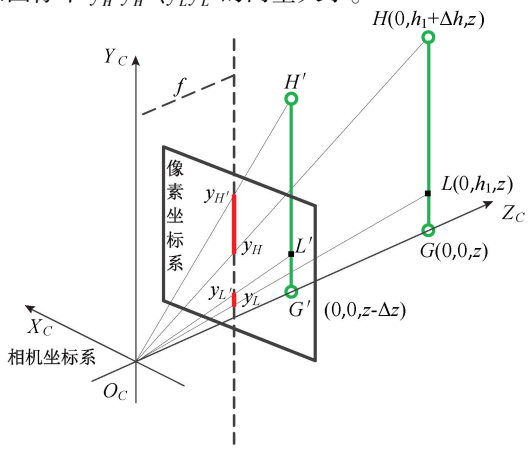


图 8　障碍物检测模型
Fig. 8　Obstruction detection model

相机模型中,三维世界中某点到其对应的像素点是通过 4 个坐标系转换得到的,分别是世界坐标系、相机坐标系、图像坐标系和像素坐标系。从世界坐标系变换到相机坐标系属于刚体变换,只进行旋转和平移操作,因此该过程不考虑。在相机坐标系下点 H、L 坐标分别为 $H(0,\ h_1+\Delta h,\ z)$、$L(0,\ h_1,\ z)$。图像坐标系与相机坐标系的 y 轴方向相反,由图 8 可见存在三角形相似关系,由此可得到图像坐标系的点坐标,即:

$$\begin{cases} Y_H = -\dfrac{f}{z}(h_1+\Delta h) \\ Y_L = -\dfrac{f}{z}h_1 \end{cases} \tag{14}$$

图像坐标系与像素坐标系在同一平面,仅仅是将原点移至图像左上角处,设 $\mathrm{d}x$、$\mathrm{d}y$ 为像素坐标系中每个像素点代表的宽和高,图像坐标系原点在像素坐标系中的横纵坐标分别为 u_0 和 v_0,则在像素坐标系下坐标为:

$$\begin{cases} H\left(u_0, v_0 - f_y\dfrac{h_1+\Delta h}{z}\right) \\ L\left(u_0, v_0 - f_y\dfrac{h_1}{z}\right) \end{cases} \tag{15}$$

其中,$f_y = f/dy$。目标物体在向相机方向移动 Δz 距离后,只改变了常量 z 的大小,即 $(z-\Delta z)$,则得到 H'、L' 在像素坐标系中坐标为:

$$\begin{cases} H'\left(u_0, v_0 - f_y\dfrac{h_1+\Delta h}{z-\Delta z}\right) \\ L'\left(u_0, v_0 - f_y\dfrac{h_1}{z-\Delta z}\right) \end{cases} \tag{16}$$

而 $h_1 \approx 0$ 使得点 L 沿光轴方向的移动并没有改变其在图像中的位置,因此在鸟瞰图下点 L 与 L' 的向量为 $\boldsymbol{0}$,继续研究点 H 与 H' 在何种情况下向量也为 $\boldsymbol{0}$。

设透视变换矩阵 $\boldsymbol{M}$ 为:

$$\boldsymbol{M} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix} \tag{17}$$

点 (x,y) 到点 (x',y') 的透视变换关系式为:

$$\begin{cases} x' = \dfrac{a_1x + b_1y + c_1}{a_3x + b_3y + c_3} \\ y' = \dfrac{a_2x + b_2y + c_2}{a_3x + b_3y + c_3} \end{cases} \tag{18}$$

其中,$c_3 = 1$,在鸟瞰图变换时,只有对 y 轴的变换,因此,$a_3 = 0$,故简化处理。得到点 H 与 H' 在鸟瞰图中的对应坐标为:

$$H\left(\frac{a_1u_0 + b_1y_H + c_1}{b_3y_H + 1}, \frac{a_2u_0 + b_2y_H + c_2}{b_3y_H + 1}\right) \tag{19}$$

$$H'\left(\frac{a_1u_0 + b_1y'_H + c_1}{b_3y'_H + 1}, \frac{a_2u_0 + b_2y'_H + c_2}{b_3y'_H + 1}\right) \tag{20}$$

其中,y_H、y_H' 分别是式(15)和(16)中像素坐标系下点 H、H' 的纵坐标。令点 H 与 H' 的向量为 $\boldsymbol{0}$,得

$$\begin{cases} \Delta h\Delta x[\,b_1 - b_3(a_1u_0 + c_1)\,] = 0 \\ \Delta h\Delta x[\,b_2 - b_3(a_2u_0 + c_2)\,] = 0 \end{cases} \tag{21}$$

再由透视变换矩阵中各个参数之间关系可推出式(21)中只有当 $\Delta x \neq 0$ 时,$\Delta h = 0$ 才能使点 H 与 H' 的向量为 $\boldsymbol{0}$,可知障碍物在移动后,该目标非地面部分的点与地面部分的点在全景图中的矢量不相同。因此汽车在行驶时,由两帧之间障碍物与车相对位置的变化,通过比较地面点的位移量可得到非地面部分的区域,进而判断出障碍物。

5.2 颜色分割区域

在得到模拟帧后,将模拟帧与当前帧进行比较,以此得到障碍物所在区域。障碍物检测算法选择在 HSV 空间中提取各个颜色的区域并分别进行差异比较。HSV 空间即色相(hue)、饱和度(saturation)、亮度(value),色相表示色彩的基本属性,用角度度量,同色相盘一样每个角度都表示不同的颜色,从红色开始按逆时针方向增大角度,红色为 0°,绿色为 120°,蓝色为 240°。饱和度表示色彩的纯度,介于 0 与 255 之间,值越大颜色越饱和。亮度表示颜色明亮的程度,介于 0 与 255 之间,值越大越明亮。HSV 颜色空间可以用一个圆锥模型描述。在圆锥顶点($V=0$)代表黑色;在圆锥的底面中心处($V=\max, S=0$)代表白色。

本文算法为了检测出障碍物,除了在黑、白颜色分割区域外(默认灰色为道路颜色),还在 HSV 空间 H 分量中的红、黄、绿及其他颜色进行区域分割,颜色分割阈值如表 1 所示。

表 1 HSV 分割阈值范围

Table 1 The segmentation threshold range for the HSV

参数	黑	白	红	黄	绿	其他
$h_{\min}$	0	0	0,156	26	35	11,78
$h_{\max}$	180	180	10,180	34	77	25,155
$s_{\min}$	0	0	43	43	43	43
$s_{\max}$	255	30	255	255	255	255
$v_{\min}$	0	221	46	46	46	46
$v_{\max}$	46	255	255	255	255	255

5.3 两帧对应区域比较

两帧之间比较对应颜色区域首先需在分割的二值图像中提取轮廓,保存轮廓上所有连续的点,其中对轮廓点总数过小的轮廓筛除,并聚类同颜色下距离相近的轮廓,聚类的目的是防止如地面车道线被物体遮挡分隔,导致两帧中同一物体轮廓检测不一致而被判定为障碍物,因此聚类使被分隔物体重新归类防止误检。为了能进行数值对比,选择提取轮廓外接矩形的方法通过矩形的属性来量化比较。而对白色区域的矩形需特殊处理,若白色

区域含有过大轮廓则进行删除,如轮廓占据了全景图像80%长度或宽度,考虑到没有如此大的障碍物,认定该对象是车位线,则直接删除。

轮廓匹配与特征点匹配的要求不同,地面点无需全部检测出来,因此仅仅需要匹配上的对应点,而该步的轮廓可能含有障碍物部分,因此应对所有的轮廓都进行检测,分为匹配成功的轮廓与匹配失败的轮廓,即两帧中含有公共轮廓的部分,和只有其中一帧含有的轮廓部分。

设前一帧与当前帧中某一颜色区域的轮廓外接矩形分别为 $\boldsymbol{C}_{1x}(x=1,2,\cdots,a)$,$\boldsymbol{C}_{2y}(p=1,2,\cdots,b)$,$\boldsymbol{C}_{1xtl}$ 与 $\boldsymbol{C}_{2ytl}$ 分别是两帧轮廓外接矩形的左上角坐标,$\boldsymbol{C}_{1xbr}$ 与 $\boldsymbol{C}_{2ybr}$ 分别是两帧轮廓外接矩形的右下角坐标,C_{1xw} 与 C_{2yw} 分别是两帧轮廓外接矩形的宽度,C_{1xh} 与 C_{2yh} 分别是两帧轮廓外接矩形的高度,则需同时满足:

$$\begin{cases}(|\boldsymbol{C}_{1xtl}-\boldsymbol{C}_{2ytl}|<D_{tl})\cup(|\boldsymbol{C}_{1xbr}-\boldsymbol{C}_{2ybr}|<D_{br})\\ |C_{1xw}-C_{2yw}|<D_w\\ |C_{1xh}-C_{2yh}|<D_h\end{cases}\tag{22}$$

其中,D_{tl} 和 D_{br} 是两个外接矩形左上角和右下角的距离阈值,D_w 是两个外接矩形宽度阈值,D_h 是两个外接矩形高度阈值,即通过矩形的位置与大小属性比较两个轮廓是否是相互对应的,对应则归类为两帧中公共部分,而非对应的单一轮廓归类为非公共部分。公共部分中,再次通过比较矩形框位置与大小判别;非公共部分中,在该轮廓矩形范围内,比较另一帧同位置中的颜色分割二值图,计算异色像素占比,超过阈值则认为障碍物。如图9(a)所示,从上之下依次为红、黑、白 3 种颜色下的障碍物轮廓,通过对比轮廓外接矩形的位置与大小可将障碍物检测出来,如图 9(b)所示。

(a) 红、黑、白区域对比　(b) 两帧间对比得出障碍物
(a) Red, black, and white areas in contrast　(b) Obstacles between two frames

图 9　各个区域对比与障碍物提取

Fig. 9　Area comparison and obstacle extraction

6　实验与结果分析

为验证本文障碍物检测方法的有效性,在室外进行停车场的小型障碍物检测实验。4 个相同的鱼眼镜头分别位于汽车进气格栅车标上方、后侧车牌上方及左右后视镜下方,鱼眼镜头的分辨率是 1 920×1 080。记录汽车在停车场中行驶时地面车位点的检测结果和障碍物检测结果,地面车位点的检测结果如表 2 所示。

表 2　地面车位点检测误差

Table 2　Ground parking spot detection error

序列	检测车位点误差/pixel
1	1.54
2	1.21
3	1.26

共记录 3 种不同障碍物类型视频,视频 1 场景中包含路锥,方锥,路杆等静态障碍物,视频 2 中包含自行车,行人等动态障碍物,视频 3 中包含大件快递箱,垃圾桶,行李箱等不常见障碍物,障碍物检测结果如表 3 所示,并将检测结果与文献[2]比较,方法对比如表 4 所示。

表 3　检测障碍物数据结果

Table 3　Detection of obstacle data results

序列	*N*	*TP*	*FP*	*TPR*/%	*Precision*/%	*FAR*/%
1	366	348	24	95.1	93.5	6.5
2	234	217	20	92.7	91.6	8.4
3	264	254	19	96.2	93.0	7.0

表 3 中,*N* 为障碍物总样本数,*TP* 为正确检测障碍物的数量,*FP* 为错误地判定是障碍物数量,*TPR*(true positive rate)表示召回率,*Precision* 表示准确率,*FAR*(false alarm rate)表示误识率,相关公式如下。

$$TPR=\frac{TP}{N}\tag{23}$$

$$Precision=\frac{TP}{TP+FP}\tag{24}$$

$$FAR=\frac{FP}{TP+FP}\tag{25}$$

表 4　方法对比

Table 4　Method comparison

方法	*TPR*/%	*FAR*/%
文献[2]	90	7.8
本文方法	94.7	7.3

检测实验结果中,通过观察误检与漏检情况,发现有几个还需解决的问题,比如聚类时会将障碍物上的白色与车位线的白色混为一类导致了检测失误;车位线标识(如指示箭头)因位于边界在两帧图像中导致其大小不一而误检;此外,全景图像的拼接效果也影响到后期的检测结果。通过检测各个类型障碍物的试验结果,表明本文算法的障碍物检测效果较好,各个环节仍旧有改进空间,可进一步提高检测准确率。

7 结 论

本文提出一种汽车在泊车中基于全景环视视角下检测小型障碍物的算法,利用三维物体经过透视变换转换到全景图后发生的非线性变形特点,找到不同于地面点位移的区域,即图像中高于地面的区域。为计算自车运动估计,本文提出了一种以车道线的直角交点作为特征点的检测模型,并通过 SVD 分解法计算出,最后在 HSV 空间下对全景图像进行颜色分割,对各个区间单独处理各个颜色区域,通过比较前后帧对应区域的外接矩形的大小及位置,判定该区域是否为高于地面的部分,从而达到对障碍物的检测。在停车场中拍摄小型障碍物进行试验,3 段视频序列中共 864 个障碍物,平均召回率为 94.7%,平均误识率为 7.3%。实验结果表明本文算法对于检测停车场中的小型障碍物有一定的准确性与健壮性。

参考文献

[1] PRAKASH C D, AKHBARI F, KARAM L J. Robust obstacle detection for advanced driver assistance systems using distortions of inverse perspective mapping of a monocular camera [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 114: 172-186.

[2] 于红绯,刘威,袁淮,等. 基于子块运动补偿的运动目标检测[J]. 电子学报,2017,45(1):173-180.
YU H F, LIU W, YUAN H, et al. Moving object detection based on sub-block motion compensation[J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(1):173-180.

[3] 刘锐,陈凤翔,陈科羽,等. 基于双目视觉的障碍物检测方法研究[J]. 计算机测量与控制,2018,26(12):67-71.
LIU Y, CHEN F X, CHEN K Y, et al. Research on stereo vision-based obstacle detection method [J]. Computer Measurement & Control,2018,26(12):67-71.

[4] SUN B, LI W, LIU H, et al. Obstacle detection of intelligent vehicle based on fusion of lidar and machine vision[J]. Engineering Letters, 2021, 29(2), EL_29_2_41.

[5] 邱佳月,赖际舟,李志敏,等. 面向复杂场景的激光雷达地面分割算法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(11):244-251.
QIU J Y, LAI J ZH, LI ZH M, et al. A lidar ground segmentation algorithm for complex scenes[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2020,41(11):244-251.

[6] QI S, YU D. Railway obstacle detection based on radar and image data fusion[C]. Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 2021, 1965(1):012141.

[7] 冉光伟,王金华,张毅,等. 一种泊车系统超声波障碍物检测方法[J]. 汽车零部件,2021(1):85-90.
RAN G W, WANG J H, ZHANG Y, et al. Ultrasonic obstacle detection method of intelligent parking system[J]. Automobile Parts,2021(1):85-90.

[8] 陈之中,吴训成. 倒车环境下的网状障碍物识别技术[J]. 上海工程技术大学学报,2012,2601):23-26,39.
CHEN ZH ZH, WU X CH. Technology of mesh-shaped obstacles detection in backing environment[J]. Journal of Shanghai University of Engineering Science, 2012, 26(1):23-26,39.

[9] HU C. High-precision indoor robot dynamic obstacle detection with laser and camera[C]. Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 2021, 1952(2): 022006.

[10] 翟光耀,陈蓉,张剑锋,等. 基于毫米波雷达和机器视觉信息融合的障碍物检测[J]. 物联网学报,2017,1(2):76-83.
ZHAI G Y, CHEN R, ZHANG J F, et al. Tramway obstacles detection based on information fusion of MMV radar and machine vision [J]. Chinese Journal on Internet of Things,2017,1(2):76-83.

[11] XU H, LI S, JI Y, et al. Dynamic obstacle detection based on panoramic vision in the moving state of agricultural machineries[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 106104.

[12] 叶一飞,王建中. 基于点云的复杂环境下楼梯区域识别[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(4):124-133.
YE Y F, WANG J ZH. Stair area recognition in complex environment based on point cloud [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(4):124-133.

[13] 何壮壮,丁德锐. 基于 D-star 和 DWA 的改进机器人导航方法[J]. 电子测量技术,2019,42(12):122-128.
HE ZH ZH, DING D R. Improved robot navigation method based on D-star and DWA [J]. Electronic Measurement Technology,2019,42(12):122-128.

[14] 周治国,刘开元,郑翼鹏,等. 一种基于深度学习的高速无人艇视觉检测实时算法[J]. 北京理工大学学报,2021,41(7):758-764.
ZHOU ZH G, LIU K Y, ZHENG Y P, et al. A real-time algorithm for visual detection of high-speed unmanned surface vehicle based on deep learning[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology,2021,41(7):758-764.

[15] HE D, ZOU Z, CHEN Y, et al. Obstacle detection of rail transit based on deep learning[J]. Measurement, 2021, 176: 109241.

[16] ZAGHARI N, FATHY M, JAMEII S M, et al. The

improvement in obstacle detection in autonomous vehicles using YOLO non-maximum suppression fuzzy algorithm[J]. The Journal of Supercomputing, 2021, 77(11): 13421-13446.

[17] FANG R, CAI C. Computer vision based obstacle detection and target tracking for autonomous vehicles[J]. MATEC Web of Conferences, 2021, 336:07004.

[18] 姚万业,刘彤宇,姜锦涛. 大场景下的单图像相机标定[J]. 计算机仿真,2020,37(11):454-459.
YAO W Y, LIU T Y, JIANG J T. Large-scale scene calibration based on single image [J]. Computer Simulation,2020,37(11):454-459.

[19] ZHU H G. An efficient lane line detection method based on computer vision[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1802(3):032006.

[20] 陈勐韬,杨文采,颜萍,等. 基于 SVD 分解的二维空间数据融合方法[J]. 地球物理学进展,2020, 35(3): 940-949.
CHEN M T, YANG W C, YAN P, et al. Two-dimensional spatial data fusion method based on SVD decomposition[J]. Progress in Geophysics,2020, 35(3):940-949.

作者简介

常睿,2019 年于沈阳工业大学获得学士学位,现为沈阳工业大学信息科学与工程学院硕士研究生,主要研究方向为机器视觉检测、目标检测。
E-mail: changr2021@163.com

Chang Rui received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at the School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology. His main research interests include machine vision and object detection.

桑海峰(通信作者),沈阳工业大学信息科学与工程学院教授,主要研究方向为机器视觉检测、生物特征识别、深度学习。
E-mail: sanghaif@163.com

Sang Haifeng (Corresponding author) is a professor at the School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology. His main research interest include machine vision, biometrics identification and deep learning.