

基于标准路牌的车辆自定位



张善彬¹ 袁金钊¹ 陈辉¹ 王玉荣¹ 王杰¹ 屠长河²

1 山东大学信息科学与工程学院 山东 青岛 266237

2 山东大学计算机科学与技术学院 山东 青岛 266237

(bszsdu@163.com)

摘要 车辆自定位是自动驾驶及高级辅助驾驶的关键技术之一,快速准确的车辆自定位可及时为导航或智能驾驶系统提供自车位置信息。针对自动驾驶和高级辅助驾驶领域中复杂环境下的车辆定位问题,提出了一种基于标准路牌的车辆自定位方法。设计了一个包含标准路牌的简易数据库,该数据库中预存标准路牌的字符、尺寸和控制点坐标等信息。通过车载单目相机采集包含标准路牌的视频流图像,提取标识区域质心坐标为控制点,计算每一帧视频流图像与数据库基准图像之间的平面投影变换矩阵,采用运动约束和矩阵分解求取车载相机的稳定位置。在真实道路环境中对该方法进行实验测试,结果表明,所提方法在 30 m 以内定位精度可以达到 0.1 m,在 20 m 以内时定位精度可以达到 0.05 m。该方法成本低、简单可靠,可利用车载单目相机与标准路牌实现车辆在复杂交通路段的精准自定位。

关键词: 标准路牌;路牌数据库;单目相机;投影变换;运动限制

中图分类号 TP391.41

Vehicle Self-localization Based on Standard Road Sign

ZHANG Shan-bin¹, YUAN Jin-zhao¹, CHEN Hui¹, WANG Yu-rong¹, WANG Jie¹ and TU Chang-he²

1 School of Information Science and Engineering, Shandong University, Qingdao, Shandong 266237, China

2 School of Computer Science and Technology, Shandong University, Qingdao, Shandong 266237, China

Abstract Vehicle self-localization is one of the key technologies of automatic driving and advanced assistant driving. Fast and accurate vehicle self-localization can provide vehicle location information for navigation or intelligent driving system in time. Aiming at the problem of vehicle positioning in complex environment in the field of automatic driving and advanced assistant driving system, a vehicle self-localization method based on standard road signs is proposed. A simple database containing standard road signs is designed, in which information such as fonts, sizes and control point coordinates of the road signs are pre-stored. The video stream images containing the standard road signs are captured by a vehicle-mounted monocular camera. Centroid coordinates of the identification area are extracted as control points, and the planar projection transformation matrix between each frame of the video stream image and the database reference image is calculated. Motion constraints and matrix decomposition are used to obtain the stable position of the on-board camera. Experimental tests are performed in the real road environment. The results show that the positioning accuracy of proposed method within 30 meters can reach 0.1 meters, and 0.05 meters within 20 meters. This method is low-cost, simple and reliable, and can use on-board monocular camera and standard road signs to realize precise self-localization of vehicles in complex traffic sections.

Keywords Standard road sign, Road sign database, Monocular camera, Projection transformation, Constrained motion

1 引言

高精度的车辆定位技术在高级辅助驾驶(Advanced Driver Assistance System, ADAS)和自动驾驶领域中占据着重要角色,越来越受到人们的关注。全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)通常可以通过商用设备获得准确的位置。然而,建筑物、树木和隧道等障碍物可能会阻碍卫星信号的接收,使 GNSS 在某些区域无法实现

定位,并且存在多径效应以及更新效率低的问题。使用单一的传感器,如激光测距仪^[1]、惯性测量单元、声纳^[2]等无法在车辆密集的情况下实现无干扰高精度定位。惯性导航系统可以在 GPS 信号^[3]不稳定时收集车辆位置信息,但由于存在误差累计和陀螺仪漂移现象^[4],其准确性只能维持较短的时间。激光雷达能够获取高分辨率的汽车周围环境信息,并与 GPS 数据相结合,实现高精度的车辆定位,但激光雷达的成本太高,短时间内不能得到普遍推广^[5-6]。多传感器融合的定位系

到稿日期:2019-08-31 返修日期:2019-10-15 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:山东省自然科学基金(ZR2017MF057);山东省重点研发计划项目(2019GGX101018);国家重点基金子课题(61332015)

This work was supported by the Natural Science Foundation of Shandong Province, China(ZR2017MF057), Key R&D Project of Shandong Province, China(2019GGX101018) and Subtopics of National Key Fund (61332015).

通信作者:陈辉(huichen@sdu.edu.cn)

统逐步提高了车辆定位的准确性,Wei 等^[7]提出了一种测量仪辅助磁性匹配定位算法,并且加入视觉里程计作为辅助以解决不匹配和误差波动问题。磁导航预先在地面上铺设磁条、磁钉或射频识别设备,车辆经过时采集路径上的电磁信号来获取自身相对于预定轨迹的偏差,实现车辆的定位与导航。但是现实中路线繁多,场景复杂,此方法成本高且不够灵活,变更路线时需要重新铺设设备。

随着计算机视觉的发展,视觉传感器越来越多地用于车辆定位。Wei 等^[8]将双目相机、激光测距仪和 GPS 相结合进行定位。文献[9]使用单目相机和惯性测量单元(Intertial Measurement Unit,IMU)整合而成的系统进行定位。文献[10]通过卡尔曼滤波预估车辆的运动轨迹,在建立好的数字地图中估计出车辆的行驶位置。文献[11]通过车载双目相机和一个比对数据库进行车辆自定位,在数据库中匹配到相似图像后,利用双目视觉原理进行三角测量,从而获得车辆在现实世界中的位置。Wong 等^[12]构建了一种图像数据库,将车载单目相机采集的视频流图像与数据库预存的图像序列进行比对,得到准确的匹配结果,进而确定车辆在道路上的实际位置。该算法可精确定位车辆位置,但数据库的构建过程工作量较大,且城市建筑、植被以及道路环境变化较快,匹配成功率难以保证。文献[13]利用单目视觉里程计与粒子滤波相结合的方法实现车辆车道级别定位。文献[14]利用单目相机提取道路结构特征以进行定位,但该方法存在一些限制,特别是在弯路上存在轨迹漂移。近期,随着神经网络的发展,文献[15]首先利用立体相机与雷达传感器检测周围车况,再结合基于神经网络的变道检测系统来提高变道时的安全性,但是不能提供车辆的定位。

增强现实技术(Augmented Reality,AR)领域中,基于标志(Marker)的位姿估计^[16]应用广泛。其通过提取标志物特征点计算并分解单应性矩阵^[17]得到位姿结果,标志物检测和特征点提取的准确性直接影响矩阵的求解。文献[18]采用带有摄像头的智能设备读取室内环境中的 AR 标志,确定自身位置实现室内导航,此方法未达到厘米级的定位要求。文献[19]将基于扩展卡尔曼滤波器的迭代法与直接分解单应性矩阵求取位姿参数的方法相结合,在室内场景中得到了精确位姿。Wu 等^[20]实现了无人机基于标志的导航定位,将检测到的场景中的标识物与预存的标志物进行配准计算,同时将计算的距离信息等实时显示。文献[21]将惯性导航与视觉相结合,实现了无人机的定位导航,通过提取 Marker 中的四点计算并分解透视变换矩阵求得位姿。以上方法均是在室内近距离实现基于标志的定位,在室外环境中存在着更加复杂的干扰因素,如光照变化大、远距离下难以识别标志物、无法提取到标志物的控制点等。

为解决上述方法成本高、系统复杂度高和应用场景受限的难题,本文需要一个单目相机和构建好的路牌数据库,利用路边搭建好的标准路牌来实现车辆自定位。与目前的车辆定位方法相比,该方法为自动驾驶以及高级辅助驾驶提供了一种路牌标准,利用设计的路牌能够在远距离且光照变化的情况下准确地提取控制点,采用运动约束和矩阵分解求取车辆位置,实现车道级别定位。

2 系统框架

车辆行驶到交通路口或进入某路段时,车载单目相机采

集含有预置标准路牌的视频流图像,按以下步骤对获取的图像进行逐帧处理。首先,检测搭建在路边的自制标准路牌的红色标记区域,计算每个区域的质心,并将其作为标准路牌 4 个控制点的图像坐标,进而确定标准路牌在图像中的位置。其次,计算投影变换矩阵,利用之前得到的图像控制点坐标,得到数据库图像到视频流图像的变换矩阵。最后,计算车载相机位置,即车辆的位置,以标准路牌的中心为世界坐标的原点,在约束条件下分解投影变换矩阵,得到车载相机在该坐标系下的位置。通过计算得到横向距离 X ,将其与数据库中的距离进行比对,可以获得车辆所在的车道信息。该系统框架如图 1 所示。

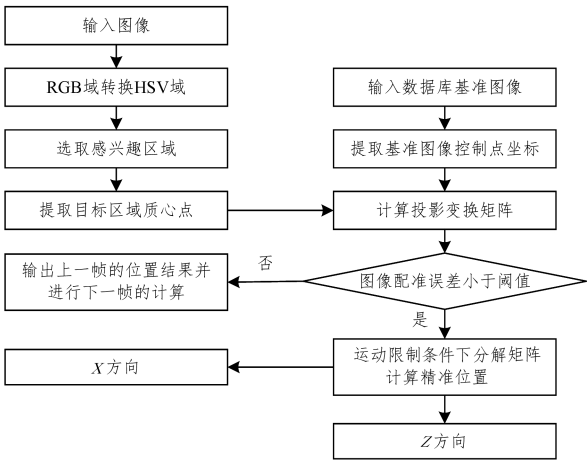


图 1 系统框架图
Fig.1 System frame diagram

3 数据库构建

本文所使用的数据库由标准路牌的相关信息组成:1)标识牌字符,每块标准路牌对应唯一一组数字英文组成的字符,如 A1 和 A2 等;2)标准路牌的控制点图像坐标;3)标准路牌中心距离每条车道线的距离信息。

本文所使用的标准路牌是长宽各为 1.5m 的矩形平面板,如图 2 所示。为提高检测成功率,用红色标记位于标准路牌顶点的标记区域。预先在道路一侧间隔 30m 左右架设 2~3 块标准路牌。标准路牌的尺寸和平整度与定位距离和精度密切相关,尺寸越大、平整程度越好,则定位距离越远、精度越高,反之则定位距离越近、精度越低。本文定义标准路牌中心为世界坐标系原点,标准路牌平面为世界坐标系 X 轴和 Y 轴所在的平面。

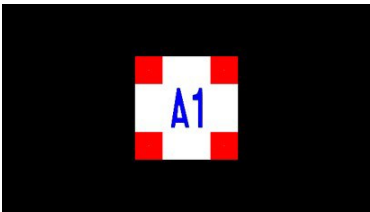


图 2 基准图像(电子版为彩色)
Fig.2 Reference image

(1)标准路牌控制点

标准路牌的控制点位于 4 个标记区域的质心。将单目相机的光心与标准路牌的中心对准,并间隔一定距离,标准路牌平面与相机成像平面保持平行,由此可以得到数据库基准图

像,从而进一步获得基准图像的质心点坐标。将坐标按照一定的顺序排列后与数据库中预存的数据点坐标一一对应。

(2) 标准路牌的精准方位信息

标准路牌与路的相对位置,即路牌中心到每条车道线的距离,其可以通过测量获得。

4 精确位置的计算

当车辆行驶到搭建有标准路牌的交通路口或路段时,车载单目相机检测到标准路牌时,开始进行精准的位姿估计,具体过程为:

(1) 检测标准路牌。

(2) 提取控制点,计算数据库基准图像到视频流图像的平面投影变换矩阵。

(3) 进行控制点和矩阵的准确性检测,对数据库图像与视频流图像进行配准,若配准误差过大,则输出上一帧位置的预测结果;若误差小于阈值,则进行下一步。

(4) 求解相机的位置。

在最终得到的位置参数中, X 和 Z 为相机在标准路牌坐标系中的坐标。

4.1 控制区域检测

控制点位于标准路牌 4 个红色区域的质心点。在 RGB 域中提取红色感兴趣区域时,很难排除粉红色、浅红色等干扰区域。因此,本文将视频流图像由 RGB 域转换到 HSV 域。首先,设定 HSV 颜色空间阈值,经多次实验统计确定,在以下阈值范围内可以准确检测输入图像的控制点区域。

(1) 色度 $H > 330$ 或 $H < 30$,可以排除橘黄色、粉红色及其他色彩;

(2) 饱和度 $S > 0.2$,可以排除红色纯度较低的区域;

(3) 亮度 $V > 0.2$,可以排除亮度较低的区域。

在实际道路上存在车辆尾灯、建筑物、红色植物等干扰;对于距离标识牌较远的区域,通过设定感兴趣区域来清除干扰;对于感兴趣区域(ROD)内的较小红色干扰,如植物和行人带来的红色干扰等,可通过设定面积阈值和长宽比阈值去除。图像预处理结果如图 3、图 4 所示。



图 3 二值化图像

Fig. 3 Binary image



图 4 ROI 提取

Fig. 4 ROI extraction

使用式(1)计算标准路牌红色控制区域二值化后的连通域质心,以获得控制点坐标。

$$x_p = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N}, y_p = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \quad (1)$$

其中, (x_p, y_p) 为连通区域质心点坐标, (x_i, y_i) 是连通域内所有像素点的坐标, N 为连通域内像素点的个数。计算获得的质心点坐标即为控制点坐标。控制点的坐标按照左上角、左下角、右上角、右下角的顺序进行排列,以便与数据库中预存的控制点坐标顺序对应。

4.2 平面投影变换矩阵

在获得视频流图像的 4 个控制点坐标之后,通过式(2)求得数据库图像到输入图像的 8 参数平面投影变换矩阵。

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} x_{db} \\ y_{db} \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 & m_3 \\ m_4 & m_5 & m_6 \\ m_7 & m_8 & m_9 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $[x_p \ y_p \ 1]^T$ 为视频流图像的控制点坐标, $[x_{db} \ y_{db} \ 1]^T$ 为数据库预存的控制点坐标, $\mathbf{M}$ 为平面投影变换矩阵。为验证求解控制点以及平移变换矩阵的准确性,将数据库基准图像配准到视频流的每帧图像上,在配准结果中,如果误差较大,则输出前一帧的位置计算结果。原图与配准示意图如图 5 所示。

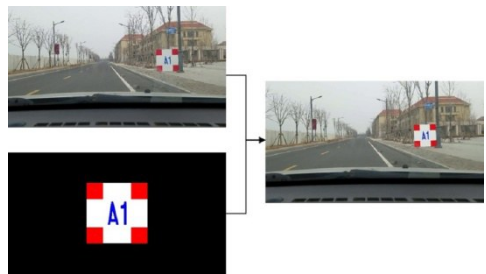


图 5 配准示意图

Fig. 5 Registration schematic diagram

4.3 计算相机位置

4.3.1 求解单应性矩阵

经典方法通过特征点匹配计算相机位姿,首先测量大量特征点位置,确保特征点的匹配精度;然后计算基础矩阵和本质矩阵;最后通过奇异值分解得到相机的旋转和平移量。但是该方法的计算量大,可靠性不高。本文提出了一种只需要求解实拍图像与正交基准图像之间的平面投影变换矩阵,便可得到相机位置的方法,无须进行复杂的基础矩阵计算。由于所需的标准路牌控制点均在一个平面上,因此 $Z_w = 0$ 。世界坐标系下的点可以表示为 $[X_w \ Y_w \ 0 \ 1]^T$,世界坐标到图像坐标的转换如式(3)、式(4)所示:

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{sK} \begin{bmatrix} \mathbf{r}_{p1} & \mathbf{r}_{p2} & \mathbf{r}_{p3} & \mathbf{t}_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} x_{db} \\ y_{db} \\ 1 \end{bmatrix} = \lambda \mathbf{K} \begin{bmatrix} \mathbf{r}_{db1} & \mathbf{r}_{db2} & \mathbf{r}_{db3} & \mathbf{t}_{db} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,式(3)为标准路牌到输入图像平面点的变换,式(4)为标准路牌到数据库图像平面点的变换。 $\mathbf{K}$ 为相机内的参数矩阵, $\mathbf{t}_p$ 和 $\mathbf{t}_{db}$ 为平移向量,由于控制点坐标在 $X-Y$ 平面上, $Z_w = 0$,旋转向量的 $\mathbf{r}_{p3}$ 和 $\mathbf{r}_{db3}$ 可以省略。因此,标准路牌平面到输入图像平面和数据库图像平面的单应性矩阵 $\mathbf{H}_p$ 和 $\mathbf{H}_{db}$ 如式(5)、式(6)所示:

$$\mathbf{H}_p=\mathbf{K}[\mathbf{r}_{p1} \quad \mathbf{r}_{p2} \quad \mathbf{t}_p]$$

(5)

$$\mathbf{H}_{db}=\mathbf{K}[\mathbf{r}_{db1} \quad \mathbf{r}_{db2} \quad \mathbf{t}_{db}]$$

(6)

由于数据库是正交基准图像,相机光心与标准路牌中心在一条直线上,测量该线段的距离 l ,则数据库中旋转平移矩阵如式(7)所示:

$$[\mathbf{r}_{db1} \quad \mathbf{r}_{db2} \quad \mathbf{t}_{db}]=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & l \end{bmatrix}$$

(7)

车载相机输入图像的控制点与世界坐标点的关系如下:

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{bmatrix}=\mathbf{sK}[\mathbf{r}_{p1} \quad \mathbf{r}_{p2} \quad \mathbf{t}_p]\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix}$$

(8)

令 $\mathbf{W}=[\mathbf{r}_{p1} \quad \mathbf{r}_{p2} \quad \mathbf{t}_p]$,即以标准路牌中心为坐标原点的世界坐标系到车载相机所在的相机坐标系的旋转平移矩阵。 $\mathbf{W}$ 中 $\mathbf{t}_p$ 分量包含所要求的距离信息。综合式(2)–式(8),可以求解得到式(9):

$$\mathbf{W}=\mathbf{K}^{-1}\mathbf{MK}[\mathbf{r}_{db1} \quad \mathbf{r}_{db2} \quad \mathbf{t}_{db}]$$

(9)

4.3.2 计算相机位置

构造 3×3 旋转矩阵 $\mathbf{R}=[\mathbf{r}_{p1} \quad \mathbf{r}_{p2} \quad \mathbf{r}_{p3}]$,由于旋转向量相互正交,可以求出 $\mathbf{r}_{p3}=\mathbf{r}_{p1}\times\mathbf{r}_{p2}$ 。此时旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 并不精确,对 $\mathbf{R}$ 进行进项奇异值分解,得到 $\mathbf{R}=\mathbf{UDV}^T$ 。由于 $\mathbf{R}$ 本身是正交的,因此 $\mathbf{D}=\mathbf{I}$,根据式(10)重新组成 $\mathbf{R}$,将 $\mathbf{R}$ 强制计算为精确的旋转矩阵 $\mathbf{R}'$ 。

$$\mathbf{R}'=\mathbf{U}\mathbf{I}\mathbf{V}^T$$

(10)

$\mathbf{W}$ 是由旋转矩阵和平移矩阵组成的,使用式(11)可以计算得到平移矩阵 $\mathbf{W}_p$ 。由旋转和平移组成,使用式(13)可以计算平移矩阵 $\mathbf{T}_p$ 。

$$\mathbf{T}_p=[\mathbf{T}_{p1} \quad \mathbf{T}_{p2} \quad \mathbf{T}_{p3}]=\mathbf{R}'^{-1}\mathbf{W}_p$$

(11)

其中, $\mathbf{T}_p$ 为 3×3 矩阵, $[\mathbf{T}_{p1} \quad \mathbf{T}_{p2} \quad \mathbf{T}_{p3}]$ 为矩阵 $\mathbf{T}_p$ 的 3 个列向量, $\mathbf{R}'^{-1}$ 为经强制转换后旋转矩阵的逆。利用式(12)对 $\mathbf{t}_p$ 进行归一化处理,可以求出相机位置,即相机在标准路牌坐标系下的坐标 $\mathbf{t}_p$ 。

$$\mathbf{t}_p=[\Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z]^T=\frac{\mathbf{T}_{p3}}{\|\mathbf{T}_{p1}\|}$$

(12)

上述计算得到了车辆的位置,然而在实验结果中发现,虽然计算车辆距离标准路牌的垂直距离符合实际情况,但是横向距离的计算结果不准确,并且前后帧相差很大。

经过分析,在实验过程中,汽车是面向标准路牌行驶,标准路牌平面与车载相机成像平面之间是平行关系,二者之间的旋转量是可以忽略的。因此,求出的旋转平移矩阵如式(13)、式(14)所示:

$$\mathbf{R}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{T}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & t_1 \\ 0 & 1 & 0 & t_2 \\ 0 & 0 & 1 & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(13)

$$\mathbf{R}*\mathbf{T}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & t_1 \\ 0 & 1 & 0 & t_2 \\ 0 & 0 & 1 & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(14)

本文采用 4 个控制点求解一般平面投影变换矩阵,由于该平面投影变换的自由度大于上述实际的平移旋转透视投影物理模型,导致矩阵分解有时出现不稳定解,即结果中出现横

向距离, X 方向不准确,并且前后帧相差较大。在实验过程中发现,平面投影变换矩阵 $\mathbf{M}$ 中的参数 m_2, m_4, m_7 和 m_8 按照式(13)、式(14)应为零,而实际求解出的值并不为零,而是一个十分接近于零的值。4 个不为零的参数影响了后续的计算结果,使得方程组成为了病态方程组。为解决这一问题,将这 4 个参数强制设置为零,即相机运动零旋转约束条件,再计算式(9)–式(12),从而可以得到十分准确的结果。表 1 列出了约束条件添加前后的实验结果,显然添加约束之前的前后帧结果变化很大,而添加约束之后的结果趋于稳定且准确,证明了采用运动约束解决了此方法中方程组病态求解的问题。

表 1 有无运动约束下横向距离(X)的结果对比

Table 1 Comparison of transverse distance (X) results with constraints

(单位:m)

帧数	无约束	有约束	实际距离
97	−1.51	3.65	4.00
98	3.12	3.87	4.00
99	2.91	4.11	4.00
100	2.19	3.97	4.00
101	1.07	3.91	4.00
102	−1.83	3.86	4.00
103	−0.28	4.01	4.00

图 6 中, ΔX 代表车载单目相机距离标准路牌中心的横向距离,由此可以推算出车辆所在的车道; ΔY 代表车载单目相机距离标准路牌中心的高差,由此可以推算出车辆所处位置的海拔,大多数道路是水平的,因此该分量可以不加以考虑; ΔZ 代表车载单目相机距离标准路牌平面的法线距离,即车辆到标准路牌的远近。

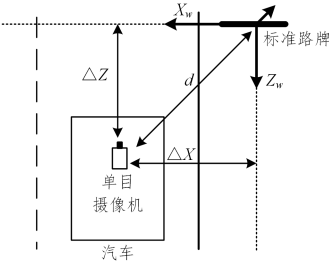


图 6 车载相机平移示意图

Fig. 6 Schematic diagram of on-board camera translation

5 实验分析与讨论

5.1 实验环境

由于不便于在城市复杂道路或路段开展实验,本文将实验地点设置在校园,搭建实际实验场景,校园内道路为双向两车道,车道宽 3.4 m。设立标准路牌,标准路牌与路面成 90° 夹角,标准路牌长宽各 1.50 m。

车载单目相机为普通手机相机,相机传感器型号为 SO- NY_IMX333,使用 Matlab 工具箱进行标定。拍摄视频每秒 30 帧,每帧图像大小为 1920×1080 像素。车辆行驶到复杂道路路口或者路段时,车速会控制在 40 km/h 以内,因此实验过程中将车速设定为 30 km/h。路牌距离每条车道线的距离经过测量已知,并将其作为定位的参考标准。

5.2 路牌检测对比

实验中,将自制的标准路牌与现有道路指示牌的检测进行比较,本文采用 HSV 域中颜色分割的方法对标准路牌与

现有的普通路牌的检测对比,由于普通交通指示牌基本是蓝色,因此 HSV 3 个通道的值需要做出相应的改变,取值分别为:1)色度 $200 < H < 280$; 2) 饱和度 $0.35 < S < 1$; 3) 亮度 $0.35 < V < 1$ 。

图 7 中,在普通路牌识别出来之后,因为普通路牌中没有明显的控制点区域,只能将 4 个顶点作为控制点进行计算,在 4 个顶点处可以看到路牌与检测框之间有明显的偏移,因此控制点坐标提取精度很难得到保证,而标准路牌突出了控制点的区域,如图 8 所示,针对控制点所在的区域进行检测提高了质心点坐标的检测效率。



图 7 普通路牌的 HSV 检测
Fig. 7 HSV detection of street sign



图 8 标准路牌的 HSV 检测
Fig. 8 HSV detection of standard road sign

下面对两种路牌进行 SVM 检测,结果如图 9、图 10 所示。



图 9 普通路牌的 SVM 检测
Fig. 9 SVM detection of street sign



图 10 标准路牌的 SVM 检测
Fig. 10 SVM detection of standard road sign

由表 2 可以看出,在 SVM 检测中标准路牌的检测准确率明显高于普通路牌,并且每帧的检测时间更短,证明了自制的标准路牌与普通路牌相比更容易进行检测。在 HSV 方法的实验结果对比中,标准路牌的检测结果优于普通路牌。标准路牌中控制点的提取准确率中也高于普通路牌的准确率。

由于使用 SVM 检测出路牌之后要进行颜色分割提取控制点,因此本文直接采用了在 HSV 域颜色分割的方法,其简单高效,且能在远距离光照不良时进行准确检测,结果如图 11 所示。表 3 列出了在不同的距离下标准路牌的检测准确率,考虑到在复杂的交通路口情况下的车速,该检测准确率可以满足要求。通过实验分析,自制的标准路牌检测准确率更高,并且提升了后续的处理效率。

表 2 路牌检测结果
Table 2 Road sign detection results

方法	路牌	准确率/%	误检率/%	耗时/ms
SVM	普通	71.85	42.6	105
	标准	92.56	4.3	85
本文 HSV	普通	96.00	2.4	78
	标准	98.00	0.5	63



图 11 远距离低光照检测
Fig. 11 Remote low-light detection

表 3 不同距离下标准路牌检测
Table 3 Accuracy of standard road sign detection under different distances

距离/m	正确率/%
<20	99.8
<40	98.2
<60	89.1
<80	83.6

5.3 结果分析

实验程序采用 C++ 结合 OpenCV 开发工具包编写,在 Inter Core i5 双核 3.2 GHz 处理器 8 GB 内存的计算机上运行。本文方法的 HSV 颜色分割耗时 63 ms,质心点提取耗时 6 ms,位置计算耗时 7 ms。在拍摄视频为每秒 30 帧的情况下,其可以达到实时定位要求。如采用硬件加速或者嵌入式并行算法,可以提高定位的效率。在视频序列中,截取连续 7 帧的结果,表 4 列出了标准路牌坐标系下车辆位置与实际位置的对比结果。可以看出,车辆每帧大约前进 0.303 m,与实际前进距离相比,误差较小。在横向位置计算结果中,车辆保持直线前进,与实际横向距离基本保持一致。

表 4 车辆位置计算结果
Table 4 Calculation results of vehicle position

帧数	X(横向)		Z(前进)	
	实验数据	实际距离(±0.05)	实验数据	实际距离(±0.05)
23	3.945	4.000	10.717	10.700
24	3.995	4.000	10.391	10.400
25	3.966	4.000	10.050	10.100
26	3.987	4.000	9.780	9.800
27	4.001	4.000	9.502	9.500
28	3.984	4.000	9.197	9.200
29	4.009	4.000	8.899	8.900
30	4.010	4.000	8.597	8.600
平均误差	0.019		0.013	

结束语 本文提出了一种基于标准路牌的单目视觉车辆自定位方法,在未来的驾驶领域发展中,自动驾驶以及高级辅助驾驶对道路指示牌检测的准确率及效率的要求会越来越高。此方法提出的标准路牌提高了检测的准确率与效率,且对在城市复杂交通路口车道级别的定位与导航有很好的适应性,主要用于低成本的车辆自动驾驶和辅助驾驶,也可用于虚拟车流现场模拟。与增强现实中基于 Marker 定位不同的是,本文设计的路牌能够在远距离低光照情况下准确提取控制点进行矩阵运算,实现了车辆在复杂多变场景中的远距离定位。我们设计了一个简易的数据库,预存标识板的尺寸和位置、标准路牌中心到车道线的距离和控制点坐标等信息。在视频流图像处理的过程中,提出了 HSV 颜色空间、感兴趣区域划分、连通域面积等条件约束,将检测到的视频流图像中的标准路牌的红色区域质心点作为控制点,并利用数据库中预存的基准图像的控制点坐标得出投影变换矩阵。最后,利用图像配准检验所得控制点和矩阵的准确性,并通过零旋转运动约束和矩阵分解得到相机的世界坐标位置,提高了车辆位置计算的鲁棒性。在模拟复杂交通路口的实验中,在自制标准路牌的条件下,有效的定位距离可以达到 50 m,在 30 m 的距离内定位精度可以达到 0.1 m,在 20 m 的距离内定位精度可以达到 0.05 m,在 15 m 内定位精度可以达到 0.015 m。该方法能够应用于复杂交通道路,以精确计算车辆的位置信息。

参 考 文 献

[1] ARMESTO L, TORNERO J. Robust and Efficient Mobile Robot Self-localization using Laser Scanner and Geometrical Maps [C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE, 2006.

[2] CHOI B S, LEE J J. Mobile robot localization scheme based on RFID and sonar fusion system[C]//IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2009 (ISIE 2009). IEEE, 2009.

[3] BENCHEIKH S, IBRIR S, BOUKRAA S. Attitude observers for accelerated vehicles using IMU and GPS measurements [C]//International Multi-conference on Systems. IEEE, 2015.

[4] CARON F, DUFLOS E, POMORSKI D, et al. GPS/IMU data fusion using multisensor Kalman filtering: introduction of contextual aspects[J]. Information Fusion, 2006, 7(2): 221-230.

[5] RUCHTI P, STEDER B, RUHNKE M, et al. Localization on OpenStreetMap data using a 3D laser scanner[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2015.

[6] HATA A Y, WOLF D F. Feature Detection for Vehicle Localization in Urban Environments Using a Multilayer LIDAR[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 17(2): 1-10.

[7] WEI D, JI X, LI W, et al. Vehicle localization based on odometry assisted magnetic matching [C] // International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation. IEEE, 2017.

[8] WEI L, CAPPELLE C, RUICHEK Y. Camera/Laser/GPS Fusion Method for Vehicle Positioning Under Extended NIS-Based Sensor Validation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 62(11): 3110-3122.

[9] LATEGAHN H, SCHREIBER M, ZIEGLER J, et al. Urban Localization with Camera and Inertial Measurement Unit [C] // IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2013.

[10] REZAEI S, SENGUPTA R. Kalman Filter-Based Integration of DGPS and Vehicle Sensors for Localization[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(6): 1080-1088.

[11] UCHIYAMA H, DEGUCHI D, TAKAHASHI T, et al. Ego-localization using streetscape image sequences from in-vehicle cameras[C]//Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2009.

[12] WONG D, DEGUCHI D, IDE I, et al. Vision-Based Vehicle Localization Using a Visual Street Map with Embedded SURF Scale [C] // Computer Vision – ECCV 2014 Workshops. Springer International Publishing, 2014: 167-179.

[13] NUR D, DHARMIZA S, SALLEH A, et al. Monocular visual odometry with road probability distribution factor for lane-level vehicle localization[C]//2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). IEEE, 2016.

[14] YU Y, ZHAO H, DAVOINE F, et al. Monocular visual localization using road structural features [C] // 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2014.

[15] SCHLECHTRIEMEN J, WEDEL A, HILLENBRAND J, et al. A lane change detection approach using feature ranking with maximized predictive power [C] // IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2014.

[16] YUAN J Z, CHEN H, ZHAO B, et al. Estimation of Vehicle Pose and Position with Monocular Camera at Urban Road Intersections[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2017, 32(6): 1150-1161.

[17] MARCHAND E, UCHIYAMA H, SPINDLER F. Pose Estimation for Augmented Reality: A Hands-On Survey [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22(12): 2633-2651.

[18] YANG G, SANIIE J. Indoor navigation for visually impaired using AR markers [C] // 2017 IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT). IEEE, 2017.

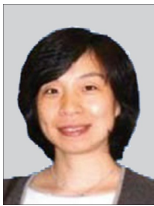
[19] MAIDI M, DIDIER J Y, ABABSA F, et al. A performance study for camera pose estimation using visual marker based tracking [J]. Machine Vision & Applications, 2010, 21(3): 365-376.

[20] WU W. Vision-based auxiliary navigation method using augmented reality for unmanned aerial vehicles [C] // IEEE International Conference on Industrial Informatics. IEEE, 2012.

[21] SANI M F, KARIMIAN G. Automatic navigation and landing of an indoor AR. drone quadrotor using ArUco marker and inertial sensors [C] // International Conference on Computer & Drone Applications. 2017: 102-107.



ZHANG Shan-bin, born in 1993, post-graduate. His main research interests include computer vision and image processing.



CHEN Hui, born in 1963, Ph. D, professor. Her main research interests include computer vision, 3D morphing and virtual reality.