

引用格式: 王冠, 李振龙. 基于反向双目识别的驾驶员分心检测[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(17): 82—88

Wang Guan, Li Zhenglong. Driver distraction detection based on reverse binocular recognition[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(17): 82—88

基于反向双目识别的驾驶员分心检测

王冠 李振龙*

(北京工业大学城市交通学院 北京 100124)

摘要 为检测分心驾驶状态,研究了基于反向双目的驾驶状态检测方法。首先,根据 Hough 算法进行车道线检测和识别,计算车辆偏航率;同时采用多点透视算法对驾驶员头部姿态进行估计;然后建立基于高斯隶属度函数模糊判断规则,根据车辆偏航率与驾驶员头部姿态对驾驶员驾驶状态进行识别。最后,采用所建立的驾驶员驾驶状态识别模型,对车道保持、换道行驶及分心行驶三种不同驾驶状态进行测试。结果表明,建立的驾驶员驾驶状态识别模型对上述三种状态检测准确率分别为 99.0%、86.7%、80.8%。

关键词 分心驾驶 车辆偏航率 头部姿态检测 驾驶状态识别 模糊规则

中图分类号 TP391.41; 文献标志码 B

分心驾驶已成为造成交通事故的重要原因之一。美国国家公路交通安全管理局(national highway traffic safety administration, NHTSA)的调查中指出^[1] 80% 车辆碰撞是由驾驶员分心,以及注意力不集中造成的。Lee 等^[2] 人将分心驾驶定义为驾驶员将注意力转向至与驾驶无关的活动,造成驾驶员视觉分心以及认知分心,导致操作能力下降。视觉分心和认知分心分别指驾驶员视线离开道路和意识离开道路^[3],两者都会影响驾驶员的驾驶操作行为。在驾驶过程中,驾驶员主要通过注视前方道路来获取驾驶信息;但是受到周围环境的影响,例如操作手机、观看路边广告牌等行为会导致驾驶员视线偏离前方注视区,造成驾驶过程中的视觉分心驾驶;而视觉分心严重影响驾驶员对当前交通环境以及当前道路认知程度,造成车辆偏离等结果,增加碰撞危险。因此,非常有必要对驾驶员视觉分心进行检测。

目前,驾驶员视觉分心的检测方法主要有眼动测量方法、视觉遮挡测量法、外周视觉检测任务法、基于驾驶行为的方法、基于车辆状态的方法和基于驾驶员状态的方法以及基于这些方法的信息融合。眼动测量仪通过记录眼动数据来测量驾驶员视线离开路面时间、闭眼时间以及头部转动等数据,可以提供准确和全面的眼动信息,在驾驶分心中有着广泛

的应用^[4]。视觉遮挡技术通过测量驾驶员视线离开道路区域的时间长度对驾驶分心进行检测。驾驶员在驾驶过程中只需要部分时间注意路面;而其他时间可以用来进行其他活动,通过设计某种遮蔽装置来遮挡驾驶员视线;同时驾驶员可以自主控制遮蔽装置的开闭,由此推算出驾驶员注视路面的需要时长,该方法普遍用于模拟条件下的驾驶分心研究^[5-7]。外周视觉检测任务测量方法针对驾驶行为进行双任务测量,通过测量外周视觉检测任务的绩效来评价驾驶者的驾驶行为;该方法主要用于驾驶任务车内信息系统,比如导航系统、使用电话等多任务绩效测量,通过任务绩效评价驾驶分心造成的认知和视觉负荷^[8-9]。基于驾驶行为的方法、基于车辆状态的方法和基于驾驶员状态的方法主要是根据驾驶员的操控行为,车辆的速度、偏航率,驾驶员的头部状态、眼睛状态等来判断是否分心。信息融合主要是采用信息融合技术对多种不同类型指标进行融合来判断是否分心。如根据驾驶员头部朝向以及环境地图直接进行匹配^[10]。根据眼动仪测量数据以及车辆参数,使用支持向量机模型对分心状态进行监测^[11]等。

综上所述,眼动测量方法虽然能提供更加精准全面的眼部信息,但所需设备成本高。视觉遮挡测量法成本低,但安全性低,一般只应用于模拟器驾驶。外周视觉检测任务法灵敏性高,但主要针对对车载设备所造成的分心。驾驶行为及车辆状态的信息融合方法结合人车路各要素,特征选择范围灵活,有助于综合识别驾驶员分心驾驶状态。视觉分心会

2017年12月25日收到

第一作者简介:王冠(1992—),硕士研究生。研究方向:控制工程。E-mail: gwang92@163.com。

* 通信作者简介:李振龙(1976—),博士,副教授。研究方向:智能交通。E-mail: lzl@bjut.edu.cn。

降低驾驶员的反应敏感度,造成车道偏离现象。马勇等^[12]研究驾驶员分心过程中分心时长和车道偏离的关系,发现驾驶分心过程中,车道偏离高于正常驾驶;并且随着分心时长而增长,增长速度也随之增加。因此本文采用反向双目分别检测车辆偏航率和驾驶员头部姿态,然后通过高斯隶属度函数模糊判断规则进行信息融合,对驾驶状态进行识别。

1 总体设计

采用反向双目基于计算机视觉分别对道路视频和驾驶员头部视频进行检测,如图1所示。为保证前后摄像头录取视频的同步性,使用 JADO 车载记录仪,同时录制前方道路视频和驾驶员头部视频,车载前置摄像头相对于地面高 1.3 m,放置在车内的挡风玻璃上方,视频大小为 1 920 × 1 080,每秒 30 帧。后置摄像头相对于地面高 1.4 m,放置在车内驾驶员的前方,视频大小为 720 × 480,每秒 30 帧。

基于反向双目识别的驾驶员分心检测主要包括信息采集、特征提取和驾驶状态判别三部分,如图2所示。信息采集通过反向双目同时采集道路和驾驶员头部视频;特征提取是对采集的视频进行处理,提取车辆偏航率和驾驶员头部姿态特征;驾驶状态判别是采用模糊规则建立驾驶状态识别模型,对驾驶状态(车道保持、换道行驶和分心行驶)进行识别。

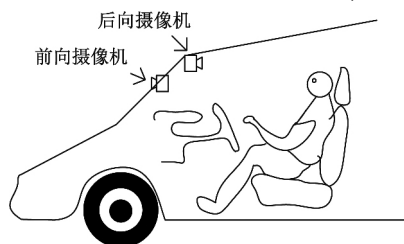


图1 车载摄像头安装示意图

Fig. 1 Diagram of the car camera installation

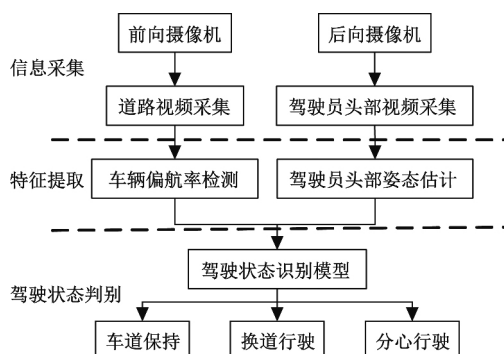


图2 驾驶员分心检测系统框架

Fig. 2 System framework of driver distraction detection

2 特征提取

2.1 偏航率检测

检测车辆偏航率流程如图3所示。首先对图像进行预处理,为了排除天空等无关像素信息,提高车道线检测的准确性,取图像下方 1/3 区域作为 ROI 进行车道线检测与识别。使用高斯滤波对图像进行平滑去噪,同时进行灰度变换,加强车道线灰度特性。采用 Canny 算子进行边缘检测,与 Sobel、Prewitt 等算子相比, Canny 算子误判率低并抑制虚假边缘,定位精确度高;在边缘检测得到车道线后,利用 Hough 检测方法提取出图像中直线的参数。根据车道线的特征,设定 ρ 和 θ 的范围,最后进行累积得到车道线的参数,如图4所示,该算法检测效果较好。

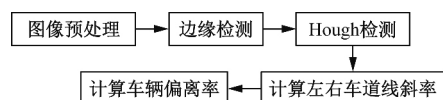


图3 汽车偏航率检测流程图

Fig. 3 Flow chart of vehicle departure rate recognition

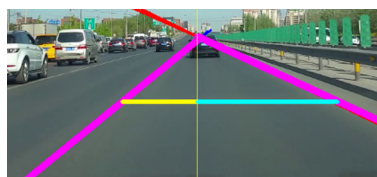


图4 车辆偏航率检测

Fig. 4 Vehicle departure rate detection

根据检测到的参数 ρ 和 θ , 计算车道线的斜率 k , 并根据 k 值确认左右车道线, 当 $k < 0$ 检测出的车道线标记为左车道线, 当 $k > 0$ 时, 检测出的车道线标记为右车道线。最后采用摄像机的成像几何性质^[13], 计算车辆偏航率 ε 。

$$\varepsilon = \frac{|k_{\text{left}}| - |k_{\text{right}}|}{|k_{\text{left}}| + |k_{\text{right}}|} \quad (1)$$

式(1)中: k_{left} 、 k_{right} 分别指左、右车道线斜率; $\varepsilon > 0$ 时, 车辆向右偏离, 当 $\varepsilon < 0$ 时, 车辆向左偏离。

2.2 头部姿态检测

头部姿态估计是指确定头部图像在三维空间中的相对于相机的旋转和平移。头部姿态估计方法主要有基于几何特征模型方法^[14,15]、基于机器学习的方法^[16,17]、基于表观模型的估计方法^[18]等, 其中几何方法是根据 4~5 个人脸特征组成人脸几何模型, 并进行头部姿态估计。当头部旋转过程中, 人脸的特征点也随之发生相应的位置变化, 根据变化规则来估计头部姿态。该方法模型简单, 计算迅速, 准确率高。由于本实验中摄像头位置固定并且驾驶员位置基本不变, 特征点相对位置固定, 可以得到较为

准确的定位,因此选择几何模型。

对于特征点定位,采用 PNP 算法^[19],即给定 n 个特征点与图像中 n 个匹配点,计算投影关系,得到头部姿态。如图 5 所示, O_c 为相机中心,成像平面为二维图像平面 P 所处为三维世界坐标系。假设已知 P 点三维坐标 (X_w, Y_w, Z_w) , 以及世界坐标相对于摄像机坐标的旋转矩阵和平移矩阵 (R, T) , 则可以计算出 P 点在摄像机坐标中的位置 (x_c, y_c, z_c) :

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} + T \quad (2)$$

展开 R 和 T 得到:

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} & t_x \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} & t_y \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: R, T 是需要求解的头部姿态参数。

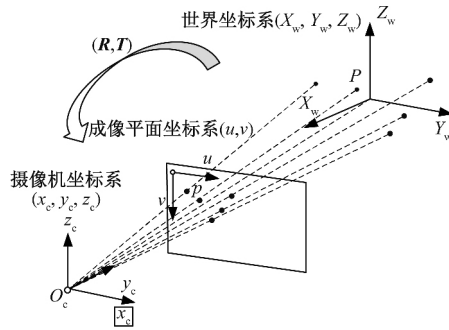


图 5 透视原理

Fig. 5 Perspective principle

假设已知三维特征点以及对应的二维坐标点 $p(u, v)$ 在没有径向畸变情况下,则图像中点 p 的坐标为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = q \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(4)中: f_x 和 f_y 为 x 和 y 方向上的焦距; (c_x, c_y) 为光学中心; q 为投影比例。

假设相机不存在径向畸变,将图像中心近似光学中心,像素宽度近似相机焦距。结合式(3)得到:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = q \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} & t_x \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} & t_y \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

主要利用 opencv 库求解 R, T 矩阵,获得头部姿态信息。根据 dlib 库中面部标志探测器 shape_predictor_68_face_landmarks 提供的 68 个标注点三维

头部模型,选取两个眼角,两个嘴角和下巴五个位置作为特征点,如图 6 所示。

根据得到的二维标注点估计出头部 3D 姿态,为了更加直观地在视频中表示当前驾驶员的头部姿态,将鼻尖作为起点,以世界坐标 $(0, 0, 500.0)$ 对应的二维位置为终点,得到头部朝向投影线段,图 7 为三种不同头部姿态的检测结果,可以看出,采用 PNP 算法的头部三维姿态估计效果较好。则投影线段长度近似为驾驶员头部偏离幅度 d ,斜率近似为偏离方向 K 。



图 6 人脸特征点标注

Fig. 6 Tagging of feature points on face

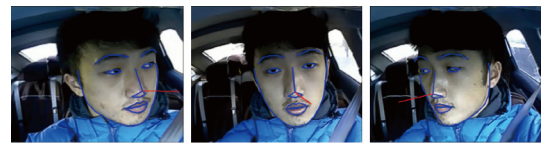


图 7 头部姿态估计结果

Fig. 7 Result of head pose estimation

3 驾驶状态识别模型

基于模糊规则建立驾驶状态识别模型,对提取到的车辆偏航率和头部姿态特征进行模糊化,根据实验数据建立模糊规则,对驾驶员状态进行识别。

3.1 输入的模糊化

将车辆偏航率及头部姿态估计结果结合设计驾驶状态识别模型。所设计识别模型输入量分别为车辆偏航率 ε 、头部偏离幅度 d 以及偏离方向 K ,输出量为当前驾驶员驾驶状态 S 。

对于车辆偏航率以及头部偏离幅度均采用高斯隶属度函数进行模糊划分,针对车辆偏航率 ε ,共划分为 5 个模糊集 $\varepsilon = [\text{右大幅度偏离}(\varepsilon_1), \text{右中幅度偏离}(\varepsilon_2), \text{小幅度偏离}(\varepsilon_3), \text{左中幅度偏离}(\varepsilon_4), \text{左大幅度偏离}(\varepsilon_5)]$,所选择的高斯隶属度函数如式(6)所示:

$$\begin{cases} U(\varepsilon) = e^{-\left(\frac{\varepsilon - \mu}{\sigma}\right)^2}, & \varepsilon \in [-1, 1] \\ \sigma = \sqrt{\frac{-\varepsilon_{\text{step}}^2}{8 \ln 0.5}} \\ \varepsilon_{\text{step}} = \frac{\varepsilon_{\text{max}} - \varepsilon_{\text{min}}}{\varepsilon_{\text{set}} - 1} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中: a 为分布均值; σ 为正态分布方差; $\varepsilon_{\text{step}}$ 为模糊集合的步长; ε_{set} 为划分区间数。

得到隶属度图像如图 8 所示。

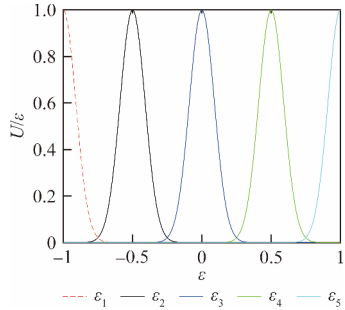


图 8 车辆偏航率隶属度

Fig. 8 Membership of vehicle departure rate

针对头部偏离幅度,根据驾驶员实际偏离情况, d 论域为 $[0, 300]$,共划分为 3 个模糊集,分别为 $d =$ [偏离幅度小(d_1),偏离幅度中(d_2),偏离幅度大(d_3)]。所选择高斯隶属度函数如下:

$$\begin{cases} U(d) = e^{-\left(\frac{d-a}{\sigma}\right)^2}, & d \in [0, 300] \\ d_{\text{step}} = \frac{d_{\text{max}} - d_{\text{min}}}{d_{\text{set}} - 1} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中: a 为分布均值; σ 为正态分布方差,实验中,由于相机高度与头部高度不一致,因此投影时存在一定的误差,根据实验数据结果, σ 分别取 80、20、50; d_{step} 为模糊集合的步长; d_{set} 为划分区间数。

得到如图 9 所示下隶属度图像。

头部偏离方向 K 分为左、右、上、下四个方向,头部偏离幅度分为大、中、小,因此在空间上共有 12

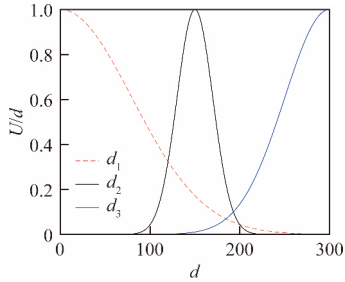


图 9 头部偏离隶属度

Fig. 9 Membership of head deviation

个区间。其中当头部偏离幅度为大时,视线完全偏离道路区域,当偏离幅度为小时,视线范围仍在道路区域内,此时方向因素可以忽略,因此,只在偏离幅度为中时,对方向进行判别,最后将 12 种头部姿态合并为 6 种姿态: $D =$ [幅度偏离大(D_1),左方向幅度偏离中(D_2),右方向幅度偏离中(D_3),下方向幅度偏离中(D_4),上方向幅度偏离中(D_5),幅度偏离小(D_6)]。

对于所建立的识别输出值,驾驶员的状态共分为三个状态 $S =$ [车道保持(s_1),换道行驶(s_2),分心驾驶(s_3)]。

3.2 模糊规则的建立

为了得到输入到输出之间的关系,根据实验视频,得到具体规则如表 1 所示。

4 实验测试

4.1 实验检测

项目程序软件搭载环境为 C++ 和 opencv 库,硬件环境为 intel 7, 2.4 GHz 8 G RAM,实验道路为北京市双龙路以及校园内道路。选取不同场景下的数据进行测试,包括实验 1(车道保持),实验 2(换道行驶),实验 3(分心行驶)三个驾驶状态。

实验 1 中,驾驶员在车道保持行驶过程中未出现分心行为,实验路段为北京市双龙路直行车道,视频帧数为 210 帧。图 10 为车道保持时的车辆偏航率以及头部姿态数据。由图 10(a)可知,在车道保持状态,车辆偏航率在一定范围内波动,但偏航率区间均为小幅度偏离。由图 10(c)可以观察到,驾驶员基本处于车道保持状态。

实验 2 中,驾驶员在换道行驶过程中未出现分心行为,让驾驶员进行左换道行为,实验路段为四车道,对驾驶员头部和车道线同时进行检测,实验视频帧数 240 帧。图 11 为换道状态下测得的偏航率和头部姿态数据。由图 11(a)可以观察到在 95 帧左右时,车辆偏航可知,在进行左换道时率迅速增长,随着时间的增长,向左的偏航率越来越大,直至跨越左车道线。根据驾驶经验,由于观察后视镜等行为,

表 1 驾驶状态模糊规则表

Table 1 Fuzzy rule of driving behavior

头部姿态	车辆偏航率				
	ε_1 (右大)	ε_2 (右中)	ε_3 (小)	ε_4 (左中)	ε_5 (左大)
D_1 (大)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)
D_2 (左中)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_1 (车道保持)	s_2 (换道行驶)	s_2 (换道行驶)
D_3 (右中)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_1 (车道保持)	s_2 (换道行驶)	s_2 (换道行驶)
D_4 (下中)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)
D_5 (上中)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)	s_3 (分心行驶)
D_6 (小)	s_2 (换道行驶)	s_2 (换道行驶)	s_1 (车道保持)	s_2 (换道行驶)	s_2 (换道行驶)

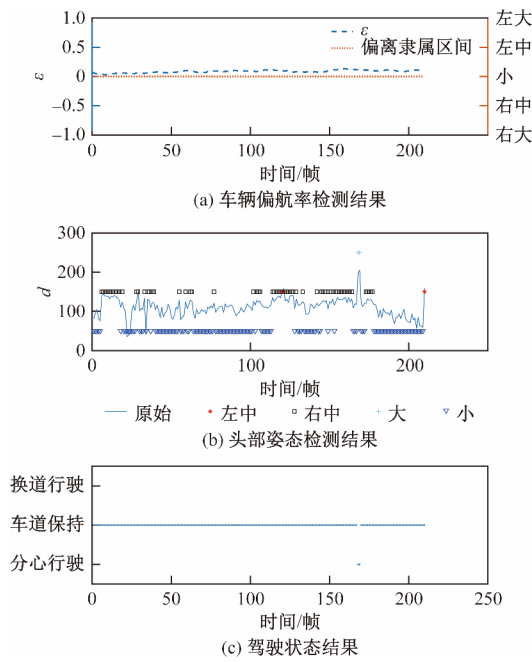


图 10 车道保持检测

Fig. 10 Detection of lane keeping

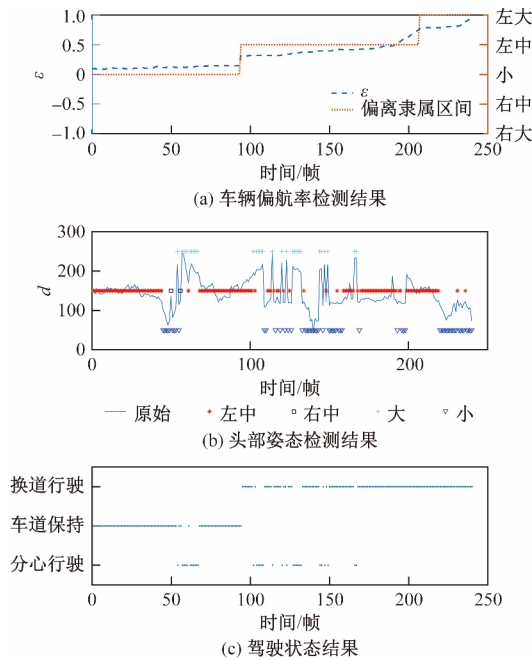


图 11 换道行驶检测

Fig. 11 Detection of lane changing

驾驶员头部会向左偏离,在图 11(b) 中,可以观察到驾驶员在最开始头部向左中幅度偏离,然后头部回正,之后再向左偏离的一个交替行为,此特征符合驾驶员在换道行驶中的行为特征。图 11(c) 为驾驶状态结果,由图中可以观察到,在 95 帧之后,驾驶员基本处于换道行驶状态。

实验 3 中,要求驾驶员进行视觉分心行为,比如观察路边建筑物、看手机等,实验视频帧数 410 帧。

图 12 为分心驾驶中偏航率以及头部姿态检测结果,由图 12(a) 中可以观察到驾驶员开始有着小幅度的偏离,随着分心时间的增长,偏航率逐渐变大。图 12(b) 中,驾驶员头部因为分心任务,有不同幅度以及方向的偏离。图 12(c) 为分心结果。

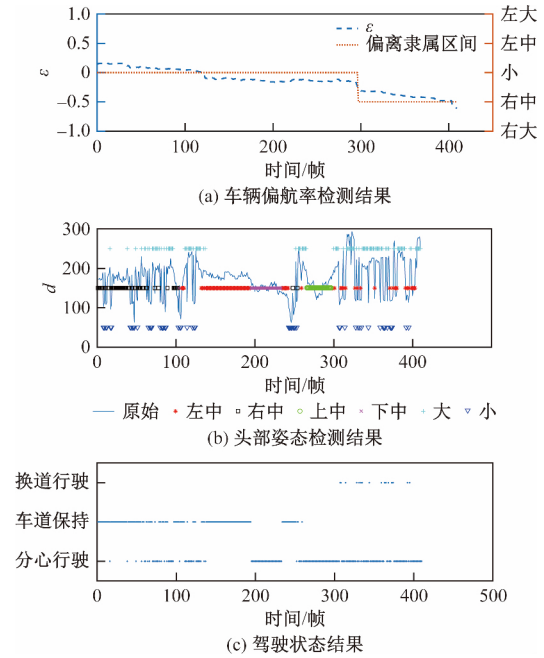


图 12 分心驾驶检测

Fig. 12 Detection of driver distraction

4.2 实验结果评估

为了对提出的基于双目视觉的驾驶员分心识别模型进行评估,将该模型的检测结果与人工标定的驾驶状态进行对比,采用漏检帧数、误检帧数和准确率三个指标来定量分析。计算结果如表 2 所示。其中,驾驶状态模型漏检帧数指两个特征检测同时出现漏检。由表可知,车辆偏航率检测准确率较高,即使头部姿态检测准确率较低,在使用驾驶状态识别模型后,检测效果仍较好。

表 2 实验检测结果

Table 2 Experimental result

驾驶场景	检测指标	特征检测		驾驶状态识别模型检测
		头部姿态检测	车道线检测	
车道保持 (210 帧)	漏检帧数/帧	0	0	—
	误检帧数/帧	0	85	2
	准确率/%	100	65.71	99
换道行驶 (240 帧)	漏检帧数/帧	16	18	5
	误检帧数/帧	14	32	27
	准确率/%	85.71	83.33	86.7
分心行驶 (410 帧)	漏检帧数/帧	0	23	—
	误检帧数/帧	18	127	46
	准确率/%	95.6	63.41	80.83

5 结论

为检测驾驶员分心驾驶状态,本文基于反向双目对车辆偏航率和驾驶员头部姿态同时进行检测。在 Hough 变换算法的基础上,对车道线进行检测和识别,并根据摄像机成像的几何性质计算车辆偏航率,在不同场景下达到了较高的准确率。对于头部姿态检测,采用多点透视算法进行姿态估计,计算出头部偏离的幅度以及方向。根据实验获得数据,建立驾驶状态模糊规则表,对当前驾驶员状态进行判断。实验分别选取道保持、换道行驶及分心行驶三种不同驾驶状态进行检测,结果表明建立的驾驶员状态识别模型准确率较高。由于视频检测算法造成的误差,使得模型算法参数的选取对视频检测结果依赖性较强,下一步工作需要继续对模型算法参数进行自适应优化。

参 考 文 献

- 1 Klauer S G, Dingus T A, Neale T V, *et al.* The impact of driver inattention on near-crash/ crash risk: An analysis using the 100-Car naturalistic driving study data. Washington, D. C.: NHTSA, 2006
- 2 Lee J D, Young K L, Regan M A. Defining driver distraction: theory, effects, and mitigation. Boca Raton: CRC Press, 2008; 13(4): 31—40
- 3 Victor T W, Harbluk J L, Engström J A. Sensitivity of eye-movement measures to in-vehicle task difficulty. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2005; 8(2): 167—190
- 4 Recarte M A, Nunes L M. Effects of verbal and spatial-imagery tasks on eye fixations while driving. Journal of Experimental Psychology: Applied, 2000; 6(1): 31—43
- 5 Recarte M A, Nunes L M. Mental workload while driving: effects on visual search, discrimination, and decision making. Journal of Experimental Psychology: Applied, 2003; 9(2): 119—137
- 6 Backs R W, Lenneman J K, Wetzel J M, *et al.* Cardiac measures of driver workload during simulated driving with and without visual occlusion. Human Factors, 2003; 45(4): 525—538
- 7 Van d H R. Occlusion as a measure for visual workload: an overview of TNO occlusion research in car driving. Applied Ergonomics, 2004; 35(3): 189—196
- 8 Harms L, Patten C. Peripheral detection as a measure of driver distraction: A study of memory-based versus system-based navigation in a built-up area. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2003; 6(1): 23—36
- 9 Patten C J D, Kircher A, Östlund J, *et al.* Using mobile telephones: cognitive workload and attention resource allocation. Accident Analysis & Prevention, 2004; 36(3): 341—350
- 10 Doshi A, Trivedi M. Investigating the relationships between gaze patterns, dynamic vehicle surround analysis, and driver intentions. Intelligent Vehicles Symposium. New York: IEEE, 2009: 887—892
- 11 Liang Y, Reyes M L, Lee J D. Real-time detection of driver cognitive distraction using support vector machines. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007; 8(2): 340—350
- 12 马 勇,石涌泉,付 锐,等. 驾驶人分心时长对车道偏离影响的实车试验. 吉林大学学报(工学版), 2015; (4): 1095—1101
- Ma Yong, Shi Yongquan, Fu Rui, *et al.* Impact of driver's distracted driving time on vehicle lane departure. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2015; (4): 1095—1101
- 13 余厚云,张为公. 直线模型下的车道线跟踪与车道偏离检测. 自动化仪表, 2009; (11): 1—3
- Yu Houyun, Zhang Weigong. Lane tracking and departure detection based on linear model. Process Automation Instrumentation, 2009; (11): 1—3
- 14 孔英会,高 超,车麟麟. 一种基于显著性和部件模型的无约束条件人脸检测方法. 科学技术与工程, 2016; 16(34): 97—102
- Kong Yinghui, Gao Chao, Che Linlin. A method using saliency and part-based model for automatic face detection in unconstrained conditions. Science Technology and Engineering, 2016; 16(34): 97—102
- 15 陈书明,陈锻生. 基于改进 LPP 的头部姿态估计方法. 计算机工程与设计, 2011; 32(12): 4218—4222
- Chen Shuming, Chen Duansheng. Head pose estimation based on improved LPP. Computer Engineering and Design, 2011; 32(12): 4218—4222
- 16 李利民,刘明辉. 基于机器学习算法的人脸识别鲁棒性研究. 中国电子科学研究院学报, 2017; 12(2): 219—224
- Li limin, Liu Minghui. Research on the robustness of face recognition based on machine learning algorithms. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2017; 12(2): 219—224
- 17 周彩霞,易江义. 基于改进 BP 网络的人脸检测与定位. 科学技术与工程, 2008; 8(6): 1605—1609
- Zhou Caixia, Yi Jiangyi. Human face detection and location method based on improved BP network. Science Technology and Engineering, 2008; 8(6): 1605—1609
- 18 Zhou M, Liang L, Sun J, *et al.* AAM based face tracking with temporal matching and face segmentation. Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2010: 701—708
- 19 秦丽娟,胡玉兰,魏英姿,等. 基于模型的单目视觉定位方法研究概述. 第三届全国虚拟仪器大会论文集. 桂林: 仪器仪表学报, 2008: 530—533
- Qin Lijuan, Hu Yulan, Wei Yingzi, *et al.* Research overview of location method for model-based monocular vision. The 3rd National Virtual Instruments Conference. Guilin: Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008: 530—533

Driver Distraction Detection Based on Reverse Binocular Recognition

WANG Guan , LI Zheng-long^{*}

(Transportation Beijing University of Technology , Beijing 100124 , China)

[Abstract] In order to detect the driver distraction , the detection method of driver behavior was proposed based on reverse binocular recognition. Firstly , vehicle departure rate was obtained by lane detection and recognition based on Hough transformation. At the same time , perspective- n -point(PNP) algorithm was used to estimate the head pose of driver. Then , a fuzzy rule based on Gaussian membership function was established , with which the driver behavior was obtained base on the head pose and vehicle departure rate. Finally , the established driver behavior recognition model was used to test three different driving states including lane keeping , lane changing and distraction driving. The results show that accuracy rates of the driver behavior recognition for the above three states are 99.0% , 86.7% , 80.8% respectively.

[Key words] distracted driving vehicle departure rate head pose estimation driver behavior recognition model fuzzy rule