

# Review on the Automotive Intelligent Protective Technology for Occupant Safety

REN Lihai<sup>1</sup>, CHEN Jianzhuo<sup>1</sup>, FAN Tiqiang<sup>2</sup>, LUO Zhiqin<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup> Chongqing University of Technology, Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology for Automobile Parts (Ministry of Education), Chong Qing, China, 400054

<sup>2</sup> China Automotive Engineering Research Institute Co., Ltd., Chong Qing, China, 401120

Email: lihai.ren@cqut.edu.cn

**Abstract:** With the development of automotive industry, the coupling relationship between traffic elements is increasing, and the road traffic environment is more complex, which puts forward higher safety requirements for the intelligent vehicles. Traditional active or passive safety technologies are difficult to satisfy the safety requirements under the intense interaction of traffic elements. Study of automotive safety requires systematic, collaborative and intelligent methods. This paper exemplifies automotive intelligent protective technology by describing the advancement, current challenges and prospective tendencies from three perspectives: driver states monitoring system, active-passive cooperative protection and injury risk prediction.

**Keywords:** Road Traffic Safety; Occupant Protection; Driver Status Detection; Active and Passive Integrated Protection; Passenger Injury Risk Prediction

## 面向乘员安全的汽车智能防护技术综述

任立海<sup>1</sup>, 陈建卓<sup>1</sup>, 范体强<sup>2</sup>, 罗志秦<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 重庆理工大学汽车零部件先进制造技术教育部重点实验室, 重庆, 中国, 400054

<sup>2</sup> 中国汽车工程研究院股份有限公司, 重庆, 中国, 401120

Email: lihai.ren@cqut.edu.cn

**摘要:** 随着汽车智能化和网联化技术的发展, 交通对象间的耦合关系不断增强, 道路交通环境更为复杂多变, 这对汽车行驶安全性能提出了更高的要求。传统的主、被动安全技术难以满足交通要素强交互作用下的行车安全需求, 需要以系统性、协同化和智能化的思想去研究汽车的安全问题。本文以汽车智能防护技术为例, 从驾驶员状态检测、主被动协同防护及损伤风险预测三个方面详细介绍了以人的安全为核心的汽车智能安全技术的发展状况, 并对其目前存在的技术挑战以及未来发展趋势进行了分析。

**关键词:** 道路交通安全; 乘员防护; 驾驶员状态检测; 主被动协同防护; 乘员损伤风险预测

## 1 引言

随着社会发展以及人口增长, 人均汽车保有量逐年增长, 交通安全问题成为了国家和社会重点关注的问题。2021年, 我国共发生273098起道路交通事故, 伤亡人数达到343665人, 由道路交通事故直接造成的财产损失高达145035.9万元<sup>[1]</sup>。可见随着汽车行业的发展, 交通安全问题形势依然十分的严峻, 安全技术仍是汽车领域最重要技术之一。得益于计算机软硬件技术、传感器、人工智能及通信技术的发展, 大量研究人员投身于汽车安全技术的开发应用以提高智能汽车的驾驶安全性能, 进而减少事故的发生以及保障乘员的生命安全。

汽车智能防护的主要目的是抑制乘员在危险工况中的损伤的产生与发展, 其相关研究涉及损伤基础理论、损伤量化分析、自适应防护系统等多个方面。其利用车载传感器实时检测到的人-车-路系统多源信息, 能够实时进行风险辨识, 通过警示驾驶员或介入操纵来规避风险。倘若事故风险无法避免, 安全系统将在预碰撞阶段调

---

项目资助信息: 重庆市技术创新与应用发展专项面上项目  
(cstc2019jscx-msxmX0412)

整约束系统，最大限度地保护车内人员的生命安全。并且能评估碰撞发生后的乘员伤情，便于医疗机构及时提供救援，避免乘员因伤情恶化。

通过相关研究的调研，本文从时域层面将智能防护技术划分为三个阶段的安全技术，即正常驾驶阶段的驾驶员状态监测（driver states monitoring system，DMS）、碰撞发生时的主被动协同防护（active-passive cooperative protection）的以及碰撞发生前后的乘员损伤风险预测（injury risk prediction），如图 1 所示。本文介绍了其相关的研究背景以及最新研究成果，分析了目前依旧存在的技术难题并对未来发展方向进行了展望。

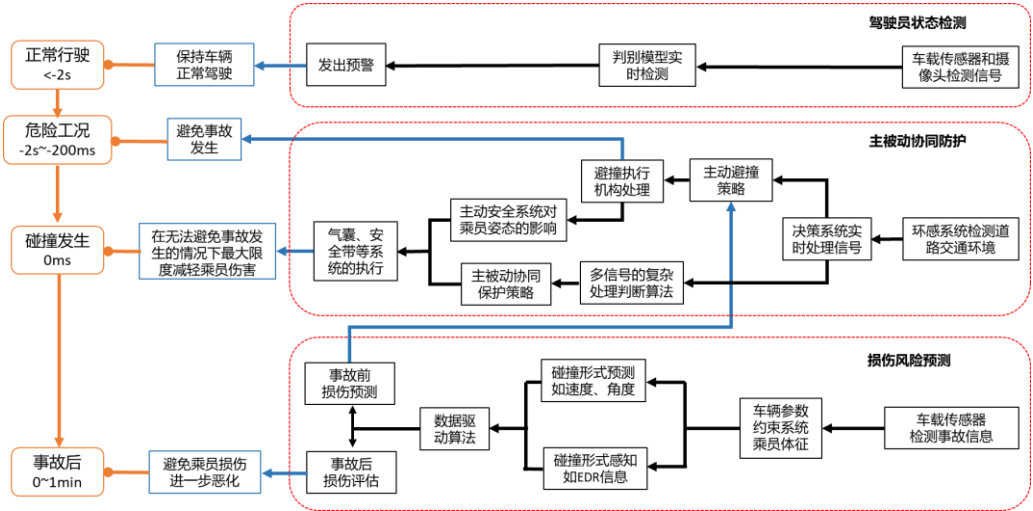


Fig.1 Automotive intelligent protective technology

图 1 汽车智能防护技术

## 2 驾驶员状态检测

根据我国公安交通管理局发布的交通事故统计年报表示，在造成交通事故的诸多因素当中，90%以上是由于驾驶员疲劳、注意力不集中、醉酒驾驶、突发疾病以及未遵循交通规则等原因所引起的驾驶员的不当操作导致的<sup>[2]</sup>。以“路怒症”为代表的不良情绪驾驶诱导驾驶员违反交通规则，也逐渐成为了影响交通安全的社会问题。通过减少驾驶员不当操作，对于降低交通事故的发生，保障乘员生命和财产安全具有重要的实用价值和社会意义。

如图 2 所示，DMS 基于车载摄像头、传感器和计算机视觉技术对驾驶员肢体动作、脸部微表情等进行分析，检测驾驶员是否存在危险驾驶行为，并提醒驾驶员纠正驾驶状态。驾驶员状态的检测方式大致可分为三类：基于生理指标的驾驶员状态检测、基于行车数据的驾驶员状态检测以及基于动作特征的驾驶员状态检测。但单一信息分类器难以满足日益复杂的道路交通环境需求。针对这一问题，有学者提出了基于多信息融合的驾驶员状态检测，具备了更高的识别精度以及鲁棒性。

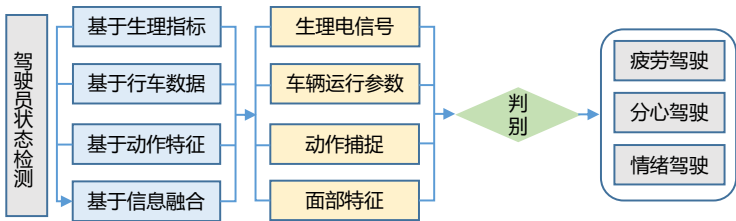


Fig.2 Driver states monitoring system

图 2 驾驶员状态检测

## 2.1 基于生理指标的驾驶员状态检测

基于生理指标的驾驶员状态检测通过可穿戴设备分析驾驶员的生理特征，如眼电波信号（electrooculogram，EOG）、肌电信号（electromyogram，EMG）、心电波信号（electrocardiogram，ECG）、脑电波信号（electroencephalogram，EEG）等时间序列信号来判断是否存在危险驾驶，如图 3 所示。

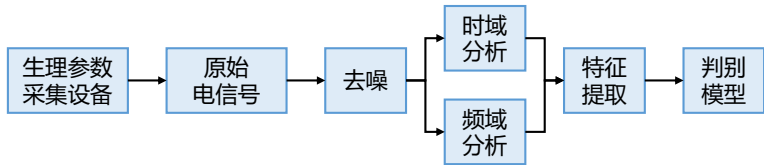


Fig.3 Detection process of physiological electrical signals

图 3 生理电信号检测流程

表面肌电信号（surface electromyography，sEMG）能直接反映人体的肌肉的运动与收缩，能够有效地持续评估车辆行驶过程中驾驶员的驾驶特性，EMG 成为了一种研究驾驶特性的关键手段<sup>[3]</sup>。心电变异性（hear rate variability，HRV）作为短时内心率变化的指标，能够有效地反映驾驶员在危险驾驶状态下心率的混乱程度以及驾驶的危险性<sup>[4-5]</sup>。相比其他生理电信号，EEG 更能直观反映大脑的生理活动，不同的脑部区域与不同的脑电波都会反映人的心理和生理感知活动<sup>[6-7]</sup>。通常根据其频率不同分为五种不同的波，即  $\gamma$ （30-42 Hz）、 $\beta$ （13-30 Hz）、 $\alpha$ （8-13 Hz）、 $\theta$ （4-8 Hz）和  $\delta$ （0.5-4 Hz）波<sup>[8]</sup>。南京邮电大学 Xu 研究发现，与清醒状态相比，疲劳状态下驾驶员的 EEG 表现出较高的  $\alpha$  和  $\theta$  小波能量，而  $\beta$  小波能量相对较低<sup>[9]</sup>。

除了疲劳驾驶检测领域的应用，生理信号也能在一定程度上反映出驾驶员的注意力集中状况以及是否存在情绪影响驾驶决策的状况。愤怒及其他负面情绪可能会导致驾驶员注意力分散甚至违反交通规则做出错误的驾驶行为。结合 EEG 获取的脑波数据可以对驾驶员的情绪状态和分心程度进行估计<sup>[10-11]</sup>。长安大学的牛世峰教授团队基于支持向量机（support vector machine，SVM）、K 近邻和线性分析建立了驾驶人愤怒驾驶行为动态检测模型，通过智能手环采集到的 ECG 指标作为输入，能够有效检测出驾驶员处于愤怒情绪下的 ECG 差异<sup>[12]</sup>。

生理信号能够准确、直观地反映驾驶员当前的生理以及心理状况。但信号采集设备的多个电极需要连接到驾驶员的各个身体部位上，具备一定的侵入性。虽然 ECG 可以用侵入性较小的方法测量，但不同个体之间的 ECG 仍表现出较大的差异<sup>[13]</sup>。如表 1 所示，应用于驾驶员状态检测的生理电信号根据其各有的特点，具备不同是适用性。此外，生理信号的实时检测需要在较短时间完成信号的采集、去噪、特征提取以及经判别模型的比对。目前的可穿戴生理信号检测设备还无法保证非正常驾驶状态下的检测精度，且难免会对驾驶员的正常驾驶行为产生干扰，难以在汽车上推广应用。

Tab.2 Comparison of physiological electrical signal characteristics

表 1 生理电信号特点对比

生理电信号	常用评价特征	特点
EOG	能量、功率的统计学特征；熵特征；电信号变化奇异值特征；眨眼频率、次数的统计学特征等	易采集、信噪比较高；但非平稳性较大，准确刻画其特性需要高维特征
EMG	均值、方差和峰值因子、功率谱密度、平均功率频率等	蕴含信息丰富，采集技术成熟；但信噪比较低，采集设备具有一定侵入性
ECG	不同频率段的统计学特征如标准差、平均值、功率、功率比值等	易采集，且不易受外界环境干扰，具备非侵入性、成本低廉；但识别准确度较低
EEG	不同波段功率、能量；样本熵等熵特征；瞬时功率均值和标准差等	高敏感度、高准确性和高时间分辨率；但原始脑电信号信噪比较低，采集设备具有侵入性

## 2.2 基于行车数据的驾驶员状态检测

基于行车数据的驾驶员状态检测通过车载传感器实时监测车辆的运动特征,分析车辆是否处于驾驶员的正常操控下。例如,部分研究表明处于疲劳状态的驾驶员对方向盘转角调整的惰性增大,分心驾驶期间的汽车方向盘转向加速度和转向角度将增加<sup>[14-15]</sup>。

查尔莫斯大学 Sandberg 等在驾驶员模拟驾驶的情况下,通过融合车辆速度、方向盘转角和频率等指标来判断驾驶员的疲劳状态<sup>[16]</sup>。清华大学屈肖蕾深入分析了驾驶人不同疲劳等级状态下的转向操作和车辆状态变量的波动幅度、速度、频度的变化特性,对隐藏在操作特性变量时间序列信息中的疲劳特征进行了深入挖掘<sup>[17]</sup>。分心驾驶行为还会显著影响车辆在换道过程中的横向和纵向加速度、油门开度以及方向盘转速等指标<sup>[18]</sup>。昆士兰科技大学 Saifozzaman 等使用广义估计方程对驾驶员的前进时间进行了建模,研究表明驾驶时接打电话车辆的行驶速度会更慢,使得汽车加速和减速的可变性增加<sup>[19]</sup>。北京交通大学的李晨通过 ReliefF 算法筛选出车速均值、横向加速度标准差、跟车距离等车辆行驶数据特征作为驾驶人分心判别指标,建立了基于随机森林组合的分心判别模型,且取得了较好的判别结果<sup>[20]</sup>。

基于行车数据的驾驶员状态检测只需要实时获取车辆的运动学参数,不需要传感器与驾驶员接触,故不会影响到驾驶员的正常驾驶。但是此方法只能反映出车辆处于非正常驾驶状态下,无法反应驾驶员处于何种不良状态。该方法易受到诸多外界因素的干扰,如复杂的道路环境以及不同驾驶员的驾驶习惯等。且不同的车辆其行车数据存在一定差异,诸如方向盘转角与频率、车辆加速度以及车道偏离程度的指标与权重并没有统一的检测指标,大多数情况下只能作为多方法融合检测中的辅助参考因素。

## 2.3 基于动作特征的驾驶员状态检测

基于动作特征的驾驶员状态检测通过车载摄像头实时获取驾驶员行为和面部特征,如用手机接听电话、嘴部张合度、眼睑闭合频率等,并基于状态检测模型进行驾驶员状态检测。中国科学技术大学李晓星对国内外各类疲劳检测算法进行深入研究后,针对传统方法鲁棒性差、准确率低的问题,提出了基于深度学习的眨眼检测方法;针对在低光环境中图像曝光度低的问题,提出了基于低光增强的夜间眨眼检测算法,将低光增强引入驾驶员状态检测领域<sup>[21]</sup>。河北工程大学张闯等采用面部多信息融合的方式,利用卷积神经网络提取驾驶员面部特征,根据眼睛纵横比、眼睛闭合百分比和嘴巴高宽比的加权计算参数用于驾驶员的疲劳状态检测<sup>[22]</sup>。

图像识别能够提取驾驶员面部特征以及肢体动作特征从而判别驾驶员注意力集中状况,还可以通过面部微表情识别驾驶员情绪。南通大学 Ping 等基于深度学习的方法建立了时空双流的分心驾驶检测模型分析人体躯干以及头部关键的驾驶员行为,实现了驾驶员状态动态检测并有效降低了外界噪声,显著提高了检测模型的鲁棒性<sup>[23]</sup>。上海工程技术大学的 Xi 等提出了一种结合纹理特征的并行神经网络模型,利用灰度共生矩阵提取 8 种纹理特征并与结合原始图像特征对人脸表情图像进行分类,提高了不同人脸图像的情绪识别准确率<sup>[24]</sup>。

基于动作特征的检测方法不具侵入性,不会对驾驶员产生干扰,且安装便捷、成本低。需要注意的是,除去驾驶员自身因素,如年龄、性别、人种等会对检测结果产生影响以外,还容易受驾驶员面部遮挡以及环境背景的影响,包括但不限于光线、遮挡、背景等干扰因素,或者是因晚上行车缺乏光线导致人脸的难以识别<sup>[25]</sup>。得益于车载摄像头低成本、易安装且无侵入性,容易在汽车上实现推广应用,市面上诸多 DMS 产品都将其作为主流的检测手段,但也存在误报率较高的问题。

## 2.4 基于信息融合的驾驶员状态检测

如图 4 所示,基于信息融合的驾驶员状态检测将不同时间和空间的驾驶员状态数据综合处理,按照某种耦合准则使得多个信息源形成互补,获得对驾驶员状态一致性的解释和描述。针对单一检测手段存在的问题,诸多学者融合驾驶员面部特征、生理指标以及行车数据来检测驾驶员状态。国内已有学者将 EEG 与车辆运动特征进行了关联性分析,将脑电节律波频带能量比与方向盘转角、行驶加速度与车速的相关性并进行特征融合,建立多源信息融合的疲劳驾驶检测模型<sup>[26-27]</sup>。南京邮电大学陶鹏鹏融合驾驶员 EEG 和 ECG 的电信号特征以及面部特征,提出了一种基于生物电信号和面部图像特征融合及迁移学习的疲劳驾驶检测模型,有效解决了不同个体的生理特征差异性较大使得识别准确率较低的问题<sup>[28]</sup>。阿尔卡拉大学 Daza 融合了驾驶员眼闭百分率 (percentage of eye closure, PERCLOS) 与车辆的横向位置、方向盘角度以及航向误差,提出了一种基于面部特

征和驾驶数据的非侵入式疲劳驾驶检测方法，检测准确率达到 98.65%<sup>[29]</sup>。

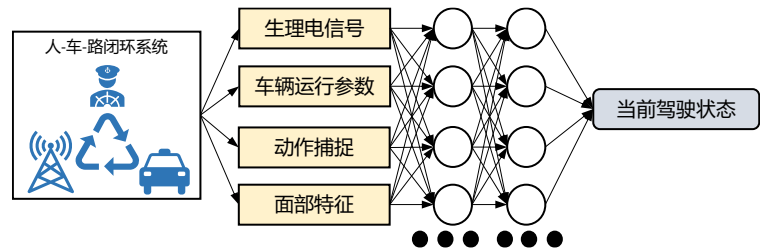


Fig.4 Multi-source information fusion detection method

图 4 多信息融合检测方法

多信息融合检测方法在分心以及情绪识别的应用能够有效降低外界因素的干扰以及驾驶员面部对情绪的掩盖。清华大学的廖源设计了一种基于 SVM 分类器，融合驾驶绩效和眼动信息特征作为输入的滑窗式驾驶分心在线监测算法，兼顾识别效果和监测快速性，适应不同驾驶场景和分心类型<sup>[30]</sup>。湖南大学王宁使用深度学习方法搭建卷积神经网络对人脸表情进行识别，与生理指标监测方法相结合，构建了混合情绪识别模型，并提出了一种解决情绪影响驾驶的方案<sup>[31]</sup>。已有研究通过融合愤怒情绪下的生理特征以及驾驶行为特征，构建愤怒情绪识别模型以防止驾驶人产生危险驾驶行为，有效降低“路怒症”对道路安全的影响<sup>[32]</sup>。

如表 1 所示，单一信息作为输入很容易受背景噪声影响导致检测精度不高、鲁棒性较差。目前国内的主流研究都倾向采用多信息融合的方式建立驾驶员状态检测模型，能够有效提高检测精度。但值得注意的是采用多个信息源作为输入，数据处理量与处理时间都将会极大得增长，这对 DMS 的硬件设备以及检测算法都提出了更高的要求，同时也加大了汽车制造商的生产成本。随着软硬件的不断革新，多信息融合的驾驶员状态检测仍具备广泛的应用前景。

Tab.2 Comparison of DMS methods

表 2 驾驶员状态检测方法对比

检测方式	检测对象	评价指标	优点	缺点
基于生理指标	EEG、ECG、EMG、EOG 等	脑电波能量、心电变率、心电图、肌电图等	信息客观，检测结果可靠	侵入性较强，噪声多
基于行车数据	车速、方向盘转角、油门开度等	波动幅度、速度、频率等	驾驶干扰性较低，数据易获取	准确性较差，鲁棒性较低，不同车辆参数各不相同
基于动作特征	面部特征、手部动作等	眼睑闭合率、嘴部张度、手部关节、面部微表情等	成本较低，易安装，驾驶干扰性较低	易受外界环境以及驾驶员本身因素干扰
基于信息融合	—	信息融合特征	多个信息源互补，精度与鲁棒性较高	数据处理时间较长，数据量较大，实时性较低

### 3 主被动协同防护

传统的安全技术可划分为被动安全技术和主动安全技术。前者指的是碰撞发生后为乘员提供保护的约束系统，如安全带、气囊及安全座椅等。后者指的是通过计算机辅助控制，在事故发生前进行预警或是介入车辆操作规避事故的发生。被动安全技术的研究相比于主动安全技术要更为成熟，但根据以往交通事故统计，发展主动安全技术帮助驾驶员减少错误操作，避免车辆碰撞，才是解决交通事故发生的关键。但随着主动安全技术的深入发展，研究人员发现在特定的气候、路面及驾驶工况下，主动安全技术可能无法完全避免碰撞事故的发生，反而破坏了乘员与约束系统间的匹配关系。如图 5 所示，主动安全系统与被动安全系统存在一定的耦合关系，需要将主被动安全技术进行融合，才能在事故无法避免的情况下提供最大的保护效果，减轻乘员伤亡。



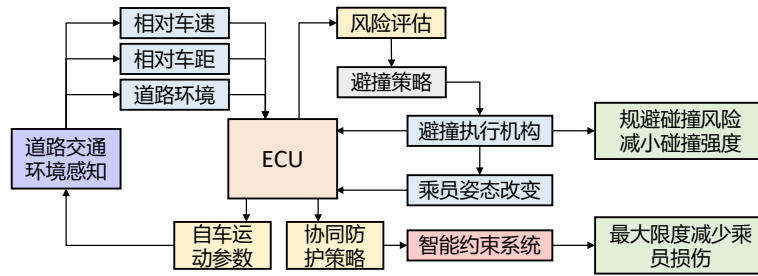


Fig.5 Active-passive cooperative protection

图 5 主被动协同防护策略

### 3.1 主动避撞技术

主动避撞技术作为驾驶辅助系统的一部分，能够实时根据环境感知系统检测周遭交通环境信息，并结合目标车辆状态信息，在电子控制单元或者域控制器中进行决策规划，控制车辆采取避撞措施来规避碰撞风险<sup>[33]</sup>。根据横纵向控制策略可将主动避撞技术划分为紧急制动避撞、紧急转向避撞以及横纵向协同避撞<sup>[34]</sup>。

自动紧急制动系统（autonomous emergency braking, AEB）通过车载传感器实时检测车辆周围交通环境，当车辆前方出现碰撞危险时提醒驾驶员采取措施回避碰撞，如果驾驶员不采取避撞措施，系统将通过自动制动来回避碰撞或减轻碰撞程度<sup>[35]</sup>。以 AEB 为代表的纵向避撞技术已经得到了高度重视和发展，相关的控制策略算法发展得较为成熟。重庆理工大学胡远志教授团队对比了 5 种 AEB 算法对避免纵向碰撞仿真验证制动效果，结果表明碰撞时间（time to collision, TTC）算法的纵向避撞性能最优<sup>[36]</sup>。AEB 也被视为现阶段最重要的主动安全技术之一，应用最为普遍，拥有较为完善的测评法规，成为智能汽车标配的安全功能已是必然趋势<sup>[37-38]</sup>。自动紧急转向系统（automatic emergency steering, AES）则是在检测到前方路障时根据道路环境实时规划路径，并控制车辆转向系统规避碰撞风险。在道路湿滑的交通环境以及车速较高的临碰撞工况下，AES 更为灵活轻便，且对后方车辆影响较小，故转向避撞也成为主动避撞技术的热点研究方向<sup>[39]</sup>。紧急转向避撞具有更高的控制和路径规划难度，若控制策略算法或是执行硬件层面存在缺陷，易造成转向过程中失稳导致二次碰撞事故发生<sup>[40]</sup>。进一步的，横纵向协同避撞通过联合控制驱动、制动与转向系统进行避撞，可以实现多目标最优的避撞路径规划与精确跟踪。重庆理工大学的来飞等建立了制动、转向和悬架子系统耦合的 18 自由度车辆底盘动力学模型，进行极限工况下的双移线自动紧急避撞仿真试验对比了单紧急转向和联合制动与转向的避撞方法，仿真结果表明单紧急转向避撞的规划路径与实际行驶路径相比存在一定滞后性，而采用横纵向耦合的方法将最大通过车速从 50 km/h 提高到了 60 km/h，提高了车辆极限行驶性能<sup>[41]</sup>。需要注意的是，由于车辆横纵向控制系统间的耦合性，使得协同控制比起单制动和转向具有更高的路径规划和控制难度，目前投入应用的横纵向协同避撞技术较少，横纵向协同避撞将成为未来汽车避撞算法的主流研究方向<sup>[42]</sup>。

先进的主动避撞技术能够实现比驾驶员更快速地在预碰撞阶段做出反应，但紧急制动或者转向带来的车辆运动学改变也会造成车内乘员出现明显的离位现象，可能加重乘员损伤风险。中汽中心的 Wang 等对 AEB 作用下得乘员离位响应进行了实验，研究发现在正面碰撞中，乘客的初始位置和姿态是影响乘客所受伤害的最关键因素之一<sup>[43]</sup>。在预碰撞阶段的紧急制动会导致车内驾乘人员受惯性力影响而产生明显的纵向位移，使得约束系统不能很好地提供保护作用，进而使得驾乘人员的损伤加重。例如，处于气囊展开范围内可能会被气囊严重击伤，AEB 作用下追尾工况可能会造成严重的挥鞭伤等<sup>[44-45]</sup>。

### 3.2 智能约束系统

主被动系统分割现状无法满足智能化汽车的安全防护需求，协同防护成为了智能化车辆防护系统发展的新方向。早在主动安全技术早期发展时期就有企业构思了主被动协同保护策略。TAKATA 公司在 2006 年提出了将被动安全防护技术依照时间轴前延到预碰撞阶段，结合自适应约束系统和车辆辅助制动装置将约束系统的保护效果延续到碰撞发生的时候<sup>[46]</sup>。戴姆勒公司在 2016 年提出了在预碰撞系统 PRE-SAFE 基础上的侧面碰撞主被动安全集成保护策略<sup>[47]</sup>。

以主被动协同防护技术构造的智能约束系统通过传感器感知交通环境、车辆运动以及乘员约束状况，进而依据感知到的信息调节与之相对应的最优乘员约束系统参数，并依据所调节的参数控制约束系统。当进入临碰撞阶段时车辆会紧急制动，此时防护系统提前介入约束车内乘员，减小由紧急制动造成的乘员离位，使乘员在碰撞发生时处于最有利于被动安全系统实施保护效果的姿态。主动预紧式安全带（active control retractor, ACR）作为现阶段比较成熟的主被动协同防护技术之一，在潜在碰撞事故发生前控制电机驱动卷收器预紧织带，消除安全带佩带松弛量，除了能在紧急制动、转向时实现舒适性能，还能有效减小乘员离位造成的损伤<sup>[48]</sup>。中汽中心的徐哲等提出了使用可逆预紧安全带改善 AEB 作用带来的碰撞前身体前倾和离位现象，并且研究了在 AEB 和可逆预紧的联合作用下对不同坐姿乘员的保护效果<sup>[49]</sup>。此外，对于车内乘员协同防护还有调节气囊起爆时间的预触发式气囊，以及根据压力传感器调节位置的主动式头枕的相关研究<sup>[50-51]</sup>。在未来的高度自动驾驶汽车中可旋转座椅可以方便乘员交流的同时提供比普通座椅更好的碰撞保护，如在碰撞前旋转座椅调整乘员碰撞时的面向方向，以及在碰撞前将倾斜的座椅靠背角度旋转调到直立位置<sup>[52-53]</sup>。已有的研究表明，采用等腰梯形旋转速度曲线在碰撞发生前 200 ms 旋转座椅朝向角度，不引起乘员的额外损伤，并使其达到最有利于乘员保护的朝向是可行的方案<sup>[54]</sup>。亚琛工业大学 Becker 等考虑到车内乘员的非标准坐姿和座椅位置变化等问题，提出了包含碰撞预测与座椅调整的主被动一体化乘员保护方法<sup>[55]</sup>。

主被动协同防护技术可以有效的在碰撞发生前优化乘员与约束系统间的匹配，最大限度保护车内乘员的安全。目前国内外部分车企推出了主被动协同防护产品，但无论是汽车配件厂商，还是汽车制造企业，对于主被动协同防护技术的研究仍旧停留在比较基础的层面，实现的功能比较单一，且产品种类较少、普及程度较低。目前国内外的汽车安全性能测评机构还没有制定比较完善的主被动协同技术测试规程，均是主动、被动相互独立的，尚难以实现主被动安全系统一体化评测。未来乘员碰撞防护将依照不同的危险场景，更为智能地调节安全带、气囊或是座椅等约束系统，在兼顾碰撞安全性的同时为乘员带来更舒适的乘坐体验。

## 4 乘员损伤风险预测

随着智能驾驶技术的发展，智能安全技术的应用将足以满足绝大多数工况下的乘员防护，减少事故发生的概率以及降低乘员损伤程度。为综合评价各部分智能安全技术的有效性，国内外学者对其评价指标进行了大量的研究。智能驾驶系统的有效性估算通常是以损伤预测模型的乘员损伤降低度进行评价。乘员损伤风险预测是以事故前后的交通环境信息、车辆信息以及乘员状态信息为输入，输出量化的损伤严重性指标作为预测以及评估对象，并从身体各部位的损伤等级进一步计算得到乘员的综合损伤指标。

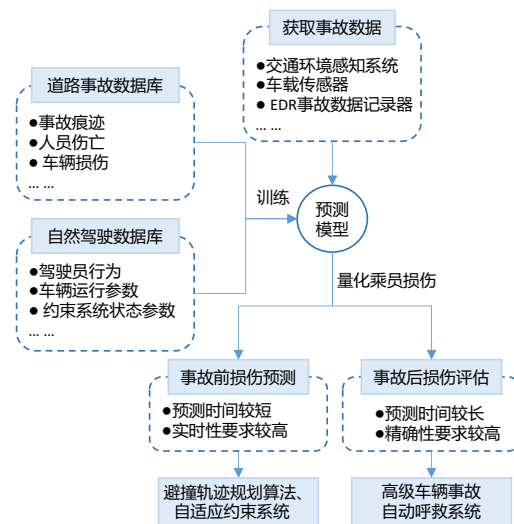


Fig.6 Injury risk prediction

图 6 乘员损伤风险预测

如图 6 所示，乘员损伤风险预测技术按照不同的时间阶段和应用范围可以划分为两类，即预测时间较短、

实时性要求较高的事故前损伤预测（pre-crash injury risk prediction）以及预测时间较长、精确性要求较高的事故后损伤评估（post-crash injury severity estimation）。对损伤风险预测技术而言，关键在于获取准确的事故数据以及建立高精度、高实时性的预测模型，在要求高精度预测的同时，需要尽量实现对身体不同部位的损伤预测，细化对损伤程度的判断。

#### 4.1 交通事故数据

随着传感器集成技术的发展，现阶段事故数据大都可采用车载传感器直接采集事故信息。事故数据记录器（event data recorder, EDR）由车载模块组成，可以监测、采集并记录碰撞事故发生前后的车辆运行数据以及约束系统数据。结合 EDR 事故数据及事故场景重建技术客观地分析事故成因及过程，有助于乘员损伤的快速评估以及事故责任的认定，进而提高事故救援的效率以及司法公平性。自从 2006 年美国国家公路交通管理局（national highway traffic safety administration, NHTSA）制定了 EDR 的相关标准，世界各国机构相继推出了 EDR 相关标准，涵盖了 EDR 系统的配备要求、技术要求、数据提取规范及应用方法。汽车碰撞事故造成的人员伤亡通常是在极短的时间内造成的，需要对于非稳态下的 EDR 数据进行可靠性分析及误差控制以满足事故数据记录的实时性和准确性。Comeau 等<sup>[56]</sup>以及 Brown 等<sup>[57]</sup>验证了记录在 EDR 芯片内的碰撞前速度误差在 $\pm 4\%$ 以内，Tsoi 等验证了 EDR 数据中纵向最大  $\Delta V$  的平均误差为 4.32 km/h。EDR 数据为事故场景重建、事故原因调查以及驾乘人员损伤风险评估提供了数据支撑，对于汽车安全领域有着十分广阔的应用前景<sup>[58]</sup>。

单次交通事故发生后往往很难获取足够的线索及细节，故世界各国的研究机构都建立了交通事故数据库，广泛应用于车辆碰撞事故特征辨识以及乘员损伤风险预测。例如 NHTSA 在八十年代建立的国家机动车事故抽样系统（national automotive sampling system, NASS）；德国联邦交通研究所建立的德国深入交通事故研究体系（German in-depth accident study, GIDAS）；国内则有由中国汽车技术研究中心负责的中国交通事故深入研究项目（China in-depth accident study, CIDAS）等。道路事故数据库统计的事故痕迹、人员伤亡及车辆损伤等信息，为研究人员进行事故过程重建提供了数据支撑。而自然驾驶数据库通过多个车载传感器收集并记录驾驶员行为、车辆运行特征以及约束系统状态参数，包括车速、油门开度、转向盘转角等。应用得比较广泛的自然驾驶数据库有欧洲大型实车道路试验（European field operational test, EuroFOT）和美国公路战略研究计划第二期自然驾驶研究（TRB's second strategic highway research program naturalistic driving study, SHRP2 NDS）。此外，还有比较新的记录各种交通参与者在交通场景中交互行为的交互数据集。自然驾驶数据集能够有效串联驾驶数据与驾驶行为的关系，对于研究人机交互特征、交通事故责任认定以及新一代的智能交通系统等都极具意义。

#### 4.2 事故前损伤预测

事故前损伤预测是针对有可能发生碰撞事故的行驶场景，以道路信息、车辆状态及乘员状态等信息作为输入，以量化的损伤严重性指标以及发生概率作为输出的预测对象。损伤预测主要应用于智能汽车轨迹规划以及自适应约束系统，其主要任务除了判别损伤风险外，还要输出减小碰撞风险策略。通过事故前调整车辆轨迹、提醒驾驶员进行紧急操纵以及事故中采取合适的约束系统配置等方式最小化碰撞风险，因此需要算法在保证准确率的同时具备较高的实时性。

事故前损伤预测是的车辆安全决策算法的先前条件，其依据乘员损伤判别模型实时输出的损伤严重性指标为指导，以降低即将发生碰撞的严重程度为目的，输出车辆的控制策略。但当涉及多个交通参与者并追求最小损失时，车辆安全决策关于权衡交通环境中的多个交通参与者的损伤，会让决策算法存在伦理问题<sup>[59]</sup>。研究表明，大多数消费者更喜欢“利己主义原则”而不是“功利主义原则”的自动驾驶汽车<sup>[60]</sup>。但是采取利己主义原则的决策算法保护车内乘员而牺牲其他道路参与者，可能会因为“谋杀式”的决定而受到社会的批评。这种社会困境引发了激烈的争论，但没有令社会广泛接受的解决方案。湖南大学的王玉田设计调查问卷获取公众转向避险倾向程度，并建立了相对伦理倾向判别模型，并将其作为自动驾驶汽车轨迹规划目标函数，能够根据困境场景和个性伦理设定选择不同的避险路径<sup>[61]</sup>。清华大学的 Wang 等提出了一种基于缓解损伤风险的自动驾驶汽车决策算法，建立了实时人体损伤预测模型，并定量分析了发杂交通环境下的伦理问题，为解决自动驾驶汽车避撞策略存在的伦理问题提出了可行的解决方案<sup>[62]</sup>。将实时的伤害预测整合到自动驾驶决策系统中，量化在预碰撞阶段时基于人类伤害的决策的潜在效益，对潜在的伦理问题进行分析，有望进一步减少交通参与者的伤亡。



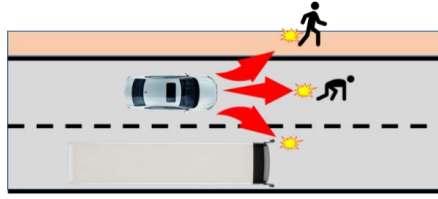


Fig.7 Ethical dilemma for injury of multiple traffic participants

图 7 涉及多个交通参与者损伤风险的伦理问题

事故前的损伤预测比起事故后的评估对实时性有着更高的要求。损伤预测本质上是多输入的预测问题，预碰撞阶段工况的输入与乘员损伤输出之间呈现出高度非线性的多层映射关系，增加的输入信息量会导致计算能力降低。诸多学者提出了相关的解决方法，在保证算法精度的同时提高预测的实时性。一种方法是引入更高效的数据驱动算法来识别人、车辆和交通相关因素与伤害结果之间的高度非线性关系。深度学习相比于机器学习最大的优点是能够处理复杂非线性和强耦合问题。Bance 等提出了一种使用 seq2seq 方法的深度学习模型，能够近实时地预测驾驶员头部和颈部的损伤状况<sup>[63]</sup>。大连理工大学的郭道一基于碰撞仿真大数据和深度学习方法，提出了一种仿真数据驱动的有预知功能的防撞预警算法，能够提前预测两车碰撞后的车辆和乘员的损伤程度<sup>[64]</sup>。另一种方法是对影响乘员损伤风险的关键因素进行合理提取，过滤掉不重要的信息，提高风险辨识效率。美世大学的 Kidando 等基于城市十字路口记录事件和碰撞数据，利用（eXtreme gradient boosting, XGBoost）分类器，确定了影响损伤预测的最重要因素，建立乘员伤害严重程度的预测模型<sup>[65]</sup>。山东科技大学的 Wang 等为了提高事故前损伤预测精度，提出了一种新的包装器特征选择算法，根据基尼指数和相互信息，以综合评价标准分析与乘员损伤相关的各因素的重要性<sup>[66]</sup>。

大量基于不同数据库和不同神经网络的研究表明，深度学习模型在损伤风险预测上的应用可以达到 75%~90% 的准确率，但是算法模型的稳定性还缺乏有效量化的证明。此外，事故前损伤预测技术对算法的实时性有较高的要求，输入信息的增加会导致计算量的增大，在危险工况下进行实时计算则愈发困难。引入更高效的数据驱动算法来处理多信息耦合的问题，能够提高算法的运算性能。对初始车辆动力学信息以及交通环境信息进行筛选和预处理，提取其中的关键性影响因素，能够在不牺牲算法性能的前提下降低了算法模型的复杂度，有望大幅度提高预测算法的实时性。

### 4.3 事故后损伤评估

事故发生后一些受伤人员由于没有得到及时的医疗救助，错过了最佳抢救时间，严重影响治疗效果并最终导致死亡。此外，类似的长时间拖延和不处理更会加重人员的伤势，因此时间因素在事故发生后就显得极为重要。根据相关数据表明，在交通事故发生后重伤人员如果在 30 分钟内得到救治，人员的死亡率可降低 18-25%<sup>[67]</sup>。事故后损伤评估主要服务于高级车辆事故自动呼救（advanced automatic crash notification, AACN），即在道路交通事故发生后，估算出车内乘员损伤严重性，并向医疗机构发送乘员的伤情<sup>[68]</sup>。如果伤者的伤情水平超过预设阈值，AACN 系统将向救援中心发送事故信息，相关救援组织将前往营救受伤严重的伤员；如果伤情水平未超过阈值，救助中心也可以合理调配救助资源，减少不必要成本。快速准确的乘员损伤风险评估能有助于提高重伤乘员的存活率以及减少医疗资源的浪费，为实现 AACN 系统提供了技术支持，具备高度的实际应用价值。

损伤评估算法的准确性和及时性直接关系到碰撞发生后重伤的驾乘人员能否及时得到救援。比较常用的方法是基于 Logistic 回归建立损伤预测模型，可以根据事故数据预测驾乘人员的损伤等级，这些数据包括驾驶员体征、驾驶员是否系安全带、是否打开安全气囊以及碰撞类型等。长安大学王磊等根据国内的 227 起交通事故，基于人、车、路及环境四要素分别建立了有序 Logit 和多项式 Logit 驾驶员损伤预测模型<sup>[69]</sup>。随着高性能计算机技术的发展，多刚体仿真分析法以及有限元分析法成为了汽车碰撞安全领域最常用的分析方法。湖南大学曹立波等根据验证过丰田 Yaris 模型，建立了不同重叠率和倾斜角度的车对车 LS-DYNA 偏执碰撞模型，通过计算分析了驾驶员在小偏碰撞及斜角碰撞下的损伤特点<sup>[70]</sup>。现有的损伤评估模型大多采用机器学习的方式，主要是分散研究对于驾乘人员损伤状况有显著影响的参数。由于人车系统相互作用的过度简化，这些指标无法很好地表

征人体伤害,即通过分散化的数据建立的简单损伤评估模型难以应用于复杂的交通环境。同事故前损伤预测相同,在算法层面越来越多的学者倾向于采用更高效的数据驱动算法,提取乘员损伤相关的关键性因素,提高算法精度及实时性。

如上所述,危险交通场景下的乘员损伤预测技术受到多方面因素的显著影响,包括训练数据、预测算法结构等。最新的乘员损伤风险预测研究相较于以往研究所做的单一的回顾性研究,更多的是将车辆信息、道路环境以及驾驶员状态进行多信息融合。但多信息输入使得预测模型计算量增大,损伤预测的实时性也成为研究者们面临的难题。此外,不同的事故统计库由于标准、地区等差异,存在一定的异质性,多因素的耦合作用导致使用不同事故数据统计库所得的研究结论差异较大。针对其存在的问题,现有的研究策略是采取对初始车辆数据进行特征提取以及对不同预测模型进行迁移学习,在兼顾预测模型准确性的同时提高实时运算能力。乘员损伤风险预测技术的预测算法主要以预测准确性为导向,应该进一步提升算法实时性,督促其在智能汽车安全领域的实际应用。

## 5 总结与展望

本文以人的安全为核心,围绕汽车智能防护技术,从事故的时域层面分析了碰撞前后汽车安全技术中的驾驶员状态监测、主被动协同防护以及驾乘人员损伤风险预测技术的发展状况。比起传统的被动安全聚焦碰撞后的乘员防护,汽车智能防护技术依托于传感器技术、机器视觉及人工智能等技术的发展,将更倾向于多信息相互关联、深度融合的协同发展而不是各项安全技术单一的深入发展。本节针对目前汽车智能防护技术研究所存在的问题,重点讨论未来乘员防护技术可能的发展方向。

1) 汽车智能防护技术从人-车-路系统获取道路环境信息、车辆运行信息、乘员信息。得益于传感器集成技术的发展,使得车辆获取多源信息的途径更为宽广。数据的冗杂表现出大量数据对于危险行驶工况和碰撞形式具有直接和间接的双重影响,但不同数据本身却呈现出较强的非线性关系。为了进一步提高汽车智能防护系统的风险辨识与损伤量化评估的效率,需进行深度数据挖掘,从海量的信息数据中提取影响人-车-路系统风险的关键因素。将输入数据进行压缩,收敛输入变量,快速准确地拟合与乘员防护相关的特征信息,提高车端计算平台的数据处理能力。

2) 目前智能网联汽车测试标准与法规仍不够完善,准确、高效、全面的安全性能测试是汽车智能化发展的必然趋势。传统的被动安全技术及相关的测试法规已经发展得较为成熟。但值得注意的是,集成于高级驾驶辅助系统(advanced driver assistance system, ADAS)各项驾驶辅助功能在现目前大都没有统一的检测指标。国内外诸多测评机构开发基于软件仿真的虚拟仿真测试,可以摆脱对真实测试环境和硬件的需要,具有测试效率高、成本和风险较低的优点。采用虚实结合的方法,在虚拟测评规程中插入实际测试对仿真模型以及仿真工况进行审查,确定仿真结果的有效性,同时实际测试也将有助于虚拟测评对实际测试工况的还原以及进一步拓展。采用虚实结合的测评体系将有助于对不同危险场景下的智能汽车安全性能全方位评估,进而针对系统的设计缺陷对其进行改进和优化。

3) 不同地区、性别以及年龄的用户,其在生理体征、驾驶习惯等方面也存在一定差异,乘员的体征、性别及年龄等因素与乘员的状态检测和损伤量化评估有着显著的影响。建立兼顾乘员特异性的智能防护体系,对于缩短安全开发周期,降低开发成本具有重要意义,也是相关技术能否在业界得到应用于推广的关键之一。覆盖不同驾驶习惯的驾驶员,扩充检测模型的训练数据集;根据不同生理体征的乘员实现自适应地调节约束系统;对于特殊人群的损伤量化等研究将实现针对不同人群的全方位保护。

## 参考文献 (References)

- [1] Statistics Bureau of The People's Republic Of China. *China statistical yearbook*. Beijing: China Statistics Press, 2022.  
中华人民共和国统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社,2022.
- [2] Editorial Department. *Analysis of the main causes and characteristics of road traffic accidents in China*. China Highway, 2018, 514(06): 26-27.  
本刊编辑部. 我国道路交通事故主要成因和特点分析[J]. 中国公路,2018, 514 (06):26-27.
- [3] Worle J., B. Metz, C. Thiele, et al. *Detecting sleep in drivers during highly automated driving: the potential of physiological parameters*. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13(8): 1241-1248.
- [4] Xu L. S., W. X. Zhang, Y. X. Pang, et al. *Driver drowsiness detection algorithm using short-time ECG signals*. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2019, 40(7): 937-941.  
徐礼胜,张闻勋,庞宇轩,等. 基于短时心电信号的疲劳驾驶检测算法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2019, 40(7): 937-941.
- [5] Shi X. Y., *Fatigue driving diagnosis based on ECG signal*. Beijing: North China University of Technology, 2019.

- 施翔匀. 基于心电信号的疲劳驾驶诊断[D]. 北京: 北方工业大学, 2019.
- [6] Ma Y., B. Chen, R. Li, et al. *Driving fatigue detection from EEG using a modified PCANet method*. Computational intelligence and neuroscience, 2019.
- [7] Haufe S., J. W. Kim, I. H. Kim, et al. *Electrophysiology-based detection of emergency braking intention in real-world driving*. Journal of neural engineering, 2014, 11(5): 056011.
- [8] Peng Y., Q. Xu, S. Lin, et al. *The application of electroencephalogram in driving safety: current status and future prospects*. Frontiers in Psychology, 2022, 13: 919695.
- [9] Xu X., H. Gu, S. Yan, et al. *Fatigue EEG feature extraction based on tasks with different physiological states for ubiquitous edge computing*. IEEE Access, 2019, 7: 73057-73064.
- [10] Zhao Y. W., W. M. Zhang, C. J. Cheng, et al. *EEG signal emotion recognition based on EEGNet*. Modern Information Technology, 2022, 6(11): 86-90+94.  
赵瀛文, 张伟民, 程超杰, 等. 基于 EEGNet 的脑电信号情绪识别[J]. 现代信息科技, 2022, 6(11): 86-90+94.
- [11] Chu Y., H. R. Chowdhury, A. Mitul, et al. *Nature of distracted driving in various physiological conditions* Applications of Machine Learning. SPIE, 2019. p. 345-353.
- [12] Niu S. F., B. T. Ma, Y. Z. Liu, et al. *A smart bracelet-based method for dynamic detection of angry driving behaviors*. China Safety Science Journal, 2022, 32(S1): 178-183.  
牛世峰, 马彬涛, 刘彦君, 等. 基于智能手环的愤怒驾驶行为动态检测方法[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(S1): 178-183.
- [13] Sasikala P. and R. S. D. Wahidabanu, *Identification of individuals using electrocardiogram*. International Journal of Computer Science and Network Security, 2010, 10(12): 147-153.
- [14] Chu W. H., C. Z. Wu, H. Zhang, et al. *Driver behavior model and its application in driver fatigue identification*. China Safety Science Journal, 2018, 28(6): 43-48.  
楚文慧, 吴超仲, 张晖, 等. 基于个性化行为模型的驾驶疲劳识别方法[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28 (6): 43-48.
- [15] Kountouriotis G. K., P. Spyridakos, O. M. J. Carsten, et al. *Identifying cognitive distraction using steering wheel reversal rates*. Accident Analysis & Prevention, 2016, 96: 39-45.
- [16] Sandberg D., and M. Wahde, *Particle swarm optimization of feedforward neural networks for the detection of drowsy driving*. International Joint Conference on Neural Networks, Rio, Brazil: IEEE, 2008: 788-793.
- [17] Qu X. L., *Detection of driver drowsiness based on steering operation and vehicle state*. Beijing: Tsinghua University, 2012.  
屈肖蕾. 基于转向操作和车辆状态的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2012.
- [18] Luo Y., Y. Gao, Z. D. You. *A lane changing behavior based method for detecting driver distraction*. China Safety Science Journal, 2018, 28(10): 25-30.  
罗毅, 高岩, 尤志栋. 基于换道行为的驾驶分心识别方法[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(10): 25-30.
- [19] Saifuzzaman M., M. M. Haque, Z. Zheng, et al. *Impact of mobile phone use on car-following behaviour of young drivers*. Accident Analysis & Prevention, 2015, 82: 10-19.
- [20] Li C., *Research on distracted driving recognition of truck drivers based on driving simulated experiments*. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.  
李晨. 基于驾驶模拟试验的货车驾驶人分心驾驶识别研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [21] Li X. X., *Research on detection of Fatigue driving based on deep learning*. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020.  
李晓星. 基于深度学习的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
- [22] Zhang C., T. J. Zhu, X. M. Li. *Research on driver's fatigue detection based on deep learning and facial multi-feature fusion*. Computer Measurement & Control, 2022, 30(12): 42-50.  
张闯, 朱天军, 李学民. 基于深度学习和面部多特征融合的驾驶员疲劳检测研究[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(12): 42-50.
- [23] Ping P., C. Huang, W. Ding, et al. *Distracted driving detection based on the fusion of deep learning and causal reasoning*. Information Fusion, 2023, 89: 121-142.
- [24] Xi Z., Y. Niu, J. Chen, et al. *Facial expression recognition of industrial internet of things by parallel neural networks combining texture features*. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17.4: 2784-2793.
- [25] ED-doughmi Y., N. Idrissi, and Y. Hbali, *Real-time system for driver fatigue detection based on a recurrent neuronal network*. Journal of Imaging, 2020, 6(3): 8.
- [26] Lan Z. D., *Research on fatigue detection based on EEG and vehicle motion information fusion*. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.  
兰振东. 基于脑电与车辆运动信息融合疲劳检测研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- [27] Zhao J., Z. D. Lan, P. B. Liu, et al. *Driving fatigue detection method based on EEG and vehicle motion information fusion*. 2021 Proceedings of the Annual Conference of the Chinese Society of Automotive Engineering (1), 2021 : 196-199.  
赵剑, 兰振东, 刘蓬勃, 等. 基于脑电(EEG)与车辆运动信息融合的驾驶疲劳检测方法[C]/2021 中国汽车工程学会年会论文集(1), 2021: 196-199.
- [28] Tao P. P., *Research on fatigue driving detection based on physiological electrical signal and facial image*. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.  
陶鹏鹏. 基于生理电信号和面部图像的疲劳驾驶检测研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
- [29] Daza I. G., N. Hernandez, L. M. Bergasa, et al. *Drowsiness monitoring based on driver and driving data fusion*. 2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Washington, DC, USA: IEEE, 2011. p. 1199-1204.
- [30] Liao Y., *Driver distraction detection through driving performance and eye movement: from feature extraction to classifier design*. Beijing: Tsinghua University, 2015.  
廖源. 基于多源信息融合的驾驶员分心监测研究[D]. 北京: 清华大学, 2015.
- [31] Wang N., *Based on deep learning and physiological signals mixed emotion recognition method*. Changsha: Hunan University, 2021.  
王宁. 基于图像和生理信号的混合情绪识别研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2021.
- [32] Wan P., *Research on driving anger recognition based on information fusion*. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2020.  
万平. 基于信息融合的驾驶愤怒识别方法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2017.
- [33] Zhang J. J., M. X. Wei, C. Y. Xiang, et al. *Research on collision avoidance control of vehicle at curve*. Automobile Technology, 2019(3): 13-17.  
张佳佳, 魏民祥, 项楚勇, 等. 车辆弯道避撞控制研究[J]. 汽车技术, 2019(3): 13-17.
- [34] Huang L. Q., *Research on vehicle active collision avoidance control system based on longitudinal braking/ steering lane-changing*. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.  
黄丽琼. 基于制动/转向的汽车主动避撞控制系统研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
- [35] Li L., X. C. Zhu, X. F. Dong, et al. *A research on the collision avoidance strategy for autonomous emergency braking system*. Automotive Engineering, 2015, 37(2): 168-174.  
李霖, 朱西产, 董小飞, 等. 自主紧急制动系统避撞策略的研究[J]. 汽车工程, 2015, 37 (2): 168-174.

- [36] Hu Y. Z., Z. J. Lv, and X. Liu, *Algorithm and simulation verification of longitudinal collision avoidance for autonomous emergency break (AEB) system based on PreScan*. Journal of Automotive Safety and Energy, 2017, 8(2): 136-142.  
胡远志,吕章洁,刘西. 基于 PreScan 的 AEB 系统纵向碰撞算法及仿真验证[J]. 汽车安全与节能学报,2017, 8(2): 136-142.
- [37] Yue W., *Research of user awareness and demand for AEB*. Intelligent and Connected Vehicle, 2019(6): 90-94.  
岳巍. 自动紧急制动系统 (AEB) 用户认知度和需求度研究[J]. 智能网联汽车,2019(6): 90-94.
- [38] Ministry of Industry and Information Technology of the, People's Republic of China. *Performance requirements and test methods for advanced emergency braking system (AEBS) of passenger cars*. Beijing: Standardization Administration, 2021.  
中华人民共和国工业和信息化部. 乘用车自动紧急制动系统 (AEBS) 性能要求及试验方法: GB/T 39901-2021[S]. 北京: 中国国家标准化管理委员会,2021.
- [39] Zhao Z. G., H. R. Hu, L. J. Zhou, et al. *Emergency collision avoidance path planning and driver steering tracking model*. Journal of Tongji University (Natural Science), 2020, 48(7): 998-1006.  
赵治国,胡昊锐,周良杰,等. 紧急避撞路径规划及其跟踪驾驶员转向模型[J]. 同济大学学报 (自然科学版),2020, 48(7): 998-1006.
- [40] Zang W., *Research on active steering avoidance control based on model forecast and path planning*. Chongqing: Chongqing University, 2017.  
张巍. 基于模型预测和路径规划的汽车主动转向避撞控制研究[D]. 重庆: 重庆大学,2017.
- [41] Lai F., C. Q. Huang, H. L. Dong, et al. *Research on automatic emergency collision avoidance of intelligent vehicle in extreme condition by combined braking and steering control*. Automotive Engineering, 2021, 43(6): 851-860.  
来飞,黄超群,董红亮,等. 智能汽车极限工况下联合制动与转向的自动紧急避撞研究[J]. 汽车工程,2021, 43(6): 851-860.
- [42] Yan M. Y., M. X. Wei, K. Z. Wang, et al. *Cooperative collision avoidance control of steering and braking based on function allocation and multi-objective fuzzy decision*. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2018, 32(2): 63-71.  
严明月,魏民祥,王可洲,等. 基于功能分配与多目标模糊决策的转向与制动协同避撞控制[J]. 重庆理工大学学报 (自然科学),2018, 32(2): 63-71.
- [43] Wang K., C. Zhang, and D. Liu, *Research on the Crash Test Considering Pre-crash Technology*. Proceedings of China SAE Congress 2020: Selected Papers. Singapore: Springer Nature Singapore, Shanghai, China: SAE International in China, 2022. p. 1473-1484.
- [44] Jeon S. K., and G. J. Park, *Injury patterns of the hybrid III fifth percentile female dummy according to airbag inflation*. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of automobile engineering, 2006, 220(1): 15-25.
- [45] Battaglia S., K. Kietlinski, M. Unger, et al. *Occupant protection in rear-end collisions preceded by autonomous emergency braking deployment*. Proceedings of the 2015 Enhanced Safety of Vehicles (ESV), 2015: 8-11.
- [46] Karlow J., *Active intervention into passive systems: from passive safety to safe driving*. SAE Technical Paper, 2006-21-0080, 2016.
- [47] Schöneburg R., M. Fehring, J. Richert, et al. *Effectiveness potential of PRE-SAFE® impulse using the scenario of a major accident at an intersection as an example*. Proceedings of the 25th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV), Detroit, MI, USA. 2017: 5-8.
- [48] Hu X. Y., *Analysis and optimization of active control retractor in the rear-end collision*. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2019.  
胡晓燕. 后碰工况中主动式安全带参数分析及仿真优化[D]. 重庆: 重庆理工大学,2019.
- [49] Xu Z., L. Lou, G. Y. Gao, et al. *Occupant Protection performance affected by the combination of autonomous emergency braking (AEB) and reversible pretension seatbelt*. Auto Time, 2021,(2): 188-192.  
徐哲,娄磊,高冠宇,等. AEB 与可逆预紧安全带联合作用下乘员保护效果研究[J]. 时代汽车,2021, (2): 188-192.
- [50] Liu C. N., *Research on driver injury protection performance of pre-triggering airbag under dual impact cases*. Changsha: Hunan University, 2019.  
刘翠娜. 多工况下预触发安全气囊对驾驶员损伤防护性能研究[D]. 长沙: 湖南大学,2018.
- [51] Chen Y., *Research on mechanical and control system of active head restraint*. Changsha: Hunan University, 2014.  
陈亚. 主动式头枕机械及控制系统研究[D]. 长沙: 湖南大学,2014.
- [52] Jin X., H. Hou, M. Shen, et al. *Occupant kinematics and biomechanics with rotatable seat in autonomous vehicle collision: a preliminary concept and strategy*. 2018 IRCOBI Conference Proceedings, Athens, Greece: IRCOBI, 2018.
- [53] Östh J., K. Bohman, and L. Jakobsson, *Evaluation of kinematics and restraint interaction when repositioning a driver from a reclined to an upright position prior to frontal impact using active human body model simulations*. Proceedings of the International Research Council on the Biomechanics of Injury, Munich, Germany, 2020: 8-10.
- [54] Wu H. Q., J. F. Zhang, and L. Hu, *Influence of seat rotation speed on occupants in autonomous driving*. Automotive Engineering, 2021, 43(2): 226-231+304.  
武和全,张家飞,胡林. 自动驾驶中座椅旋转速度对乘员的影响[J]. 汽车工程,2021, 43(2): 226-231+304.
- [55] Becker J., and G. D' addetta, *Occupant safety in highly automated vehicles-challenges of rotating seats in future crash scenarios*. International Research Council on Biomechanics of Injury (IRCOBI), Athens, Greece: IRCOBI, 2020..
- [56] Comeau J. L., D. J. Dalmotas, and A. German, *Evaluation of the accuracy of event data recorders in chrysler vehicles in frontal crash tests*. Proc. CMRSC-XXI, 8-11.
- [57] Brown R., and S. White, *Evaluation of CAMRY HS-CAN pre-crash data*. Detroit: SAE Technical Paper, 2012.
- [58] Tsoi A., J. Hinch, R. Ruth, et al. *Validation of event data recorders in high severity full-frontal crash tests*. SAE International Journal of Transportation Safety, 2013, 1(1265): 76-99.
- [59] Awad E., S. Dsouza, R. Kim, et al. *The moral machine experiment*. Nature, 2018, 563(7729): 59-64.
- [60] Bonnefon J.-F., A. Shariff, and I. Rahwan, *The social dilemma of autonomous vehicles*. Science, 2016, 352(6293): 1573-1576.
- [61] Wang Y. T., *Research on ethical decision making of autonomous vehicles in dilemmas*. Changsha: Hunan University, 2021.  
王玉田. 两难困境下自动驾驶的伦理决策研究[D]. 长沙: 湖南大学,2021.
- [62] Wang Q., Q. Zhou, M. Lin, et al. *Human injury-based safety decision of automated vehicles*. Iscience, 2022, 25(8): 104703.
- [63] Bance I., and B. Nie, *A framework for near real-time occupant injury risk prediction using a sequence-to-sequence deep learning approach*. Proceedings of the International Research Council on Biomechanics of Injury, Florence: IRCOBI, 2019.
- [64] Guo D. Y., *Prediction method of vehicle collision based on deep learning and simulation data*. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.  
郭道一. 基于深度学习和仿真的汽车碰撞损伤预测方法[D]. 大连: 大连理工大学,2019.
- [65] Kidando E., A. E. Kitali, B. Kutela, et al. *Prediction of vehicle occupants injury at signalized intersections using real-time traffic and signal data*. Accident Analysis & Prevention, 2021, 149: 105869.
- [66] Wang S., Z. Li, J. Zhang, et al. *The crash injury severity prediction of traffic accident using an improved wrappers feature selection algorithm*. International journal of crashworthiness, 2022, 27 (3): 910-921.
- [67] Yang H. M., Y. R. Chen, Y. Shu, et al. *A study of the relationship between rescue time and survival rate of traffic accidents on freeways using a cox regression model*. Journal of Transport Information and Safety, 2015, 33(4): 82-86.  
杨惠敏,陈雨人,方守恩,等. 高速公路交通事故救援时间与生存率关系模型研究[J]. 交通信息与安全,2015, 33(4): 82-86.

- [68] Lu Y., Y. F. Liu, Y. Shu, et al. *Injury prediction for advanced automatic crash notification system*. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2021, 42(4): 327-333.  
陆颖,刘裕发,束瑜,等. 面向高级车辆事故自动呼救系统的伤情预测[J]. 河北科技大学学报,2021, 42,(4): 327-333.
- [69] Wang L., P. Lv, and Y. J. Lin, *Traffic accidents on freeways: influencing factors analysis and injury severity evaluation*. China Safety Science Journal, 2016, 26(3): 86-90.  
王 磊,吕璞,林永杰. 高速公路交通事故影响因素分析及伤害估计[J]. 中国安全科学学报,2016, 26(3): 86-90.
- [70] Cao L. B., P. Zhang, L. B. Yan, et al. *A study on driver injury in oblique and small overlap crashes under car to car collision*. Automotive Engineering, 2016, 38(2): 174-180.  
曹立波,张萍,颜凌波,等. 在车对车碰撞条件下轿车斜角碰撞及小重叠碰撞的驾驶员损伤研究[J]. 汽车工程,2016, 38(2): 174-180.