

煤矿机电与智能化

露天矿区无人驾驶行车风险评估及防控策略仿真研究

陈志发¹, 余贵珍^{1,2}, 张传莹¹, 丁能根¹, 周彬^{1,2}, 李在友³, 欧阳东哲³

(1. 北京航空航天大学特种车辆无人运输技术工业和信息化部重点实验室, 北京 100191; 2. 北京航空航天大学合肥创新研究院, 安徽合肥 230012; 3. 国能北电胜利能源有限公司, 内蒙古锡林浩特 026000)

摘要: 行车风险评估及防控是露天矿区无人运输系统的关键技术之一, 为保障无人驾驶车辆在露天矿区安全运行, 从露天矿区车-路-云的运输场景出发, 建立了行车安全保障模型。综合车端-路侧-云平台的多源信息, 对无人驾驶车辆进行行车风险等级评估并设计了相应的行车风险防控策略。行车安全保障模型由行车状态感知模块、行车风险评估模块和行车风险防控模块3部分组成。在行车风险评估方面, 引入车辆前方道路坡度信息对预碰撞时间指标的阈值进行修正, 引入车辆前方道路坡度及车辆载重状态信息对最小制动安全距离指标进行修正, 结合预碰撞时间指标和最小制动安全距离指标提出了综合行车风险评估策略, 可以对露天矿区无人驾驶车辆实时行车碰撞风险进行等级量化。然后, 基于有限状态机设计了考虑不同行车风险等级的碰撞风险防控决策系统, 针对不同状态制定了满足最小安全距离要求的车辆平稳制动控制策略。最后, 基于PreScan与Matlab联合仿真技术, 搭建了某露天矿区无人驾驶车辆的数字孪生仿真系统, 并进行了水平道路场景、上下坡道场景和满载工况的车辆遇障停车仿真测试。仿真结果表明: 行车风险评估模块在下坡道场景可以提前评估风险并及时制动停车, 说明引入前方道路坡度信息的综合行车风险评估策略可以提高上下坡道场景车辆的行车安全; 同时, 通过引入车辆载重信息来修正最小制动安全距离指标, 可及时评估满载车辆前方的潜在碰撞风险, 提高了露天矿区满载车辆的行车安全; 行车风险防控模块的紧急制动控制策略可以在10 m安全距离前实现平稳制动停车, 提高了大载重车辆在遇障停车时的平稳性。

关键词: 露天矿区; 无人驾驶车辆; 行车安全保障模型; 行车风险; 有限状态机; 紧急制动

中图分类号: TD57 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2023)04-1782-16

Driving risk assessment and prevention strategies for autonomous vehicle in open-pits

CHEN Zhifa¹, YU Guizhen^{1,2}, ZHANG Chuanying¹, DING Nenggen¹,
ZHOU Bin^{1,2}, LI Zaiyou³, OUYANG Dongzhe³

(1. Key Laboratory of Autonomous Transportation Technology for Special Vehicles under Ministry of Industry and Information Technology, Beihang University, Beijing 100191, China; 2. Hefei Innovation Research Institute, Beihang University, Hefei 230012, China; 3. Guoneng Beidian Shengli Energy Co., Ltd., Xilinhot 026000, China)

Abstract: Driving risk assessment and protection is the critical technology of unmanned transportation systems in open-pits. In order to warrant the safe operation of unmanned vehicles in open-pits, the Driving Security Model (DSM) based on

收稿日期: 2022-02-02 修回日期: 2022-04-12 责任编辑: 王晓珍 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2022.0209

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2020YFB1600302)

作者简介: 陈志发 (1993—), 男, 山西大同人, 博士研究生。E-mail: chenzhifa@buaa.edu.cn

通讯作者: 周彬 (1987—), 男, 山东青州人, 博士。E-mail: binzhou@buaa.edu.cn

引用格式: 陈志发, 余贵珍, 张传莹, 等. 露天矿区无人驾驶行车风险评估及防控策略仿真研究[J]. 煤炭学报, 2023, 48(4): 1782-1797.

CHEN Zhifa, YU Guizhen, ZHANG Chuanying, et al. Driving risk assessment and prevention strategies for autonomous vehicle in open-pits[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(4): 1782-1797.



移动阅读

the vehicle-road-cloud transportation system is established. Based on the multi-source information from the vehicle, road-side, and cloud platform, the DSM can assess the driving risk level of driverless vehicles and provide corresponding driving risk prevention strategies. The DSM comprises driving state awareness, driving risk assessment, and driving risk protection. In terms of driving risk assessment, the threshold of pre-collision time is corrected through the road slope ahead of the vehicle, and the minimum braking safety distance is modified by the information of road slope and vehicle load state. In the meantime, a comprehensive driving risk assessment strategy is proposed, which can quantify the real-time collision risk of autonomous vehicles in open-pits. Then, a collision risk protection system that considers different driving risks is then designed based on a finite state machine. A smooth braking control strategy is developed to meet the minimum safety distance. Finally, a digital twin simulation system that corresponds to the autonomous vehicle in an open-pit is built based on the PreScan and Matlab co-simulation technology and some simulation tests in the horizontal, uphill-downhill road and full load scenes are carried out. The simulation results show that the DSM's comprehensive risk assessment strategy can evaluate suitable risk levels in advance and timely brake, which indicates that the introduction of road slope information can improve the driving safety of the vehicle up and downhill scenes. By introducing vehicle load information, the designed minimum safe braking distance index can detect potential collision risk in time. The DSM's emergency braking control strategy can smoothly stop the vehicle before 10 m safe distance, which improves the stability of heavy-duty vehicles during emergency braking.

Key words: open-pits; autonomous vehicle; driving security model; driving risk; finite state machine; emergency braking

无人驾驶技术作为诸多产业发展的重要引擎,应用于露天矿区可以提高矿区生产运输安全、作业效率和车辆利用率,有利于提高矿区开采行业的智能化、精细化管理水平。然而,当前矿区无人驾驶大多处于测试阶段,且露天矿区道路坡度大、弯道多、路况差^[1],对于突发状况,仍需要人工安全员对车辆进行应急响应。无人驾驶行车安全保障技术作为露天矿区无人运输系统的核心之一,在未来车辆完全无人驾驶场景中扮演着安全员的角色,承担着运输车辆行车安全保障工作。行车安全保障技术的准确性、可靠性直接决定了整个露天矿区无人运输系统能否安全运行。因此,研究无人工安全员场景下的行车安全保障技术具有很重要的理论意义和实际应用价值。

无人驾驶车辆行车安全保障技术主要包括行车风险的评估及防控。在行车风险评估方面,采取合适的行车风险评估指标是做出正确决策控制的关键。当前应用于车辆无人驾驶的行车风险评估指标主要包括以下4种^[2]:①基于时间的指标,如碰撞时间(Time to Collision, TTC)^[3-4]和驾驶员反应时间(Time to Reaction, TTR)^[5-6]。许多汽车制造商已将TTC指标应用于高级辅助驾驶的紧急制动系统产品,LI等^[7]提出一种TTC与TTR结合的风险评估指标,并基于此设计了碰撞缓解系统(Collision Mitigation Braking Systems, CMBS)。然而,考虑驾驶员反应时间的TTR指标一般用于有人驾驶车辆的高级辅助驾驶系统,无法直接应用于露天矿区无人驾驶车辆。而由相对速度和相对距离组成的TTC指标在两车相对速度接近

0的情况难以准确评估潜在风险,同时一些考虑加速度的改进计算方法也不适合多坡道露天矿区的高安全性要求。②基于运动学的指标,如加速度指标^[8]。BRANNSTROM等^[9]基于车辆加速度指标及车辆运动学模型,综合预测了驾驶员的转向动作和分心程度,以此为紧急制动系统提供安全保障。③基于数据的机器学习模型,如基于数据构建的碰撞概率风险评估模型^[10-12]。HUANG等^[13]构建了考虑道路结构与车辆运动特征的状态转移方程,基于采集的行车数据构建高斯混合模型来学习驾驶员驾驶模式习惯,从而实现对周围车辆的驾驶意图预测和行驶轨迹预测,实车测试表明在直道和弯道的预测精度分别为91.7%和90.5%。这种基于机器学习构建预测网络的方法存在模型可解释性差、安全不足的问题,不适用露天矿车的行车风险评估。④基于人工势能场(Artificial Potential Fields, APF)的指标,如行车风险场模型^[14-16]。王建强等^[14]从场论思想出发,提出了“行车风险场”的概念,用来表征人-车-路各要素对车辆行驶安全性造成的风险程度。综合考虑了驾驶人行为特性、交通环境和车辆状态,但是该方法所构建的风险评估模型较为复杂,且目前多处于理论研究阶段。同样,文献^[17]基于APF建立势能函数,结合车辆动力学模型设计综合代价指标,提出了基于模型预测控制的路径规划控制方案,并在CarSim仿真软件中实现了车辆紧急避障功能,而这种基于APF与模型预测控制的方法用于解决横向避障问题,不适用于本文的纵向行车风险评估。

在行车风险防控方面。兰凤崇等^[18]采取分层设计,上层利用 TTC 进行制动决策,下层通过考虑轮胎特性的 PID 算法控制制动压力,并基于追尾事故场景的重建在仿真中验证了控制策略的有效性。马玉喆等^[19]提出了一种集成制动和转向控制的自动紧急控制策略,主要应用于高速行驶、低附着系数的场景,不适用于露天矿车的低速、重载运输工况。DENG 等^[20]基于 APF 方法,将所建立道路电位场及司机对不同障碍物的敏感度引入到模型预测控制的成本函数中,实现了对不同障碍物的紧急避障,其理论成果可以为高级辅助驾驶系统提供开发依据。LI 等^[21]针对高速公路动态场景的安全灵活避障问题,提出了一种语义级机动采样与轨迹规划算法,可实现自动驾驶车辆兼顾舒适和安全的行驶轨迹生成。

综上所述,当前普通公路场景行车风险评估及防控相关研究较多,且多集中在车辆驾驶辅助系统(Driving Assistance Systems, DAS),其风险评估指标多考虑驾驶人及车辆特性,较少考虑先验道路信息,或者如基于人工势场等考虑综合环境信息的方法较为复杂,难以直接在露天矿车上应用。在防控策略方面多为预警、部分制动和全部制动的简单策略。然而,露天矿区环境道路坡度大、车辆载重变化大,同时矿区对无人驾驶车辆有安全运输、平稳制动的功能要求^[22]。目前,露天矿区无人驾驶领域还未对行车风险及防控机制进行针对性的研究。因此,笔者从露天矿区车-路-云的运输场景出发,提出了行车安全保障模型,综合车端-路侧-云平台的多源信息对无人驾驶矿车行车风险等级进行量化并做出相应的防控策略。行车安全保障模型的提出和应用,将为无人驾驶安全技术的研究及露天矿车完全无人化运营提供一种新的思路和方法。

1 无人驾驶行车安全保障模型

无人驾驶车辆行车安全保障模型作为露天矿区无人运输系统的行车风险防控机制,综合车-路-云无人运输系统感知信息,进行行车风险等级评估,并根据风险等级做出相应的风险防控策略。行车安全保障模型主要包括:行车状态感知模块、行车风险评估模块和行车风险防控模块,如图1所示。

行车状态感知模块综合车端-路侧-云端的综合信息,为行车风险评估模块提供风险等级评估所需的状况数据;行车风险防控模块依据不同风险等级,做出对应的防控决策,包括向云端发送危险警报信息、采取合适的紧急制动控制策略。行车安全保障模型的3个模块在露天矿区无人运输整个系统的部署方案如图2所示,在以太网(ETH)局域网络环境下采用

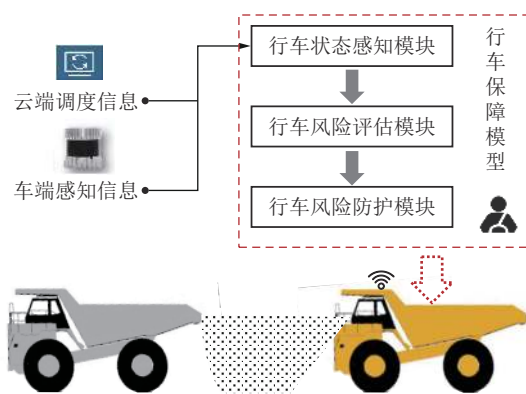


图1 露天矿区无人驾驶车辆的行车安全保障模型

Fig.1 DSM of the autonomous vehicle in open-pit mines

分布式数据分发服务(Data Distribution Service, DDS)的发布与订阅机制实现不同模块的消息通信。本文涉及的无人驾驶车辆主控制器集成了5颗不同算力、不同功能的车规级芯片——智能计算单元(Intelligent Computing Unit, ICU)用于环境感知;通信网关单元(Communication Gateway Unit, CGU)用于处理卫星定位、C-V2X车联网、5G/4G云平台调度等信息;中央控制单元(CCU, Central Control Unit)用于决策、控制等功能;安全监控单元(Safety Control Unit, SCU)用于车辆功能安全保障;数据交换芯片(SWITCH)是主控制器内部用于以太网通信的板载芯片。

2 行车状态感知模块

行车状态感知模块包括对前方障碍物感知、车辆及行驶道路状态感知2个部分。

前向障碍物感知利用激光雷达、毫米波雷达以及高精度定位等综合信息,为行车状态感知提供环境感知信息。前向障碍物感知系统主要检测前方障碍物的相对速度、朝向、大小以及相对位置等信息,运用多传感器融合方法,使用GPS/北斗定位信息以及高精地图等环境先验信息,实现无人驾驶车辆前方障碍物的精准检测。无人驾驶矿卡前向感知系统的布置方案如图3所示。

车载前向传感器包括毫米波雷达、激光雷达, GPS/北斗定位系统和V2N+V2V通信模块等实现环境感知、定位和通信功能,使用主控制器Mainbox进行数据的实时处理。车载前向障碍物目标检测架构的流程如图4所示,原始多传感器数据通过数据同步模块实现数据的时间同步与空间同步。点云语义分割网络实现点云位置信息的语义理解,结合高精地图的边界信息实现感兴趣区域的障碍物检测。最后,将毫米波雷达与激光雷达的检测结果进行融合操作,保证障碍物的精确感知。

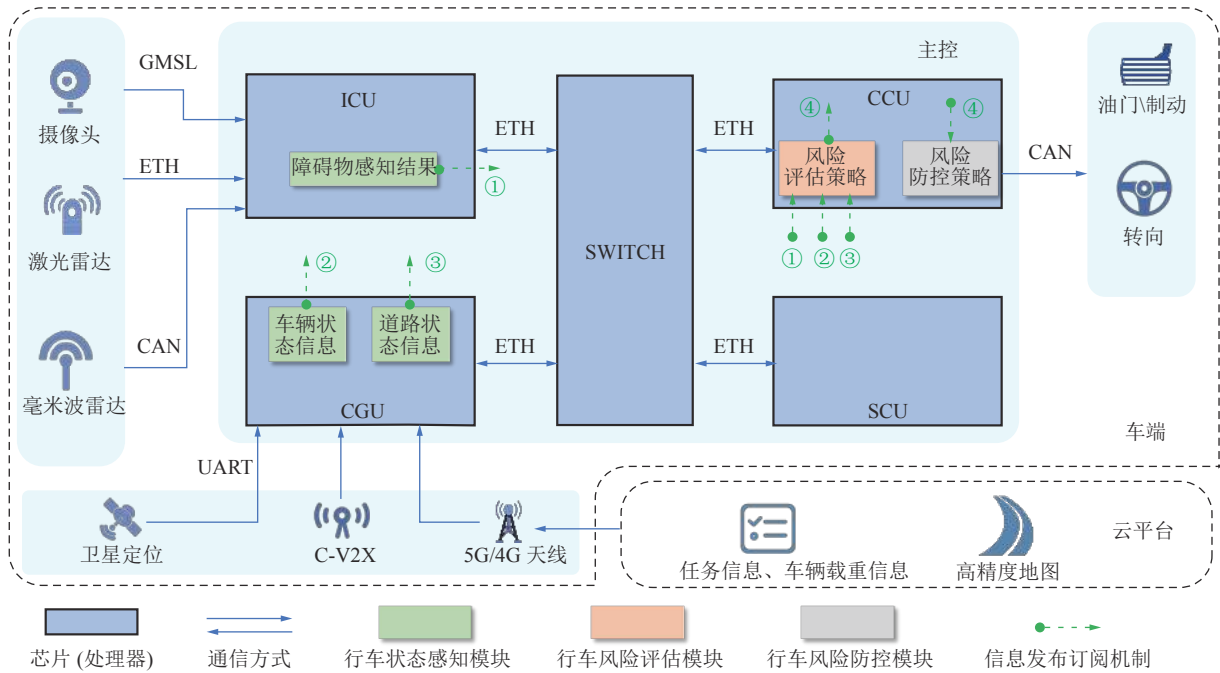


图2 无人运输系统中行车安全保障模型的部署方案

Fig.2 Implement scheme of the DSM for open-pit mines unmanned transportation systems

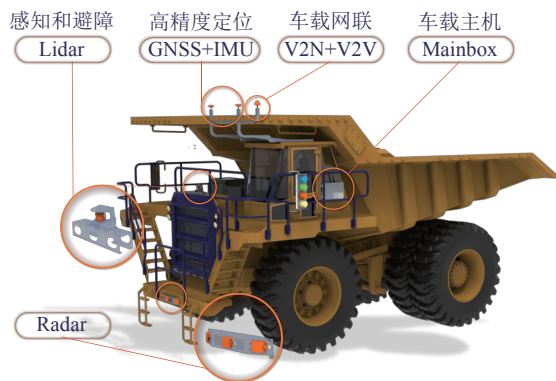


图3 车载前向感知系统传感器方案

Fig.3 Configuration of a vehicle-mounted forward sensing system

前向障碍物目标检测关键技术是实时接收 64 线激光雷达的点云数据,使用球面投影提高点云语义分割网络的精确性与运算速度,减少映射过程中的信息丢失。其基本原理^[23]为:设空间中某一点的坐标为 $p = (x, y, z)$,传感器的垂直感受野用垂直感受野下限 f_{down} 和垂直感受野上限 f_{up} 表示,点 p 对应的像素坐标 (u, v) 可以表示为

$$u = \frac{1}{2} \left[1 - \arctan \left(y, x \right) \frac{1}{\pi} \right] w \quad (1)$$

$$v = \left[1 - \left(\arcsin \left(z, \frac{1}{r} \right) + f_{\text{down}} \right) \frac{1}{f} \right] h \quad (2)$$

其中, $r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$ 为 p 到原点的距离; f 为传感器

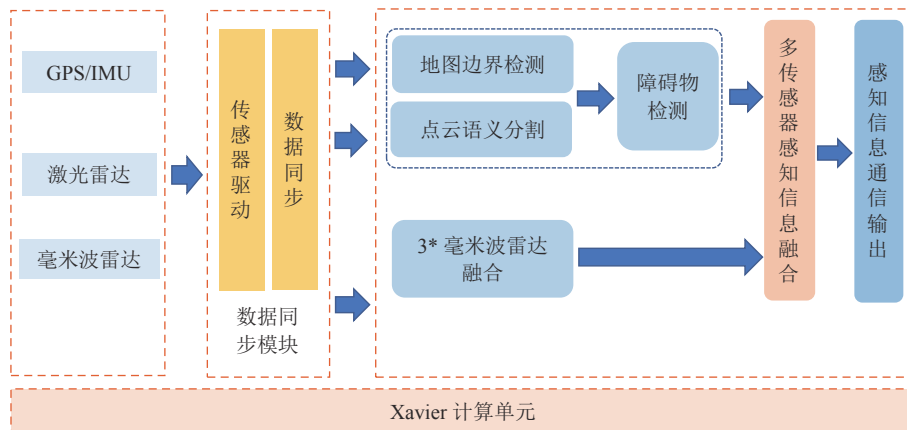


图4 车载前向障碍物目标检测架构

Fig.4 Architecture of a vehicle-mounted forward obstacle detection system

的垂直感受范围, $f = |f_{\text{down}}| + |f_{\text{up}}|$; w 、 h 分别为伪图像的宽度和高度, 最终将点云映射于像素坐标系, 形成伪图像。语义分割网络使用残差空洞卷积学习更全面的上下文语义信息, 并配合空洞卷积, 反卷积等操作实现快速、准确的点云语义分割。

本文采取的车载前向感知系统检测结果如图5所示。图5中立方体用来可视化感知的输出结果, 其中(a)~(d)为检测到的矿卡、轿车、行人、挖掘机等障碍物目标。图5(e)、(f)为不同场景下的语义分割结果, 其中蓝色为地面, 白色为挡墙。这些基本的障碍物检测功能是行车安全保障模型的“眼睛”, 是实现无人驾驶车辆行车风险评估及防控的基础和必要环节。

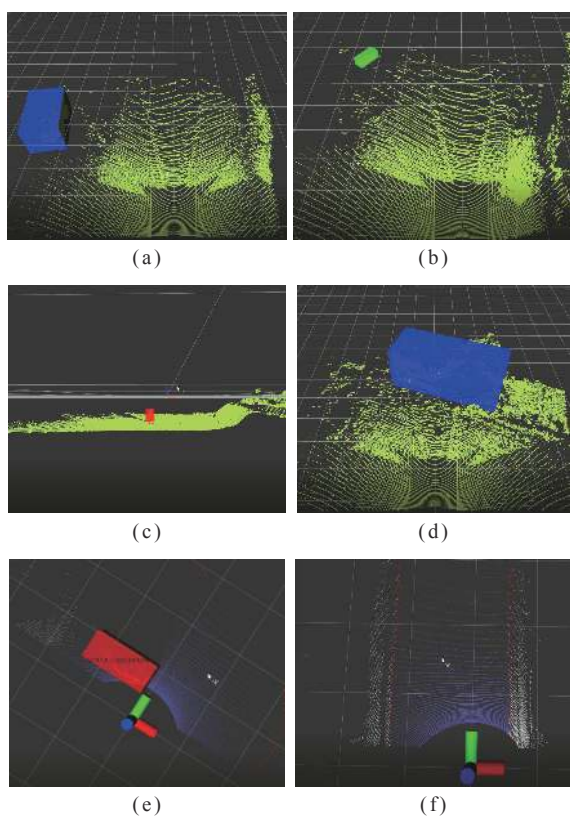


图5 前向障碍物感知结果

Fig.5 Real obstacle perception results

同时, 行车安全保障模型也会感知车辆自身状态及行驶道路坡度信息。车辆自身状态主要通过车载定位及车身传感器系统获得, 包括自车的速度、加速度、航向等基本状态信息。行驶道路坡度信息由露天矿区无人运输系统的云平台下发, 云平台向无人驾驶车辆下发调度任务、车辆空载/满载状态的同时会下发待行驶道路的高精度地图, 行车安全保障模型由地图解析出自车前方的道路坡度数据。图6为某露天矿区云平台管理的无人驾驶车辆行驶路径, 图7为该露天矿区无人驾驶车辆在前往装载区的整条行驶路径坡度信息, 其中坡度信息通过六点均值滤波算法^[24]

进行了数据处理。由此看出, 车辆在大约 5 500 m 的行驶路径中一直处于下坡道路, 最大坡度为 7°。可见在露天矿区无人驾驶车辆行驶过程中, 坡度是无人驾驶行车安全保障模型的风险评估模块必不可少的建模参数。而车辆在下坡道路对车辆行车风险的影响尤其明显。

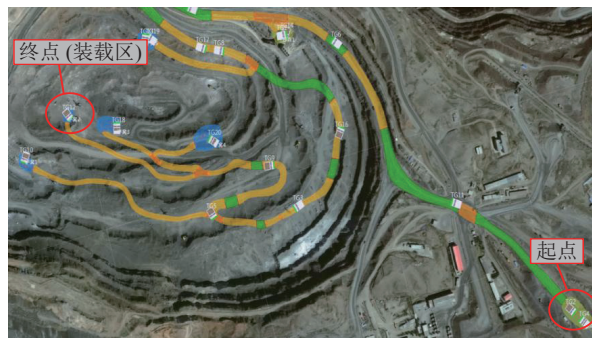


图6 某露天矿区云平台显示的无人驾驶车辆行驶路径

Fig.6 Driving path of an autonomous vehicle displayed on the cloud platform in an open-pit mine

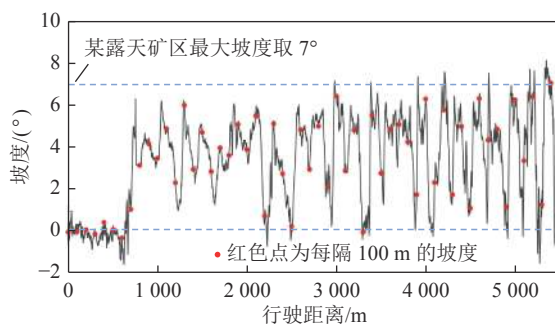


图7 某露天矿区下坡道路典型坡度

Fig.7 Real slope value of down road in an open-pit mine

3 行车风险评估模块

依据行车状态感知模块输出的车-路-云综合感知信息, 笔者研究了考虑道路坡度先验信息的行车风险量化综合评估策略, 并确定了在不同场景下的安全阈值参数, 组成行车风险评估模块。该模块作为行车安全保障模型的大脑, 可以精准评估有限时域内车辆与前方障碍物的碰撞可能性, 并给出量化的碰撞风险等级, 实现无人驾驶车辆前向行车风险动态辨识。具体来说, 参考了在乘用车中常用的预碰撞时间指标, 其实现过程简单、有效, 同时使用最小制动安全距离指标来应对自车与前车相对速度相近时预碰撞时间指标失效的可能情况。因此, 行车风险评估模块使用预碰撞时间及最小制动安全距离组成的综合评估指标来对碰撞风险进行量化。

3.1 预碰撞时间指标

预碰撞时间是由自车状态和前方车辆状态计算

得到的两车预计发生碰撞的时间^[25]。当预碰撞时间小于设置的时间阈值,行车风险防控模块会采取紧急制动控制车辆停车。预碰撞时间的计算方式如下:

$$T_r = \begin{cases} -\frac{d_r}{v_r}, v_r < 0, a_r = 0 \\ \frac{-v_r - \sqrt{v_r^2 - 2a_r x}}{a_r}, v_r < 0, a_r \neq 0 \\ \frac{-v_r + \sqrt{v_r^2 - 2a_r x}}{a_r}, v_r \geq 0, a_r < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中, T_r 为预碰撞时间, s; d_r 为自车距障碍物距离, m; v_r 为本车和前车的相对速度, m/s; a_r 为本车和前车的相对加速度, m/s²。

在露天矿区无人驾驶车辆行驶过程中,通常上下坡道较多,人工安全员会依据驾驶经验对下坡场景给予更多的关注。因此,在设置预测碰撞时间阈值参数时,应该区分上下坡道场景。笔者给出带实时坡度修正的预碰撞时间的最小安全阈值计算公式:

$$T_{th} = \begin{cases} t_{min} + t_m, \theta \leq -\theta_{max} \\ t_{min} - \frac{\theta}{\theta_{max}} t_m, -\theta_{max} < \theta < \theta_{max} \\ t_{min} - t_m, \theta \geq \theta_{max} \end{cases} \quad (4)$$

式中, T_{th} 为预碰撞时间的安全阈值, s; t_{min} 为水平路面确定的最小预碰撞时间, s, 露天矿区场景一般取值为6~8 s, 保证有充足的时间平稳制动; t_m 为与行驶道路坡度相关的时间指标修正值, s, 露天矿场景中一般取值为2 s; 当两车相对距离 $d_r < 50$ m, θ 取值为自车前方 d_r 段行驶道路的平均坡度, (°), 该值由云平台下发的高精度地图获取; 当 $d_r \geq 50$ m, θ 取值为自车前方50 m内可行驶道路的平均坡度, 正值为上坡; θ_{max} 为整个露天矿区行驶道路平均坡度 θ 的最大值。

3.2 最小制动安全距离指标

引入最小制动距离指标主要解决2个问题:一是当两车相对速度接近0的情况带来预碰撞时间过大的问题;二是引入最小制动距离防止由于对前方车辆状态信息感知不准确造成预碰撞时间指标失效的紧急情况发生。最小制动安全距离指标的推导过程如下:

露天矿区无人驾驶车辆一般使用液压制动系统,该系统在工作过程中,制动油路压力响应与执行机构动作均需要时间^[19],同时无人驾驶控制器发出控制指令到车辆底盘控制器有通信时延,考虑上述纯时间延迟因素,将控制器发出控制指令到执行机构开始产生制动压力的时间综合定义为制动系统时延 t_1 。假设制动压力随时间呈线性上升,从0到最大制动力的时间记为 t_2 ;最大制动力持续至车速降为0的时间 t_3 。如图8所示,为自车进行紧急制动的简化过程,图中 v_h 为自车

速度, m/s; a_{max} 为自车最大制动减速度, m/s²。

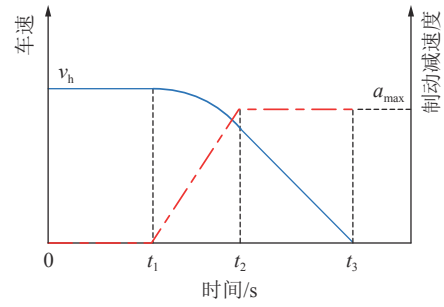


图8 无人驾驶矿卡紧急制动简化过程

Fig.8 Simplified process of the unmanned truck emergency brake

在实际矿区排土场的水平道路上进行方波测试试验,得到北方股份电动轮矿卡 MT3600 的制动系统平均时延为0.75 s,制动压力上升过程为0.6 s,如图9所示。

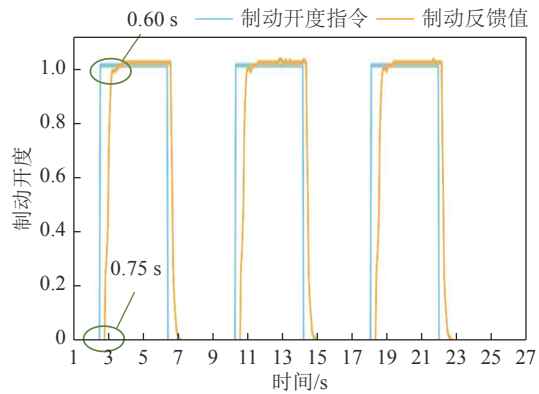


图9 北方股份电动轮矿卡 MT3600 的制动系统方波响应实验结果

Fig.9 Square wave response test result of the braking system of MT3600 electric wheel truck

基于该制动过程的运动学关系,可以推导出紧急制动停车的最小制动距离 d_h :

$$d_h = v_h t_1 + \int_0^{t_2} \left(v_h - \frac{a_{max}}{2t_2} t^2 \right) dt + \left(v_h - \frac{1}{2} a_{max} t_2 \right) t_3 - \frac{a_{max}}{2} t_3^2 = v_h (t_1 + t_2 + t_3) - \frac{a_{max}}{6} (t_3^2 + 3t_2 t_3 + 3t_3^2) \quad (5)$$

$$t_3 = \frac{v_h}{a_{max}} - \frac{1}{2} t_2 \quad (6)$$

同样的,考虑露天矿区道路坡度变化较大,运输车辆存在满载、空载情况,这2种因素均会对车辆的制动过程产生影响。笔者通过引入前方道路的实时坡度信息对自车的最大制动减速度进行修正:

$$a_{max} = a_b + g \sin \theta, -\theta_{max} \leq \theta \leq \theta_{max} \quad (7)$$

式中, a_b 为车辆在水平路面下的最大制动减速度, m/s²,在露天矿区运输场景需要区分满载与空载,空载满载

状态信息基于云平台下发获得,一般情况下满载工况的最大制动减速度较空载工况小一些, a_b 取值由车辆纵向动力学实车试验标定,如图10所示,为北方股份

电动轮矿卡 MT3600 的试验结果,在排土场的水平道路,车辆空载最大制动减速度为 3.45 m/s^2 ,满载为 1.79 m/s^2 ; g 为重力加速度,取值 9.8 m/s^2 。

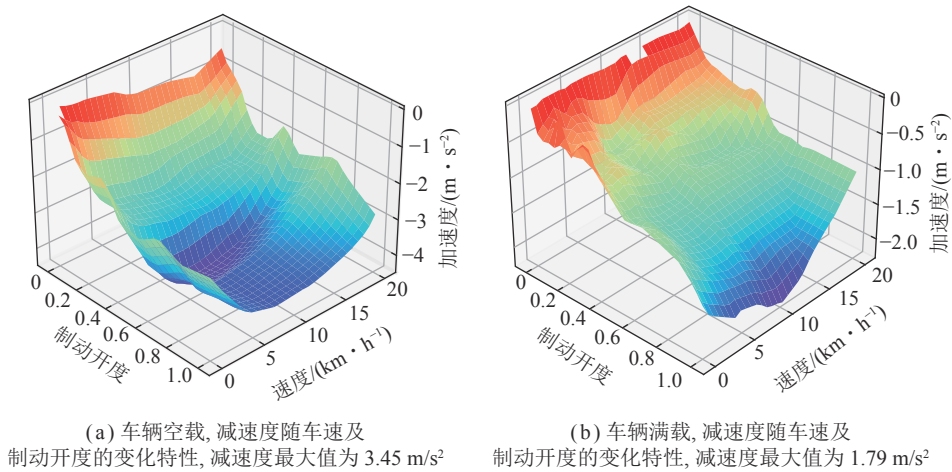


图 10 北方股份电动轮矿卡 MT3600 的制动性能实验结果

Fig.10 Performance test of the braking system of MT3600 electric wheel truck

前方障碍物车辆的制动过程可以简化为匀减速运动,不考虑制动系统时延及制动压力上升过程,其最小制动距离计算如下:

$$d_e = \frac{v_e^2}{2a_{e,\max}} \tag{8}$$

式中, d_e 为前车最小制动距离; v_e 为前车速度, m/s ; $a_{e,\max}$ 为前车最大制动减速度, m/s^2 ,取上坡道路车辆空载所产生的最大制动减速度。

结合式(5)、(7),确定露天矿区场景无人驾驶车辆的最小制动安全距离指标为

$$d_s = d_h - d_e + d_{\min} \tag{9}$$

式中, d_s 为最小制动安全距离, m ; $d_{\min}$ 为在紧急制动停车时两车至少保持的安全距离,露天矿区场景下一般取值 10 m 。

3.3 行车风险综合评估策略

综合考虑预碰撞时间及最小制动安全距离 2 个指标,确定如表1所示的露天矿区场景行车风险综合评估策略。其中,行车风险等级 A、B 和 C 分别表示非常危险、危险、无危险(安全)。

选择 $1.2d_s$ 和 $0.5T_{th}$ 作为分界点,由以下车辆驱动、制动系统测试试验得到。

试验过程:选择露天矿区排土场内较为平坦的路面(为了尽量减少坡度阻力的影响),对自动驾驶矿卡(北方股份电动轮矿卡 MT3600,空载工况)使用预先内置的采集程序进行数据采集试验(设置前轮转角指令为 0,尽量减少转向阻力的影响)。按照固定的油门、制动开度采集车辆 GPS 纵向速度、IMU 纵向加速度

等车辆状态数据,得到实车驱动、制动特性数据。去掉停车等无用数据,试验时油门、制动开度指令如图11所示,相应的车辆速度变化如图12所示。

表 1 行车风险综合评估策略		
Table 1 Comprehensive assessment strategy of driving risk		
最小制动安全距离/m	预碰撞时间/s	行车风险等级
$d_r \leq 1.2d_s$	$T_r < 0.5T_{th}$	A
	$0.5T_{th} \leq T_r \leq T_{th}$	A
	$T_r \geq T_{th}$	A
$d_r > 1.2d_s$	$T_r < 0.5T_{th}$	A
	$0.5T_{th} \leq T_r \leq T_{th}$	B
	$T_r \geq T_{th}$	C

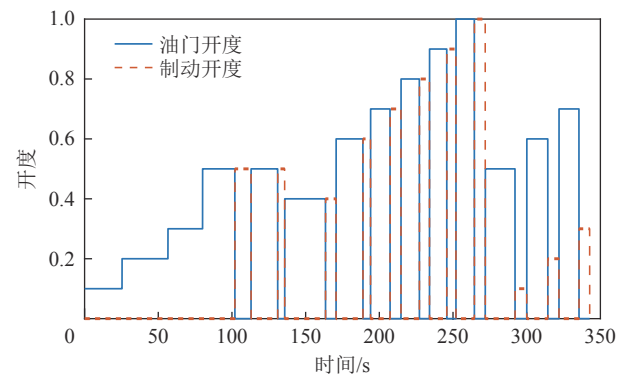


图 11 北方股份电动轮矿卡进行驱动、制动特性标定试验所使用的油门、制动开度指令

Fig.11 Throttle and brake commands used in the calibration test of drive and braking characteristics of MT3600 electric wheel truck

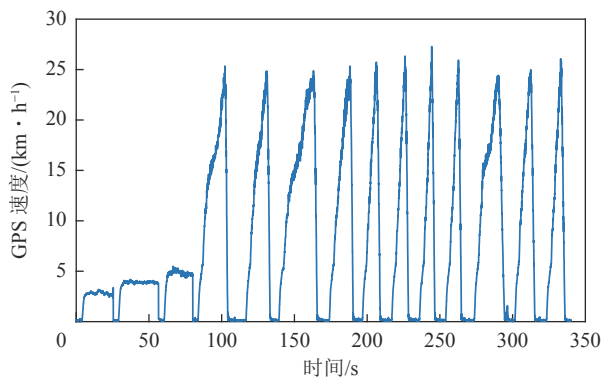


图 12 北方股份电动轮矿卡进行驱动、制动特性标定试验所采集的 GPS 速度数据

Fig.12 GPS speed datas of throttle and brake tests for MT3600 electric wheel truck

统计在 25 km/h 初速度下,不同制动开度的制动距离,如图 13 所示,最大制动距离为 14.86 m (制动开度为 0.1),平均制动距离为 10.988 m,结合式 (9),当前矿区对于制动停车后安全距离阈值为 10 m 的要求,计算得到最小制动安全距离指标对于危险与非常危险的界限约为 1.2。

统计在 25 km/h 初速度下,不同制动开度条件下的实际制动时间,如图 13 所示,制动时间最大值为 6.2 s (制动开度为 0.1),制动时间平均值为 3.35 s,计算得预碰撞时间指标对于危险与非常危险的界限设置约为 0.5。

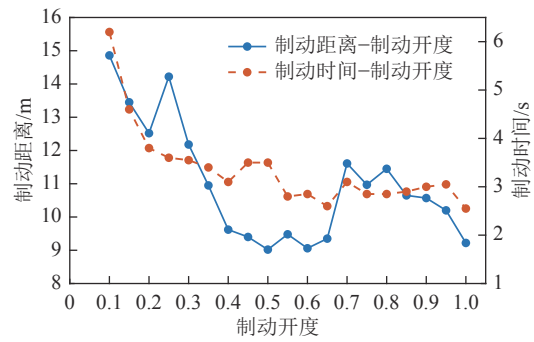


图 13 不同制动开度下制动距离与制动时间的表现

Fig.13 Performance of braking distance and braking time under the different braking opening

4 行车风险防控模块

行车风险防控模块是行车安全保障模型的核心部分,包括考虑行车风险等级的安全防控决策和紧急制动控制策略 2 部分。

4.1 考虑行车风险等级的安全防控决策

笔者基于有限状态机 (Finite State Machine, FSM) 构建行车风险防控模块的决策过程^[26],根据不同的风险等级及车辆状态,设计相应的控制策略,实现无人驾驶车辆在道路行驶面临碰撞风险时平稳、安全制动停车。决策系统的有限状态机转移过程如图 14 所示,主要包括正常行驶状态、StopToEnd 状态、RiskLevelA 状态、RiskLevelB 状态、QuitStateOne 状态、QuitStateTwo 状态和停车状态。

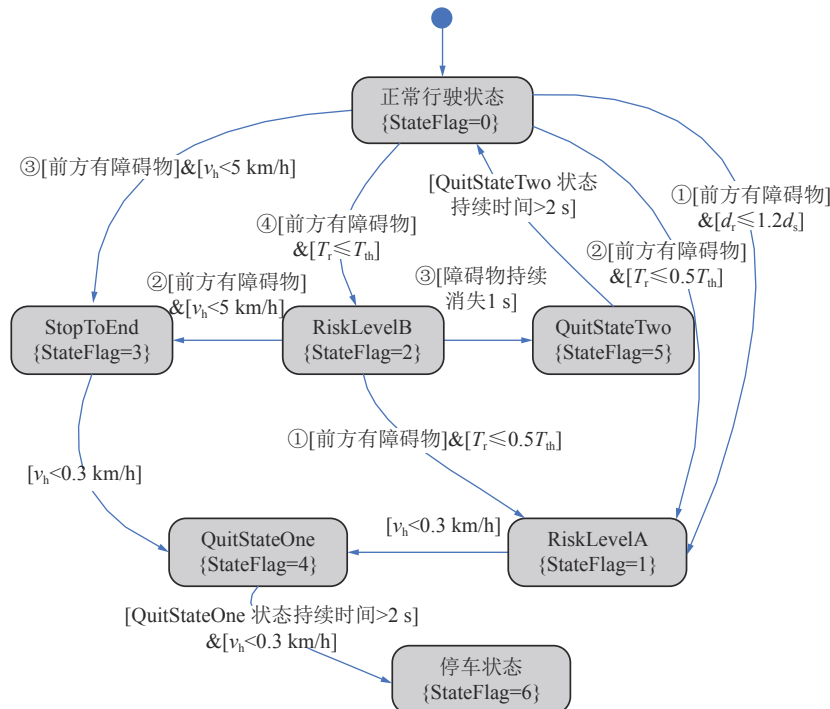


图 14 决策系统的有限状态机转移过程

Fig.14 Change of status in the decision system

图 14 中, [...] 表示触发状态转移的事件; & 表示逻辑与; {...} 表示触发的动作; ①②③ 表示状态在转移过程中事件判断的优先级顺序, ① 表示优先级最高, 一旦满足了高优先级的判断条件, 后续的低优先级判断条件就不需要再进行判断; StateFlag 用来标识不同状态, 实线箭头表示状态的单向转移过程; 每个时刻决策系统只能处于唯一的某个状态。

4.2 紧急制动控制策略

笔者针对图 14 中的有限状态机决策系统, 分别设置不同的控制策略, 使无人驾驶矿卡在道路行驶遇到可能的碰撞风险时实现安全、平稳停车。

4.2.1 RiskLevelB 状态

当状态机跳转至 RiskLevelB 状态, U_b 的控制率为

$$U_b = U_{bmin} + (1 - U_{bmax})e^{-K(d_t - d_{min})} \quad (10)$$

其中, U_b 为制动踏板开度指令, 取值范围为 [0,1]; U_{bmin} 为最小的制动踏板开度指令, 一般由车辆的制动系统死区特性标定; d_{min} 为安全距离; K 为减速度集中度系数, K 越大, 表示行车安全保障模型会在行车风险等级 B 的初期就做出更多的减速度贡献, 目的是实现在一般危险情况平稳制动停车, 该值由以下经验公式给出:

$$K = C_1 d_r - C_2 \quad (11)$$

$$C_1 = a_1 + b_1 e^{(a_3 - v_h)} \quad (12)$$

$$C_2 = a_2 + b_2 v_h \quad (13)$$

式中, C_1 、 C_2 为中间变量; a_1 、 b_1 、 a_2 、 b_2 、 a_3 的确定依据所辨识的车辆纵向动力系统结合遗传优化算法进行确定。

为了防止经验公式参数设置的不合适造成制动开度出现“增大—减小—增大”的现象, 在式 (10) 之后增加如下开度限缩策略:

$$U_b(k) = \begin{cases} U_b(k-1), U_{b,cal}(k) \leq U_b(k-1) \\ U_{b,cal}(k), U_{b,cal}(k) > U_b(k-1) \end{cases} \quad (14)$$

其中, $U_{b,cal}(k)$ 为当前控制周期 k 的踏板开度计算值; $U_b(k-1)$ 为上一个控制周期 $k+1$ 的制动踏板开度指令输出值; $U_b(k)$ 为当前控制周期 k 最终的制动踏板开度指令输出值。通过该状态每次的计算结果进行检查, 只执行开度增大的变化, 限制制动踏板开度的缩小趋势, 使得制动开度控制率更加合理。

4.2.2 RiskLevelA 状态

当状态机跳转至 RiskLevelA 状态, 制动踏板开度指令直接取最大制动开度, 即 $U_b = 1$, 目的是针对非常危险工况尽可能产生最大的制动效果, 防止碰撞发生。

4.2.3 StopToEnd 状态

当状态机跳转至 StopToEnd 状态, 制动踏板开度

U_b 的控制率如下:

$$U_b = \begin{cases} U_{i0} + 2(1 - U_{i0})(t - t_0), t_0 < t \leq t_0 + 0.5 \\ 1, t > t_0 + 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

式中, t_0 为跳转至该状态的时刻, s ; U_{i0} 为 t_0 时刻对应的制动踏板开度。

该控制策略防止在低速有障碍物的情况下, 车辆因为行车风险等级在危险 (A/B) 与不危险 (C) 之间来回跳变造成车辆的频繁启停, 使行车安全保障模型的决策逻辑更加拟人化。

4.2.4 QuitStateOne 状态

QuitStateOne 状态为风险防控模块在完成风险防控任务后将控制权交给无人驾驶系统的退出状态情况一, 制动踏板开度控制策略为 $U_b = 1$, 该状态模拟人工驾驶员, 进行车辆是否完全稳定停车的确认。

4.2.5 QuitStateTwo 状态

QuitStateTwo 状态为行车风险防控模块在完成风险防控任务后将控制权交给无人驾驶系统的退出状态情况二, 制动踏板开度控制率如下:

$$U_b = U_{i0} - U_{i0}(t - t_0), t_0 < t \leq t_0 + 1 \quad (16)$$

该控制策略确保在 1 s 内将制动踏板开度降至 0, 以便无人驾驶系统接管控制权, 执行加速等操作。

5 仿真结果及分析

5.1 联合仿真环境搭建

PreScan 软件用于无人驾驶场景建模, 可以提供高级辅助驾驶系统仿真测试、无人驾驶环境建模, 可以实现无人驾驶感知、决策、规划和控制算法的软件在环和硬件在环仿真^[27]。

在 PreScan 中搭建了某露天矿区无人驾驶的数字孪生仿真系统, 使用 Simulink 搭建矿卡的纵向动力学模型、行车风险评估模块、有限状态机决策系统以及制动控制算法, 图 15 为搭建的水平道路测试场景, 图 16 为联合仿真模型。其中, 搭建水平道路场景用于仿真车辆在不同相对距离、不同速度行驶时发现静



图 15 露天矿区行车安全保障模型水平道路测试场景

Fig.15 Horizontal road test scenarios for open-pit mining vehicle safety assurance models

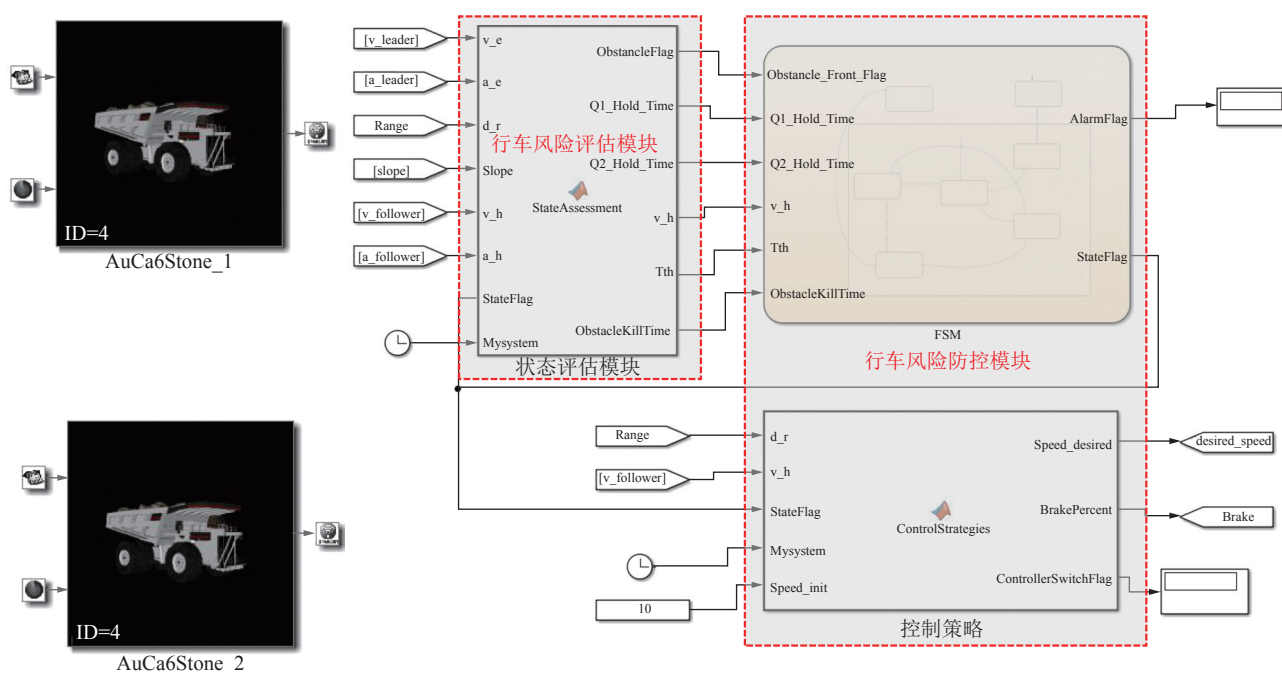


图 16 露天矿区无人驾驶行车安全保障模型测试仿真平台

Fig.16 Simulation platform of the DSM in open-pit mines

止障碍物的停车过程,主要目的是验证紧急制动控制策略是否能够实现平稳停车以及是否能够满足安全停车距离。搭建上下坡道场景用于测试考虑坡度先验信息修正的行车风险综合评估策略是否有效。

露天矿区生产作业场景对于运输车辆的行驶安全要求高,因此安全阈值等参数均需要设置得较为保守。表2为针对露天矿区场景道路、北方股份矿卡MT3600及行车安全保障模型在仿真环境中所采用的一些参数。

表2 仿真道路、车辆及行车安全保障模型的参数

Table 2 Parameters of road, vehicle and DSM

参数	取值
水平路面最小预碰撞时间 $t_{\min}/s$	6
行驶道路坡度的最大修正值 t_m/s	2
平均坡度最大值 $\theta_{\max}/(^{\circ})$	7
安全距离 $d_{\min}/m$	10
干燥压实土路的道路附着系数	0.68
干燥压实土路的滚动阻力系数	0.028
电动轮矿卡尺寸(长/宽/高)/mm	13 100/7 300/6 900
电动轮矿卡空载质量/kg	116 348
水平路面最大制动减速度 $/(m \cdot s^{-2})$	4.0

5.2 仿真结果分析

依据5.1节所搭建的2个仿真场景,对3种工况进行仿真分析。

(1) 不同相对距离,自车(车辆空载)以不同速度

行驶的遇障停车测试。

在水平道路场景中,分别设置前方静止车辆与自车的距离为45 m及35 m,自车以不同初始速度进行仿真实验,如图17、18所示,仿真时间均为8 s。需要说明的是,最高车速取值35 km/h是按照当前露天矿区无人驾驶矿卡在实际运营中的空载工况下最高限速确定的。

从图17可知,空载车辆分别以35、25、15 km/h的速度行驶时,在前方45 m处感知到静止障碍物,车辆最终会在距离障碍物10.50、16.15和18.98 m处停车,满足表2所设置的最小10 m的安全距离。分析图17(a),车辆以25 km/h行驶发现障碍物,行车风险评估模块会将行车风险等级依次定为C级(不危险)、B级(危险)和A级(非常危险),在0.5~3.5 s,处于B级风险,状态机跳转至RiskLevelB状态,执行基于经验公式的控制策略,会增加制动开度到40.20%。在3.5~4.1 s,处于A级风险,状态机跳转至RiskLevelA状态,制动开度按照控制策略快速增加至100%,由图17(b)可知,由于仿真环境中车辆纵向动力学由实车数据辨识得到,包含纯延迟和惯性环节,因此制动减速度不会立刻且迅速增加到最大值,图17(a)中的每个时间段均会有延迟,如在5.85 s时才增加到3.067 m/s²,此时车辆已经停车。由此可以看出基于经验公式的控制策略可以减小后面的制动负担,实现车辆安全、平稳地制动停车。

从图18可知,车辆分别以35、25、15 km/h的速

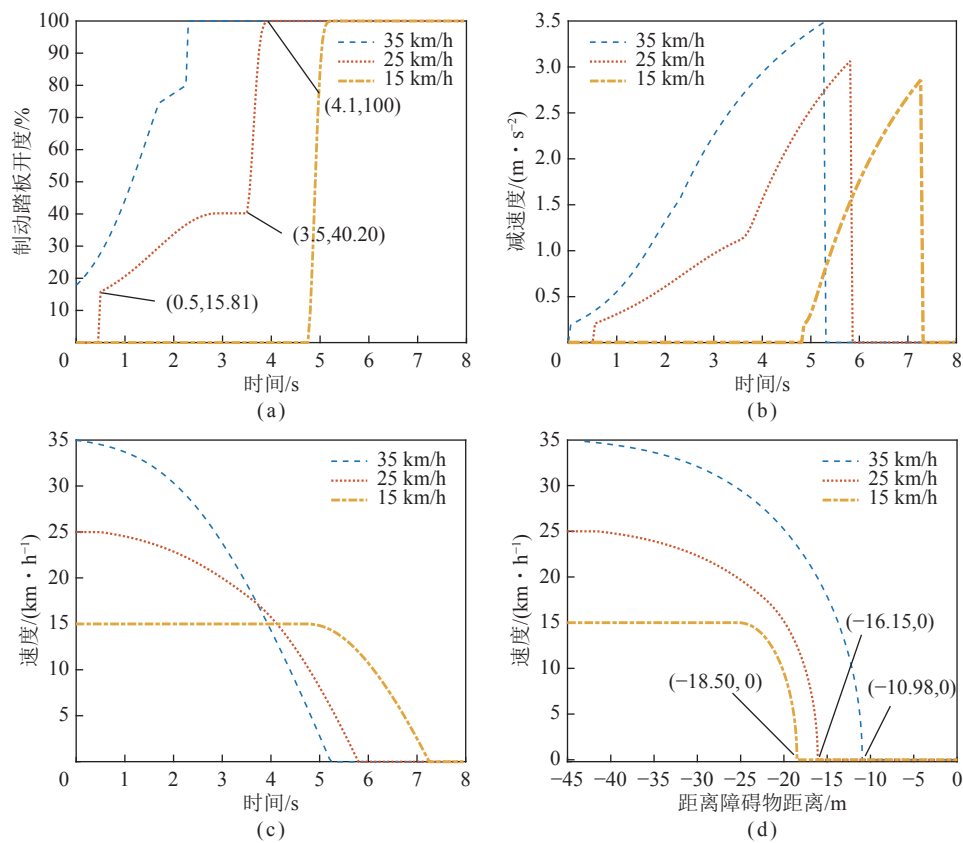


图 17 水平道路空载车辆距离静止障碍物 45 m 实验结果

Fig.17 Experimental results of unloaded vehicles on horizontal road with 45 m distance from the stationary obstacle

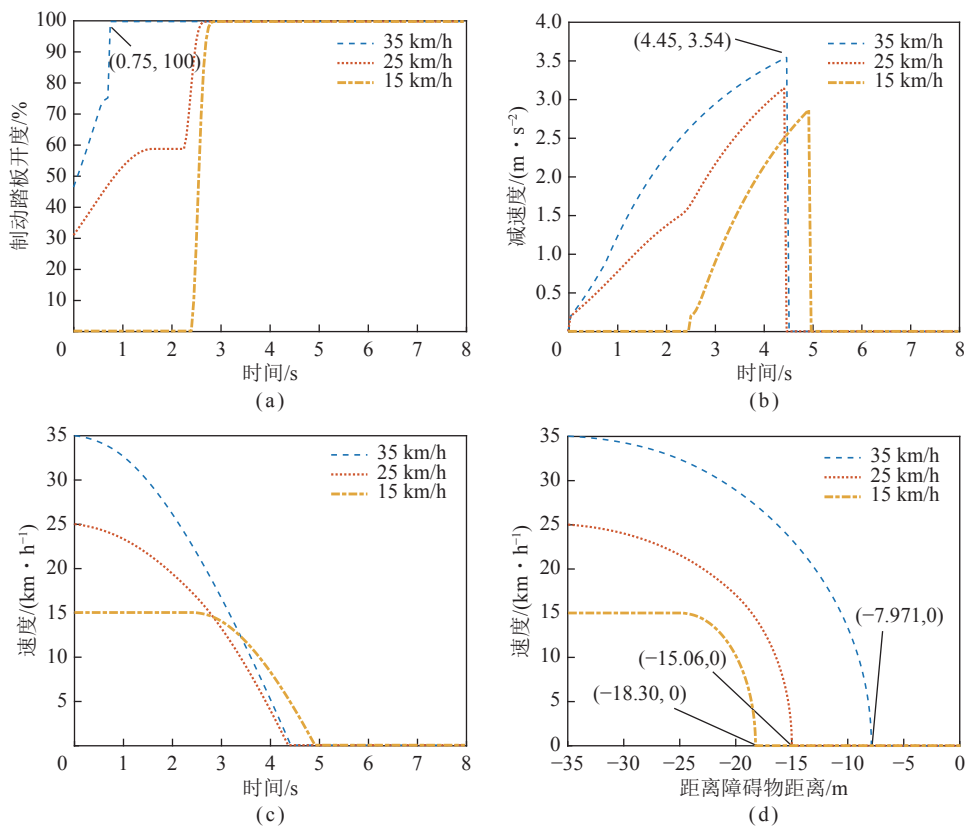


图 18 水平道路空载车辆距离静止障碍物 35 m 实验结果

Fig.18 Experimental results of unloaded vehicles on horizontal road with 35 m distance from the stationary obstacle

度行驶时,在前方 35 m 处感知到静止障碍物,车辆最终会在距离障碍物 7.971、15.06 和 18.3 m 处停车,其中 25、15 km/h 两种情况满足表 2 所设置的最小 10 m 的安全距离,而 35 km/h 情况下由于速度较高距离较近,从图 18(a)、(b) 可以看出即便在 0.75 s 时制动开度已经增加值 100%,由于车辆纵向动力学存在惯性环节,制动减速度需要上升过程,车辆最终停在距离障碍物 7.971 m。由此可以看出,虽然有行车安全保障模型的存在,但是车辆在速度高距离近的情况也存在无法及时停车以满足安全距离要求。

(2) 在上下坡道场景对行车风险综合评估策略进行对比测试(车辆空载)。

分别在坡度为 7° 的上坡道、下坡道场景中进行考虑和不考虑坡度的行车风险综合评估策略对比实验,自车以 35 km/h 的速度接近前方静止车辆,车辆间的初始距离为 45 m,仿真时长为 8 s,仿真结果如图 19 所示。分析图 19(a)、(b) 可知,下坡道路场

景,若行车风险评估策略考虑坡度补偿,行车风险评估模块在 0.7 s 时评估安全风险等级为 A 级,将制动开度调整到 100%,在离障碍物 8.447 m 处停车;若不考虑坡度补偿,行车风险评估模块在 1.85 s 时才会评估安全风险等级为 A 级,将制动开度调整到 100%,在离障碍物 1.905 m 处停车,虽然 2 种情况均不符合表 2 所设置的 10 m 安全距离,但 1.905 m 的停车结果很有可能发生车辆碰撞事故,而 8.447 m 的停车结果是可以容忍的。分析上坡道场景,若考虑坡度补偿,行车风险评估模块在 3.55 s(晚于不考虑坡度补偿的 3.35 s)才会将风险等级评估为 A 级,会使车辆在上坡道路可以跟车行驶近一些,风险评估策略更加拟人化。由该对比实验可知,道路坡度会对车辆的制动系统产生影响,尤其是下坡道路更容易发生与前方障碍物的碰撞,因此笔者使用考虑道路坡度修正的风险评估指标可以有效减少下坡道的碰撞风险。

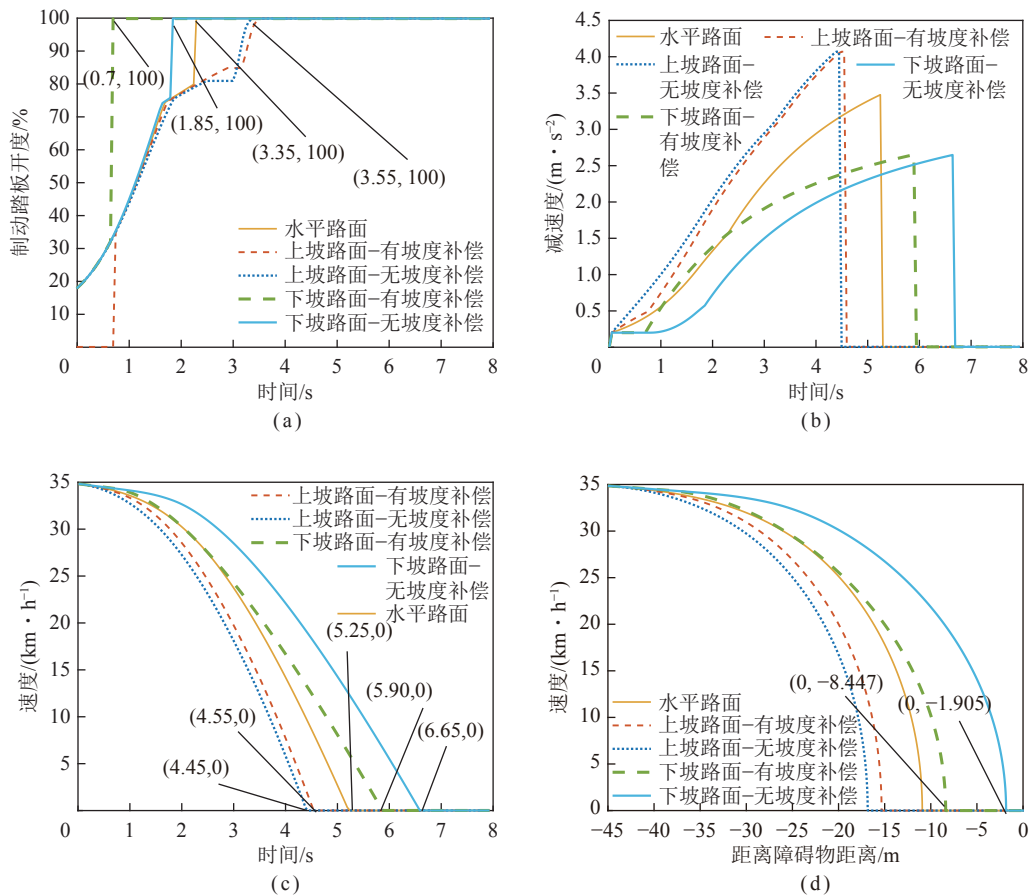


图 19 上下坡道场景行车风险综合评估策略对比测试结果

Fig.19 Test results of comprehensive risk assessment strategies for driving in up and down slope scenarios

此外,对 4.2 节 RiskLevelB 状态的控制算法进行了改进,增加了制动开度限缩(限制缩小)策略,仿真结果如图 20 所示。由式 (11) 可知,减速度集中度系

数 K 由 5 个参数决定,设计原则是综合考虑了自车与前方车辆的相对车速与相对距离,参数设置的不合理可能会造成制动开度“增大—减小—增大”的现象,这

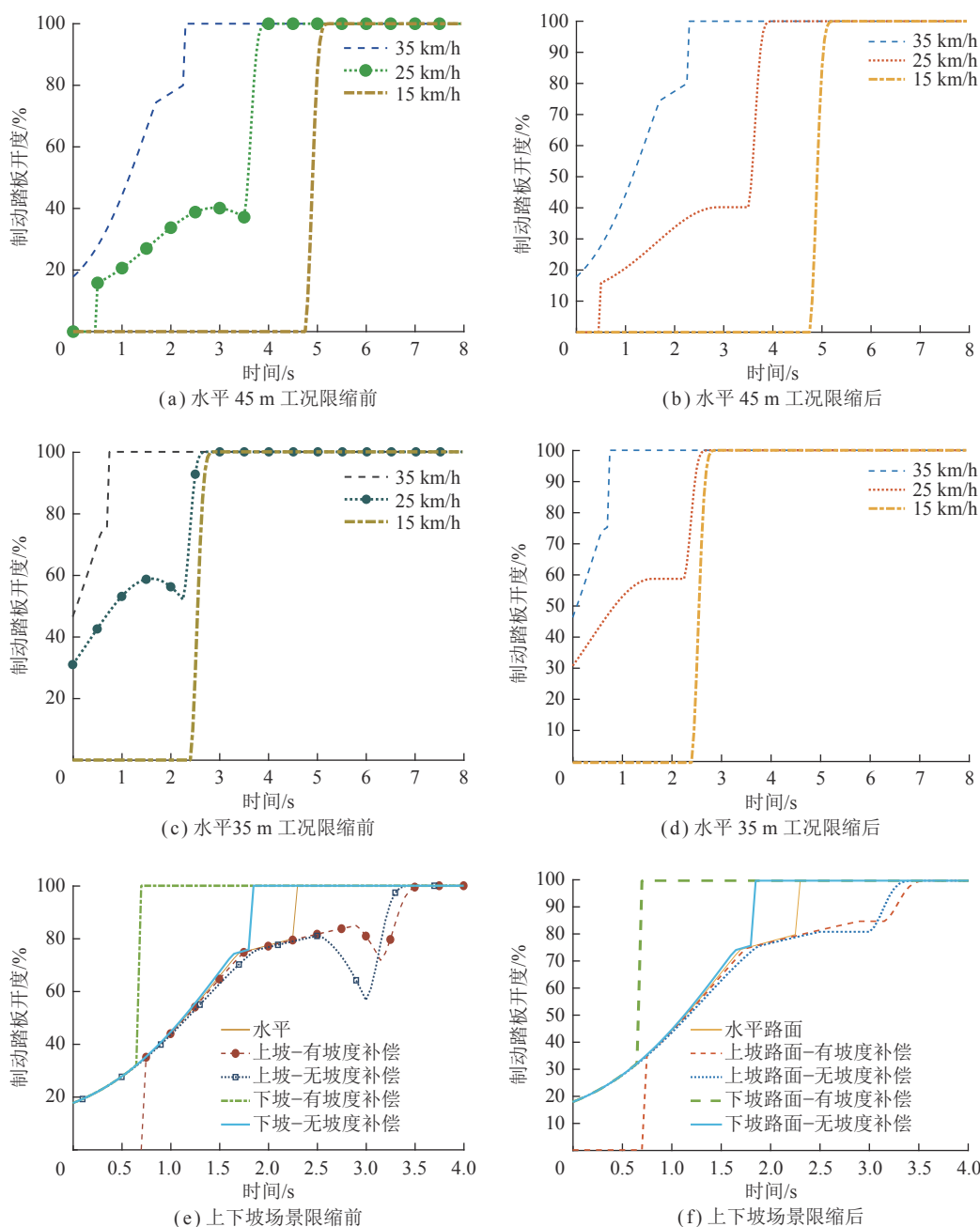


图 20 制动开度指令采取限缩策略前后对比

Fig.20 Comparison of brake opening command before and after limiting strategy

是不符合车辆制动系统响应特性的, 如图 20(a)、(c) 和 (e) 所示, 仿真显示加入限缩策略前制动开度输出确实出现不合理的“增大—减小—增大”现象。增加限缩策略后, 如图 20(b)、(d) 和 (f) 仿真结果显示控制策略确实可以避免制动开度输出值出现不合理的“增大—减小—增大”现象。

(3) 在水平道路场景车辆满载工况, 对行车风险综合评估策略进行对比测试。

在水平道路场景车辆满载工况下, 分别进行考虑和不考虑最小制动安全距离指标的对比测试, 如图 21 所示。2 个仿真均设置为满载车辆分别以 25、20、

15 km/h 的初始速度接近前方 35 m 处的静止障碍物。需要说明的是, 最高车速取值 25 km/h 是按照当前露天矿区无人驾驶矿卡在实际运营中的车辆满载最高限速确定的。

图 21(a)、(c)、(e)、(g) 为不考虑最小制动安全距离指标的仿真结果, 行车风险防控模块给出的开度指令使车辆在离障碍物 7.135 m 附近停车, 不满足表 2 所设置的最小 10 m 的安全距离。图 21(b)、(d)、(f)、(h) 是考虑最小制动安全距离指标的仿真结果, 行车风险防控模块给出的开度指令实现了车辆在离障碍物 10.02 m 附近停车, 满足表 2 所设置的最小 10 m 的安

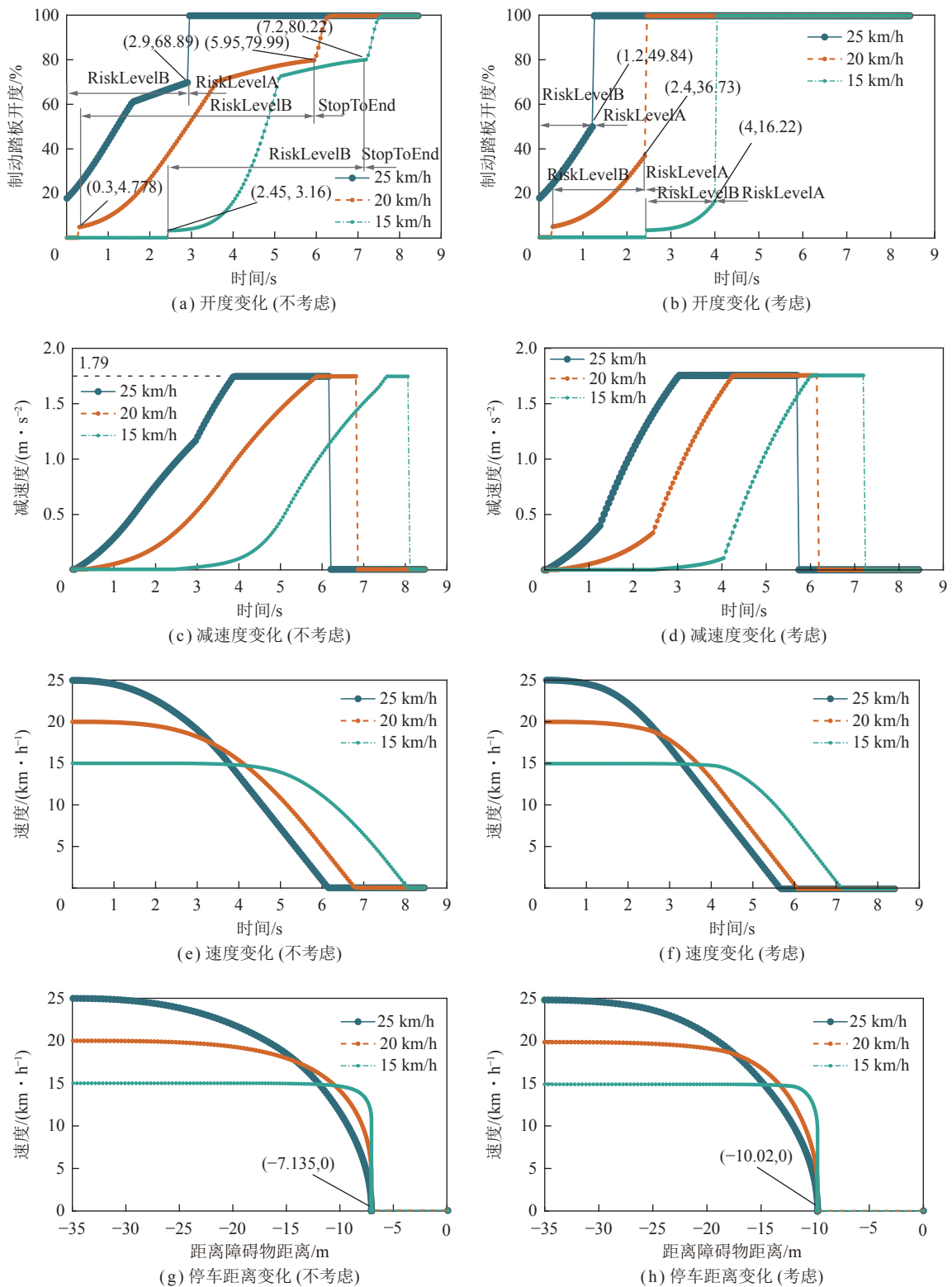


图 21 考虑与不考虑最小制动安全距离指标的测试对比

Fig.21 Comparison with and without minimal braking distance indicators

全距离。对比图 21(a)、(b) 可知, 在 25、20、15 km/h 的 3 种初始速度工况下, 考虑最小制动安全距离指标相较于不考虑该指标会更早地发现潜在的碰撞风险, 分别在 1.2、2.4、4.16 s 时较早地评估风险等级为 A 级别。由该对比实验可知, 在车辆满载工况时, 行车

风险评估模块可以有效评估安全风险并平稳制动停车, 同时也验证了 3.3 节设计的综合风险评估策略是合理的, 加入了最小制动安全距离指标可以更好地评估潜在的碰撞风险, 尤其是在满载工况下车辆的制动能力发生了明显的减弱, 行车安全保障模型会在离障

碍物更远的距离识别碰撞风险,采取平稳、安全的制动策略及时停车。

6 结 论

(1) 面向露天矿区无人驾驶系统首次提出了行车安全保障模型 (Driving Security Model, DSM), 将车-路-云感知信息进行综合考虑, 用于无人驾驶车辆纵向行车安全评估及主动防控。

(2) 通过引入道路坡度和车辆载重状态信息, 增加了预碰撞时间和最小制动安全距离指标的准确性, 设计了由 2 种指标组成的行车风险综合评估策略, 以便更好地适应露天矿区多下坡道路场景。同时, 设计了考虑多风险等级的车辆紧急制动控制策略, 提高大载重矿车在遇障停车的平稳性。

(3) 通过 PreScan 与 Matlab 进行联合仿真, 结果表明: 在水平道路场景多数工况下, 提出的行车安全保障模型可及时评估碰撞风险并在 10 m 安全距离前停车; 在下坡道路场景, 引入道路坡度修正的行车风险评估策略可以提前评估风险并及时下发制动停车指令, 增强了下坡工况的安全性; 在车辆满载工况下, 引入最小制动安全距离指标可以更早发现潜在的碰撞风险, 增强了车辆满载工况的安全性。

(4) 研究还有以下工作待进一步开展: ① 行车安全保障模型的风险评估参数与控制参数多基于当前露天矿区无人驾驶运营过程的实际经验, 后续需要总结出完整的参数标定方法; ② 行车安全保障模型中给出了纵向行车风险的评估及防控策略, 后续需要考虑横向复杂场景 (如交叉口、会车等场景) 的风险建模方法。

参考文献(References):

- [1] 李学现, 顾清华, 阮顺领, 等. 考虑能耗动态变化的露天矿卡车运输最优路径规划[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(S1): 590–600.
LI Xuexian, GU Qinghua, RUAN Shunling, et al. Optimal transportation path planning of truck in open-pit mine under dynamic energy consumption[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(S1): 590–600.
- [2] LI Yang, LI Keqiang, ZHENG Yang, et al. Threat assessment techniques in intelligent vehicles: A comparative survey[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2020, 13(4): 71–91.
- [3] LEE K, PENG H. Evaluation of automotive forward collision warning and collision avoidance algorithms[J]. *Vehicle system dynamics*, 2005, 43(10): 735–751.
- [4] LEE David N. A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision[J]. *Perception*, 1976, 5(4): 437–459.
- [5] HILLENBRAND Jrg, SPIEKER ANDREAS M, Kroschel Kristian. A multilevel collision mitigation approach—Its situation assessment, decision making, and performance tradeoffs[J]. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 2006, 7(4): 528–540.
- [6] KELLER Christoph G, DANG Thao, FRITZ Hans, et al. Active pedestrian safety by automatic braking and evasive steering[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12(4): 1292–1304.
- [7] LI Yang, ZHENG Yang, WANG Jianqiang, et al. Crash probability estimation via quantifying driver hazard perception[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2018, 116: 116–125.
- [8] TAKADA Shota, HIRAOKA Toshihiro, KAWAKAMI Hiroshi. Forward obstacles collision warning system based on deceleration for collision avoidance[C]// *SICE Annual Conference 2011. IEEE*, 2011: 184–191.
- [9] BRANNSTROM Mattias, SJOBERG Jonas, COELINGH Erik. A situation and threat assessment algorithm for a rear-end collision avoidance system[C]// *2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE*, 2008: 102–107.
- [10] HAMID Umar Zakir Abdul, SAITO Yuichi, ZAMZURI Hairi, et al. A review on threat assessment, path planning and path tracking strategies for collision avoidance systems of autonomous vehicles[J]. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, 2018, 14(2): 134–169.
- [11] FUJINAMI Yohei, RAKSINCHAROENSAK Pongsathorn, ULBRICHT Dirk, et al. Risk predictive driver assistance system for collision avoidance in intersection right turns[J]. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 2018, 30(1): 15–23.
- [12] SO Jaehyun Jason, KANG Jiwon, PARK Sangmin, et al. Automated emergency vehicle control strategy based on automated driving controls[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2020, 2020: 3867921.
- [13] HUANG Rulin, LIANG Huawei, ZHAO Pan, et al. Intent-estimation-and motion-model-based collision avoidance method for autonomous vehicles in urban environments[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(5): 457.
- [14] 王建强, 吴剑, 李洋. 基于人-车-路协同的行车风险场概念, 原理及建模[J]. *中国公路学报*, 2016, 29(1): 105–114.
WANG Jianqiang, WU Jian, LI Yang. Concept, Principle and Modeling of Driving Risk Field Based on Driver-vehicle-road Interaction[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2016, 29(1): 105–114.
- [15] ZHOU D, MA Z, SUN J. Autonomous vehicles' turning motion planning for conflict areas at mixed-flow intersections[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2019, 5(2): 204–216.
- [16] WANG Jianqiang, WU Jian, LI Yang. The driving safety field based on driver-vehicle-road interactions[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(4): 2203–2214.
- [17] RASEKHIPOUR Yadollah, KHAJEPOUR Amir, CHEN Shih Ken, et al. A potential field-based model predictive path-planning controller for autonomous road vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 18(5): 1255–1267.
- [18] 兰凤崇, 余蒙, 李诗成, 等. 考虑预碰撞时间的自动紧急制动系统分层控制策略研究[J]. *汽车工程*, 2020, 42(2): 206–214.
LAN Fengchong, YU Meng, LI Shicheng, et al. Research on Hier-

- archical Control Strategy for Automatic Emergency braking System with Consideration of Time-to-collision[J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(2): 206–214.
- [19] 马玉喆, 张顺舟, 丁能根. 弯道下商用车 AEB 的系统算法[J]. *江苏大学学报(自然科学版)*, 2019, 40(4): 386–390.
- MA Yuzhe, ZHANG Shunzhou, DING Nenggen. Algorithm of AEB system for commercial vehicle in curve road[J]. *Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition)*, 2019, 40(4): 386–390.
- [20] DENG Weishun, GUO Huan, ZHANG Kaijiong, et al. Obstacle-avoidance algorithm design for autonomous vehicles considering driver subjective feelings[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2021, 235(4): 945–960.
- [21] LI Han, YU Guizhen, ZHOU Bin, et al. Semantic-level maneuver sampling and trajectory planning for on-road autonomous driving in dynamic scenarios[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(2): 1122–1134.
- [22] 张莉, 张亮, 张亚鹏, 等. 交流传动电动轮自卸车电制动系统研究[J]. *工程机械*, 2021, 52(7): 27–30.
- ZHANG Li, ZHANG Liang, ZHANG Yapeng, et al. Research on electric braking system of AC drive electric wheel dump truck[J]. *Construction Machinery and Equipment*, 2021, 52(7): 27–30.
- [23] LANDRIEU Loic, SIMONOVSKY Martin. Large-scale point cloud semantic segmentation with superpoint graphs[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 4558–4567.
- [24] 辛世杰, 丁雷. 测温系统中数字均值滤波器的不确定度评定[J]. *光学学报*, 2020, 40(17): 1712001.
- XIN Shijie, DING Lei. Uncertainty evaluation of digital mean filter in temperature measurement system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(17): 1712001.
- [25] 郭烈, 孙大川, 葛平淑, 等. 复杂工况下二阶碰撞时间自动紧急制动模型[J]. *机械设计与制造*, 2022(5): 127–131.
- GUO Lie, SUN Dachuan, GE Pingshu, et al. Automatic emergency braking model using second-order time to collision for complex conditions[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2022 (5): 127–131.
- [26] WALKINSHAW Neil, TAYLOR Ramsay, DERRICK John. Inferring extended finite state machine models from software executions[J]. *Empirical Software Engineering*, 2016, 21(3): 811–853.
- [27] 胡远志, 吕章洁, 刘西. 基于PreScan的AEB系统纵向避撞算法及仿真验证[J]. *汽车安全与节能学报*, 2017, 8(2): 136–142.
- HU Yuanzhi, LÜ Zhangjie, LIU Xi. Algorithm and simulation verification of longitudinal collision avoidance for autonomous emergency break (AEB) system based on PreScan[J]. *Automotive Safety and Energy*, 2017, 8(2): 136–142.