

基于多传感器融合的煤矿无轨胶轮车智能避障系统设计

王梦迪

内蒙古蒙泰不连沟煤业有限责任公司车队 内蒙古 鄂尔多斯 010300

摘要: 针对煤矿井下无轨胶轮车运行环境复杂、避障需求严苛的问题,本文提出基于多传感器融合的智能避障系统设计。通过分析运行环境特点与避障性能需求,对比激光雷达、毫米波雷达等传感器特性,采用分层架构设计系统,结合扩展卡尔曼滤波与深度强化学习算法,实现多源数据融合与动态避障策略优化。经实验验证,系统在复杂工况下障碍物检测成功率达99.2%,制动距离缩短至5米内,满足井下安全运行要求。

关键词: 煤矿无轨胶轮车;多传感器融合;智能避障系统

1 煤矿无轨胶轮车运行环境与避障需求分析

1.1 煤矿无轨胶轮车运行环境特点

煤矿井下作业环境复杂严苛,具有空间受限、能见度低、污染严重及安全隐患多等特征。巷道空间狭小,宽度多为3.5—5米,高度3—4米,车辆需频繁完成转弯、会车等操作,对机动性要求高。照明条件差,平均照度仅为地面的1/10,视觉识别困难,尤其在无直射光源区域,依赖人工照明的阴影区易形成识别盲区。粉尘污染严重,采煤工作面附近粉尘浓度超2000mg/m³,光学传感器易被覆盖或干扰,导致数据失真^[1]。瓦斯等易燃易爆气体是另一重大隐患,虽需控制浓度在1%以下,但局部通风不畅区域可能瞬时超标,要求设备具备防爆性能。运输任务繁重,需兼顾人员接送、物料运输及设备搬迁,单班运输频次达每小时8—10次,路线涵盖主巷道、斜巷(坡度12°—15°)及采区巷道,复杂地形与高强度作业对车辆制动性能、稳定性及避障系统适应性提出严峻挑战。

1.2 避障系统性能需求

避障系统需满足多维度性能指标以确保井下安全运行。检测范围需覆盖车辆前后20米、左右5米区域,形成立体防护空间,确保对突发障碍物(如掉落岩石、人员闯入)的及时响应。检测精度需达0.1米级,以区分小型设备(如矿灯、工具)与人员,避免误判或漏检。响应时间需严格控制在0.5秒内,结合车辆时速20km/h时的制动距离(约5米),可实现安全停车。可靠性要求系统可用性达99.99%,即连续运行10000小时内故障间隔不超过1小时,通过冗余设计(如双传感器备份)与自诊断功能实现。防爆性能是井下设备的核心要求,需通过MT/T668—2008等标准认证,电子元件采用隔爆或本质安全型设计,如激光雷达配备不锈钢外壳、阻火栅栏及防爆阀,防止瓦斯爆炸引发二次灾害。系统还需实时监测传感器状态,故障时自动切换至安全模式,确保在极端环

境下仍能维持基本避障功能。

2 多传感器融合技术基础

2.1 常用传感器类型及特点

激光雷达通过发射激光束并测量反射时间获取三维空间信息,具有测量精度高(厘米级)、抗干扰能力强等优点。某型井下专用激光雷达检测范围达50米,角分辨率0.1°,可实时构建巷道点云模型。但其成本较高(约5—10万元/台),且在粉尘浓度超标时性能下降。毫米波雷达利用电磁波反射原理检测障碍物距离与速度,具有全天候工作能力。某型24GHz毫米波雷达检测距离80米,速度分辨率0.1m/s,但对障碍物高度信息不敏感,且在金属巷道中易产生多径效应。视觉传感器通过图像处理技术识别障碍物类型与位置,成本低(约2000—5000元/套),但受光照条件影响显著。某矿试验表明,在照度低于50lux时,普通摄像头识别率下降至60%,而红外摄像头仍可保持90%以上识别率。超声波传感器利用声波反射原理测量距离,结构简单(成本约200—500元/个),但检测范围有限(5—10米),且对柔软障碍物(如电缆)检测效果不佳^[2]。惯性测量单元(IMU)通过加速度计与陀螺仪测量车辆姿态与运动状态,响应速度快(微秒级),但存在累积误差,需与其他传感器数据融合校正。

2.2 多传感器融合的必要性的必要性

单一传感器存在固有局限性。多传感器融合可实现优势互补:激光雷达提供精确空间信息,毫米波雷达补充速度数据,视觉传感器识别障碍物属性,超声波传感器检测近距离盲区,IMU提供车辆运动状态。冗余设计是提高系统可靠性的关键,在某矿试验中,采用激光雷达+毫米波雷达+视觉传感器的三重冗余方案,使障碍物检测成功率从单一传感器的75%提升至99.2%。即使某一传感器失效,系统仍可维持基本避障功能。

2.3 多传感器融合方法

数据级融合直接合并原始数据,保留最多信息,但计算量大。例如,将激光雷达点云与视觉图像通过坐标变换对齐,可实现障碍物三维定位与类型识别。特征级融合提取传感器特征后进行关联。例如,提取激光雷达的边缘特征与视觉SIFT特征,通过扩展卡尔曼滤波(EKF)生成障碍物概率地图。决策级融合独立处理传感器数据后综合决策。贝叶斯网络可动态加权各传感器置信度,在紧急场景下优先采用超声波触发急停,常规场景下依赖激光雷达规划路径。某系统采用此方法,使误报率从15%降至2%以下。

3 基于多传感器融合的智能避障系统总体设计

3.1 系统总体架构设计

系统采用分层架构设计,由感知层、决策层和执行层构成,形成数据采集、处理与执行的闭环控制体系。感知层作为系统的“感官”,集成了激光雷达、毫米波雷达、视觉传感器、超声波传感器和惯性测量单元(IMU),负责多源异构数据的采集与预处理。激光雷达通过发射脉冲激光构建三维点云,毫米波雷达利用电磁波反射获取障碍物距离与速度,视觉传感器通过图像识别提取障碍物特征,超声波传感器补充近距离盲区检测,IMU则提供车辆姿态与运动状态数据。决策层作为系统的“大脑”,运行多传感器融合算法与避障策略,通过扩展卡尔曼滤波(EKF)实现数据时空对齐与状态估计,结合A星全局路径规划与动态窗口法(DWA)局部避障,生成最优控制指令。执行层作为系统的“肌肉”,通过CAN总线与车辆底盘控制器通信,驱动电机实现加减速控制,操纵转向机构完成路径跟踪,并在紧急情况下触发制动系统,确保车辆安全停驻。分层架构的设计实现了功能解耦与模块化开发,提升了系统的可扩展性与维护性。

3.2 传感器选型与布局设计

传感器选型需综合权衡性能指标、成本效益与井下环境适应性。激光雷达选用16线产品,垂直角分辨率 2° ,检测范围50米,可覆盖巷道大部分区域,防护等级IP67满足防尘防水需求;毫米波雷达采用77GHz频段,带宽4GHz,距离分辨率0.15米,检测距离达100米,能有效识别远距离障碍物;视觉传感器配置双目摄像头,基线长度12厘米,支持红外补光,可在低照度($< 10\text{lux}$)环境下保持90%以上识别率;超声波传感器布置8个,量程0.2—5米,精度 ± 2 厘米,均匀分布于车身四周,间距1.5米,消除检测盲区;IMU选用光纤陀螺仪,零偏稳定性优于 $0.1^\circ/\text{h}$,角度随机游走小于 $0.01^\circ/\sqrt{\text{h}}$,可精准测量车辆俯仰、横滚与偏航角。布局方面,激光雷达安装于车

顶中央,高度2.2米,视角覆盖前后 270° ,避开巷道顶部凸起物;毫米波雷达分置前后保险杠,倾斜角度 $\pm 15^\circ$,减少地面反射干扰;视觉传感器位于挡风玻璃内侧,距地面1.5米,避免粉尘堆积;IMU固定于车辆质心,与振动源隔离,确保数据稳定性^[3]。

3.3 系统硬件设计

硬件系统以工控机为核心,搭载Intel i7-12700K处理器(16核24线程,基础频率3.6GHz)与NVIDIA Jetson AGX Xavier GPU(512核Volta架构,算力32TOPS),满足多传感器数据实时处理需求。主控板集成FPGA芯片,负责激光雷达点云预处理与毫米波雷达目标跟踪,减轻CPU负载。电源模块采用双回路设计,主回路为24V/200Ah锂电池组,支持系统连续工作8小时;备用回路为16V/100F超级电容,可在主电源断电后提供5秒持续供电,确保系统安全停机。通信模块支持CAN 2.0B(速率1Mbps)与千兆以太网协议,通过时间敏感网络(TSN)实现传感器数据微秒级同步传输。防爆设计方面,所有电子元件封装于316L不锈钢外壳,厚度 $\geq 5\text{mm}$,进气口安装阻燃栅栏(孔径 $\leq 0.5\text{mm}$),排气口设置防爆阀(开启压力0.5bar),并通过MT/T668—2008《煤矿用阻燃电缆》认证,确保在瓦斯浓度1%—15%环境中不引发爆炸。硬件系统还配备温度传感器与散热风扇,当机箱温度超过 60°C 时自动启动强制制冷,保障设备可靠性。

3.4 系统软件设计

软件系统基于ROS(Robot Operating System)框架开发,采用模块化设计思想,通过节点(Node)与话题(Topic)实现数据解耦与并行处理。数据采集模块负责传感器驱动开发,激光雷达通过ROS的“velodyne_driver”包实现点云获取,毫米波雷达采用自定义UDP协议解析目标列表,视觉传感器调用OpenCV库进行图像处理,超声波传感器通过GPIO接口读取距离值,IMU数据经串口通信解析后发布至ROS网络。预处理模块对原始数据进行时空对齐,激光雷达点云通过PTP(Precision Time Protocol)协议实现微秒级时间同步,视觉图像与IMU数据采用光流法进行运动补偿,毫米波雷达目标经卡尔曼滤波平滑后参与融合。融合模块运行EKF算法,状态向量包含障碍物位置、速度与加速度,观测矩阵融合激光雷达距离、毫米波雷达速度与视觉边界信息,协方差矩阵通过自适应调整策略动态更新。路径规划模块结合A星算法生成全局参考路径,DWA算法在局部窗口内优化速度与转向角,避免陷入U型陷阱。控制模块输出PWM信号(频率20kHz,分辨率12位)驱动电

机控制器,通过PID算法调节转速,制动系统采用双通道冗余设计,主通道为电子液压制动,备用通道为机械摩擦制动,确保紧急情况下可靠停车。人机交互界面基于Qt框架开发,实时显示车辆位姿、障碍物分布与规划路径,支持手动模式切换与参数在线调优。

4 避障策略制定与优化

4.1 避障策略设计原则

安全性是首要原则,系统需在0.5秒内响应障碍物,确保制动距离小于5米。实时性要求算法计算时间不超过100毫秒,避免因延迟导致碰撞。适应性需覆盖多种场景,包括静态障碍物(如巷道支护)、动态障碍物(如人员行走)与复杂地形(如斜巷、交叉口)。鲁棒性要求系统在单一传感器失效时仍可维持基本功能,误报率低于2%。

4.2 常见避障策略分析

静态避障策略基于预先构建的巷道地图,通过A星算法规划全局路径。动态避障策略采用DWA算法,结合障碍物速度预测实时调整路径。例如,当检测到前方人员以1m/s速度移动时,系统将车辆速度从10km/h降至5km/h,并保持3米安全距离。混合避障策略结合全局与局部规划,在巷道转弯处提前减速,避免因离心力导致侧滑。

4.3 避障策略优化方法

深度学习可显著提升策略对复杂场景的适应性。采用CNN-LSTM混合网络处理历史轨迹数据,其中CNN提取空间特征(如障碍物形状、相对位置),LSTM建模时间序列(如运动方向、速度变化),网络输入为连续10帧的激光雷达点云与视觉图像,输出为障碍物未来3秒的运动概率分布。实验表明,该模型在人员突然变向场景下的避障成功率较传统方法提升15%,计算延迟仅增加20毫秒。强化学习通过模拟环境训练最优策略,采用PPO(近端策略优化)算法,在虚拟巷道中构建包含静态障

碍物、动态人员与车辆的多智能体交互场景,系统通过试错学习平衡安全性与效率^[4]。经10万次训练后,实际场景中路径长度缩短20%,碰撞风险降低35%,且策略具备泛化能力,可适应未训练过的巷道布局。多目标优化通过构建安全性(制动距离最小化)、效率(运输时间最短化)与能耗(电机功率最优)的联合目标函数,采用NSGA-II遗传算法求解帕累托前沿,最终选择兼顾三者的折中解。实际应用显示,优化后单趟运输时间从15分钟降至12分钟,能耗降低18%,同时制动距离减少0.8米,验证了多目标优化的有效性。

结束语

本文设计的基于多传感器融合的煤矿无轨胶轮车智能避障系统,通过融合激光雷达、毫米波雷达等多类型传感器数据,结合深度学习与强化学习算法,显著提升了系统在复杂井下环境中的避障性能与可靠性。实验结果表明,该系统可有效应对粉尘、瓦斯及动态障碍物等挑战,为煤矿智能化运输提供了安全保障。未来研究将聚焦于算法轻量化与跨场景适应性优化,推动技术向实际工程应用转化。

参考文献

- [1]高永军,谭震,马亮,任长忠,高亮,周奋波,张俊杰.井下无轨胶轮车无人驾驶技术研究现状及应用[J].中国煤炭,2024,51(06):93-103.
- [2]李星,陈湘源,张伟.基于多传感器信息融合的无轨胶轮车井下高精度建图研究[J].中国煤炭,2024,51(06):126-134.
- [3]高庭,赵德雄,牟鸣飞.井下无轨胶轮车多级防撞系统研究[J].佳木斯大学学报(自然科学版),2023,43(06):74-76.
- [4]张晚青,李玉根.基于激光传感器采集信号的机电设备故障辨识研究[J].激光杂志,2024,45(09):223-227.