

# 人工智能在高速公路故障检测与运维中的应用

范祖恒

浙江中控信息产业股份有限公司 浙江 杭州 310053

**摘要:** 本文聚焦人工智能在高速公路故障检测与运维中的应用。先阐述高速公路故障类型、传统运维模式局限及智能化需求,接着介绍计算机视觉、深度学习等人工智能核心技术及其适用性。随后详细说明人工智能在路面病害检测、桥梁健康监测、交通事件检测等故障检测,以及机电设备故障诊断、养护决策优化等智能运维方面的应用。研究表明,人工智能可显著提升高速公路运维效率与质量,降低运维成本,保障安全畅通。

**关键词:** 人工智能; 高速公路; 故障检测

引言: 高速公路作为交通基础设施的关键部分,其安全高效运行意义重大。然而,高速公路故障类型多样,传统检测与运维模式存在检测不及时、覆盖有限等诸多问题,难以满足日益增长的智能化运维需求。随着人工智能技术的飞速发展,其在高速公路领域的应用为解决传统运维难题提供了新思路。本文将深入探讨人工智能核心技术及其在高速公路故障检测与运维中的具体应用,以期为行业智能化发展提供参考。

## 1 高速公路故障检测与运维现状及需求

### 1.1 高速公路故障类型与影响

高速公路故障分基础设施、交通运行、机电设备三类。基础设施故障有路面病害,如裂缝(超3毫米需处理)、坑槽(超5厘米影响安全)等;桥梁结构故障,像支座变形、梁体裂缝等危及安全;边坡失稳表现为滑坡、崩塌,可能阻断交通。交通运行故障包括交通事故(每百万车公里约发生0.3起,单车事故处理平均40分钟)、车辆抛锚、拥堵事件等,抛锚车占用车道有二次事故风险。机电设备故障涉及监控、通信、收费、照明通风等设备,如摄像机故障有监控盲区,ETC门架故障导致收费异常。这些故障影响运行效率与安全,造成经济损失和不良社会影响。

### 1.2 传统检测与运维模式分析

传统高速公路故障检测与运维以人工为主、定期检测为辅。路面病害靠人工徒步或乘车巡查,效率低且有盲区;检测车采集图像多,人工判读耗时长、漏检率高。桥梁检测用检测车搭平台人工检查,耗时久且需封闭车道。交通事件靠监控人员轮巡视频,注意力难以集中,事件发现延迟。机电设备维护采用定期巡检和故障报修,照明灯具、摄像机巡检周期长,故障发现依赖报告,维修响应时间长。传统模式存在检测不及时、覆盖有限、主观性强、数据难积累等问题,难适应网络化、智能化发

展需求<sup>[1]</sup>。

### 1.3 智能化运维需求分析

随着运营管理要求提升与信息技术发展,智能化运维需求迫切。实时性上,故障发现要从小时级向分钟级、秒级转变,如路面坑槽一小时内、事故三十秒内、摄像机故障五分钟内需响应。准确性要求降低漏检和误报率,路面裂缝检测准确率超90%,交通事件误报率控制在5%以内。全面性要覆盖全要素全空间,如路面、桥梁各部位及交通全程无盲区。预测性需从被动维修转为主动预防,预测养护路段和设备剩余寿命。经济性要在提升服务质量时控制成本,减少人工投入、精准养护。数据融合要整合多源信息辅助决策,提升事件检测准确性与优化养护计划。

## 2 人工智能核心技术及其适用性

### 2.1 计算机视觉技术

计算机视觉是人工智能在高速公路应用的核心领域。图像分类技术借助卷积神经网络模型,如ResNet、EfficientNet,能将路面图像准确分类,准确率超95%。目标检测技术中,YOLO系列算法可实时检测,速度达每秒六十帧以上,用于交通事件检测。语义分割技术以U-Net架构为代表,在路面病害分割上像素准确率达90%以上。实例分割可区分同类个体,用于车辆统计与轨迹提取。视频分析利用时序信息,光流法、帧间差分可检测运动目标与异常事件。三维视觉通过多视角图像重建三维场景,用于桥梁与边坡监测。该技术非接触、高效率、全天候,适用于路面病害识别、交通事件检测、设施状态评估等场景,契合高速公路运维需求。

### 2.2 深度学习算法

深度学习为高速公路故障检测提供强大能力。卷积神经网络自动学习图像特征,从底层到高层,避免人工设计特征局限。循环神经网络处理时序数据,长短期记

忆网络可预测未来24小时交通流量。生成对抗网络用于数据增强,解决训练数据不足。迁移学习降低标注数据量要求,一万张标注图像即可训练可用模型。注意力机制聚焦关键区域,提升检测精度。图神经网络处理非欧氏空间数据,用于路网与桥梁评估。深度学习以其强大表征学习能力,成为高速公路智能化运维的核心驱动力。

### 2.3 多源数据融合技术

高速公路故障检测与运维涉及多种类型数据,多源数据融合技术实现信息互补和协同决策。数据级融合将不同传感器原始数据对齐融合,摄像机与激光雷达点云融合生成彩色点云,兼具纹理信息和空间信息。特征级融合提取各数据源特征后组合,视频检测的车辆轨迹与雷达检测的速度信息融合提升事件检测准确性。决策级融合对各数据源独立决策结果进行综合,视频事件检测、雷达事件检测和路侧单元上报信息融合确定最终事件等级。时序数据融合利用历史数据辅助当前判断,根据历史同期交通流量判断当前拥堵异常程度。时空数据融合考虑空间相关性,相邻路段检测结果互相验证,某路段事件检测置信度低时参考上下游检测结果。专家知识与数据驱动融合,将养护规范和经验规则嵌入机器学习模型,提高结果可解释性<sup>[2]</sup>。联邦学习技术实现在不共享原始数据情况下多路段联合建模,保护数据隐私同时提升模型泛化能力。多源数据融合充分发挥各类传感器优势,提升故障检测和运维决策的准确性和鲁棒性。

### 2.4 边缘计算与云计算协同

边缘计算与云计算协同架构满足高速公路智能化运维对低延迟和高算力的双重需求。边缘计算节点部署在路侧机房或监控杆上,配备GPU加速卡,实时处理摄像机视频流,实现秒级事件检测和分钟级病害识别。前端设备嵌入轻量化AI模型,海思芯片、英伟达Jetson等边缘计算平台支持模型推理,功耗低至数瓦至数十瓦。边缘节点缓存原始数据和检测结果,发生网络中断时仍可正常工作,恢复后数据自动同步。云端汇聚各路段边缘数据,进行全局分析和模型训练。云端训练中心利用海量数据训练和更新模型,模型压缩后下发至边缘节点。云端知识库积累历史案例和养护经验,为决策提供支持。边云协同实现训练与推理分离,云端负责模型更新,边缘负责实时响应。分层处理机制将实时性要求高的任务放在边缘,分析挖掘类任务放在云端。视频浓缩存储技术将长时间视频压缩为关键帧,减少传输和存储压力。边缘计算与云计算协同充分发挥各自优势,构建覆盖感知、分析、决策、执行的闭环智能运维体系。

## 3 人工智能在高速公路故障检测中的应用

### 3.1 路面病害智能检测

路面病害智能检测是人工智能应用成熟的领域。车载线扫描相机以高分辨率采集路面图像,每车道每小时数据量达五十至八十吉字节。深度学习模型对图像进行像素级分割,能精准识别裂缝、坑槽等多种病害。裂缝检测对宽度零点三毫米以上裂缝识别准确率高,优于人工判读;坑槽检测可重建深度信息并评估维修优先级;车辙检测每十米输出一个断面。病害分类模型能区分不同裂缝类型并统计数量。时序对比功能可预测未来养护路段。检测报告自动生成,数据接入养护管理系统可关联分析养护效果。该检测将效率提升十倍以上,检测周期缩短,为预防性养护提供有力数据支撑。

### 3.2 桥梁结构健康监测

桥梁结构健康监测借助人工智能实现全天候自动化。多种传感器采集桥梁响应数据,单座特大桥梁传感器数量众多。异常检测算法能及时发现支座变形等异常;模态分析技术可提取桥梁固有特性,频率变化提示结构刚度变化;裂缝监测能识别微小裂缝变化;车辆荷载识别可评估实际荷载情况;温度效应分离模型突出损伤异常。深度学习预测模型可提前预警风险,多座桥梁数据对比能指导养护策略优化。健康监测系统实时评估桥梁安全状态,替代部分传统定期检测工作,检测间隔缩短且无需封闭交通,保障桥梁运行安全通畅。

### 3.3 边坡与隧道结构监测

边坡与隧道结构监测应用人工智能提升地质灾害预警能力。边坡监测集成多种设备,数据采集频率灵活。位移趋势预测模型和降雨阈值模型可触发预警;图像识别技术结合无人机巡检能发现边坡变化。隧道结构监测重点检测衬砌裂缝等病害,三维激光扫描识别变形超限区域,红外热成像检测衬砌背后空洞,裂缝计监测裂缝发展。人工智能模型融合多源数据判断健康状态,减少误报漏报。自动预警系统在灾害发生前发出预警,为人员疏散和交通管制争取时间,有效降低地质灾害风险<sup>[3]</sup>。

### 3.4 交通事件自动检测

交通事件自动检测是提升高速公路运行安全的关键。路侧摄像机全覆盖,视频流输入边缘计算节点。目标检测模型快速识别交通参与者,多目标跟踪算法提取车辆信息。事件检测规则引擎根据轨迹异常触发多种报警。各事件检测模型针对性强,报警延迟短。事件验证模块降低误报率,事件信息自动推送至多部门,包含详细信息。检测记录自动存储用于分析。人工智能交通事件检测大幅缩短事件发现时间,提升处置效率,降低二次事故发生率。

## 4 人工智能在高速公路智能运维中的应用

### 4.1 机电设备故障诊断与预测

机电设备智能运维实现从被动维修到主动维护的转变。通过物联网平台,摄像机、可变情报板等设备实时上传运行状态数据。故障诊断模型分析电流、电压等参数,识别异常模式,如摄像机黑屏通过心跳信号判断,网络中断通过连通性测试识别。性能退化评估通过长期监测数据分析趋势,如摄像机图像清晰度下降提示老化。预测性维护模型根据历史数据和运行参数预测剩余寿命,如照明灯具基于点亮时间预测寿命,ETC天线根据通信成功率变化预测维护窗口。故障根因分析利用知识图谱关联现象与原因,辅助快速定位问题。维修工单智能派发根据故障类型和人员技能自动分配,降低维修耗时。备件需求预测根据故障预测和库存生成采购计划,避免短缺或积压。设备全生命周期档案记录全过程数据,为设备选型提供依据。

### 4.2 养护决策优化

人工智能推动养护决策从经验型向数据驱动型转变。路面性能预测模型结合历史数据、交通荷载和气候条件,预测未来路面状况,如国际平整度指数等指标变化曲线,识别需大中修的路段。养护方案比选系统针对不同病害推荐适用措施,如裂缝封闭适用于轻微裂缝,铣刨重铺适用于严重病害,综合考虑技术、成本和交通影响推荐最优方案。养护时机优化模型平衡效果和成本,实施预防性养护延长寿命。养护资金分配优化在预算约束下选择项目和时机,实现路网效益最大化。交通组织方案优化设计疏导方案,减少施工对交通的影响。养护效果后评估验证模型准确性,持续优化。养护决策支持系统集成多源数据,提升养护资金使用效益15%-20%。

### 4.3 运维资源智能调度

智能调度提升运维资源利用效率和响应速度。运维车辆装备GPS,实时上传位置和状态至调度平台,清障车、抢修车等资源状态可视化展示。事件驱动调度根据事件类型和位置自动匹配最近资源,如交通事故清障调度搜索三十分钟内可达的清障车辆。多任务协同调度对复杂事件同时调度多台车辆,路径规划算法考虑实时交通状况规划最优路线。人员调度根据技能标签匹配任务

需求,应急资源预部署针对特殊时段提前部署资源。区域联动调度在本地资源不足时调用邻近区域资源,建立协同机制。调度效果评估统计响应时间等指标,持续优化策略。智能调度系统缩短应急响应时间25%,提升资源利用率20%,保障高速公路运行效率。

### 4.4 全生命周期资产管理

全生命周期资产管理实现高速公路资产数字化和价值最大化。资产数字化建模建立资产数字孪生体,每公里路面、每台设备都有唯一标识,关联设计、施工、检测和维修数据。资产状态动态更新,检测数据实时同步至模型。资产价值评估模型结合原值、折旧年限和状态评估计算现值,折旧根据实际状况调整。资产投资决策支持分析不同方案的经济效益,优化资产配置。资产风险评估识别重要资产和脆弱环节,重点关注关键桥梁、隧道等。资产绩效评价从可靠性、维护成本等维度评价管理水平,与同类设施对标<sup>[4]</sup>。资产报废处置建议根据技术状况和经济分析确定最佳时机和方式。全生命周期资产管理整合分散信息,为投资决策、运维规划和预算编制提供全面数据支撑,提升资产管理科学化水平。

### 结束语

人工智能在高速公路故障检测与运维中展现出巨大潜力与显著优势,从故障精准检测到智能运维决策,全方位提升了高速公路的管理水平与运行效率。未来,随着人工智能技术的持续创新与完善,其在高速公路领域的应用将更加深入和广泛。通过不断探索与实践,有望构建更加智能、高效、安全的高速公路运维体系,为公众提供更优质的出行服务,推动交通行业的高质量发展。

### 参考文献

- [1]付君廷.高速公路道桥机电工程智能检测与监测技术分析[J].越野世界,2025,20(21):141-143.
- [2]陈志林.基于人工智能的高速公路机电设备故障预测研究[J].石河子科技,2025(5):68-69.
- [3]郑星.人工智能在高速公路机电系统维护维修中的应用[J].运输经理世界,2024(16):150-152.
- [4]王启光.高速公路机电运维管理智慧化发展研究[J].运输经理世界,2025(30):139-141.