

人工智能技术在车辆目标识别的应用效果分析

申太勇

江南机电设计研究所 贵州 贵阳 550025

【摘要】：车辆目标识别在复杂环境干扰、目标形态变化等场景下存在识别精度低、稳定性差等问题，传统识别技术因依赖人工预设特征、环境适应性弱等局限，难以满足实际应用需求。本文选用深度学习、多传感器融合、计算机视觉三大核心人工智能技术，针对遮挡、光照变化等核心难题，采用注意力机制、图像增强、背景分割等优化策略，构建针对性解决方案。经实际场景评估，相关AI模型在城市交通、雾天环境、交通监控等场景中表现优异，显著提升识别精度与稳定性，大幅降低漏检率，有效适配多硬件平台，为智能交通、自动驾驶等领域的车辆识别提供可靠技术支撑。

【关键词】：人工智能；车辆目标识别；深度学习；多传感器融合；识别精度

DOI:10.12417/3041-0630.26.07.020

引言

车辆目标识别是智能交通、自动驾驶领域的核心技术，其识别精度与实时性关乎交通管理效率与出行安全，广泛应用于城市交通管控、车辆安全检测等场景。当前城市化不断推进，道路交通流量持续增长，复杂路况、恶劣天气等外部干扰增多，传统车辆识别技术环境适应能力弱、识别精度偏低，已无法适配实际工程应用需求。人工智能具备自主学习、自适应强的特点，逐步应用于车辆目标识别领域，有效解决传统技术痛点。本文针对现阶段车辆识别存在的各类难题，研究人工智能相关技术的选用方案与优化策略，分析技术实际应用效果与综合性能，为后续技术改进、算法完善及多场景落地应用提供理论依据与实践参考。

1 车辆目标识别现存困境及人工智能应用需求

1.1 复杂场景下车车辆目标识别的核心难题

复杂场景下车车辆目标识别主要面临环境干扰、目标形态多变、算法适配性不足等相互交织的难题，直接制约识别精度与运行稳定性。光照条件极端时，逆光、强光、暗光环境易造成图像细节丢失，暗部特征被噪声覆盖、亮部区域过曝，车辆轮廓与纹理特征难以有效提取。雨雪、雾霾等恶劣天气会削弱光线传播效果，降低图像对比度，使车辆与背景界限模糊，加之镜头污渍形成固定遮挡，进一步干扰感知识别。

1.2 传统识别技术在车辆识别中的局限

传统车辆识别技术依赖人工设计的特征提取规则，此类规则基于有限的预设模板，难以覆盖实际道路中车辆外观的动态变化。技术本身不具备特征学习与迁移能力，当遇到改装车型、特种工程车辆或陈旧车型时，由于未提前录入对应特征库，系统会直接丧失识别能力，需工程师手动调整特征参数，引发识别中断。此外，传统算法对图像分辨率和成像质量高度敏感，在摄像头抖动、快速运动模糊、低分辨率输入等常见工程场景

下，特征提取算子容易失效，导致目标检测框漂移或重复检测^[1]。传统技术的运算流程固定，无法根据输入图像复杂度动态分配计算资源，在高并发多目标场景中易出现处理队列拥堵，输出帧率骤降，难以满足智能交通系统对实时性的强制要求，传统车辆识别技术的主要缺陷，见图1。



图1 传统车辆识别技术缺陷示意图

1.3 人工智能破解车辆识别困境的可行性

人工智能技术依托强劲的特征习得与自适应效能，为车辆目标识别现存难题的破解筑牢技术根基，具备充足实践可能。深度学习算法对海量车辆样本数据开展自主研习，可精准捕捉车辆外形轮廓、纹理细节、颜色特质等核心信息，省去人工手动设计特征提取规范，规避传统识别手段对人工经验的过度依赖，破解特征提取疏漏、针对性薄弱等问题。多传感器融合技术与人工智能算法的协同，可整合摄像头、激光雷达、毫米波雷达等设备的采集信息，弥补单一传感器在复杂环境中的性能局限，暴雨、浓雾、强光逆光等恶劣条件下仍能稳定捕捉并识别车辆目标^[2]。

2 人工智能技术在车辆目标识别中的应用及实效

2.1 适用于车辆目标识别的人工智能核心技术选型

车辆目标识别的核心技术选型基于三类人工智能分支，各自解决不同维度的工程约束。深度学习中的卷积神经网络通过局部连接与权重共享机制，直接从原始图像像素中提取层级化特征，低层网络响应边缘与纹理，高层网络响应部件与整体轮廓，使得模型具备对车辆视角变化和部件遮挡的鲁棒性，该特性解决了传统模板匹配对视角敏感的固有问题。

2.2 基于人工智能的车辆识别难题解决方案

针对车辆目标识别中存在的遮挡、光照变化、车型相似、复杂背景干扰等核心难题，人工智能技术通过算法优化与模型迭代形成了针对性解决方案。针对车辆遮挡问题，采用注意力机制与特征融合算法，可精准提取被遮挡车辆的局部特征，结合上下文信息完成完整识别，有效解决车辆追尾、行人遮挡等场景下的识别盲区（见图2）。针对光照不均衡及恶劣天气影响，通过图像增强算法对采集到的车辆图像进行去噪、曝光补偿处理，提升图像清晰度，同时训练多场景适配模型，确保在强光、暴雨、大雾等环境下仍能稳定识别^[3]。



图2 人工智能车辆识别应用流程图

2.3 人工智能车辆识别应用的实际效能评估

在边缘计算架构下部署的YOLOv8模型，针对城市交通场景实现了车辆实时检测，评估数据显示其平均精度达到0.79，召回率为0.62，F1分数为0.69。针对雾天等低能见度环境的特

殊评估表明，优化的SimYOLO-V5s_WIOU算法相较于基准YOLO-V5s，在雾天驾驶数据集上的mAP50指标提升了17.45%，同时在雾天城市景观数据集上实现了多类别mAP50、mAP50-95、F1分数、精度和召回率的全面增长。在智能交通监控应用中，YOLOv11检测器对轿车类别的检测精度达到0.97至1.00，卡车类别达到1.00，相应的F1分数分别为0.90至1.00和0.82至1.00。针对机动车检测站的实际部署评估，AI视觉模型能够识别0.1毫米级的车身缺陷，将漏检率从传统方法的5%大幅降低至0.3%，见表1。

表1 边缘计算场景下YOLO系列模型交通检测性能汇总

应用场景	核心模型/算法	关键指标	数值
城市交通检测	YOLOv8	平均精度/召回率/F1	0.79/0.62/0.69
雾天低能见度	SimYOLO-V5s_WIOU	mAP50提升(对比基准)	+17.45%
智能交通监控	YOLOv11	轿车精度/卡车精度	0.97-1.00/1.00
机动车检测站	AI视觉模型	漏检率(对比传统方法)	0.3%(原5%)

3 结语

人工智能技术的深入应用，打破了传统车辆目标识别在复杂环境、目标形态、识别实时性上的短板，给出了高效精准的技术方案。依托深度学习、多传感器融合等技术协同优化，有效提升各类场景下车辆识别的精度与稳定性，结合算法优化、模型轻量化改造，能够适配多类硬件部署，广泛服务于智能交通与自动驾驶领域。目前该技术已取得良好应用成效，但在极端复杂场景识别、模型部署成本管控上仍存在改进空间。未来随着技术不断迭代升级，人工智能将持续赋能车辆目标识别技术发展，助力交通行业智能化升级，实现安全高效的智慧交通管理与出行服务。

参考文献：

- [1] 沈萍强.基于人工智能的“树莓派”校本课程设计与实施——以“智能车辆管理”项目教学为例[J].中小学数字化教学,2023,(09):65-68.
- [2] 毛良明,程俊,冯波.基于人工智能的车路协同自动驾驶科研平台研究与应用[J].现代交通技术,2025,22(04):71-75.
- [3] 文家林.基于人工智能的智能网联汽车感知及决策系统设计与评估[J].汽车周刊,2024,(10):88-90.