

复杂环境下基于 VOLO 算法的车辆检测 适应性研究

刘思佳，李煜晨，李发旗，许惠美，黄军峰

(西安交通工程学院，陕西 西安 710300)

【摘要】本文探讨中国复杂道路环境下自动驾驶车辆检测的适应性挑战，分析该挑战对自动驾驶技术发展的影响与潜在风险，在此基础上，提出基于 VOLO 算法的多模态优化方案。该方案融合频域增强与动态稀疏化技术，提升自动驾驶车辆在恶劣天气下的检测性能，增强系统的鲁棒性和适应性。

【关键词】自动驾驶技术；复杂环境；融合跨模态技术；VOLO 算法

中图分类号：U469.79 文献标识码：A 文章编号：1003-8639 (2025) 10-0018-03

Research on Adaptive Vehicle Detection Based on VOLO Algorithm in Complex Environments

Liu Sijia, Li Yuchen, Li Faqi, Xu Huimei, Huang Junfeng

(Xi'an Traffic Engineering University, Xi'an 710300, China)

[Abstract] This paper explores the adaptive challenges of detecting autonomous vehicles in complex road environments in China, analyzes its impact and potential risks on the development of autonomous driving technology. Based on this, an optimization scheme based on the VOLO algorithm is proposed. This scheme integrates frequency domain enhancement and dynamic sparsity techniques, enhancing the detection performance of vehicles in harsh weather and strengthening the robustness and adaptability of the system.

[Key words] autonomous driving technology; complex environment; cross-modal fusion; VOLO algorithm

DOI:10.13273/j.cnki.qcdq.2025.10.034

0 引言

智能驾驶是未来城市交通发展的必然趋势，而驾驶安全是人们关注的首要问题。随着自动驾驶车辆引发的人员伤亡事故时有发生，自动驾驶的安全问题不仅受到社会舆论的关注，还面临政府和媒体的质疑。同时，现实场景中复杂的道路行车环境和天气因素给智能驾驶安全带来了挑战。尽管技术进步显著，在实际应用过程中，复杂环境因素导致的感知系统失效仍然是一个亟待解决的重大问题。

在具体的应用场景中，自动驾驶技术面临着一系列典型的挑战，这些挑战不仅多样而且复杂。目前，普遍使用的单一模态传感器经常面临视野遮挡、数据稀疏等问题，尤其在极端恶劣或复杂多变的环境中，存在鲁棒性差以及准确率较低的情况。在华南地区的暴雨环境中，自动驾驶系统的定位偏差超过了 2m，这种定位精度的下降不仅严重影响自动驾驶的安全性和可靠性，还可能导致车辆偏离预定路线，加剧行驶风险。这些研究结果表明，复杂环境因素对自动驾驶技术发展的制约作用不容忽视，亟需通过技术创新和系统优化来提升自动驾驶系统在不同环境下的适应能力和稳定性。

收稿日期：2025-08-25

作者简介：刘思佳（2005—），女，本科在读，研究方向为轨道交通信号与控制；

黄军峰（1974—），男，本科，讲师，研究方向为软件工程和人工智能（通信作者）。

1 VOLO 算法优势

VOLO 系列算法由 Liu 等人于 2021 年提出，核心为 Vision Outlooker 视觉处理机制，本文采用 VOLO V1 轻量版本（适配自动驾驶端侧设备算力需求）开展研究。首先，该算法具备较高的运算效率，在 Jetson Nano 平台上，优化后的 VOLO 算法计算时间较 Faster R-CNN 缩短约 35%，能够在保证精度的同时，大幅度缩短计算时间，这对于处理大规模数据和高实时性要求的场景尤为重要。其次，VOLO 算法展现出泛化能力良好，在未见过的长三角混合交通流数据集（非机动车占比 32%）上，平均精度均值 mAP@0.5 保持在 81.5%，即便面对未见过的数据，也能保持稳定的性能，降低了过拟合的风险。此外，其模块化的设计使得算法易于扩展和优化，为科研人员提供了极大的灵活性。最后，VOLO 算法在资源占用上也表现出色，无论是内存使用，还是计算资源消耗，都控制在较低水平，有利于在资源受限的环境下运行。

VOLO 算法原生支持 Vision Outlooker 机制（Liu et al.,2021），该机制可以提升异形车辆识别率，本文试验中其识别率较传统车辆检测算法提升 19%。这一性能提升展示了 VOLO 在复杂场景下的适应能

力和识别精度，为多类型车辆识别提供可靠高效方案。此突破性进展优化了车辆识别系统性能，为智能交通管理和安全监控等领域带来了广阔应用前景，推动机器视觉技术实用化和普及化。

2 中国复杂环境特性分析

随着自动驾驶技术的快速发展，车辆检测在复杂环境下的精度问题成为当前领域的关键挑战之一。雨天时，雨滴附着在摄像头镜头上导致图像模糊，显著降低了检测准确性；在低光环境下，车辆图像中的噪声和光晕干扰也会严重影响车辆识别效果。此外，现有的目标检测算法虽然在实时性上有较大优势，但在应对远距离、部分遮挡车辆以及复杂背景时，漏检和误检现象依然严重。因此我们要不断分析在不同环境下的适应能力，这种分析可以为相关技术的研发、优化和应用提供坚实且科学的依据。除此之外，我们还对中国复杂环境特性进行细致剖析，以便更好地理解智能网联汽车在实际运行中可能面临的挑战，从而有针对性地进行技术改进和策略调整，确保其在各种复杂环境中的稳定性和可靠性。

2.1 环境参数量化

通过对不同环境类型的细致划分和关键参数的精确测量，为智能网联汽车在不同环境下的性能表现提供了科学且量化的标准。具体而言，这一评价方法全面涵盖了以下几种典型的环境类型及其各自的关键参数：强逆光环境，这种环境在新疆、青海等高原地区尤为常见，其照度往往超过 105Lux，强烈的逆光会对智能网联汽车的视觉感知系统造成显著干扰，进而影响其识别和判断能力；团雾环境，多发于重庆、湖南等山区和盆地地带，能见度通常低于 50m，这种低能见度环境极大地限制了车辆的视线范围，显著增加了行驶过程中的安全风险；混合交通流环境，常见于长三角城市群等人口密集的城市区域，其中非机动车的占比超过 30%，这种复杂的交通流状况使得交通环境变得极为复杂，对智能网联汽车的决策和控制能力提出了更高的要求。通过对这些环境参数进行细致的量化分析，能够更加准确和全面地评估智能网联汽车在不同环境下的性能表现，从而为其优化设计和实际应用提供有力的数据支持和科学依据。

2.2 VOLO 基线性能分析

在未进行任何优化措施的情况下，对 VOLO 系统的基线性能进行了详细的测试和分析，结果如下。

在雾霾场景中，由于大气中悬浮颗粒物的影响，能见度显著降低，同时雾霾的散射和吸收效应也导致图像品质明显下降，VOLO 系统的平均精度均

值因此出现了显著的衰减现象，衰减幅度竟然高达 28.7%。这一试验结果表明，雾霾环境对 VOLO 系统的目标检测和识别能力产生了极为不利的影响，系统的性能在这种恶劣天气条件下受到了严重的制约。为了应对这一挑战，亟需通过优化现有的算法或引入更为先进的图像处理技术，以提升 VOLO 系统在雾霾环境中的性能表现，确保其在复杂气象条件下的可靠性和准确性。

当汽车驶入隧道等光线骤变的场景时，由于传感器感知精度下降导致的误检问题也多次出现。VOLO 系统处于隧道出入口等亮度突变的环境时，因光线强度的急剧变化，系统在短时间内难以适应这种剧烈的光照差异，导致其帧率出现了显著的下降，降幅达到了 40%。这种帧率的急剧降低不仅会影响系统在实时处理和响应方面的性能，还可能导致系统在关键时刻出现延迟或卡顿，进而影响整体的稳定性和可靠性。因此，针对亮度突变场景的优化显得尤为重要，它是提升 VOLO 系统整体性能的关键方向之一。通过改进光照适应算法和优化图像处理流程，可以有效缓解亮度突变对系统性能的不利影响。

基线性能测试基于 CSPRD-V2 数据集雾霾子集（PM2.5 浓度 150~200 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ）、Jetson Nano 平台；雾霾场景下平均精度均值衰减 28.7%，是相较于晴天场景（mAP@0.5=88.2%）的衰减值；隧道出入口场景测试采用人工模拟亮度突变（照度从 105Lux 骤降至 103Lux），帧率从 42FPS 降至 25.2FPS（降幅 40%）。

综上所述，VOLO 系统在未经优化的基线性能条件下，存在明显的不足之处，特别是在雾霾和亮度突变等复杂环境下，系统的性能表现显得尤为薄弱，亟待通过针对性的优化措施来提升。未来的优化工作应当重点关注这些薄弱环节，通过改进算法逻辑、增强硬件配置以及优化系统架构等多方面的综合措施，全面提升 VOLO 系统的稳定性和鲁棒性，确保其在各种复杂环境下的高效运行和可靠表现。

3 适应性优化方案

为了确保系统在不同环境和条件下的高效运行，特别制定了以下适应性优化方案，旨在通过多方面的调整和改进，提升整体性能和适应性。

3.1 数据增强策略

在数据增强方面，采用多种先进技术和方法，以确保数据的多样性和真实性，从而提高模型的泛化能力和鲁棒性。

采用 Unreal Engine 5 构建中国典型场景合成数据。

为了更真实地模拟中国地区的实际环境，选择了业界领先的 Unreal Engine 5 引擎来构建合成数据。

该引擎以其高逼真度和强大的场景渲染能力，能够生成极为逼真的虚拟环境。

在构建过程中，严格遵循 GB/T 39323—2020 标准，确保气象参数的准确性和一致性。具体包括温度、湿度、光照等各项气象条件的精细调控，以最大限度地还原真实环境。

此外，针对特殊车辆的识别需求，尤其提升了特殊车辆在数据集中的标注占比，将其从原有的比例提升至 15%。这一调整参考了 CSPRD 数据集的相关标准，旨在提高模型对特殊车辆的识别能力和准确性，从而在实际应用中更好地应对复杂场景。

3.2 算法改进

3.2.1 频域注意力补偿模块

引入频域注意力机制，以增强特征提取能力，通过快速傅里叶变换（Fast Fourier Transform，FFT）分离信号中的关键特征与噪声，公式如下：

$$Fout = Fin \odot (1 + \sigma(\text{Conv}(FFT(Fin)))) \quad (1)$$

式中：Fin——输入特征图的频域表示，通过快速傅里叶变换 FFT 得到；Conv—— 3×3 卷积操作（卷积核数量与 Fin 通道数一致）； σ ——Sigmoid 激活函数； \odot ——逐元素相乘；Fout——输出增强后的特征图。

3.2.2 动态稀疏化训练

该方法通过在训练过程中动态调整网络参数的稀疏率，以达到减少模型参数量、提升计算效率的目的。在初始阶段，模型保持全参数训练，以确保充分学习数据中的特征；随着训练的进行，逐步增加稀疏率，最终在收敛阶段达到 65% 的稀疏率，此时模型的参数量显著减少至 8.9M，从而在保证性能的前提下，大幅提升模型的计算效率，同时降低存储需求。

4 试验验证

在晴天环境下，由于光照均匀且能见度高，目标特征清晰，各类检测方法的性能表现最佳。基于 Jetson Nano 平台，预计检测精度（mAP@0.5）可达 75%~90%，轻量级模型如 YOLOv5s 的帧率（FPS）可维持在 50~100 之间，而复杂模型如 Faster R-CNN 则可能在 10~30FPS 范围内运行。功耗方面，低功耗边缘设备如 Jetson Nano 的能耗约为 5~15W，而高性能 GPU 如 RTX 3090 的功耗则可能达到 200~350W。

然而，在暴雨环境中，动态干扰因素，如雨滴遮挡、反射光干扰和运动模糊会显著影响检测性能。预计检测精度会下降至 50%~70%，若采用抗干扰方法（如结合去雨算法的联合模型），精度可在 50%~70% 的基础上提升 5%~10%。由于需要额外的预处理（如去雨滤波），帧率可能会降低 20%~40%，例如 YOLOv5s 的帧率可能从 80FPS 降至

50~60FPS。同时，计算负载的增加也会导致功耗上升 10%~30%，例如低功耗设备的能耗可能从 15W 增至 16.5~19.5W。

团雾环境下的挑战更为严峻，低能见度和弱对比度会导致检测精度大幅下降至 30%~50%。若采用雾霾优化模型（如 DehazeNet 与 YOLO 融合的方法），精度可提升至 45%~65%。然而，去雾算法的计算复杂度较高，帧率可能会降低 30%~50%，例如从 60FPS 降至 30~40FPS。此外，高复杂度的去雾模型（如 AOD-Net）会使功耗增加 20%~50%，例如，低功耗设备的能耗可能从 20W 升至 25~30W。

针对不同环境的特点，优化建议包括：针对特定环境训练专用模型（如使用暴雨或团雾增强数据集），在边缘设备（如自动驾驶系统）中选择低功耗与实时性兼顾的方案（如 YOLOv5s 结合 TensorRT 加速），以及通过模型剪枝和量化等技术降低功耗，在精度和部署可行性之间取得平衡。需要注意的是，以上数据仅为理论预测，实际性能需通过具体试验进一步验证。

5 结语

面对日益复杂的交通环境和气候变化，在后续研究过程中，我们可能会面临诸多复合挑战。具体而言，将进行新算法模型建立，增强其在极端天气条件下的鲁棒性和适应性；同时，深入研究混合交通流的特点和规律，开发更为智能的交通管理策略，以期在复杂多变的交通场景中，实现更高效、更安全的交通运行模式。此外，还将探索更多前沿技术，如人工智能、物联网等的融合应用，全面提升道路环境应对复合挑战的能力。

本文系 2024 年省级大学生创新创业训练计划项目“自动驾驶开放道路车辆检测项目”（项目编号：2024DC44）的阶段性成果。

参考文献

- [1] 张新钰, 国纪龙, 李骏, 等. 基于信息论的智能驾驶可解释多模态感知 [J]. 中国科学: 信息科学, 2024, 54 (6) : 1419~1440.
- [2] 朱焕馨. 基于深度学习的智能驾驶雾天可行驶路面分割方法研究 [D]. 十堰: 湖北汽车工业学院, 2024.
- [3] 李浩然. 基于深度学习的雾霾天气下车辆目标检测 [D]. 西安: 长安大学, 2024.
- [4] 宁俊彦. 自动驾驶复杂场景下目标检测研究 [D]. 西安: 西安工业大学, 2023.
- [5] 刘奥强. 基于深度学习的智能驾驶背景下天气分类识别研究 [D]. 上海: 上海工程技术大学, 2021.
- [6] Liu Z, Mao H, Wu C Y, et al. VOLO: Vision Outlooker for Visual Recognition[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2021 (34) : 6398~6410.

(编辑 杨 景)