

计算机视觉技术在自动驾驶中的关键应用

刘 聪

广州城市理工学院 广东广州 510800

摘 要：计算机视觉技术的元素检测可以为自动驾驶系统的优化升级提供诸多良性保障，需引入深度学习等，弥补传统技术方法的缺陷。本文从发展背景、基础原理、关键应用等多角度切入，分析计算机视觉技术在自动驾驶中的应用，旨在寻找到提升算法鲁棒性和实用性的方法，期望为相关企业和科研机构提供借鉴作用。

关键词：计算机视觉技术；自动驾驶；关键应用

人工智能技术的快速发展使得其走向越来越多的行业，在与交通领域的融合进程中，表现为自动驾驶技术，核心诉求是实现车辆对复杂动态环境的精准感知与决策，其内计算机视觉技术占据着相当关键的位置，是车载摄像头、激光雷达传感器等获取视觉数据，借助深度学习、图像分割、目标检测等算法，模拟人类视觉系统对道路标线、交通信号灯、行人车辆等环境要素进行实时解析的技术。从最简单的路线维持到复杂的障碍物规划等，计算机视觉所具备的低成本和高信息度特性正在越发成为自动驾驶技术不可忽略的组成部分，对推进智能交通的安全化、高效化发展具有重要意义。

一、自动驾驶技术的发展背景

自动驾驶技术的发展历程并不短暂，早在上世纪20年代就已经开始萌芽，西方研究者开始探索使用自动控制系完成对无人驾驶汽车的控制，然而直到2004年，Google公司投入到此方面的研究，且在2010年推出首个自动驾驶汽车原型，此项技术才开始正式走进公众的视野里，开始步入快速发展阶段，以此为起始点，越来越

多的企业和科研机构开始跟进，包括Tesla、Uber、百度等。随着时间推移，自动驾驶技术持续迭代，逐渐衍生出明确的技术等级划分，用于进行自动驾驶分类，国际汽车工程学会（SAE）2014年发布的J3016标准定义6个驾驶自动化等级，我国2021年实施的《汽车驾驶自动化分级》国家标准与之相近，具体如表1所示：

现阶段，自动驾驶技术的发展越发成熟，其正在逐渐从概念过渡到现实，走入人们的日常生活，越发成为重塑未来交通格局的新力量。

二、自动驾驶内计算机视觉技术的基础原理

（一）视觉传感器系统构成

在自动驾驶内，计算机视觉技术的应用体现在对周边环境的感知，技术由多设备协同支撑，实现全方位环境捕捉。车载摄像头是核心组件，包括单目、双目和多目摄像头，其中的单目摄像头需要的成本相对较低，可借助深度学习进行目标检测和目标分类；双目摄像头利用的是视差原理，可以完成对距离的计算，可以提供具体的三维空间信息，非常适合用到近距离障碍物探测方

表1 自动驾驶技术等级划分

等级	名称	关键特征	典型技术应用
L0	应急辅助	不能持续控制车辆横/纵向运动，可探测部分目标和事件	无
L1	部分驾驶辅助	可持续控制车辆横或纵向运动，具备相应探测响应能力	自适应巡航（ACC）、车道偏离预警（LDWS）
L2	组合驾驶辅助	可持续控制车辆横和纵向运动，具备相应探测响应能力	全速域ACC+车道居中控制等ADAS组合功能
L3	有条件自动驾驶	在设计运行条件下执行全部动态驾驶任务	特定路况的交通拥堵辅助（TJA）
L4	高度自动驾驶	在设计运行条件下执行全部动态驾驶任务并自动执行最小风险策略	封闭园区接驳车、港口自动驾驶卡车
L5	完全自动驾驶	在任何可行驶条件下执行全部动态驾驶任务并自动执行最小风险策略	无限制场景全自动驾驶汽车

面，多目摄像头可以实现对各种焦距镜头的整合处理，同步兼顾广角视野和远距视野。

除此以外，目前也有部分计算机视觉技术会引入运用激光雷达，可以为使用者提供明确的点云距离信息，此方法的优势在于即便是在光照缺乏的恶劣天气下依旧能够进行运作，同步触发机制实现数据采集时序对齐，经车载总线传输至计算单元，为后续算法处理提供原始视觉数据支撑。

(二) 核心算法技术支撑

计算机视觉技术的应用是需要多层次算法体系作为支撑的，自动驾驶的需求相对复杂，所以包括原始数据处理、高层语义理解都是计算机视觉技术的重要构成，构建完整技术链以后才可以支持自动驾驶技术的优化。

从根本层面来看，图像预处理是基础组成部分，具体算法要求是借由畸变校正消除镜头光学误差，基于直方图均衡化改善光照不均图像的对比度，采用高斯滤波去除传感器噪声，以此为前提条件，确保输入数据的可靠性。而特征提取和目标检测则是算法的中心，纵览传统的技术方法，如SIFT和HOG算法等，其作用机理是利用边缘提取和纹理提取等方式，完成目标匹配，而以深度学习为关键的方法，在人工智能技术的加持辅助下，可以实现海量数据训练，由此更加精准且实时地检测车辆、行人、交通灯等多类目标，且精度与速度不断提升。此外，光流估计算法借由追踪像素运动轨迹的方式，可以完成动态目标速度和方向的预测，进而切实有效地减少单帧检测的不确定性，提升目标追踪的稳定性，所有算法共同衔接，对其综合利用可以精确快速地构建起从视觉数据到环境认知的技术桥梁。

三、自动驾驶内计算机视觉技术的关键应用

(一) 道路交通标志分类网络

自动驾驶技术内，计算机视觉技术的应用需要体现在对道路交通标志分类方面，借由摄像头采集数据，进行精确分析，分析方向包括禁令标志、指示标志、警告标志等多类别交通标志的实时识别与分类，为车辆决策提供关键语义信息。

在此分类网络内，性能关系到自动驾驶系统是否可以完成对道路规则的理解，需要解决的主要问题是在部分复杂场景下，如暴雨天气下的标志模糊、遮挡和角度畸变等。在近些年，以卷积神经网络为基础的分类模型持续获得改进迭代，核心机理是引入应用注意力机制、多尺度特征融合等，可以极大程度地提高小目标标志和异形标志的识别精度，同时借助模型轻量化技术，充分

满足车载计算平台的实时性要求。

目前，众多企业和研究机构均在依托技术创新，推进道路交通标志分类网络的落地，如Alphabet旗下的Waymo自动驾驶系统内，采取多尺度特征融合的卷积神经网络模型可以借由激光雷达点云数据完成辅助定位，实现对全球50多个国家交通标志的跨区域识别，在复杂路口场景下分类准确率极高。

而在国内企业百度旗下，Apollo也已经构建含有至少10万的样本交通标志数据集，目前最新发布系统已可以实现对暴雨天气、逆光等极端条件下的高精度识别，此类实践在证明分类网络技术可行性的同时，也正在推进其逐渐朝向高鲁棒性、广适应性方向发展。

(二) 多模型融合车道线检测网络

车道线检测网络非常关键，其准确度、运作效率将会直接关系到无人驾驶技术是否能够发挥出应用作用，传统的特征提取关联颜色和纹理，在复杂场景内的效果不尽如人意，可能导致交通堵塞，甚至是交通事故。面对此种情况，即可引入计算机视觉技术，以深度学习模型为基础架构，融合语义分割模型、实例分割模型及传统特征提取算法的输出结果，形成多维度的车道线特征表征，如图1所示为U-Net语义分割模型，其包括的编码器和解码器模型思想的使用可以形成多维度车道线特征表征。

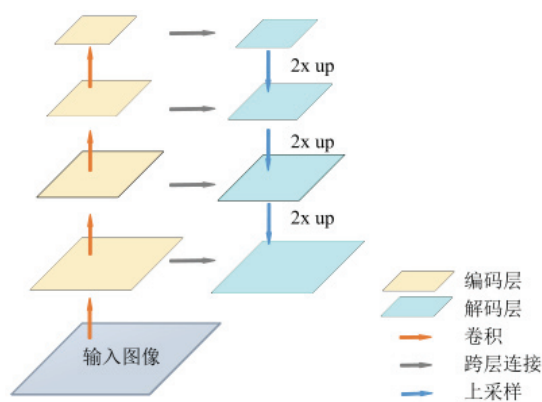


图1 U-Net的编码层与解码层

技术从技术原理视角切入，语义分割模型可以实现对多车道线的独立个体的划分，意味着即便车道线交叉，也可以进行精准识别，避免混淆，此外还可以引入运用自适应权重融合策略，在系统运作期间，网络可根据实时路况调整各模型的贡献度，如在逆光场景下增强传统边缘检测算法的权重，在高速公路场景下侧重语义分割模型的输出。由此便可以极大程度地优化车道线检测的鲁棒性，同时在车道线缺失、施工路段临时标线等极端环境下，为自动驾驶系统提供精确稳定的车道级定位基准。

在实际应用内，可以借由多模型融合车道线检测网络进行应用，企业可以构建包含城市道路、高速公路、乡村小道等多场景的车道线数据集，涵盖晴天、雨天、夜晚等不同环境条件，利用数据增强技术生成车道线磨损、被积水覆盖等极端样本，用来给多模型训练提供必要的素材支持，此外企业还可以针对性地引入模型蒸馏技术，把高精度且计算量搞的复杂模型知识迁移其中，在充分维系检测精度的前提条件下，充分满足车载终端的实时性要求，如将模型推理速度提升至30帧/秒以上，适配高速行驶场景。

（三）重检测的单目标长程跟踪算法

在自动驾驶中，是否可以实现对特定目标的跟踪向来是研究的重难点，也是基础，比如对异常车辆的追踪，然而长程的跟踪可能因为目标变形和光照变化等受到影响，因而引入重检测的单目标长程跟踪算法非常关键。算法的主要逻辑是将目标跟踪与周期性重检测相结合：跟踪阶段通过相关性滤波、卡尔曼滤波等方法，基于目标的运动特征和外观特征预测其位置，实现帧间的连续追踪，如果目标因为遮挡和光照突变等因素影响，导致跟踪信度降低，此时则触发重检测机制，调用目标检测模型在感兴趣区域内重新搜索目标，特征匹配和确认目标身份后恢复跟踪状态。

具体使用期间，可以从数据构建、模型优化和场景适配三大角度切入：

首先，针对数据构建，企业可以采集归纳包含目标遮挡、快速变道、夜间远距离等复杂场景的视频序列，标注目标消失与重现的时间节点及位置信息，以此为基础支撑，打造专门的数据集，关联长程跟踪，训练算法重检测的出发阈值等，以此为前提条件，开展后续工作。

其次，在模型优化方面，企业应主要引入轻量化检测模型，可以综合使用模型剪枝、量化等技术降低计算开销，确保重检测过程不影响整体跟踪速度，如将重检测模块的推理时间控制在50毫秒以内。

最后，在场景适配工作内，可按照各种使用场景进行特征匹配优化，如在雨天场景中，增强目标轮廓、尾灯等鲁棒特征的权重，借助减少雨水反光的方式，来避免对外观特征匹配的干扰，从根本层面提升跟踪效率，同时减小重检测的范围。

四、典型复杂场景下的应用案例

恶劣天气是自动驾驶系统的主要挑战，核心问题是雨滴、雪花、雾气颗粒等都会导致光线散射，对应而来的就是图像对比度降低、细节模糊等，针对此问题，视

觉适应方案就显得相当关键，需要从图像增强与模型鲁棒性两方面构建技术体系。

其中的图像预处理需要采用物理模型的去雨算法，此为基础支撑，雾天图像增强则需要借由暗通道先验算法估算大气光成分，还原清晰的景物轮廓；针对强光导致的过曝光区域，采用局部自适应直方图均衡化技术，平衡图像明暗区域的细节表现力；以此为前提条件，即可进行模型层面的优化处理，具体而言，可以构建包含恶劣天气样本的数据集，进而完成对自适应模型集的训练。比如，采取对抗生成网络，学习正常和恶劣天气图像的映射关系，保证模型在特征提取阶段可以完成对环境噪声的自动过渡，期间多传感器可以作为技术支持，也就是当视觉图像质量骤降，此时实时激活激光雷达，借由点云数据进行辅助，完成精确定位，此时依旧可以保障实现对车道线、车辆等目标的识别判断。

结束语

综上所述，计算机视觉技术的引入可以为自动驾驶的升级迭代提供更多的良性支持，丰富技术表现，从基础的传感器数据处理到复杂场景的应用，其在环境感知、决策辅助等方面发挥着不可替代的作用。目前来看，自动驾驶进步持续性进步，其在市场内的占有份额逐渐提高，对应的就是市场对技术本身的要求增长，企业和研究机构需要综合做好道路交通标志分类、车道线检测等关键应用的精度和鲁棒性持续提升等多方面的技术研究，全方位地深化对计算机视觉技术的利用，以加快自动驾驶的商业化落地，为智能交通体系的构建注入强劲动力，助力实现更安全、高效的出行方式。

参考文献

- [1] 刘兴虎. 基于姿态识别的自动驾驶车辆驾驶员接管能力研究[D]. 重庆理工大学, 2025.
- [2] 陆婷婷. 面向自动驾驶的多任务环境感知算法研究及实现[D]. 上海第二工业大学, 2024.
- [3] 储华珍. 基于视觉认知完形的驾驶场景遮挡目标检测研究[D]. 北京科技大学, 2024.
- [4] 程学晓. 新能源汽车自动驾驶高精度视觉检测技术的研究及应用[J]. 时代汽车, 2024, (05): 104-106.
- [5] 徐鸿盛. 基于目标检测和图像分割的自动驾驶方法研究[D]. 合肥大学, 2024.
- [6] 王祎嶸. 基于深度强化学习的自动驾驶感知与决策研究[D]. 湖南大学, 2023.