面向道路场景的并行视觉感知方法与系统性能分析

邢梦羽

河北大学

摘要：道路场景中的光照、天气和目标分布变化，对视觉感知算法的处理效率与适应能力提出了要求。本测试稿依据原稿所述技术路线，梳理图像采集、预处理、车道线提取、障碍物识别及交通标志检测的实现过程。系统采用车载摄像头获取道路图像，通过增强、去噪和尺度调整改善输入质量，并利用并行处理组织计算任务。在目标识别环节，分别采用区域提议式检测方法以及卷积神经网络与单次多框检测器相结合的方案。原稿将 164 种交通标志归为五类开展比较，报告后者的平均绝对误差为 0.146341，决定系数为 0.999984。文中同时保留原稿的处理速度和响应时间结果，用于检验表格、公式及图文混排效果。这些数值沿用原稿，不构成本测试署名人员的新实验成果。

关键词：道路视觉感知；并行图像处理；目标检测；交通标志识别

1 研究背景与处理目标

自动驾驶中的路径规划与行为决策依赖对周边道路的及时识别。摄像头和其他传感器为系统提供连续观测，但天气变化、道路类型差异以及背景干扰会增加图像分析难度。对于计算资源有限的感知系统，识别精度与处理时延需要同时考虑。原稿围绕这一问题，将图像预处理、并行计算和目标检测连接为完整流程，讨论道路环境信息的获取与表达方式。

处理流程从车载图像输入开始，依次完成去噪、对比度增强和尺寸调整，再根据不同目标安排检测任务。并行计算用于分配相互独立的处理环节，以减少顺序执行带来的等待。原稿的评价内容包括交通标志识别表现、图像处理速度和系统响应时间。本文保留这些评价项目及其原有数据，仅重新组织技术叙述和页面展示，不新增性能测试结论。

2 道路视觉感知流程与并行处理

2.1 数据采集与图像预处理

原稿的数据采集系统由摄像头、激光雷达和配备图形处理器的计算设备组成。摄像头按照固定帧率记录道路图像，激光雷达提供周边目标的距离及形状信息。计算设备负责接收、保存并初步处理多源观测，雷达数据使用二进制格式编码以减少传输和存储开销。该配置旨在兼顾输入信息的连续性与后续运算的处理需求[2-3]。

图像增强采用直方图均衡化，以重新分配灰度级并突出场景细节。设输入图像灰度取值为[0，L-1]，其映射关系沿用公式（1）。处理时先统计各灰度级的像素分布，再建立灰度变换，最后汇总局部处理结果。通过这一过程，可改善原始图像的对比度，为边缘提取和目标识别提供较清晰的输入[4-5]。

$$g(x,y)=T[f(x,y)]=\frac{L-1}{MN}\sum_{k=0}^{f(x,y)}n_k \quad (1)$$

公式 1 中，n_k是灰度级k的像素个数，M和N分别是图像的行数和列数，L是图像的灰度级数目。这个公式表示将原始图像的每个像素的灰度级f(x,y)映射到了新的灰度级g(x,y)。

对于图像噪声，原稿介绍了邻域均值滤波和分解后处理的思路。图像可划分为若干子区域，由不同处理单元分别完成计算；在小波域处理时，则按尺度与方向分配系数。公式（2）保留原稿给出的滤波表达，用于说明邻域大小m×n与图像平滑之间的关系。

$$g(x,y)=\frac{1}{mn}\sum_{s=-\frac{m-1}{2}}^{\frac{m-1}{2}}\sum_{t=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}}f(x+s,y+t) \quad (2)$$

并行执行的关键在于将可独立计算的子任务分派至不同处理单元，并在任务结束后统一合并结果。对于按尺度和方向分解得到的小波系数，各单元只处理

分配给自己的部分，从而减少重复运算。合并后的输出用于后续视觉分析；实现时仍需兼顾噪声抑制与图像结构信息的保留。

2.2 车道边界提取与拟合

车道边界提取首先识别图像中灰度变化较明显的位置，利用边缘信息缩小候选范围。边缘强度G的表达沿用公式（3）。该步骤为后续直线检测提供输入，使道路边界分析能够集中于具有明显梯度变化的区域。

$$G = \sqrt{(G_x)^2 + (G_y)^2} \quad (3)$$

在获得边缘图后，使用霍夫变换搜索可能的车道线。该方法将图像空间的直线表示为参数空间中的候选点，通过累积响应确定直线的位置与方向，进而筛选与道路边界相符的线段。

为提高位置估计的连续性，进一步采用滑动窗口跟踪候选线段并进行拟合。窗口的位置和大小可随搜索过程调整，使拟合结果尽量贴合可见车道边界。原稿将这一环节作为边缘检测和霍夫变换之后的细化步骤，以获得较稳定的车道线方向及位置估计[6]。

2.3 道路障碍目标识别

车辆、行人及路障是道路感知中的主要检测对象。系统需要在图像中确定这些目标的类别与位置，为后续规划提供环境信息。原稿采用目标检测网络处理障碍物识别任务，而非仅依靠单一的图像阈值或几何规则。

障碍物检测使用Faster R-CNN的两阶段处理思路。卷积神经网络先提取视觉特征，区域提议网络再从特征图中产生候选区域，最后由分类与边界框回归环节输出识别结果。

具体而言，输入图像先经过特征提取网络，形成包含形状、纹理和结构线索的特征表示；区域提议网络RPN据此寻找可能出现目标的位置。随后，将候选区域与相应特征送入检测网络，分别完成类别判断和边界位置调整。两个阶段共同完成障碍物的定位与识别。

2.4 交通标志检测与特征加权

交通标志识别采用卷积神经网络与单次多框检测器相结合的处理方案。单次多框检测器在一次前向计算中同时预测目标类别和位置，适用于对处理时延有要求的检测流程。原稿将该方案与YOLO进行比较，以观察不同类别标志上的识别差异[7-8]。

原稿说明训练使用中国交通标志检测数据集，图像包含城市道路和乡村道路等场景，并提供交通标志的位置标注。本文沿用这一数据来源描述，不补充原稿未给出的采集规模、训练划分或硬件参数。

特征处理环节引入注意力机制，对与交通标志相关的信息赋予不同权重[9-10]。原稿区分软注意力与硬注意力：前者通过加权方式汇总特征，后者选择权重较高的位置。权重作用于特征图后，可突出目标区域并减弱无关背景的影响。训练过程中，将检测输出与实际标签比较，再结合损失函数调整相关参数，使特征提取过程更集中于识别任务[11]。

3 原稿评价设置与结果整理

原稿将 164 种交通标志分为五组，其中警告标志 49 种、禁止标志 43 种、指示标志 29 种、旅游标志 17 种、道路施工安全标志 26 种。各类图像经过编号后，分别用于比较卷积神经网络与单次多框检测器组合方案和YOLO的识别表现。表 1 保留原稿的评价指标与数值，以展示不同算法输出的差异。

表 1 原稿所列交通标志检测评价结果

算法	均方误差	均方根误差	平均绝对误差	决定系数	相关系数
卷积神经网络+单步多框检测器	0.365854	0.604858	0.146341	0.999984	0.999992
YOLO	1285.329	35.85149	3.012195	0.945049	0.972477

根据表 1，组合方案与YOLO的均方误差分别为 0.365854 和 1285.329，均方根误差分别为 0.604858 和 35.85149，平均绝对误差分别为 0.146341 和 3.012195。两者的决定系数分别为 0.999984 和 0.945049，相关系数分别为 0.999992 和 0.972477。按原稿采用的评价口径，组合方案表现出较小误差和较高拟合程度。本文仅按表头统一指标名称，不改变任何数值；这些结果仍受原稿数据与评价设置的限制。

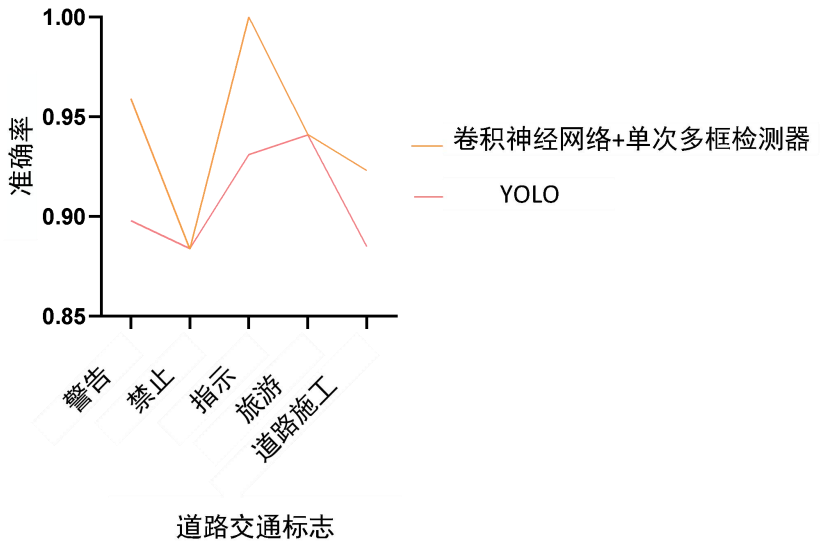


图 1　原稿中各类交通标志的识别准确度

图 1 沿用原稿图示，横轴为交通标志类别，纵轴为识别准确度。原稿据此描述组合方案在各类别上的准确度均不低于YOLO，并报告指示标志类别未出现识别错误。本文保留该图及其原始含义，不将这一比较扩展为其他道路条件下的普遍结论。

运行性能以图像处理速度和响应时间进行描述。原稿通过记录任务开始与结束时刻整理时间信息，并将每秒处理的图像数量作为帧率指标。相关记录保存于数据库，用于比较两种检测方案的运行表现。表 2 汇总均值、最大值、最小值与标准差，便于观察平均水平及波动范围。

原稿报告，组合方案的平均处理速度为 7.46 帧/秒，YOLO为 6.27 帧/秒；平均响应时间分别为 1.54 秒和 2.02 秒。两者最大处理速度分别为 9.84 帧/秒和 8.91 帧/秒。表 2 还列出相应最小值及标准差：在该组记录中，组合方案的处理速度和响应时间波动较大。以上数值仅作为原稿结果保留，没有据此推算未报告的运行指标。

表 2　原稿所列处理速度与响应时间统计

统计指标	卷积神经网络+单步多框检测器处理速度（帧/秒）	卷积神经网络+单步多框检测器响应时间（秒）	YOLO处理速度（帧/秒）	YOLO响应时间（秒）
平均值	7.46	1.54	6.27	2.02
最大值	9.84	1.97	8.91	2.45
最小值	5.30	1.02	4.08	1.57
标准差	1.66	0.31	1.37	0.23

4 总结与适用边界

原稿围绕道路视觉感知建立了由图像采集、预处理、车道边界提取、障碍目标识别和交通标志检测组成的技术流程，并结合原有表格和图示比较算法表现。所报告结果为理解该流程提供了依据，同时也显示出复杂场景适应、线条稳定性和硬件资源利用方面仍需改进。后续工作可围绕数据集覆盖范围、检测过程稳定性以及计算资源调度开展进一步验证。本测试副本不新增实验，不构成独立发表的研究成果。

参考文献

[1]唐炉亮,赵紫龙,杨雪,阚子涵,任畅,高婕,李朝奎,张霞,李清泉.大数据环境下道路场景高时空分辨率众包感知方法[J].测绘学报,2022,51(6):1070-1090.

[2]余荣杰,赵岁阳,董浩然.面向自动驾驶的驾驶环境视觉感知复杂度量化评估方法[J].山东科学,2022,35(3):62-71.

[3]刘庆.基于多任务神经网络的智能网联汽车环境自动感知研究[J].山东交通学院学报,2022,30(4):1-7+17.

[4]宁小娟,巩亮,张金磊.基于激光点云的道路可通行区域检测方法[J].计算机工程,2022,48(4):22-29.

[5]安鑫,蔡伯根,上官伟.车路协同路侧感知融合方法的研究[J].测控技术,2022,41(2):1-12+35.

[6]孙亮,吴静媛,梁翠兰,杨树.面向群体感知的智能汽车协同通信方法[J].无线电工程,2022,52(1):28-32.

[7]吴佳丽,毕春跃,王剑,赵涵.基于改进 DeepLab 网络的道路场景识别[J].物联网技术,2022,12(11):9-10+14.

[8]李心雨,闫浩文,王卓,王炳瑄.街景图像与机器学习相结合的道路环境安全感知评价与影响因素分析[J].地球信息科学学报,2023,25(4):852-865.

[9]赵旋,黄崇栋,刘云涛,朱永东.复杂交通环境下基于多任务学习的道路感知方法[J].无线电工程,2023,53(11):2473-2479.

[10]彭湃,耿可可,王子威,柳智超,殷国栋.智能汽车环境感知方法综述[J].机械工程学报,2023,59(20):281-303.

[11]冉险生,李锐,贺帅.基于改进 YOLOv5s 的道路障碍物检测算法[J].电子测量技术,2023,46(22):177-185.