

动态交通场景下信号灯的智能优化

李鹏举¹, 张 雄^{1,2}, 杨延宁^{1,2}

(1. 延安大学 物理与电子信息学院, 陕西 延安 716000;

2. 陕西省能源大数据智能处理省市共建重点实验室, 陕西 延安 716000)

摘要: 为解决城市交通高峰拥堵与平峰期资源浪费的矛盾, 研究设计了基于感知与规划协同的智能信号优化系统; 采用 YOLOv8 框架与多目标追踪技术, 以实时统计车道车流量并生成可视化报告; 集成车道密度、启动时间、安全间距及路口结构等多维参数, 利用多相位动态配时算法与权重模型计算最优绿灯时长, 实现信号自适应控制; 关键技术创新在于构建了检测-决策全流程自动化闭环, 并将轻量化 YOLOv8 模型、车辆追踪、车道归属判定与信号配时算法部署于边缘 FPGA 平台, 依托其并行计算能力实现超低延迟控制; 实验测试表明: 系统可使小流量周期的时间利用率提升 16%~20%, 大流量周期提升 14%~16%, 单次绿灯可支持 26~32 辆规模的车队通过, 有效消除了二次排队; 应用测试证实, 该系统能够满足智慧城市建设对提升路网运行效率与出行体验的工程需要。

关键词: 智能交通信号控制; YOLOv8 深度学习; 动态配时算法; FPGA 边缘计算; 智慧交通

Intelligent Optimization of Traffic Signals in Dynamic Traffic Scenarios

LI Pengju¹, ZHANG Xiong^{1,2}, YANG Yanning^{1,2}

(1. School of Physics and Electronic Information, Yan'an University, Yan'an 716000, China;

2. Energy Big Data Intelligent Processing Provincial and Municipal Key Laboratory in Shaanxi Province, Yan'an 716000, China)

Abstract: To address the contradiction between peak-hour congestion and off-peak resource wastage in urban areas, an intelligent signal optimization system based on the collaboration of perception and planning is designed. Research methods include: employing the YOLOv8 framework and multi-object tracking technology to statistically analyze lane traffic flow in real time and generate a visual report, integrating multi-dimensional parameters such as lane vehicle density, start-up time, safety distance, and intersection geometry, utilizing a multi-phase dynamic timing algorithm coupled with a weight model to calculate the optimal green light duration, and enabling adaptive signal control. The key technological innovation lies in establishing a fully automated closed-loop process for detection and decision-making, deploying the lightweight YOLOv8 model, vehicle tracking, lane determination, and signal timing algorithms on an edge FPGA platform, thereby achieving the ultra-low latency control based on its parallel computing capability. Experimental tests show that the system improves the time utilization by 16%~20% in low-flow cycles and by 14%~16% in high-flow cycles. With a signal traffic light being green, it supports 26~32 vehicles to pass through, effectively eliminating secondary queuing. Practical application verifies that the system meets the engineering requirements for enhancing road network operational efficiency and travel experience in smart city construction.

Keywords: intelligent traffic signal control; YOLOv8 deep learning; dynamic timing algorithm; FPGA edge computing; smart transportation

收稿日期:2025-09-04; 修回日期:2025-10-20。

基金项目:国家自然科学基金项目(12562017)。

作者简介:李鹏举(1999-),男,硕士研究生。

通讯作者:张 雄(1990-),男,博士,实验师。

杨延宁(1969-),男,博士,教授。

引用格式:李鹏举,张 雄,杨延宁. 动态交通场景下信号灯的智能优化[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(8):216-223.

0 引言

在全球城市化率突破 55% 的背景下,交通拥堵正演化成阻碍城市高质量发展的关键顽疾^[1-2]。据世界经济论坛测算,全球主要城市每年因交通堵塞导致的经济损失高达 1.2 万亿美元^[3-4]。相关部门的最新统计数据显示,我国的机动车保有量已经达到了 4.53 亿辆之多^[5]。机动车保有量的与日俱增直接导致了交通状况的恶化,不仅人们的出行质量明显有所下降,还对国家经济有着直接影响。近年来交通拥堵给美国造成的损失超过 700 亿美元,平均每个司机在交通拥堵中损失 43 小时^[6]。美国主要城市中,纽约与芝加哥人均经济损失最高(均超 2 400 美元),时间损失也最严重(年拥堵 102 小时)。洛杉矶、波士顿紧随其后,休斯顿两项指标虽最低但仍显著。经济与时间成本高度正相关,拥堵造成巨大消耗。欧盟数据显示,交通拥堵成本约占 GDP 的 1%,缓解拥堵将带来多方面的显著效益^[7]。基于上述情况现状,需要一种高效的方法来解决当前城市的交通堵塞问题,而调节交通信号灯的相位时间是缓解交叉路口拥堵、改善城市交通流量最快、最经济的方法之一^[8]。

目前,大部分交叉路口的交通信号灯仍采用传统的单段或多段定时控制方式,依赖于固定的循环周期或半人工干预,难以适应交通流量在时空上的动态变化。固定配时策略因缺乏实时感知能力,易导致低峰空等与高峰拥堵。为此,实时感知与智能决策的交通信号系统成为研究重点。文献[3]提出了 DRL (Deep Reinforcement Learning) 方法与环境的交互学习的两种信号控制,一种是仅依赖交通灯相位和时序信息的模拟传统交通,另一种是具有 V2I (Vehicle-to-Infrastructure) 通信接口采集车辆位置、速度等实时状态信息来达到交通灯的智能控制,实验依赖 SUMO (Simulation of Urban Mobility) 微观仿真,未考虑实际道路的不确定性。其次实验默认 100% 车辆配备 V2I 且通信零延迟,忽略渗透率不足或信道拥塞对系统的影响。因此限制了此方法的应用。文献[9]引入了 CAV (Connected Automated Vehicles) 数据和固定检测器融合信息,结合改进的交通流模型,采用动态规划方法实时生成最优相位序列和时长。关键在于利用改进车辆位置的预测模型,仅依赖下一绿灯启动时间和前方队列长度的比例控制器。此设计不依赖确定性多周期信号计划或下游车辆轨迹预测,易于与各种实时信号控制算法集成。但是研究依赖 DSRC (Dedicated Short Range Communication) 通信,但未讨论在实际复杂环境(遮挡、干扰)下通信延迟或丢包对算法性能(尤其是依赖实时信息的 TP)的影响。

针对交叉口方向流量不均问题,文献[10]中提出一种基于 FPGA 的五相位智能交通灯控制器。首先通过分时策略(高峰/平峰独立配时)优化常规时段通行;接着利用有限传感器在假期跳过低流量相位,减少空档等;最后以 Verilog 实现状态机控制,经仿真验证后部署于 Spartan-3E 的 FPGA,以此来改善交通的问题。实验仅依赖仿真未实地验证优化效果,实用性待检验。部分学者^[11]使用了非对称完全服务轮询模型,在 Matlab (Matrix Laboratory) 软件平台仿真,应用 FPGA (Field Programmable Gate Array) 并行处理能力,实时对交通灯进行配时,该方案具有可移植性、可靠性高等特点。研究人员^[12]构建了一种结合模糊逻辑的 SAC (Soft Actor-Critic) 深度强化学习两交叉口交通灯控制策略,对交通灯的相位和配时进行联合优化,并利用模糊函数对 SAC 的奖励函数进行处理,实验结果表明能够显著地减少交叉路口的拥堵状况,并且在应对突然涌入的车流时也具备良好的鲁棒性。相关学者^[13]提出了基于柔性“行动器-评判器”(SAC, soft actor-critic) 的交叉口交通信号控制方法,并设计了相应的系统采样策略和回报函数,利用了 SUMO (Simulation of Urban Mobility) 进行模拟仿真,与不同的算法进行比较得出可以得到更好的控制效果。以上方法均是近年来对于交通信号灯的优化设计方案,大多是基于 SUMO 等仿真软件进行实验,没有实况数据,缺乏对实际路况的试验。因此,对实况数据进行采集分析^[14-15],决策出推荐的交通灯相位是本文的主要研究目标。

本文提出了一种基于 YOLOv8 深度学习框架构建车辆智能分析系统,通过多线程调度实现批量实况图片处理与多目标追踪计数,集成车道区域检测算法生成可视化报告^[16-18];进而利用实时采集的车道车辆密度、启动时间及安全间距等多维交通参数,通过三相位动态配时算法计算最优绿灯时长,实现车流的动态自适应调控^[19-21];最终将核心处理单元移植至 FPGA 边缘平台上^[16],利用并行计算优势实现摄像头输入到信号灯控制的端到端超低延迟处理,显著提升响应速度、部署灵活性及路口级边缘智能效能。

1 YOLOv8 车辆检测算法模型

本文使用的模型是基于 YOLOv8 中的 YOLOv8n 轻量化模型,它是 YOLOv8 系列中最小的模型,适用于资源有限的环境,在保持较高检测精度的同时,具有较低的计算复杂度和较快的推理速度。采用模型中的批量图片分析工具,该模型专用于交通场景下的车辆检测与车道统计。通过 GUI 界面,用户可选择图片文件夹进行批量处理,实时查看检测结果、车道统计及系统日

志, 并支持生成单图片报告和总统计报告。核心代码逻辑主要由图像预处理、目标检测 (YOLOv8)、车道区域判定和系统更新组成。

1.1 图像尺寸标准化

图像标准化处理是计算机视觉中预处理的关键步骤, 其核心目标是将任意尺寸的输入图像转换为模型所需的固定尺寸 (640×640), 同时最大限度保留原始图像内容并减少几何畸变。该过程采用保持宽高比的缩放策略, 通过计算最小缩放比率 r 确保图像不会因拉伸而失真。

首先设置输入图像尺寸为 (H, W) , 目标尺寸为 $(H_{\text{new}}, W_{\text{new}}) = (640, 640)$, 最小缩放比率 r 的计算公式为:

$$r = \min\left(\frac{H_{\text{new}}}{H}, \frac{W_{\text{new}}}{W}\right) \quad (1)$$

接着计算缩放后图像尺寸, 定义为:

$$(W_{\text{scaled}}, H_{\text{scaled}}) = \lceil (W \cdot r), (H \cdot r) \rceil \quad (2)$$

进而填充操作采用对称填充原则, 填充量公式计算方法为:

$$\Delta W = W_{\text{new}} - W_{\text{scaled}} \quad (3)$$

$$\Delta H = H_{\text{new}} - H_{\text{scaled}} \quad (4)$$

最后在缩放后图像的上下左右添加灰色 (114) 像素带, 确保输入张量尺寸完全匹配模型要求。对称填充后输出图像为:

$$I_{\text{out}} = \text{Pad}\{\text{Resize}[I_{\text{in}}(W_{\text{scaled}}, H_{\text{scaled}})]\} \left(\frac{\Delta W}{2}, \frac{\Delta H}{2}\right), \text{value} = 114 \quad (5)$$

这种处理不仅优化了模型推理效率, 还显著提升了检测精度, 通过保持物体原始比例, 避免车辆等目标因变形而导致的特征扭曲。公式中 ΔW 和 ΔH 的模 32 处理是针对 YOLO 模型架构特点的优化, 确保特征图尺寸对齐卷积步长。

1.2 目标检测核心

为实现交通场景下车辆目标的持续稳定追踪, 采用 BoT-SORT (Bot-Based Simple Online and Realtime Tracking) 算法与 YOLOv8 检测框架协同工作。该追踪系统建立在经典的“检测-追踪”范式基础上, 其中 YOLOv8 作为前端检测器提供精确的车辆边界框检测结果, 其检测输出可形式化表示为:

$$\text{Det}_t = \{(b_1, c_1), (b_2, c_2), \dots, (b_n, c_n)\} \quad (6)$$

其中: $b_i = (x_1, y_1, x_2, y_2)$ 表示边界框的空间坐标, c_i 为车辆类别标签。算法引入 Task-Aligned Assigner 策略, 通过动态权重调整分类与回归损失。损失值的计算公式为:

$$L = \lambda_{\text{cls}} L_{\text{cls}} + \lambda_{\text{reg}} L_{\text{reg}} + \lambda_{\text{dfl}} L_{\text{dfl}} \quad (7)$$

式中, λ_{cls} 是分类损失的权重, L_{cls} 是分类损失。 λ_{reg} 回归损失的权重, L_{reg} 是回归损失, λ_{dfl} 是分布焦点损失的权重, L_{dfl} 为分布焦点损失。该联合优化策略使得模型在训练过程中能够协同提升目标分类的准确性与边界框的定位精度, 为后续多目标追踪任务提供了高质量的检测基础。

在交通场景中, 此框架能同时处理多尺度车辆目标 (从近处公交车到远处小型汽车), 实现端到端的高效检测。

1.3 车道归属判定

车道归属判定本质是计算几何中的点与多边形位置关系问题。系统预设的车道多边形 P 通过顶点序列定义凸/凹区域, 采用射线法 (Ray-crossing Algorithm) 进行高效判定, 计算公式为:

$$\text{PointInPolygon}(P, \rho) = \frac{1}{2\pi} \sum_{i=1}^n \theta_i \quad (8)$$

设车道 k 由多边形顶点集 $P_k = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 定义, 车辆中心点 (c_x, c_y) 的归属判定为:

$$\text{Lane}_k = \begin{cases} 1 & \text{if } \text{PointInPolygon}[(c_x, c_y), P_k] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

代码中通过 OpenCV 实现, 其采用角度求和优化算法。该方法的优势在于 3 点: 1) 精确处理不规则车道形状; 2) 支持包含孔洞的复杂区域; 3) GPU 加速实现毫秒级判定。在交通监控场景中, 此几何判定能适应不同道路曲率, 即使车辆位于车道边界处也能准确分类, 为后续流量统计提供可靠基础。

1.4 实时数据统计

统计系统采用增量式更新设计, 建立了两级计数体系: 类别统计 cls 和车道统计 L_k 。 cls 和 L_k 的计算方法为:

$$C_{\text{cls}}^{v+1} = C_{\text{cls}}^v + \delta(\text{cls}_i \in v) \quad (10)$$

$$L_k^{v+1} = L_k^v + \mathbb{I}[\text{PointInPolygon}(c, P_k)] \quad (11)$$

其中: $v = [\text{car}, \text{bus}]$ 为有效车辆集。这种设计具有 3 个关键优势: 1) 实时性, 每个检测框处理仅需 $O(1)$ (执行时间是一个常数) 时间更新计数器; 2) 可扩展性, 新增类别只需扩展 (v) 集合; 3) 容错性, 通过函数过滤非车辆目标 (如误检的行人)。在系统实现中, 采用线程安全的 Defaultdict 结构, 确保多线程环境下统计数据原子性更新。

1.5 端到端处理流程

整个处理流程可建模为混合离散-连续系统, 其状态转移方程为:

$$(I_{\text{out}}, C_{\text{cls}}, L_k) = F[(I_{\text{in}}, C_{\text{cls}}^0, L_k^0)]$$

其中:

$F = S \cdot D \cdot P$

$P: I_{in} \rightarrow I_{std}$ (预处理算子)

$D: I_{std} \rightarrow \{Box_i\}$ (检测算子)

$S: \{Box_i\} \rightarrow C_{cls}, L_k$ (统计算子)

该模型揭示了系统的核心特性: 1) 算子可分离: 各模块可独立优化 (如替换检测模型); 2) 流式处理: 支持无限图像序列输入; 3) 状态传递: cls 和 L_k 构成系统状态变量。

1.6 数据来源与结果显示

本文所使用的实验数据为自主采集的真实交通场景图像。数据来源为架设在延安市市区某十字路口的固定视角, 于工作日 16 点左右录制得到的一段连续视频。从该视频中以等时间间隔抽帧的方式获取了 100 张静态图片, 图片分辨率均为 $1\,920 \times 1\,080$ 。这些图片包含了该时段典型的交通流状况, 用于后续的批量处理与结果分析。路况的检测示例如图 1 所示, 图中自主使用坐标划分了 3 个车道, 分别用绿、蓝、红 3 个颜色的框来模拟 3 个行驶方向上的道路 (右转、直行、左转), 使用目标检测算法对车辆进行识别并且对每一个车道进行了计数, 计数结果设立在每个车道的正下方, 方便监测。图片为该方向红灯最后 5 s 时的视频截图, 检测数据显示右转车道有 6 辆车 (5 辆汽车、1 辆公交车)、直行车道有 3 辆汽车、左转车道有 2 辆汽车。通过检测的数据, 生成 TXT 报告文档, 作为后续的决策方案提供相关参数。

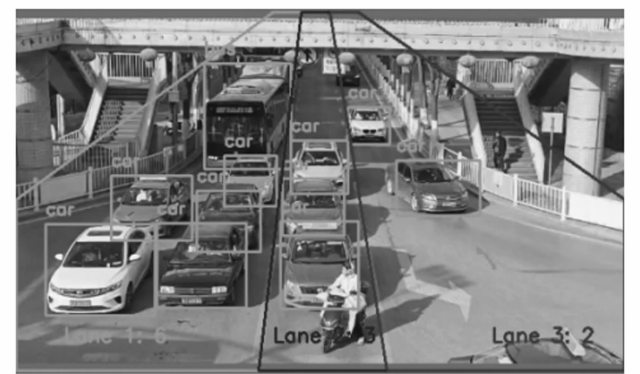


图 1 延安市市区某十字路口某时刻路况图

2 绿灯配时决策算法模型

2.1 参数设置

交通信号灯动态配时算法旨在通过实时采集车道车辆数据, 结合交通流动力学模型与优先级权重, 动态优化绿灯时长, 以提升交叉口通行效率并保障行车安全。其核心是通过量化车辆密度、安全间距及车速等物理参数, 计算各相位 (左转、直行、右转) 的理论通行需求, 并基于预设权重进行综合优化。算法使用的参数定

义如表 1 所示。

表 1 参数定义表			
参数名	符号	值/单位	说明
平均车长	L_v	5.0 m	单车辆的平均长度 (默认为小车)
安全车距	G_s	1.5 m	车辆间最小安全距离
平均车速	V	8.33 m/s	约 30 km/h
车辆平均启动时间	T_s	3.0 s	车辆从静止到启动的反应时间
交叉口长度	L_i	20 m	车辆通过交叉口的距离
最小绿灯时间	T_{min}	15 s	绿灯最短持续时间
最大绿灯时间	T_{max}	60 s	绿灯最长持续时间
相位权重 (左/直/右)	W	0.3, 0.6, 0.1	各相位优先级权重

2.2 单相位绿灯时间计算

对于每个相位 (左转、直行、右转), 计算其理论绿灯时间 T_{phase} :

时间头距是车辆通过同一位置的时间间隔。时间头距公式为:

$$T_h = \frac{L_v + G_s}{V}$$
 (12)

公式 (12) 计算车辆连续通过的最小时间间隔 (时间头距)。分子 $L_v + G_s$ 表示车辆占据的物理空间, L_v 是车辆本身的长度 (设定约为 5 m), G_s 是安全跟车距离 (约 1.5 m), 二者之和构成 “有效占位长度”。分母 V 是车辆平均行驶速度 (约 30 km/h)。计算结果 T_h 的物理意义是: 当车流以恒定速度 V 通过检测线时, 两车车头之间的最小时间间隔。该参数是通行效率的核心指标, 直接决定了单位时间内可通过的最大车辆数。

基础时间: 首车启动时间+后续车辆的时间头距总和。基础时间的计算公式为:

$$T_b = T_s + (N - 1) \times T_h$$
 (13)

公式 (13) 计算车队从静止到完全通过停止线所需的基础时间。其中 N 为车道车辆数。 T_s 是首车启动延迟 (约 3 s), 反映驾驶员反应时间和车辆加速过程; $(N - 1) \times T_h$ 是计算后续车辆跟随通过的时间。该模型简化了真实交通流 (忽略加速离散性), 因此后续用 2.5 倍系数补偿。公式中的 $N - 1$ 体现了 “首车特殊处理” 原则, 首车启动耗时远大于后续车辆跟驰耗时。

清理时间: 最后一辆车完全通过交叉口的时间。清理时间计算公式为:

$$T_c = \frac{L_i + L_v}{V}$$
 (14)

该公式计算最后一辆车完全驶离交叉口所需的时间。 L_i 是交叉口物理长度 (约 20 m), 代表车辆从停止线到完全离开冲突区的距离; L_v 是车辆长度, 确保整

个车身离开； V 是平均车速。其核心作用是：保证相位切换时，最后一辆车不会与下一相位车辆发生冲突。在信号控制中，此时间常与黄灯时间结合使用，但本算法将其纳入绿灯计算，实现更精确的安全控制。

总时间：包括黄灯缓冲的周期时间。总时间计算公式为：

$$T_{\text{total}} = 2.5 \times (T_b + T_c) + 3 \tag{15}$$

公式 (15) 整合基础时间和清理时间，并增加多重缓冲机制。 $T_b + T_c$ 是单车队理论通行时间；乘以 2.5 的系数是关键设计，这样设计的好处有 3 个：补偿真实通过车辆数量的离散性（真实车队并非理想队列）、覆盖多方向车流波动（如左转车可能被对向车流打断）、为突发车流预留冗余（如绿灯末期新增车辆）。

增加 3 s 是黄灯缓冲时间，满足行业标准（黄灯通常 3 s）。这种设计体现了“过饱和预防”思想，在理论值基础上增加安全余量，避免绿灯结束时滞留车辆引发危险。

约束条件：最终单相位绿灯时间限制为最小/最大值。计算公式为：

$$T_{\text{phase}} = \max(T_{\min}, \min(\text{round}(T_{\text{total}}), T_{\max})) \tag{16}$$

公式 (16) 实现了计算结果的双向约束。内层 $\min$ 限制最大绿灯时间（通常 60 s），防止单一相位独占路权导致系统失衡；外层 $\max$ 保障最小绿灯时间（通常 15 s），主要为了满足 3 个关键需求：行人过街最低时间、防止频繁相位切换造成的效率损失、避免驾驶员因绿灯过短产生焦虑。

2.3 加权优化绿灯时间

对 3 个相位的计算结果进行加权平均，并离散化为 5 s 的倍数，计算公式为：

$$T_{\text{weighted}} = \sum_{i=1}^3 (T_{\text{phase}i} \times W_i) \tag{17}$$

此公式实现多相位协同优化。加权优化中绿灯时间权重值 $W = [0.3, 0.6, 0.1]$ 的选取，是基于对交叉口交通流特性、通行效率与安全风险的综合性考量。具体依据如下：首先，直行相位被赋予最高权重（0.6），是基于流量数据与实地观测，该方向车流通常占据交叉口总流量的 60%~70%，是通行需求的主体，赋予其最高权重旨在优先服务主流向，从而最小化整体车辆延误。其次，左转相位权重次之（0.3），因其通行需设置专用相位以解决与对向车流的严重冲突，保障安全；此权重值平衡了其独立的通行需求与因冲突而相对较低的通行效率。最后，右转相位权重最低（0.1），这遵循了“时间资源优化”的控制策略，鉴于在无专用信号灯控制的情况下，右转车辆通常可在确保安全的前提下利用间隙通行，故将宝贵的绿灯时间资源优先分配给对信号依赖程度更高的直行与左转相位。

最终绿灯时间约束公式为：

$$T_{\text{final}} = \max\left\{T_{\min}, \min\left[\text{round}\left(\frac{T_{\text{weighted}}}{5}\right) \times 5, T_{\max}\right]\right\} \tag{18}$$

该公式完成控制指令的工程适配。核心操作为 $\text{round}\left(\frac{T_{\text{weighted}}}{5}\right) \times 5$ 实现 5 s 级离散化。例如输入 31.5 s → 输出 30 s，输入 63 s → 输出 60 s。离散化使控制指令匹配信号机硬件时钟周期，同时避免因微小车流波动导致配时频繁跳变。

3 结果与分析

3.1 试验平台及数据集

试验场景选取陕西省延安市某交叉路口，路网为三车道十字形结构，具有丰富的车辆信息等复杂环境信息。试验软件资源包括 CUDA、Python 等，硬件资源包括 Intel (R) Core (TM) i7-11800H 中央处理器、NVIDIA RTX3060 图像处理器。试验选择小米 14 作为采集数据集的摄像设备。该数据集共有交叉路口图片以及视频若干。

3.2 试验结果对比分析

试验选取一定时间内的连续 6 个周期的车辆数据，以确保试验的连续性、可靠性、真实性。

1) 同等周期通行效率（固定时长下通过车辆数）：

表 2 展示了 6 个组别在固定周期下，右转、直行、左转 3 个方向的车辆通过数量。从数据中能直观发现不同组别的车流特征差异。

表 2 同等周期的通行效率比较

周期数	右转 / 辆	直行 / 辆	左转 / 辆	传统时长 / s	说明 (1)	优化时长 / s	说明 (2)
1	5	8	2	30	时长冗余	25	时长减少
2	4	9	9	30		25	
3	5	13	8	30	时长不足	35	时长增加
4	5	12	10	30		35	
5	7	12	11	30		35	
6	8	13	10	30		35	
合计	34	67	50	180	部分车辆二次等待	190	没有车辆二次等待

第 1、2 组：各方向车辆通过数相对较少，如第 1 周期右转 5 辆、直行 8 辆、左转 2 辆，表明该时段或路段交通需求低，而传统 30 s 周期存在冗余。优化后缩短至 25 s，既满足通行需求，又减少车辆等待时间，提高路口整体通行效率。第 3~6 组：左转和直行车流量明显增加，像第 3、6 周期直行车辆数达 13 辆，传统 30 s 周期无法满足需求，致使车辆积压。优化后将周期延长至 35 s，为高流量方向提供更多通行时间，有效缓

解拥堵。

基于 6 个周期的交通数据, 智能红绿灯通过动态适配流量调整时长。小流量周期 (1、2 周期) 从 30 s 缩短至 25 s, 大流量周期 (3~6 周期) 从 30 s 延长至 35 s。较传统模式该方案精准解决传统固定时长的“冗余浪费”与“时长不足”问题, 使小流量周期时间利用率提升 16%~20%、大流量周期提升 14%~16%, 实现时间利用效率的提升。

2) 同等车流通行耗时 (固定车辆数所需时间):

表 3 对比了不同车辆数量下, 传统固定时长方案与优化方案的耗时情况:

低流量场景 (总通过 10 辆和 28 辆): 两种方案均无车辆二次等待情况, 优化方案耗时更短。例如总通过 10 辆车时, 传统方案需 30 s, 优化后仅需 25 s, 说明优化策略在低流量时能精准压缩时间, 避免资源浪费。中高流量场景 (总通过 49 辆、94 辆、117 辆): 传统方案出现二次等待, 而优化方案通过动态调整时长, 减少等待干扰。如总通过 49 辆车时, 传统方案耗时 90 s, 优化后降至 85 s, 虽然时间差不大, 但随着车辆数增多, 优化效果更显著, 体现其在复杂交通环境下的适应性。转折点 (总通过 71 辆): 此时两种方案耗时相同, 为 120 s, 是评估优化策略有效性的关键节点, 意味着车辆数达到该规模时, 传统方案的固定时长配置接近极限, 而优化方案仍有提升空间。

表 3 同等车流通行消耗时长比较

周期数	车辆总数/辆 (直行+左转)	固定 时长/s	车辆总数/辆 (直行+左转)	优化 时长/s
1	10(无车辆二次等待)	30	10(无车辆二次等待)	25
2	28(无车辆二次等待)	60	28(无车辆二次等待)	50
3	49(少量车辆二次等待)	90	49(无车辆二次等待)	85
4	71(少量车辆二次等待)	120	71(无车辆二次等待)	120
5	94(部分车辆二次等待)	150	94(无车辆二次等待)	155
6	117(部分车辆二次等待)	180	117(无车辆二次等待)	190
合计	117(全部通过)	210	117(全部通过)	190

基于 6 个周期的交通数据, 智能红绿灯通过动态适配流量调整时长。总通行 151 辆车 (直行+左转 117 辆) 时总耗时 190 s, 单位时间通行量达 0.79 辆/s, 较传统模式 (因二次等待实际耗时 210 s, 单位时间通行

量 0.72 辆/s) 提升近 10%。该方案精准解决传统固定时长的部分车辆二次排队问题, 让一次性 26~32 辆的大流量情况周期实现一次性通行, 从根本上改善路口拥堵, 实现通行流畅度的优化。

在完成上述优化结果分析后, 为进一步验证所提出系统在复杂真实场景下的综合性能与鲁棒性, 专门设计了补充实验, 通过对原始测试视频流施加模拟雨天干扰, 定量评估感知模块在恶劣天气条件下的稳定性。实验结果表明, 在模拟雨天环境下, 基于 YOLOv8 与多目标追踪的协同感知系统, 其车辆检测与流量统计结果与晴朗条件下的基准数据保持了近乎相同, 因此由感知层输出的、用于规划决策的核心参数未发生显著波动, 从而确保了多相位动态配时算法计算出的绿灯时长依然精准可靠。

4 硬件电路系统的设计与验证

4.1 硬件电路的结构与功能设计

本系统基于 FPGA 平台构建了交通灯的智能优化系统, 采用模块化设计方法, 使用 Verilog HDL 语言分别实现顶层整合模块 (traffic_light_top.v)、决策核心模块 (decision_logic.v) 和显示驱动模块 (seven_seg.v)^[22]。系统在 Quartus Prime 19.1 开发环境中完成综合, 生成的硬件电路结构如图 2 所示, 并通过 ModelSim 软件进行功能仿真验证^[23-27], 最终部署到 FPGA-DE1-SOC 开发板实现硬件功能^[28-31]。

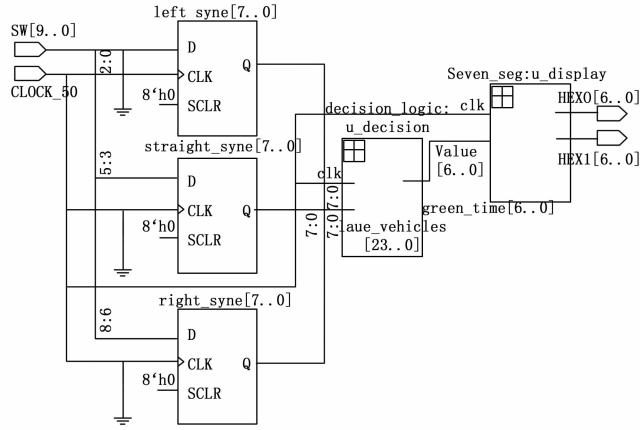


图 2 硬件电路图

系统采用层次化设计架构, 由 3 大核心模块构成完整的数据处理链路。顶层整合模块作为系统控制器, 负责协调各模块间的数据流与控制信号, 其通过 50 MHz 系统时钟 (CLOCK_50) 同步 9 位拨码开关 (SW [8 : 0]) 输入的车辆数据, 并将处理后的三方向车辆数据发送至决策模块。决策核心模块作为智能绿灯时长计算引擎, 基于交通流理论建立相位时间模型, 综合车辆物

理参数（车长 5 m、安全间距 1.5 m）、运动参数（车速 8.33 m/s、启动损失时间 3 s）和路口参数（交叉口长度 20 m、黄灯时间 3 s），通过加权计算机制得出最优绿灯时长，并以 5 s 为步进将输出约束在 15~60 s 合理区间。显示驱动模块则负责将数字信号转换为可视化显示，通过二进制到 BCD 码的转换驱动两位七段数码管分别显示十位和个位，其内置的输入同步和显示缓冲机制确保了显示输出的稳定性。三大模块各司其职，共同实现了从车辆数据采集、智能决策到可视化输出的完整功能。

4.2 结果验证

系统的仿真平台采用 ModelSim SE-64 10.5，开发板使用了 DE1-SOC 的 FPGA 开发板，使用 Verilog 语言。

图 3 (a) — (c) 分别展示了低峰期（无车）、中峰期（少量车）以及高峰期（大量车）路口图的检测情况以及数据展示，为后续的决策方案提供了可靠的数据来源。图 3 (d) — (f) 分别展示了低峰期、中峰期以及高峰期的代码决策方案给出的下一轮绿灯持续时间的结果。图 3 (g) — (i) 分别展示了低峰期、中峰期以及高峰期在 Modelsim 中的仿真数据，每一个图中从上到下的数据分别为时钟信号、拨码开关的车辆数设定、HEX0 和 HEX1 两个数码管的绿灯时长数字显示、左转车辆数、直行车辆数、右转车辆数以及决策的绿灯秒数。结果可见，仿真结果和代码决策方案的数据结果完

全相同。图 3 (j) — (l) 分别展示了低峰期、中峰期、高峰期的板级测试。通过上述多维度验证，表明本硬件系统能够有效实现智能交通灯控制功能，为路口信号优化提供了可靠的硬件解决方案。

5 结束语

本文结合 YOLOv8 目标检测算法和三相位决策算法的基础上，提出了一种动态交通场景下感知与数学规划协同信号灯的智能优化模型。模型采用 YOLOv8 框架结合多线程与车道归属判定算法，实现车辆追踪计数并生成可视化报告；基于实时车流量、启动时间等参数，使用三相位动态配时算法计算最优绿灯时长；通过解析模块对接检测数据与配时算法，实现自动化调控；最终将核心算法移植至 FPGA 边缘平台，利用并行处理降低延迟，提升系统响应速度与部署灵活性。

试验数据表明，相较于传统固定周期控制策略与半自适应控制模式，本研究提出的智能优化系统在交通信号配时的精准性与动态适应性上展现出显著优势。在小流量通行场景下，系统通过实时感知车道车辆密度与排队长度，将周期时间利用率提升 16%~20%，有效规避了传统固定时长下绿灯空放的“时间冗余”问题；面对大流量冲击时，基于多维度交通参数的三相位动态配时算法，使周期时间利用率进一步提升 14%~16%，彻底破解了传统策略因配时僵化导致的“通行时长不足”难题。

除技术性能突破外，该系统更展现出广泛的社会效益：通过减少车辆启停频率，有效降低燃油消耗与尾气排放，改善城市空气质量；动态优化的通行体验缩短市民通勤时间，提升出行满意度；基于边缘计算的轻量化部署模式，为智慧城市交通网络的全域智能化提供了低成本、高可靠的技术范例，可快速复制应用于城市主干道、商圈节点等复杂交通场景，成为推动交通治理现代化的重要技术支撑。

未来交通灯配时优化将从单一路口扩展至干线及区域动态调优，融合公交与应急车辆优先通行，构建智能交通调控网络。依托车路协同技术，实现信号灯与自动驾驶车辆实时交互，通过感知与预测优化车辆策略，形成“车一路一灯”协同的无缝通行体验，提升整体效率，系统也将在真实路口开展长期全场景测试，收集雨、雾、夜间及复杂遮挡等数据，以全面验证其性能与可靠性。

参考文献：

- [1] 武廷海, 宫 鹏, 李 嫣. 未来城市体系: 概念、机理与创造 [J]. 科学通报, 2022, 67 (1): 18-26.
- [2] 厉文彩. 我国大城市交通拥堵成因及治理探讨 [J]. 科技

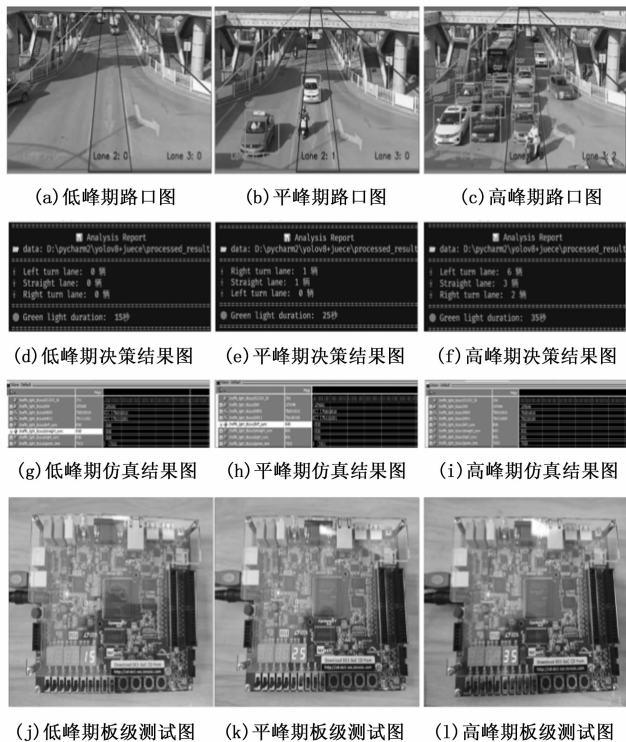


图 3 结果对比分析

- 与创新, 2017 (22): 120.
- [3] BUSCH J V S, LATZKO V, REISSLEIN M, et al. Optimised traffic light management through reinforcement learning: traffic state agnostic agent vs. holistic agent with current V2I Traffic state knowledge [J]. IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, 2020, 1: 201–216.
- [4] 任园园, 赵 兰, 郑雪莲, 等. 面向行为决策的自动驾驶车辆行车风险量化 [J]. 中国公路学报, 2025, 38 (4): 201–217.
- [5] 公安部交通管理局. 全国机动车保有量达 4.35 亿辆, 驾驶人达 5.23 亿人, 新能源汽车保有量超过 2 000 万辆 [J]. 商用汽车, 2024 (1): 8.
- [6] PISHUE B K J. 2024 INRIX global traffic scorecard [J]. INRIX, 2025 (1): 1–23.
- [7] KENNY S. Road charging for cars: what the european commission should do [J]. Freight & Rail Policy Officer, Transport & Environment, 2017 (5): 1–15.
- [8] 《中国公路学报》编辑部. 中国交通工程学术研究综述·2016 [J]. 中国公路学报, 2016, 29 (6): 1–161.
- [9] LIU H, FLORES C E, SPRING J, et al. Field assessment of intersection performance enhanced by traffic signal optimization and vehicle trajectory planning [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23 (8): 11549–11561.
- [10] PANG J. Intelligent traffic light controller design using FPGA digest of technical papers [C] // 2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), 2016: 449–452.
- [11] 李 博, 梁竹关, 尧跃华, 等. 基于 FPGA 的非对称轮询控制的智能交通灯系统优化设计 [J]. 现代电子技术, 2022, 45 (5): 139–145.
- [12] 秦 侨, 杨 超, 杨海涛, 等. 结合模糊控制的深度强化学习交通灯控制策略 [J]. 计算机应用研究, 2024, 41 (1): 165–169.
- [13] 钱立军, 宣 亮, 陈 健, 等. 基于 SAC 算法的多交叉口交通信号控制研究 [J]. 天津大学学报 (自然科学与工程技术版), 2024, 57 (1): 105–111.
- [14] WAY M. An intelligent real-time traffic light control system [J]. International Journal of Engineering and Advanced Technology, 2019, 9 (2): 709–712.
- [15] CHEN Y, CASSANDRAS C G. Scalable adaptive traffic light control over a traffic network including turns, transit delays, and blocking [J]. Discrete Event Dynamic Systems, 2025 (prepublish): 1–30.
- [16] CUEVAS D Y, PLAZA P M, LORENTE M P S, et al. Mitigating urban congestion: a cooperative reservation framework for automated vehicles [J]. Applied Sciences, 2025, 15 (10): 5347.
- [17] SAADI A, ABGHOUR N, CHIBA Z, et al. A survey of reinforcement and deep reinforcement learning for coordination in intelligent traffic light control [J]. Journal of Big Data, 2025, 12 (1): 84.
- [18] WAN S, DING H, ZHANG J, et al. Open-source dataset for traffic light and countdown display detection in urban environment [J]. Science China Information Sciences, 2025, 68 (5): 157201.
- [19] YAO J, LI J, XU X, et al. Incorporating vision-based artificial intelligence and large language model for smart traffic light control [J]. Applied Soft Computing, 2025, 179: 113333.
- [20] SEIFIVAND S M, ASGHARI P, JAVADI H H S, et al. Optimizing and managing the lighting time of the traffic light using the reinforcement learning system based on fuzzy logic and training the system with evolutionary algorithms [J]. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, 2025 (prepublish): 1–20.
- [21] LIU D, HUANG J. Flight: optimization algorithm for traffic lights based on short-term traffic state forecast [J]. Machine Learning, 2025, 114 (7): 149–149.
- [22] 黄明霞, 许泽恩, 李如仁, 等. 基于 FPGA 的智能交通信号灯的设计 [J]. 现代电子技术, 2021, 44 (16): 179–182.
- [23] 曹海涛. 基于 FPGA 的智慧城市交通系统设计 [D]. 扬州: 扬州大学, 2023.
- [24] 刘姣姣. 基于 FPGA 的车流量检测系统设计 [D]. 兰州: 西北师范大学, 2019.
- [25] 王义海. 基于 FPGA 的车流量视频检测方法研究 [D]. 长春: 长春工业大学, 2015.
- [26] 温长泽. 基于 CPLD/FPGA 技术的数字系统设计研究 [J]. 科技创新导报, 2013 (6): 25.
- [27] 徐厚意. 基于 FPGA 的智能交通信号控制系统设计 [D]. 赣州: 江西理工大学, 2019.
- [28] 邓海涛, 吴 捷, 李建辉, 等. DE1-SoC 开发平台上的图像采集系统设计 [J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2017: 44–46.
- [29] 黄 霞, 张冰洋. 基于 DE1-SoC 的模块化数字系统实验箱的研制 [J]. 电子制作, 2023, 31 (1): 86–88.
- [30] 贾 凯, 蔡述庭. 基于 DE1-SOC 的图像处理算法的设计与实现 [J]. 电子世界, 2017 (8): 65–66.
- [31] SARAC M R, AYDOGMUSO. Development and implementation of an FPGA-based embedded real-time digital simulator [J]. Measurement, 2025, 254: 117786.