

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211293

基于单路口车流量统计的交通灯配时系统研究*

赵谦¹ 马文越¹ 郑超¹ 邓宇豪²

(1.西安科技大学通信与信息工程学院 西安 710054; 2.西安地山视聚科技有限公司 西安 712044)

摘要: 随着机动车数量的持续增加城市交通拥堵问题日益明显,为了缓解交通拥堵,本文设计了一种智能交通系统。在车辆检测部分:利用背景均值建模解决 ViBe 背景建模产生鬼影的问题,针对不同复杂程度的背景赋予不同的背景更新速率来实现自适应背景更新策略。交通灯配时部分:针对单级模糊控制以排队长度作为模糊控制输入误差较大的问题,构建了基于拥堵强度的两级模糊控制器,经过模糊推理和清晰化后得出配时方案,从而对绿灯时间做出调整。实验结果表明,在车流量检测部分:通过不同类型的交通场景测试,改进的 ViBe 算法在车辆流量的综合准确率相比 ViBe 算法提升了 11%,能够为配时策略提供准确的数据支撑。红绿灯配时部分:本文提出的基于两级模糊控制的信号灯配时策略在 3 种流量场景下与现有交通灯配时方法相比,车辆平均延误时间和车辆平均通行时间分别降低了 3.34 和 5.65 s 以上,能够起到缓解交通拥堵的作用。

关键词: 目标检测;背景建模;YOLOV3;交通灯配时;模糊控制

中图分类号: U491 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on traffic light timing system based on traffic flow statistics
at single intersectionZhao Qian¹ Ma Wenyue¹ Zheng Chao¹ Deng Yuhao²

(1. School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Xi'an Dishan Vision Technology Limited Company, Xi'an 712044, China)

Abstract: As the number of motor vehicles continues to increase the problem of traffic congestion in cities becomes more and more apparent, an intelligent traffic system is designed in this paper to alleviate traffic congestion. In the vehicle detection section: The problem of ghosting from ViBe background modelling is solved using background mean modelling, and the adaptive background update strategy is implemented by assigning different background update rates to backgrounds of different complexity. Traffic light timing section: To address the problem of single-stage fuzzy control with queue length as the fuzzy control input error, a two-stage fuzzy controller based on congestion intensity is constructed, and the timing scheme is derived after fuzzy inference and clarification, so as to make adjustments to the green light time. The experimental results show that in the traffic flow detection part: Through the testing of different types of traffic scenarios, the comprehensive accuracy of the improved ViBe algorithm in vehicle flow is improved by 11% compared to the ViBe algorithm, which can provide accurate data support for the timing strategy. In the traffic light timing part: Compared with the existing traffic light timing methods, the signal light timing strategy based on two-level fuzzy control proposed in this paper reduces the average vehicle delay time and the average vehicle travel time by more than 3.34 and 5.65 s respectively under three traffic scenarios, which can play a role in easing traffic congestion.

Keywords: target detection; background modeling; YOLOv3; traffic light timing; fuzzy control

0 引言

城市中机动车的数量在经济快速发展的背景下不断增

加。据公安部交通管理局统计,截止 2021 年底,全国机动车保有量达 3.95 亿辆^[1],对现代社会造成了巨大的影响。因交通拥堵导致的车辆行进缓慢、频繁起步停车,加剧了燃

收稿日期:2022-09-06

* 基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(51804248)、陕西省科技厅工业攻关(2022GY-115)、西安市碑林区应用技术研发项目(GX2114)、陕西省教育厅服务地方企业(22JC050)项目资助

料的消耗和能源的浪费同时也带来了空气的污染。此外,车辆拥堵还会造成出行效率的降低、抑制人们日常行为活动、降低工作效率造成经济损失以及交通事故增多等问题。

针对我国城市交通拥堵问题,常见的解决方案有:提高公共交通工具在城市的覆盖率;使用车辆尾号限行的道路通行政策;加宽城市道路设施;通过交管人员或其他技术手段检测路面的车辆进行检测,优化信号灯的配时策略等方式。其中优化道路信号灯配时的方法,有着不改变原有道路环境、成本低、随着技术的变化配时策略能够不断改进等优势,对缓解交通拥堵有巨大的潜力^[2]。

智能交通系统(intelligent transportation system, ITS)^[3]通过建立车辆、道路与控制系统之间的联系,多元化的管理道路交通,可以低成本、高效率的缓解交通拥堵、提升通行效率、降低能源损耗。

美国 ITS 的普及率在 80% 以上,在诸多一线城市智能交通应用于不同载体用来改善交通环境。谷歌公司旗下的自动驾驶项目 Waymo 在 2017 年执行了 300 万英里的测试道路,并记录下了整个过程的数据信息^[4]。美国从 2018 年开始在佛罗里达州圣彼得堡、德克萨斯州泰勒市等城市也进行了相应的部署;日本的 ITS 主要为驾驶者提供准确的路面信息、交通状况并进行合适的交通诱导^[5]。日本于 1994 年 1 月由警察厅、运输省等 5 个部门支持成立了车辆智能化推进协会(vehicle, road and traffic intelligence society, VERTIS),研究符合日本道路环境的 ITS 技术进行实验、应用和普及;我国在 20 世纪 70 年代开始对城市信号灯控制做基础性研究^[6],1974~1980 年,首都自动化交通控制工程项目使用国产计算机 DJ-130 在北京地铁沿线路口完成了第一条交通信号的离线协调控制。随后我国引进了国外先进的 SCOOT、SCATS 等交通控制系统,我国在不同城市环境诞生出符合地区特点的智能交通系统^[7]。除此之外,许多科技企业也加入智能交通领域的研究 2021 年,百度智能交通与各个城市深度合作,在广州,重庆等地承建 90 多个智能信号灯控制路口,在保定打造“智慧交管一体化指挥平台”,科技企业的研究与应用对智能交通的发展起到了有力的推动作用^[8]。

除了上述的信号灯控制系统,各种配时优化算法如遗传算法、模糊控制、群智能算法、强化学习等也被广泛应用。Loder 等^[9]基于固定配时方案考虑到了车辆延误时间,提出了 TRRL 配时法,该方法目前仍在广泛的使用,但是不适用于过饱和的路口;李岩等^[10]针对路口过饱和情况,以优化平均排队率为目标,使用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithms, NSGA)求取最优解。该方法能够有效处理路口过饱和问题;Wei 等^[11]使用强化学习进行信号灯控制,实验表明该算法适用于多变的交叉路口,该算法缺点是需要大量的路口车流量数据;邢岩等^[12]使用模糊控制方法,以交叉路口的平均车辆延误为评价指标,对交叉口信号灯配时方案进行优化,但是不能通过更多的交通参数衡量路面情况。

以上论文在研究单路口信号灯配时优化时,未将平均延误时间和平均通行时间综合考虑在内。本文旨在寻求单路口综合最优。故采用构建了基于拥堵强度的两级模糊控制器通过模糊推理得到综合信号灯配时方案并且加入了动态车流量统计,实现了基于单路口车流量统计的交通灯配时系统的设计。

1 研究内容和技术路线

本文主要研究城市路口的车流量统计和信号灯配时两方面。根据当前路口的车流量信息来智能控制交通信号灯,使得路口获得最大的通行效率,降低路口的拥堵。智能交通系统技术路线图如图 1 所示。

首先对采集到的交通视频进行车辆流量和车辆数目的检测,通过优化背景建模算法(visual background extractor, ViBe)提高检测的准确率,并通过虚拟线圈法以车辆质心位置为参考统计动态流量,使用只需看一次(you only look once, YOLOv3)算法统计静态数目,然后构建两级模糊控制器判断相位拥堵强度并以此作为输入得到绿灯延长时间,最后通过 VISSIM 交通仿真软件进行实验并进行结果分析。

2 动态车流量统计

2.1 动态车辆流量检测结构设计

车辆在到达路口时呈现出静止和通行两种状态。当车辆处于运动状态时的车辆流量也是信号灯配时策略的关键依据,上一个周期某相位的车辆流量和当前相位的车辆流量呈现正相关性,所以获取历史时间段的车辆流量是十分重要的。本文设计的动态车辆流量检测结构如图 2 所示。

图 2 中绿色部分代表虚拟检测线圈,当车辆通过虚拟检测线时检测并完成计数,由于十字路口存在红绿灯相位,红灯时间车辆处于停止状态,无法通过虚拟检测线,所以本文统计绿灯通行时刻车辆通过的数量与时间的比值,即车辆流量。经过实际路口观察和分析,3 个周期内的车辆流量存在较强的关联性,所以得到某一个相位绿灯时间与通过的车辆数目的计算公式如式(1)所示。

$$Q_{\text{green}} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \frac{p_{\text{green}(i)}}{T_{\text{green}(i)} + T_{\text{yellow}}} \quad (1)$$

2.2 改进 ViBe 背景建模算法

ViBe 算法是目前运动目标检测算法之一,其计算量少、检测速度快。但是其缺点也很明显。其一如果第 1 帧有车辆目标时,将会污染背景样本库,造成鬼影现象;其二鬼影现象在往后数帧很难消失,影响检测准确性^[13]。

1) 模型初始化改进

ViBe 算法仅需一帧图像就能构建背景样本,但是算法会用首帧出现的目标前景像素点构建背景样本库,导致鬼影现象的产生,如图 3 所示。

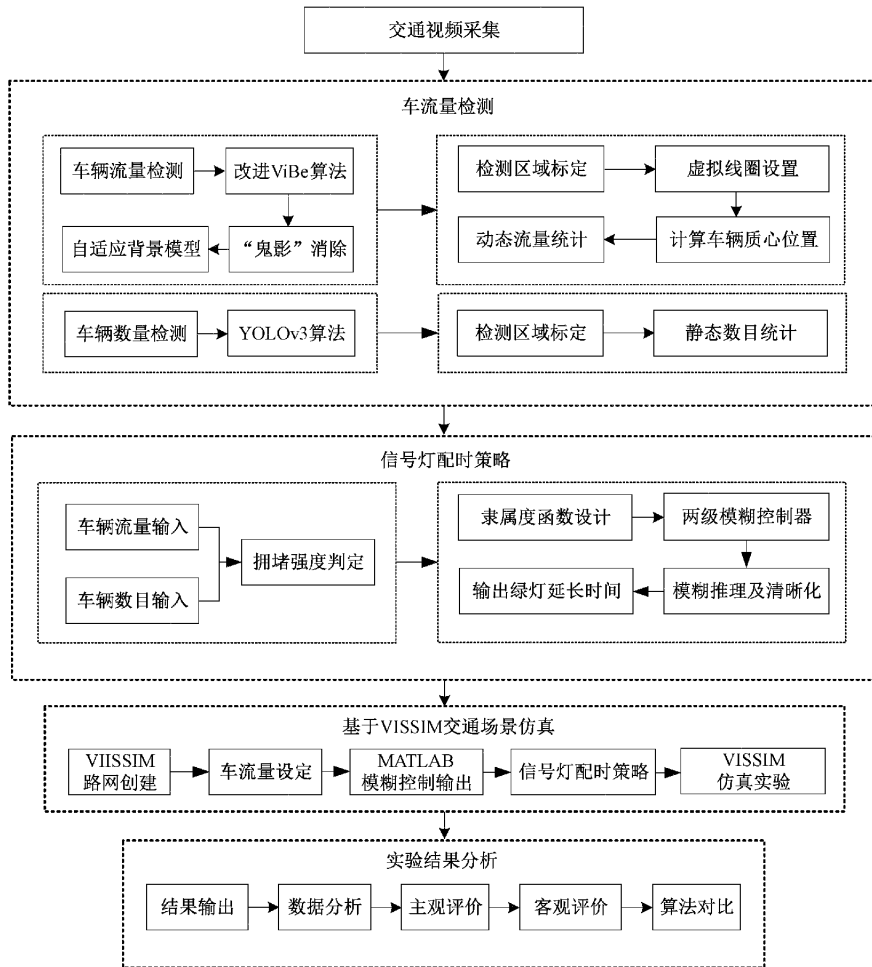


图 1 技术路线图

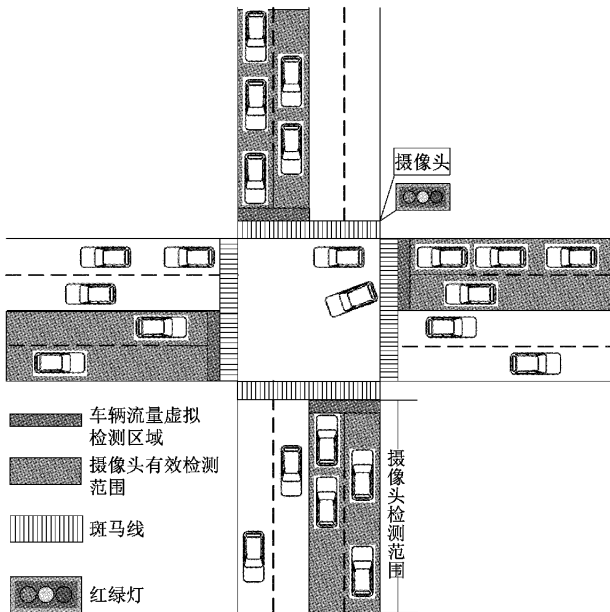


图 2 模拟实验车辆流量采集示意图

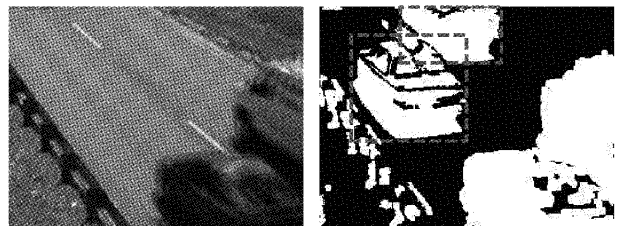


图 3 “鬼影”示意图

化,但是没有考虑背景的复杂度。本文设置前景像素判断因子以及引入均值背景建模的方法进行鬼影消除,既保证算法的实时性,又起到快速消除鬼影的作用。改进算法步骤如图 4 所示。

首先采用原始 ViBe 算法对视频帧进行初始化并在第 2~50 帧进行像素点的分类,后续采用改进后的更新机制进行样本更新。当某个像素累计 50 次被检测为前景点时,判断该像素点为鬼影点并使用均值背景模型邻域采样来构建新的背景样本库。最终输出准确的检测结果。

2) 模型更新策略改进

原始 ViBe 背景建模算法是固定的更新速率,不适用

张钦礼等^[14]利用多帧图像的中位数来进行背景初始

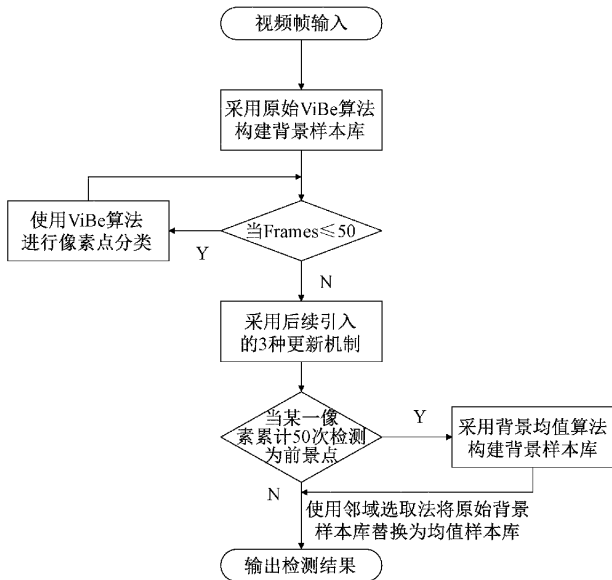


图 4 改进 ViBe 算法流程

于背景变化复杂的情况。本算法利用像素值的方差和时域上的像素的均值作为参考来自适应更新策略。

设当前帧像素点 x_i 的像素值为 $I(x_i)$ ($1 \leq i \leq n$), 计算其样本集中各样本像素点的方差 δ^2 :

$$\delta^2 = \frac{(I(x_1) - \overline{I(x)})^2 + \dots + (I(x_n) - \overline{I(x)})^2}{N - 1} \quad (2)$$

其中, $\overline{I(x)}$ 是样本库各样本的均值, N 是样本库的像素个数。

设定阈值 T_1 和 T_2 , 当 δ^2 小于阈值 T_1 时表示背景简单, 将更新速率设为 $1/16$; 当 δ^2 处于两个阈值之间时背景复杂度相对较高, 将更新速率设置为 δ^2 ; 当 δ^2 超过阈值 T_2 表示背景异常复杂, 为了保持背景模型的稳定性, 将更新速率设置为 1, 表明必定有一个样本库的值被替换。

为了进一步消除“鬼影”现象, 将背景样本库中的像素值与均值背景建模所得像素值之差作为判定条件。设定阈值 T_3 , 当两个像素点的差值大于阈值时, 表明当前像素点为前景点的概率大, 反之当前像素点为背景点的概率大。这种方法能够降低 ViBe 背景建模首帧出现鬼影现象的情况下, 并且能够延缓前景目标由运动变为静止时被融合到背景样本库的速度。

3 静态车流量统计

3.1 静态车辆流量检测结构设计

车辆数目能直接衡量某个时刻的交通拥堵状况。车辆数目的检测精度不仅依赖于算法的优劣, 也依赖于摄像头的检测范围。目前, 用于交通流量检测的摄像头的有效检测范围在 30~50 m 之间。50 m 范围内的道路上可以容纳的机动车辆在 8~10 辆左右, 显然车辆数目过少, 不足以支撑配时依据。50 m 之外的车辆无法检测到, 所以本文设计每 50 m 放置一个检测摄像头, 每一个相位放置 4 个

摄像头, 即能覆盖得检测路段长度为 200 m, 能检测的车辆数目范围为 32~35 辆, 经过实际交通场景观察分析, 32~35 辆车辆所需的通行时间约为 60 s, 达到后续配时算法中的最大绿灯时间, 判定为饱和状态, 因此后续再进入路口的车辆不考虑在当前周期内通行。车辆数目检测示意图如图 5 所示。

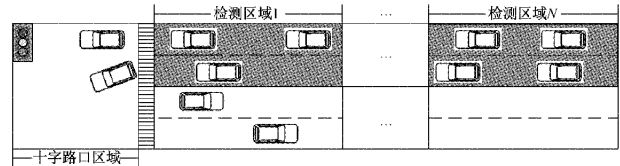


图 5 模拟实验车辆数目采集示意图

本文设计的车流量检测装置, 用于统计红灯状态下道路范围内的车辆数目。静止车辆数目统计公式如式 (6) 所示。

$$C = \sum_{i=1}^N D_i \quad (3)$$

式中: D 为某一个区域内静态时刻的车辆数目, C 为 N 个区域内的总数目。

3.2 YOLOv3 原理

针对 YOLOv2 的缺陷, Redmon 等于 2018 年提出了 YOLOv3, 该网络在保持快检测速度的同时, 进一步提高了检测的精度。下面从 YOLOv3 的特征提取网络、多尺度特征融合、多标签分类、检测流程 4 个方面对 YOLOv3 进行介绍^[15]。

1) YOLOv3 特征提取网络。YOLOv3 所采用的特征提取网络是 DarkNet-53, 该网络相比 YOLOv2 中采用的 DarkNet-19, 能更多的在网络中加入一些重要和流行的结构, 使用该网络进行特征提取能得到更好的效果。YOLOv3 删除了位于末端的全连接层, 选取前 52 层作为特征提取网络。使网络可以接受任意尺寸图像的输入, 此外, DarkNet-53 中没有池化层, 网络的下采样是通过设置卷积核的步长为 2 来实现的。对于输入尺寸为 256×256 的图像, 经过 5 次采样后, 就能得到五种不同尺寸且最小尺寸为 8×8 的特征图。

2) YOLOv3 的多尺度特征融合。多尺度特征融合最早在 FPN 中出现, 其实现方式是对深层的特征图进行 2 倍的上采样操作, 浅层的特征图则通过 1×1 的卷积层, 将两个特征图在维度和尺寸上统一后进行求和操作得到新的特征图, 完成第一次特征融合, 经过多次从上至下的特征融合操作后, 使不同层的特征信息得到了融合, 最终完成多个特征的融合, 使目标检测模型具有更好的检测效果。

3) YOLOv3 的多标签分类。YOLOv3 中执行的分类任务使用的是多个独立的 Logistic 分类器, Logistic 分类器相比 YOLOv2 模型中的 softmax 具有更好的独立性, 同时 YOLOv3 模型中对目标进行分类时采用的是二分交叉熵, 相比使用 MSE 损失函数, 其具有更小的复杂度, 分类器该

分类器对每个目标进行类别预测的分数只要大于阈值就都可以被选为该目标的类别,因此 YOLOv3 可以输出多个预测类别。

4)YOLOv3 的检测流程。使用 YOLOv3 进行车辆检测:首先输入需要检测的目标图像,使用 DarkNet-53 特征提取网络提取到目标图像中的特征;然后将提取到的目标图像特征输入到后续的多尺度预测网络中进行多尺度网络检测,得到 3 种不尺度的特征图并产生许多候选框;最后利用非极大抑制(non-maximum suppression,NMS)算法去掉重复选取或者选取错误的候选框,生成最终的候选框集合,从而实现车辆目标的检测。

4 单交叉路口红绿灯配时

4.1 信号灯配时的模糊控制系统

模糊控制的核心思想是通过计算机的技术模拟人类的模糊性思维从而达到解决多参数、复杂度较高且难以量化的各类现实问题^[16]。具体来说就是利用交管人员在道路现场进行交通疏导的思想去模糊化的解决交通问题,在模糊控制器中的表现就是对各个参数以及拥堵程度进行模糊化的过程,然后再根据模糊推理和清晰化等技术输出数字化的结果并对信号灯进行调节。模糊控制器系统结构如图 6 所示。

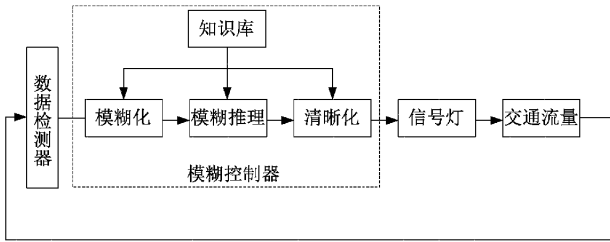


图 6 模糊控制器系统结构示意图

4.2 改进的两级模糊模糊控制器优化

使用排队长度作为模糊控制的输入存在较大误差^[17]。主要原因是:同样的排队长度车辆的数目可能有较大差距,导致需要通行的时间不同;当路口绿灯通行结束后,因为疏散了车流,导致统计时刻的车辆数目无法准确衡量拥堵状况。基于这些问题,本文在单级模糊控制上加入了一定时间段内该相位的车辆流量参数,构建两级的模糊控制器。两级模糊控制不仅能够通过更多的交通参数准确的衡量路面交通状况,还选取更合适的交通数据作为模糊控制的输入能够准确、多方位的确定路面当前和历史的拥堵状况。

如图 7 所示,本文的基于信号灯配时的模糊控制策略如下:将检测到的一定范围的车辆数目和一段时间的车辆流量作为输入,计算当前相位和下一通行相位的拥堵强度,并将得到的两个相位的拥堵强度输入到两级模糊控制器中进行决策,在当前绿灯相位最小绿灯时间结束前,确定当前绿灯相位的延长时间。

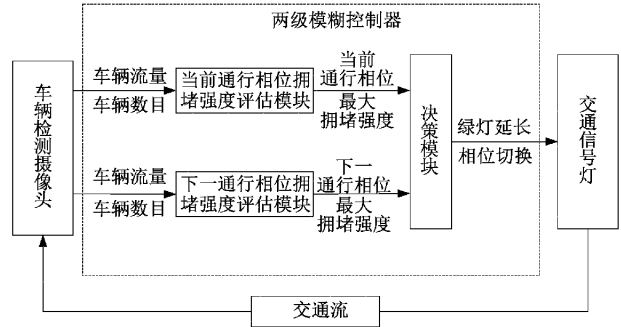


图 7 基于拥堵强度的两级模糊控制器示意图

其中控制参数:最小绿灯时间: $T_{g\min}$, 绿灯延长时间: $T_{ge\text{xtend}}$, 绿灯通行时间: $T_{g\text{ourent}}$, 最大绿灯时间: $T_{g\max}$, 引入当前相位的最大交通强度以及下一相位的最大交通强度,交通强度由车辆流量和车辆数目决定。

本文的两级模糊控制实现的具体步骤如下:

步骤 1)将当前绿灯最小相位时间赋予信号灯。本文根据实际车辆信息将 $T_{g\min}$ 设置为 15 s;

步骤 2)在绿灯相位开始时统计前 3 个周期的该相位和下一通行相位绿灯时间的最大车辆流量、该相位和下一相位各车道最大车辆数目,将各参数输入拥堵强度评估模块,得到各个相位的拥堵强度;

步骤 3)将当前通行相位拥堵强度和下一相位拥堵强度输入决策模块,得到当前通行相位的绿灯延长时间。当 $T_{ge\text{xtend}} \geq T_{g\max} - T_{g\min}$, 转到步骤 4); 否则转到步骤 5);

步骤 4)设定当前相位绿灯时间为 $T_{g\max}$, 转换通行相位,黄灯时间结束后,进入下一相位通行。

步骤 5)设定当前相位绿灯时间为 $T_{g\text{ourent}} = T_{g\min} + T_{ge\text{xtend}}$, 转换通行相位,黄灯时间结束后,进入下一通行相位。

4.3 改进的两级模糊控制器的设计与实现

1)拥堵强度评估模糊系统

使用各个路口的最大车辆流量和最大车辆数目作为输入,构建模糊控制器。对交通场景进行考察发现,单车道上 30 辆机动车所需要的通行时间约为 60 s,达到最大绿灯通行时间,所以最大车辆数目的变换范围设置为 0~30,则实际论域为 $[0, 30]$,设模糊离散论域为 $\{0, 1, 2, 3, \dots, 18\}$,则量化因子为:

$$K_1 = \frac{18}{30} = 0.6 \tag{4}$$

将车辆数目的多少划分为 5 个模糊子集:

$\{NS(\text{很少}), S(\text{少}), M(\text{中等}), L(\text{多}), PL(\text{很多})\}$

根据实际交通场景考察,每分钟能够通过路口的最大车辆流量为 30 辆/min,所以将当前相位最大车辆流量的变化范围设置为 0~30,则实际论域为 $[0, 30]$,设模糊离散论域为 $\{0, 1, 2, 3, \dots, 18\}$,则量化因子为:

$$K_2 = \frac{18}{30} = 0.6 \tag{5}$$

将车辆流量的大小划分为 5 个模糊子集:

{NS(很小),S(小),Z(中等),M(大),PM(很大)}

当前绿灯通行相位的拥堵强度的变化范围设置为 0~5,则实际论域为[0,5],设模糊离散论域为{0,1,2,3,...,18},则量化因子为:

$$K_3 = \frac{18}{5} = 3.6 \quad (6)$$

将拥堵强度的大小划分为 5 个模糊子集:

{VD(很小),D(小),M(中等),U(大),VU(很大)}

同理,下一通行相位的最大车辆数目和车辆流量以及拥堵强度使用同样的模糊控制器进行建立。拥堵强度评估模糊系统的模糊规则如表 1 所示。

表 1 拥堵强度评估模糊系统的模糊规则

拥堵强度	车辆流量				
	NS	S	Z	M	PM
NS	VD	D	M	U	U
S	VD	D	M	U	VU
M	D	M	M	U	VU
L	D	M	M	VU	VU
PL	D	M	U	VU	VU

根据路口的车辆数目和车辆流量即可得到拥堵强度属于哪一个范围,从而判断路口的拥堵指数,得到当前相位的拥堵强度和下一相位的拥堵强度后,将其作为绿灯延长时间模糊系统的输入获得当前路口的绿灯延长时间。

2) 绿灯延长时间模糊系统

绿灯延长时间模糊系统根据当前相位拥堵强度和下一相位拥堵强度结合模糊知识库中的专家经验,构建模糊规则,决定当前绿灯相位的绿灯延长时间。本文在实验中将最小绿灯时间设置为 15 s,因为本文设置的路口长度行人需要 30 s 左右的时间通过,例如东西直行后相位是东西左转,则南北方向的行人有至少 30 s 的时间能够通过,所以当前相位绿灯延长时间 T_i 的变化范围设置为 0~45,则实际论域为[0,45],设模糊离散论域为{0,1,2,3,...,18},则量化因子为:

$$K_4 = \frac{18}{45} = 0.4 \quad (7)$$

延长时间 T_i 的论域为[0,45],划分为 5 个模糊子集:

{NS(很短),S(短),M(中等),L(长),PL(很长)}

当前相位绿灯延长时间对应的模糊规则如表 2。

根据模糊规则得到绿灯延长时间的效果图如图 8 所示,X、Y 轴分别代表当前相位和下一相位的拥堵强度,Z 代表当前相位绿灯延长时间。

3) 模糊推理及解模糊

模糊控制器中模糊推理机存放了由交通管制人员的控制方案和相关专家经验构成的知识库,模糊控制规则形式表达为“如果 x_1 是 A_1 且 x_2 是 A_2 ...且 x_n 是 A_n ,那么 y

表 2 绿灯延长时间模糊系统的模糊规则

延长时间	下一相位拥堵强度				
	VD	D	M	U	VU
VD	NS	NS	NS	NS	NS
D	S	S	NS	NS	NS
M	M	M	M	S	S
U	PL	L	L	M	S
VU	PL	PL	PL	L	M

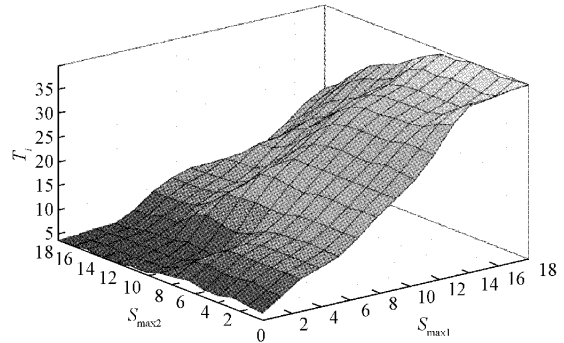


图 8 当前通行相位的绿灯延长时间效果图

是 B ”。其中,属于模糊变量的是 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 及 y ,属于模糊集的是 $A_1, A_1, A_1, \dots, A_n$ 及 B 。本文中采用的双输入单输出的模糊控制器,则模糊控制规则的表达式为“if A and if B then C”并采用 49 条模糊规则。

若输入为“ x' 是 A' , 且 y' 是 B' ”,令:

$$R_i = (A_i \text{ and } B_i) \rightarrow C_i \quad (8)$$

$$R = \bigcup_{i=1}^{49} R_i \quad (9)$$

则:

$$C_i = (A_i + B_i) \text{OR} \quad (10)$$

采用重心法对模糊量进行精确处理,得到清晰值:

$$z_i = \frac{\sum_{j=1}^n z_j u_c(z_j)}{\sum_{j=1}^n u_c(z_j)} \quad (11)$$

其中, $z_j u_c(z_j)$ 表示模糊子集隶属度, z_j 表示输出量。

绿灯延长时间随着当前通行相位的拥堵强度和下一通行相位的拥堵强度发生变化,当前相位的拥堵强度较大而下一相位的拥堵强度较小时,绿灯延长时间较长,反之,绿灯延长时间较短。

5 单交叉路口红绿灯配时

5.1 动态车流量统计

本文在虚拟线圈的基础上通过计算车辆质心,将车辆前景图像的质心是否进入线圈来判断是否有车辆通过,从而进行计数。

实验选取 3 段不同流量状况下的场景,进行车流量的

统计。实验中的交通场景视频来自 CDnet2014 数据集中的 Highway 场景和 UA-DETRAC-train 数据集中的场景，交通视频的基本信息如表 3 所示，实验过程如图 9~11 所示。

表 3 城市交通视频基本信息

视频	实验场景	时长/s	帧率/fps
1	Highway	120	20
2	UA-DETRAC(1)	120	20
3	UA-DETRAC(2)	120	20



图 9 Highway 场景车流量检测图

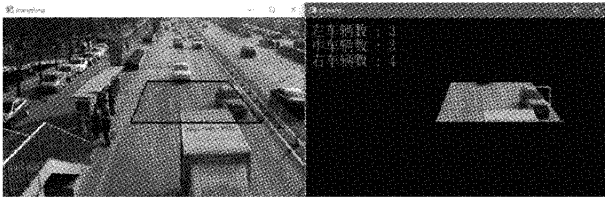


图 10 UA-DETRAC(1)车流量检测图

本文通过漏检率 P_l (漏检车辆数目占检出车辆数目的比率)、多检率 P_m (多检车辆数目占检出车辆数目的比率)和准确率 P 衡量车流量统计算法的优劣性,计算公式

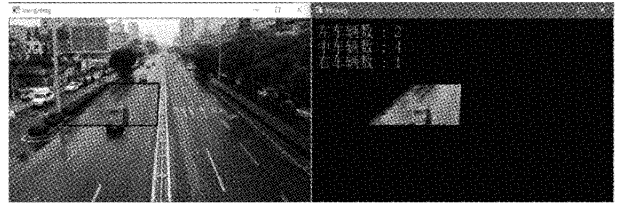


图 11 UA-DETRAC(2)车流量检测图

如下:

$$P_l = \frac{N_l}{N_s} \times 100\% \quad (12)$$

$$P_m = \frac{N_m}{N_s} \times 100\% \quad (13)$$

$$P = 1 - P_l - P_m \quad (14)$$

式中: N 表示车道中的实际车辆数目, N_s 表示检出车辆数目, N_l 表示漏检车辆数目, N_m 表示多检车辆数目, P_l 表示漏检率, P_m 表示多检车辆数目, P 表示车辆检测的准确率。实验结果如表 4 所示。

表 4 基于虚拟线圈的车辆流量统计结果

实验场景	N	N_s	N_l	N_m	$P_l / \%$	$P_m / \%$	$P / \%$
Highway	57	55	2	0	3.64	0	96.36
UA-DETRAC(1)	113	112	5	2	4.46	1.79	93.75
UA-DETRAC(2)	174	169	9	4	5.33	2.57	92.10

在同样的实验环境下分别将本文算法、ViBe 算法,文献[18]算法进行车辆流量的检测实验,3 个场景下和 3 个场景综合准确率如图 12 所示。

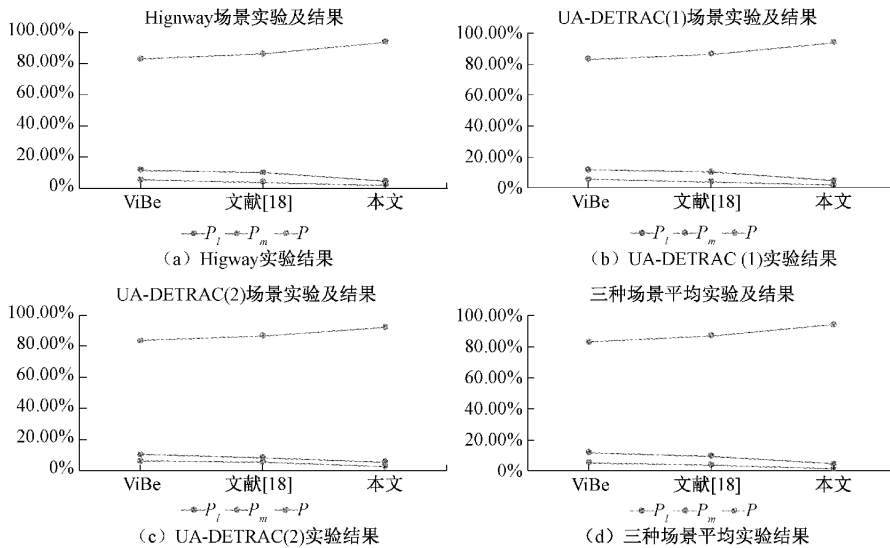


图 12 不同场景车流量检测结果

3 种交通场景综合准确率具体数据如表 5 所示。经过实验分析,在 3 种不同场景下的车辆流量统计的准确率本

文算法均优于文献[18]算法和 ViBe 算法,综合 3 种场景的实验结果,本文算法在漏检率相比 ViBe 算法降低了

表 5 不同算法车辆流量统计结果 %

实验算法	P_l	P_m	P
ViBe	11.77	5.16	83.07
文献[18]	9.38	3.76	86.86
本文	4.48	1.45	94.07

7.29%, 相比文献[18]算法降低了 4.9%。在多检率相比 ViBe 算法降低了 3.71%, 相比文献[18]算法降低了 2.31%。在准确率相比 ViBe 算法提升了 11%, 相比文献[18]算法提升了 7.21%。本文算法能够更精确的获取车辆流量信息。

5.2 静态车流量统计

实验选取了 UA-DETRAC 数据集中的 3 个不同的交通场景进行测试, 每个交通场景中随机选取十帧图像进行实验得到每个场景在本文算法的指标如表 6 所示。

表 6 基于 YOLOv3 的车辆流量统计结果

实验场景	N	N_s	N_l	N_m	$P_l / \%$	$P_m / \%$	$P / \%$
场景 1	74	75	1	0	1.33	0	98.67
场景 2	178	184	3	4	1.63	2.17	96.20
场景 3	143	148	3	2	2.03	1.35	96.62

使用 YOLOv3 算法在不同的道路场景下进行车辆数目检测的实验结果图如图 13 所示。

由表 6 可知, 基于 YOLOv3 的静态车辆计数的准确率能够满足现实场景应用的需求, 根据路面的实际宽度和摄像头的检测范围, 标定检测区域, 只检测区域内的车辆数目, 具有适应性强的特点且算法在不同道路场景下均能够取得较好的计数。

5.3 基于 VISSIM 的红绿灯配时仿真结果

本节通过上节两级模糊控制得到的信号灯配时方案在 VISSIM 交通仿真软件进行验证分析, 以十字路口四相位信号灯控制方式为基础, 进行仿真实验如图 14 所示, 并与固定配时算法和文献[10-12]进行分析对比, 以区域内的

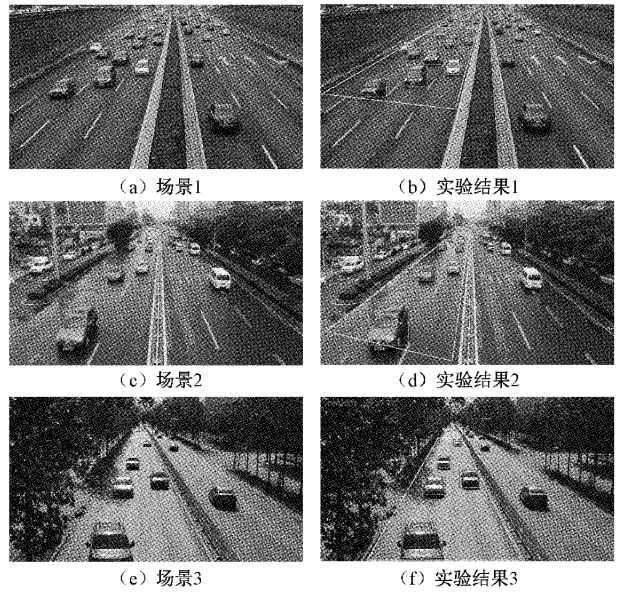


图 13 不同道路环境下车辆检测结果图

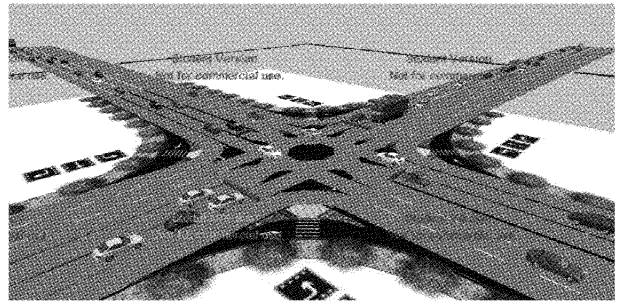


图 14 基于 VISSIM 交叉口道路 3D 展示图

车辆平均延误、平均停车次数、平均通行时间作为衡量指标, 验证算法的有效性。

实验采集了西安某十字型路口不同时间段的车流量状况, 并根据车流量的大小进行大致分类, 将其分为畅通、一般、拥堵 3 种情况, 如表 7 所示, 以验证算法在不同流量状况下信号灯配时策略的优劣, 车辆流量的单位设置为辆/h, 将采集到的车辆流量输入 VISSIM 交通仿真软件中。

表 7 车流量统计表 (辆/h)

车辆流量	东向西 直行	西向东 直行	东向西 左转	西向东 左转	南向北 直行	北向南 直行	南向北 左转	北向南 左转
畅通	210	520	50	190	320	315	70	60
一般	430	615	90	330	670	780	185	180
拥堵	740	1040	160	530	900	800	280	310

研究表明, 3 个周期内的车辆流量与拥堵程度具有较大的关联性, 因此, 车辆流量的统计为前 3 个周期该相位总计通过的车辆数目与该相位总计绿灯时间的比值, 单位辆/min, 车辆流量的计算方式为:

$$F_{\max(n)} = \frac{1}{3} \times 60 \times \sum_{i=1}^3 \frac{N_{(i)}}{T_{\text{green}(i)} + T_{\text{yellow}(i)}} \quad (15)$$

其中, i 为周期序号, $N_{(i)}$ 为第 i 个周期绿灯通行时间内某相位通过的车辆数目, $T_{\text{green}(i)}$ 为该相位绿灯时长,

$T_{yellow(i)}$ 为该相位黄灯时长,单位为 s。3 个周期内的不同流量状况下的车辆流量如表 8 所示。

表 8 各相位绿灯 3 个周期内的车辆流量表

流量状况	东向西 直行	西向东 直行	东向西 左转	西向东 左转	南向北 直行	北向南 直行	南向北 左转	北向南 左转
畅通	12.35	30.00	4.61	4.61	11.63	13.56	8.17	8.17
一般	19.41	35.26	6.91	18.47	36.78	40.64	13.61	10.89
拥堵	31.77	37.06	18.47	34.60	30.98	29.02	32.72	24.60

在 MATLAB 建立模糊控制器,编辑模糊控制的输入和输出变量的隶属度函数,设置动态规则。仿真中采用重心法解模糊,整理数据,采用四舍五入的原则取绿灯延长时间为整数,得到各相位的绿灯时长。十字路口信号灯固定配时方案,文献[12]方案及本文配时方案分别如表 9~11 所示。

表 9 十字路口原配时方案表 s

时长	东西直行	东西左转	南北直行	南北左转
周期	113	113	113	113
相位时长	34	26	31	22
绿灯时长	31	23	28	19
黄灯时长	3	3	3	3
红灯时长	79	87	82	91

表 10 文献[12]配时方案表 s

相位	畅通	一般	拥堵
东西直行	27	29	55
东西左转	18	18	26
南北直行	21	41	53
南北左转	15	19	31

表 11 本文十字路口信号灯配时方案表 s

相位	畅通	一般	拥堵
东西直行	30	35	45
东西左转	15	30	32
南北直行	16	45	55
南北左转	15	15	29

实验将车辆排队平均延误时长、车辆平均通行时间作为衡量信号灯配时算法优劣的标准。将 VISSIM 交通仿真软件中的车流量检测器设置在路网中各个路口的直行和左转节点中,通过对比固定配时方案、文献[10-12]和本文改进的两级模糊控制配时方案对比,实验结果如图 15、16 所示。

由图 15 可知,本文在 3 种不同流量场景下的车辆平均延误时长均优于固定配时策略和文献[10-12]。平均 3 种场景的车辆平均延误时间,固定配时策略的车辆平均延误时长为 40.10 s、文献[10-12]车辆平均延误时长分别为

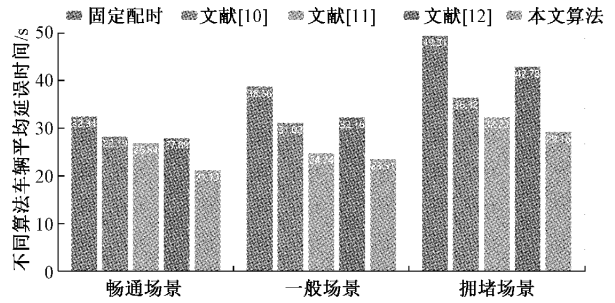


图 15 不同算法车辆平均延误时间结果对比图 (从左到右依次是固定配时、文献[10-12]和本文算法)

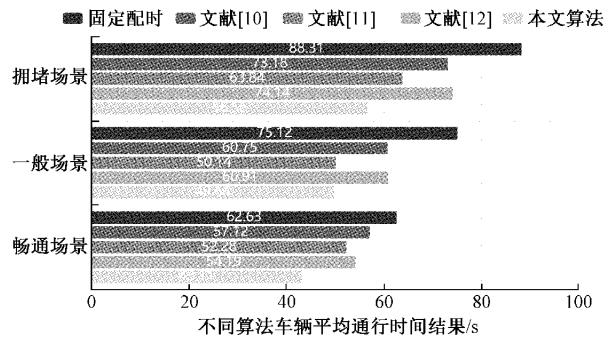


图 16 不同算法车辆平均通行时间结果对比图 (从上到下依次是固定配时、文献[10-12]和本文算法)

31.84、27.94 和 34.28 s,本文策略的平均延误时长为 24.60 s。本文策略在前 4 者基础上分别降低了 15.5、7.24、3.34 和 9.68 s。

由图 16 可知,本文在车辆平均通行时间均短于固定配时策略和文献算法[10-12],平均 3 种常见的车辆平均通行时间,固定配时策略的车辆平均通行时间为 75.35 s,文献[10-12]车辆平均通行时间分别为:63.68、55.42 和 63.07,本文策略的平均通行时间为 49.77 s。本文策略在前 4 者基础上分别提高了 25.58、13.91、5.65 和 13.31 s。

结合以上两种指标,本文提出的基于拥堵强度的两级模糊控制策略在 3 种场景中都能够更好的引导车流量,提高路口车辆通行效率。

6 结 论

本文设计的智能交通系统能够对畅通、一般、拥堵

3 个流量场景相比固定配时与文献算法,平均延误时间和平均通行时间均有明显的优化。通过 VISSIM 交通仿真实验可知本文提出的智能交通系统对目前的交通配时系统有着一定的参考价值。

在后续的研究中会通过加入车辆速度、车辆密度等车辆信息来得到更加全面的车辆信息,使得控制器输出更符合需求。

参考文献

- [1] 公安部:2021 年全国机动车保有量达 3.95 亿新能源汽车同比增 59.25%[J]. 汽车与安全,2022(3):76.
- [2] 张晶. 西安城区主干道交通拥堵问题及对策研究[D]. 西安:西北大学,2019.
- [3] 王洋. 普及智能交通推动城市交通绿色高质量发展[N]. 消费日报,2022-03-11(A03). DOI:10.28866/n.cnki.nxfrb.2022.000312.
- [4] 王旭辉. 国内外城市智能交通系统的发展概况及启示[J]. 山东工业技术,2018(15):200-201.
- [5] 徐华峰,夏创,孙林. 日本 ITS 智能交通系统的体系和应用[J]. 公路,2013(9):187-191.
- [6] 李志宏,邢海英. “十二五”是提升智能交通系统的关键时期——访“十二五”国家“863”战略研究智能交通与安全组专家、北京四通智能交通系统集成有限公司董事长关积珍[J]. 交通标准化,2011(5):17-19.
- [7] 严新平,褚端峰,刘佳仑,等. 智能交通发展的现状、挑战与展望[J]. 交通运输研究,2021,7(6):2-10.
- [8] 智慧物管一体化平台推动新型智慧城市建设[J]. 中国建设信息化,2021(15):52-53.
- [9] LODER A, AMBUHL L, MENENDEZ M, et al. Understanding traffic capacity of urban networks[J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 1-10.
- [10] 李岩,过秀成,陶思然,等. 基于 NSGA-II 算法的过饱和和状态交叉路口群交通信号配时优化(英文)[J].

Journal of Southeast University (English Edition), 2013, 29(2):211-216.

- [11] WEI H, ZHENG G, YAO H, et al. Intellilight: A reinforcement learning approach for intelligent traffic light control [C]. Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2018: 2496-2505.
- [12] 邢岩,郝雨晴,高治军,等. 基于模糊控制的单交叉口信号配时优化[J]. 中国科技论文,2021,16(8):890-894.
- [13] 刘攀,史美浩,钱闯,等. 基于改进 Vibe 的车辆目标检测算法[J]. 电子测量技术,2019,42(22):150-154.
- [14] 张钦礼,邱杰,杨秀兰. 改进的 ViBe 算法及其在运动目标检测中的应用[J]. 南京师大学报(自然科学版),2020,43(4):104-112.
- [15] 陈国平,彭之玲,黄超意,等. 基于改进 YOLOv3-Tiny 的毫米波图像目标检测[J]. 电子测量技术,2021,44(21):163-167.
- [16] 刘佳佳,左兴权. 交叉口交通信号灯的模糊控制及优化研究[J]. 系统仿真学报,2020,32(12):2401-2408.
- [17] JIANG C, REN G. Regional flow control in peak travel period based on fuzzy algorithm[J]. Future Generation Computer Systems-the International Journal of Escience, 2022, 126: 279-283.
- [18] 王宝珠,楚玉梅,刘翠响. 基于图像块填充的 Vibe 车辆检测算法[J]. 科学技术与工程,2017,17(9):244-249.

作者简介

赵谦, 博士,副教授,主要研究方向为图像处理、机器视觉、工业无损检测等。

马文越(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为图像处理、交通灯配时。

E-mail:ma740225666@163.com

郑超,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、目标检测。

邓宇豪,硕士研究生,主要研究方向为交通灯配时。