

# 一种面向多路口交通信号控制优化的可视分析方法

杨雨辰<sup>1)</sup>, 喻洁<sup>2)</sup>, 徐紫菡<sup>1)</sup>, 翁荻<sup>2)\*</sup>

<sup>1)</sup>(浙江大学计算机辅助设计与图形系统全国重点实验室 杭州 310058)

<sup>2)</sup>(浙江大学软件学院 宁波 315100)

(dweng@zju.edu.cn)

**摘要:** 交通信号灯已被广泛应用于缓解交通拥堵并提升交通效率, 然而由于交通状况的复杂多样性和路口之间的相互作用, 为多个路口制定有效的交通信号控制策略极具挑战性。针对现有的控制策略优化方法——自适应方法和固定方法中存在的问题, 为了优化多个路口的交通信号控制策略, 提出一种面向多路口交通信号控制优化的可视分析方法。所提方法通过与专家合作提炼出针对低效交通信号控制策略的提取与优化需求, 据此构建了新颖的可视分析系统 VisualTSC; 所实现的轨迹挖掘流程集成了低效路口提取与优化策略生成功能, 与可视分析系统协同助力专家精准掌握路口交通效率, 并通过仿真生成可行的备选控制策略; VisualTSC 提供一组可视化工具, 基于多层次等值线的地图与仿真视图帮助专家通过路口之间的关系分析优化结果, 表格视图和针对轨迹的分析视图协助专家通过比较确定最优策略; VisualTSC 的有效性通过真实数据集下的 2 个使用场景及专家访谈证明, 专家通过系统重现了案例, 并对使用情况给出了积极的定性评价。

**关键词:** 交通信号控制; 交通可视化; 可视分析

中图分类号: TP391.41 DOI: 10.3724/SP.J.1089.2025-00260

## A Visual Analytics Approach to Traffic Signal Control Optimization for Multiple Road Intersections

Yang Yuchen<sup>1)</sup>, Yu Jie<sup>2)</sup>, Xu Zihan<sup>1)</sup>, and Weng Di<sup>2)\*</sup>

<sup>1)</sup>(State Key Laboratory of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310058)

<sup>2)</sup>(School of Software Technology, Zhejiang University, Ningbo 315100)

**Abstract:** Traffic lights have been widely used to alleviate traffic congestion and improve traffic efficiency. However, due to the complex variability of traffic conditions and interactions between intersections, formulating effective traffic signal control strategies for multiple intersections is highly challenging. Aiming at issues in existing optimization methods which are adaptive and fixed-time, this paper proposes a visual analytics method for multi-intersection traffic signal control optimization. Through collaborative interviews with experts, the paper extracts the problems and demands related to identifying and optimizing inefficient traffic signal control strategies, and accordingly constructs a novel visual analytics system—VisualTSC. The implemented trajectory mining process, which integrates the extraction of inefficient intersections and generation of optimization strategies, assists experts to understand the traffic efficiency of intersections and provides feasible alternative control strategies via simulation combined with the visual analytics system. VisualTSC employs a multi-level contour map to visualize intersection

relationships, and offers tabular and trajectory views to support optimal strategies decision-making. The effectiveness of VisualTSC is verified via two application scenarios using real-world datasets and follow-up expert interviews, where experts reproduced the cases and provided positive qualitative evaluations on its performance.

**Key words:** traffic signal control; traffic visualization; visual analytics

随着机动车保有量的迅速增长，路口的交通压力日益加剧，出行时间大幅延长，拥堵现象频发，引发燃油消耗、经济损失、安全威胁等问题<sup>[1]</sup>。交通信号灯有着悠久的历史，是在交通管理中发挥着重要作用的、最广泛使用的设施之一<sup>[2]</sup>，在引导冲突车辆和维持道路及路口秩序方面发挥着至关重要的作用。近几十年来，为了缓解和解决交通压力带来的负面影响，交通信号控制(traffic signal control, TSC)技术得到广泛发展，并被证实能够有效地减轻交通节点拥堵，提升交通运行效率<sup>[3]</sup>。然而，由于交通信号直接管控车辆的行驶和等待，不合理的控制策略可能会导致大量行程延误，使路口成为交通瓶颈<sup>[4]</sup>。因此在进行交通规划时，需要寻找并替换低效的控制策略，但这个过程颇具挑战性。(1) TSC 问题涉及车辆行驶时间、网络吞吐量、高峰时段等特殊时期的特定需求等诸多因素，加大了控制策略制定的难度；(2) 路口的交通状况动态多变且具有相互影响性，控制策略的性能分析难以开展，不利于对控制策略进行检验与决策。

近年来，TSC 领域的研究成果聚焦于自适应控制方法<sup>[5-7]</sup>，即依据传感器实时采集的交通状况自动调整交通信号的周期、相位等状态；然而，此类方法对传感器数据的准确性和算法的有效性均提出较高要求，为优化道路网络中的 TSC 策略带来挑战。针对目前绝大多数路口仍然采用确定周期长度与相位序列的固定 TSC 模式的问题，传统的处理方式通常使用一些成熟的计算方法得到控制方案<sup>[8-9]</sup>；但是这些方法完全基于理论且相对简单，难以适应复杂多变的实际交通场景。随着技术的进步，部分研究在传统方法的基础上进行拓展<sup>[10-12]</sup>，构建了更为复杂的优化模型，并运用机器学习和启发式算法求解控制方案；然而，这些模型难以灵活地满足多样化的交通需求，而且在一定程度上具有“黑箱”性质，不容易进行调整和优化。

现有的自动化 TSC 方法在分析上具有困难，而且实际应用中的控制方案制定也需要专家引入领域知识或依据不同场景进行需求定制与收益权衡。为此，本文提出一种交互式的方法来优化 TSC 策略。根据与交通领域专家的合作以及受到地理

与城市可视分析研究的启发，本文提出一种由可视分析驱动的交互式系统帮助专家定位低效路口，并确定多个路口交通信号的最佳控制策略。设计与实现该系统存在以下挑战：

(1) 识别低效控制策略的路口。近年来，大规模车辆轨迹数据集等数据资源逐渐丰富，为深入剖析现有 TSC 策略的性能提供了更多机会<sup>[13]</sup>。然而，轨迹数据中可能涉及的路口数量庞大，其中可能并不包括涉及路口和交通信号的明确指标，使得从中高效地提取低效路口非常困难；而且对于路口数量以及所展示的交叉口相关细节的丰富程度是互斥的。可视分析系统需要平衡对这 2 个部分内容的处理，这也具有一定的困难性。

(2) 分析可行的备选控制策略。虽然基于优化的思路和方法可以得到可行的 TSC 策略，但是在控制策略改变后交通状况的变化极为复杂，如其中的车辆在路网不同交叉口的行为表现会受到 TSC 策略变化带来的不同程度的影响。虽然智能的优化方法可以将各种指标整合到模型之中，优化结果的生成过程包括这些复杂的变化信息，但是其中的逻辑和能够解释交通信号变化对交通状况影响的信息仍然是模糊且不清晰的，对用户的评价控制策略的有效性带来了较大困难。

(3) 识别最优的控制策略。虽然优化方法可以得到一系列的备选 TSC 策略，用户通过筛选、比较等过程在策略中进行决策与选择，但是不同的控制策略可能在某些指标上呈现一致的较为理想的结果，也可能在不同的指标上具有冲突的优劣表现，这使得用户的决策过程相当困难。此外，部分策略的比较可能需要引入专家的专业领域知识，同时需要结合特定的领域场景得到更加广泛或者更加契合实际应用需求的结果，这也给可视分析和其中交互的设计带来了新的挑战。

为了解决这些挑战，本文总结与提炼了发现并优化低效 TSC 策略这一问题以及相关需求，设计与实现了一种新颖的可视分析系统 VisualTSC，通过一系列集成的可视化视图帮助专家优化路网中多个路口的信号控制策略。对于第 1 和第 2 个挑战，本文设计了一个智能的轨迹数据挖掘流程以

整合低效路口的提取与优化策略的生成, 用户借助基于这个流程的可视分析系统在地图上实时探索以选择需要优化的区域, 并结合仿真模型与一套多层次的可视化方法分析与理解 TSC 策略在时间和空间上的关联关系和性能表现; 对于第 3 个挑战, 本文设计了一个交互式的工作流程, 用户能够直观地利用领域知识和定制化约束对控制策略进行对比和决策.

## 1 相关工作

从 TSC、交通可视分析和可视化多准则决策 (multi-criteria decision making, MCDM) 这 3 个角度, 介绍与 VisualTSC 相关的工作.

### 1.1 TSC

TSC 作为城市规划中的关键环节, 已经取得了很多研究成果, 其中基于不同的标准, 研究问题与方法的分类也不同<sup>[7,14-16]</sup>, 最常见的分类方式是将相关方法归为自适应控制和固定控制 2 个大类.

自适应的 TSC 系统如 SCOOT<sup>[17]</sup> 和 SCATS<sup>[18]</sup>, 具备依据实时环境条件自动生成 TSC 策略的能力, 其中, 各种机器学习技术被应用于智能自适应控制方法的实现, 如强化学习<sup>[19]</sup>、深度学习<sup>[20]</sup>、图神经网络<sup>[21]</sup> 等. 然而近年来的研究表明, 先进的自适应方法仍面临诸多挑战<sup>[22-23]</sup>, 实际的道路网络中交通状况瞬时发生复杂变化, 难以利用复杂的自适应模型使之完成充分的分析以提供理想化的最优控制策略<sup>[16,24]</sup>.

目前, 主要采用的是固定 TSC 方式, 其利用历史交通数据离线化生成具有固定周期长度和预设相位分割的控制策略, 已有一些成熟的方案, 如 Webster 配时<sup>[25]</sup>, Greenwave<sup>[9]</sup>, MAXBAND<sup>[26]</sup> 等方法为单个路口、单向和双向道路的交通信号提供了解决方案. 近年来, Pband<sup>[27]</sup> 扩展了这些经典方法以提供有效的控制策略. 还有一些研究定义了更详细的优化目标, 并使用各种智能化方法<sup>[12]</sup> 求解控制策略. Hajbabaie 等<sup>[10]</sup> 提出一种新的目标函数, 更加真实地描述城市路网的 TSC 问题, 并使用元启发式算法计算最佳控制策略; Ma 等<sup>[11]</sup> 针对城市路网过度饱和的场景, 设计一个多目标固定相位序列的控制策略优化模型, 并使用粒子群优化的帕累托最优化过程生成最佳的交通信号配时方案.

目前, 现有的大多数固定信号控制方法仍然基于理论和数学推导得到, 由于其有效性的证明基本基于公开的人工构造的数据集, 因此这些方

法无法融入专家的领域知识, 也无法满足多样化的场景需要和更实际具体的交通需求. 为此, 本文提出一种可视分析方法, 在真实数据集上建立优化场景并实现控制策略的交互式迭代优化.

### 1.2 交通可视分析

在智能交通与人机交互的广泛研究背景下, 交通数据可视化已经得到深入研究<sup>[28-29]</sup>. 可视分析技术已经被用于解决各种城市和交通的多项问题, 如流动性分析、道路网络分析、拥堵监测、城市安全、自动驾驶辅助等<sup>[30]</sup>. 其中, 一些研究的思路可以启发 VisualTSC 的设计与实现, 这些研究分为拥堵分析和路网分析 2 个类别. 拥堵分析针对拥堵的发现、因果推断、预测等任务. Lee 等<sup>[31]</sup> 使用流数据可视化分析拥堵原因, 并结合机器学习模型预测可能的拥堵情况; Pi 等<sup>[32]</sup> 基于交通流量构建基于曲线的可视化, 并结合分类网络分析拥堵的原因; Deng 等<sup>[33]</sup> 提出一种分析空间级联过程的可视分析方法, 全面、多方位地分析交通拥堵的原因. 道路网络的可视分析任务是理解交通状况、路口的交通特征和道路路段之间的关联关系. Wang 等<sup>[34]</sup> 构建一个查询系统, 借助大规模轨迹数据从拓扑和流量密度分析交通堵塞; Guo 等<sup>[35]</sup> 则聚焦路口的详细交通流量信息, 探索交通行为模式.

现有的交通可视分析方法中, 在一定程度上可以从拥堵状况入手分析 TSC 策略的效果与作用, 然而这些方法的目标不是交通信号, 也缺乏对于 TSC 策略生成与决策的探索. 一些可视分析的研究以交通信号作为目标. Gou 等<sup>[36]</sup> 以交通信号灯为主体, 但是其任务聚焦于交通信号的识别, 不涉及控制; Zhang 等<sup>[37]</sup> 虽然研究交通信号的控制, 但是其关注在基于强化学习的自适应模型的解释与训练优化, 没有讨论实际交通数据下占据主要地位的固定相位策略的生成. 本文从真实的历史交通数据入手, 实现适配于真实场景的、面向低效交通信号的分析与优化.

### 1.3 可视化 MCDM

基于排序的决策是数据可视化的一个重要目标任务, 可视化决策已经应用于多个领域, 包括广告牌选址<sup>[38]</sup>、足球战术规划<sup>[39]</sup>、消防站布局<sup>[40]</sup> 等. MCDM 作为决策问题的一个特定类别, 要求决策者权衡多个属性进行决策, 因此这个过程极有较高挑战性. 有效的可视分析方法设计可以帮助决策者以交互的方式迭代式地评估和权衡不同的属性, 同时利用直观的可视化结果比较指标差异与推测决策结果. 在关于可视化决策的调查研究<sup>[41]</sup>

的基础上,本文从决策备选方案、决策标准和决策偏好 3 个方面展开工作。

基于备选方案的研究提供了灵活的交互方式,如通过切换视图和添加输入,用户可以灵活地查看与分析大规模的备选方案。Weng 等<sup>[42]</sup>通过对公交线路备选方案范围进行可视化,使用户能够从更大的规模和视角下优化城市公交线路网络。基于决策标准的研究则聚焦多准则问题下标准复杂性提高引发的决策效率下降,通过引入表格视图<sup>[43-44]</sup>、雷达图<sup>[45]</sup>和聚合视图<sup>[46-47]</sup>的方式使所有标准一目了然。针对决策偏好的设计可以支持用户在不同标准的重要性上有所侧重,高亮<sup>[48]</sup>、导航<sup>[49]</sup>、过滤<sup>[50-51]</sup>、拖动<sup>[52]</sup>和刷选<sup>[53]</sup>技术虽然可以提升对决策标准分析的灵活性,但是大多数工作缺乏对用户决策偏好的考虑与支持。Pajer 等<sup>[53]</sup>设计了一个三角形可视化工具以方便地调整标准权重,使用户能够从权重角度对备选方案进行过滤与排序;Wall 等<sup>[54]</sup>则引入一个上下切换按钮使用户可以调整模型对不同标准权重的设置,满足不同的需要。

TSC 策略的优化过程中,需要对备选方案和多重决策标准设计直观的可视化,同时考虑对于决策偏好,使优化方案满足实际场景和专家领域知识内的逻辑和需求。然而,目前的可视决策研究在上面几个方面上普遍存在欠缺与不全面的问题,造成现有的决策方法在 TSC 问题上存在困难。

## 2 数据和任务抽象

### 2.1 背景

从 2024 年开始,本文与 2 位专家开展了紧密的合作交流,旨在精准地界定路网中 TSC 的具体流程及其存在的局限性。其中,专家 1 为高校资深研究员,曾主导多项智慧城市相关的研究项目,在处理各类交通场景问题方面积累了极为丰富的实践经验与理论知识;专家 2 任职于交通职能部门,对当前 TSC 的实际状况以及面临的局限性有着精准且全面的认知,能够为本文制定更加高效、合理的 TSC 方案提供专业的支持和辅助。

在合作过程中本文了解到,与孤立道路交叉口的信号控制不同,路口与路段间复杂的关系使得路网中的控制策略难以优化。虽然许多之前的研究<sup>[21,26]</sup>以多种角度考虑这些关联,但是这些关联关系可能随时间或特定需求而变化,使得这些工作在该问题中面临挑战。一方面,识别低效路口的过程中不容易把握和明确路口低效的原因和行

为;另一方面,不同的优化策略在不同标准下以及不同的局部区域内表现不同或各具优势,用户进行比较和决策时可能难以权衡。基于这 2 个方面的问题,本文定义了低效路口识别和策略优化 2 个阶段,分析路网中 TSC 策略优化的问题。

(1) 低效路口识别。大规模轨迹数据能够提供大量交通状况的细节,专家 1 希望通过明确不同日期、不同时段的交通特性来研究交通模式。此外,在道路网络中交叉口与路段紧密相连,某个路口会因为其附近路口的拥堵而出现低效,专家建议从路口等待队列的分布情况和车辆在道路网络中不同行驶路线切入进行聚类和统计分析,其中,高频路线的指标在分析中可以占据更大权重。

(2) 策略优化。对于识别出的低效路口组成的路网,考虑分析与调整其中交通信号的控制策略进行优化。专家 2 表示,目前城市中的大多数交通信号灯都采用固定相位控制,其中包含 2 个方向分别直行和左转的 4 个相位。虽然部分针对交通信号的研究生成更复杂的控制策略与逻辑,但是这些方法与现有交通系统的硬件条件不够匹配,而且纷繁复杂的相位变化在现有路网上实施的适应性和调整的灵活性也普遍无法得到验证。因此根据专家建议,本文对传统算法进行扩展,设计得到一个灵活、高效的模型,自动生成多种符合实际交通场景的信号控制策略;在此基础上,构建仿真模型进行模拟,进而采集不同控制策略在真实历史数据上的多项优化指标。专家 1 建议,从指标采集和可视化表达上与效率分析阶段的方式相结合,仿真系统应该支持定制化输入,使之具备处理不同场景和不同交通需求的能力;在仿真结果的基础上,通过可视化与交互的设计减轻用户在处理多项决策准则时的负担。

### 2.2 数据描述

本文利用出租车历史轨迹数据集定位并优化不合理的 TSC 策略,其中,数据包括路网数据和轨迹数据 2 个部分:

(1) 路网数据可以用一个有向图描述,其中包括 183 749 个顶点和 244 234 条边。每个顶点表示一个路口,其属性为位置信息,包括经度值和纬度值;每条边表示一个道路片段(路段),其属性包括起点与终点路口、长度、方向、最大速度等。

(2) 出租车轨迹数据包含 8 816 条信息,每条信息可以细分为一个月内一辆出租车的数百条轨迹条目,每个轨迹条目表示一次出租车行程,其中记录了行程中通过的每个路段,以及进入和离开

每个路段的时间点.

### 2.3 需求分析

根据专家访谈并结合相关研究总结出 5 条需求, 作为优化模型、可视化视图与交互的设计准则.

**R1.** 多层次分析现有 TSC 策略的状态. 专家 2 表示, 现行控制策略存在的局限性既模糊又复杂, 给用户分析带来困难. 对历史数据的可视化结果应展示整体概况, 以便用户从宏观层面初步定位低效的区域, 还需要让用户通过交互式探索查看更详细的内容, 以深入剖析低效问题的内在逻辑. 在此过程中, 用户获取的信息还应该能够为后续对控制策略进行检验和比较提供支持.

**R2.** 确定需要优化控制策略的路网. 目前, 多数对 TSC 策略的研究聚焦在几个特定的路口上. 专家 1 指出, 由于实际场景中某个路口的低效与一定范围内的多个路口相关, 因此有必要根据真实数据经过探索与分析确定一个完整的路网, 使得后续针对该路网的详细模拟与优化能够最大程度地缓解或者解决拥堵状况.

**R3.** 基于高效的模型生成一系列 TSC 策略. 专家 1 提出, 为了针对不同特定场景找到有效的控制策略, 需要有若干种侧重于不同标准的控制策略, 用户可以依据具体的需求和领域知识选择最佳策略. 一方面, 需要一个先进的 TSC 模型, 从不同的优化视角合理地生成一系列多样化的策略; 另一方面, 需要在保证效率的基础上完成优化策略的生成, 用户可以通过系统交互对优化策略进行实时分析与决策.

**R4.** 分析控制策略的内部逻辑和有效性. 现有的研究普遍使用模型生成控制策略并依据计算过程的数值指标进行评估. 然而, 仅依靠若干数值统计结果对控制策略展开的分析缺乏直观性, 其中有些对决策产生影响的信息可能被遗漏. 专家 2 认为, 在实际的 TSC 场景中, 理解控制的内部逻辑有助于方案的有效性验证与决策. 本文基于历

史的轨迹数据, 通过仿真模型重建真实环境下的交通流量信息, 推演在路网中使用不同优化控制策略的效果. 与仅使用数值统计的分析相比, 基于仿真的结果能够呈现更详尽的交通状况与信息, 可以设计更丰富的可视化内容和交互方式对控制策略进行更完备的评估.

**R5.** 比较不同控制策略并决策最优方案. 专家 1 提出, 从模型优化和仿真过程中会得到大量的统计指标信息, 这些信息在为分析策略提供更多细节的同时也给决策者带来了分析多指标数据的压力. 其中, 不同指标之间的差异可能对结果产生不同程度的影响, 因此需要设计一些恰当的可视化进行展示, 同时需要一定的交互以便用户在不同指标之间进行权衡. 该过程中, 不同策略之间的差异可能不够显著或者存在冲突, 需要将差异放大呈现或者依据专家领域知识与实际场景引入决策偏好, 使得用户的决策过程更加清晰明确.

## 3 VisualTSC 系统设计

VisualTSC 设计包括系统概述、低效路口识别和策略优化 3 个部分.

### 3.1 系统概述

VisualTSC 是一种交互式可视分析系统, 旨在解决道路网络 TSC 问题. VisualTSC 以 Web 应用程序形式实现, 由数据存储、后端与前端 3 部分构成, 其结构如图 1 所示. 数据存储模块用于存储原始路网数据和轨迹数据; 后端承担数据预处理与计算任务, 涵盖低效路口提取、模拟环境构建和决策方案生成; 前端为包含配置、地图、表格和轨迹分析 4 个视图的可视分析系统, 通过多元可视化形式呈现后端数据与计算结果, 并接收用户交互以辅助数据探索与方案决策. 后端基于 Python 和 Flask 框架实现, 前端则采用 Vue.js 结合 TypeScript 构建.

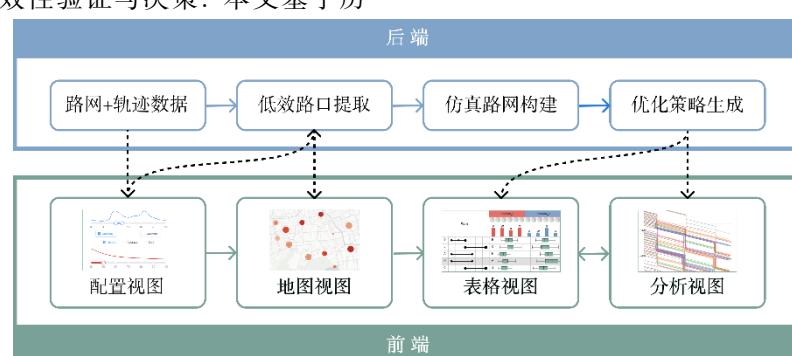


图 1 VisualTSC 系统的结构

根据第2.1节所述, VisualTSC的工作流程分为2个阶段:低效路口识别(R1, R2)和策略优化(R3, R4, R5)。(1)在低效路口识别阶段需要一个地图视图,支持用户从地图中对可能出现低效路口的位置进行总览(R1);同时,需要一个输入视图(如图2中的A部分所示)接受用户输入,确定需要优化的时间范围和实际场景(R2);在此基础上,结合多层次的可视化设计支持用户分析具体指标以及路口间的关联,确定低效路网的范围(R1, R2)。(2)在策略优化阶段,首先针对用户选定的路网高

效地生成一系列备选的控制策略(R3),并构建仿真模型模拟(如图2中的B部分所示)不同控制策略下的优化状况(R4);然后使用集成集合可视化和多准则信息的表格视图(如图2中的C部分所示)分析不同控制策略的优化效果(R4),并结合轨迹分析视图(如图2中的D部分所示)获得不同路线,以及轨迹在不同控制策略下通过路网用时和路口等候时间的变化和分布(R4, R5),进一步从更加细节的角度对控制策略进行比较与决策。

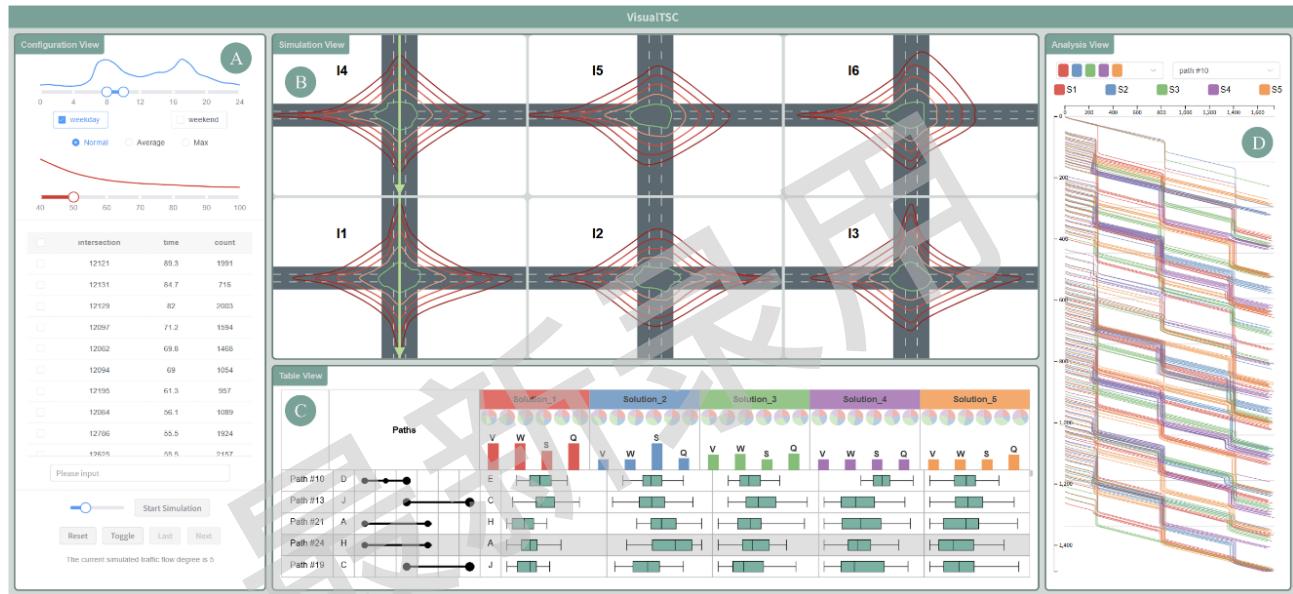


图2 VisualTSC系统界面

### 3.2 低效路口识别

低效路口识别阶段由2个子任务构成:首先对路口和交通信号中的低效率进行准确的描述与定义,并设计和实现自动检测的过程;然后从多层次分布特征中分析低效性,包括在地理空间上的整体分布和在路口处4个方向路段上的局部分布。

#### 3.2.1 低效路口的自动检测

自动化低效道路交叉点检测是本文的起始环节。鉴于轨迹数据规模庞大且城市道路网络结构复杂,用户识别与分析其中的低效状况非常困难,自动化的低效提取方法能够帮助用户直观地定位问题区域并明确优化范围。

城市道路网络分为道路交叉点和路段2个部分,分别对应图结构中的节点和边。路口数据 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ 包含一系列路口 $I_i$ ,其位置信息包括纬度和经度;路段数据 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ 包含大量路段 $R_i$ ,其相关属性包括道路长度 $l_{R,i}$ 、最大速度 $v_{max,i}$ 和路段经过路口的列表 $I(S_i) = \{I_j | I_j \in I\}$ ;

轨迹数据 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 包含从同一车辆采集的多个轨迹条目,每个条目包括一系列对应到道路数据的内容。一条轨迹条目的格式为 $T_i = (s_i, t_{e,i}, t_{l,i})$ ,表示车辆在时刻 $t_{e,i}$ 进入路段 $s_i$ ( $s_i \in S$ )并在时刻 $t_{l,i}$ 离开。

本文利用这些数据对交通状况进行估计,并初步提取出一些可能因交通信号不合理导致的低效运行的路口。在计算过程中,假定理想畅通情况下车辆按照路段的最高限速行驶,将实际通过路段的时间与通过最高限速计算得到的通过时间作差得到延误时间 $t_{delay}$ ,定量地表示路段的拥堵状况。根据轨迹数据,计算轨迹 $t$ 对应的车辆在路段 $s$ 上的延误时间为

$$t_{delay}(t, s) = T_t t_{l,s} - T_t t_{e,s} - \frac{l_s}{v_{max,s}}.$$

对延误时间进行统计,得到平均延误时间和最大延误时间来评估交通状况,这2项延误时间分别记为 $t_{delay\_ave}$ 和 $t_{delay\_max}$ 。对于路口 $i$ ,对相关轨

迹集合  $T_i$  和相应路段  $s(i,t)$  ( $t \in T_i$ ) 进行统计, 得到平均延误时间和最大延误时间为

$$\begin{cases} t_{\text{delay\_ave}}(i) = \frac{1}{|T_i|} \sum_{t \in T_i} t_{\text{delay}}(t, s(i, t)), \\ t_{\text{delay\_max}}(i) = \max_{t \in T_i} t_{\text{delay}}(t, s(i, t)). \end{cases}$$

基于推导结果进行低效路口的检测. 首先通过筛选相关车辆数量和相连道路数量清理掉一些与本文不相关的数据点, 包括异常数据、设有交通信号灯的斑马线和没有交通信号灯的小路口; 然后依据剩余的数据计算平均延误时间和最大延误时间指标, 通过这些指标对所有路口进行排序, 得到一些可能采用了低效控制策略的路口.

### 3.2.2 分布特征中的低效路口识别

基于延误时间 VisualTSC 初步提取潜在低效率的路口, 进一步以路口之间的关系为切入点明确低效率的成因, 并选择一个局部道路网络作为优化目标. 下面从 2 个方面的分布特征展开分析.

为了直观地呈现低效率的分布特征, 本文构建一个地图视图. 考虑到交通数据的复杂性, 该视图采用分层设计并支持多尺度分析. 视图的基础是城市地图, 支持用户缩放交互, 同时在地图上叠加可视化元素并通过其动态变化提供更多信息. 地图加载后, 将通过延误时间自动提取的潜在低效道路交叉点以红色圆点的形式标注于地图上, 图形的透明度对计算得到的平均延误时间进行编码, 表示拥堵程度, 圆点的大小则表示交通流量. 用户可以通过调整地图比例概览城市交通整体状态, 然而随着缩放过程中红色标记点逐渐密集, 容易产生视觉重叠和信息遮挡, 影响数据分析. 为此, 本文使用 DB-SCAN 聚类对邻近低效点进行空间聚合, 并标注聚类中点的数量. 用户可以点击聚类点将邻近区域层级展开, 完成从全局到局部的交通低效性空间分布分析.

除了整体的空间分布, 路口上的方向性分布特征也有助于用户确定优化范围. 低效率指标在路口各个方向的细致分布信息不仅有助于精确定位低效路段, 还能展现路口间的关联特性以揭示低效问题成因. 为了实现这一目标, 本文引入等值线图的可视化形式, 对于等值线的可视化设计和地理中常用的等高线类似, 每条闭合的曲线上的位置具有相同的指标值, 选取车辆在路段上的行驶速度作为绘制等值线的指标, 通过等高线的弯曲方向判断地形类似. 其中, 等值线可视化方式通过曲线的弯曲与偏移直观地呈现同一路口四周不

同路段、不同方向的车辆在通过交通信号时的减速状况, 展示路口的拥堵与车辆时间延误的分布. 地图进入高分辨率显示模式时, 以路口为中心动态地绘制若干条闭合等值线图, 如图 3 所示. 若等值线向中心区域集中, 表明该路段车辆通行顺畅; 若等值线出现方向性偏移, 则提示相应方向路段可能存在运行低效问题. 用户可以根据等值线图的偏移方向检查邻近路口的分布特征, 如果在相连的路段上出现相同方向的等值线偏移, 则在很大概率上表明这 2 个道路交叉点上的低效率之间存在关联关系.



图 3 地图视图中低效路口的多层次可视化形式

### 3.3 策略优化

用户通过低效路口识别选择包含多个路口的道路网络作为优化目标. 在策略优化阶段, VisualTSC 自动针对目标区域生成一系列优化控制策略, 并构建一个基于真实数据的仿真环境验证生成控制策略的优化效果. 针对从模拟环境采集的指标, 用户结合多项指标进行决策, VisualTSC 将提供一些可视化和交互支持用户决策. 该过程包括仿真路网构建、优化策略生成、控制策略分析和策略决策 4 个子任务.

#### 3.3.1 仿真路网构建

为了提高方案生成与模拟仿真的效率, 首先对用户根据低效路口识别得到的目标路网进行简化; 在路网数据集图结构的基础上, 将用户选择的路网进一步简化为宽度为  $w$ 、高度为  $h$  的二维网格图. 简化过程可以视为构建一个新的图  $G=(V, E)$ ; 其中, 节点集合  $V$  是路口集合  $I$  的一个子集, 即  $V = \{V_{1,1}, \dots, V_{1,w}, \dots, V_{h,1}, \dots, V_{h,w}\}$  ( $V_{i,j} \in I$ ), 边集合  $E$  则是由节点与邻近节点分别相连形成的边组成.

仿真模型和环境基于简化后的网格图结构, 从真实路网数据集构建仿真路网. 对城市交通状况的模拟是一项成熟的技术, 之前对于 TSC 的研究也使用模拟仿真的方法对优化策略进行评估. 本文选用 CityFlow 模拟器<sup>[55]</sup>进行路网的模拟仿真, 该模拟器具有开源与轻量的优点, 方便实现道路网络构建和交通信号配置. 在模拟环境中, 道路网络的拓扑结构与路口布局均由简化的网格图结构生成, 交通信号采用标准四相位控制模式, 各相位

时长可依据优化结果在模拟器中调节。交通流量数据则基于低效路口识别阶段的轨迹分布生成，并支持用户自定义输入控制流量。VisualTSC 参照历史的车流量统计和分布，结合用户输入生成相应数量的车辆轨迹。本文设定仿真运行时长为 30 min，每辆车的行驶参数及各路口的时间指标将被实时记录，这为后续分析与优化提供丰富的数据支持。

### 3.3.2 优化策略生成

考虑到道路网络潜在可行控制策略的广阔空间，求解最优控制策略是一项困难的任务。已有的研究从不同侧重点提出计算 TSC 策略的方法，但是这些方法大多过于复杂，而且对解释和决策的支持也不理想。因此本文提出一种高效的基于贪心的启发式搜索算法，结合从真实数据中构建的路网和流量指标实时生成若干可行的控制策略。

基于贪心的启发式搜索算法将接收多条轨迹信息作为输入，最终输出若干个交通信号的控制方案，每个方案包含每个路口 4 个相位的持续时长。VisualTSC 首先依据输入轨迹确定不同路口、不同方向路段的流量信息，然后基于单独路口的 Webster 配时估算近似的相位时长作为启发式搜索过程的初始结果。该算法包括 2 个部分：(1) 收益估计。根据当前各路口的相位时长，对每条轨迹计算优化后经过各个交通信号的延误时间，统计路网总延误时间和各个路口不同方向的延误时间，并将其作为收益；(2) 利用收益估算的结果进行相位时间调整。通过总时间收益更新目前搜索到的

最优控制策略，并利用每个路口方向的收益变化对收益低的方向对应相位进行小范围调节。2 个部分过程构成优化算法的一次迭代，经过用户设定次数的迭代后，算法将输出若干个优化程度最佳的控制策略以进行后续的分析决策。

基于贪心的启发式搜索算法的每次迭代中，对每条轨迹经过的每个路口的一个方向进行延误时间的调整计算。假设优化过程指定进行  $k$  次迭代，每条轨迹经过的路口是简化路网  $V$  的一个子集，则优化算法的时间复杂度为  $O(k \cdot |V| \cdot |T_V|)$ ，迭代次数和简化路网中路口数均为较小的数值，因此可以看作该算法的执行时间与轨迹条数呈线性关系，保证对于各种路网能够在较短的时间内得到结果，VisualTSC 可以实现实时的交互。

### 3.3.3 控制策略分析

为了更加清晰地对不同控制策略进行分析与比较，本文设计了一个表格视图，如图 4 所示。考虑不同车辆从进入路网开始到离开的过程中经过的路口组成的序列，将这些序列称为路线。路网中的车辆轨迹在路网中选取的路线是可枚举的，通过路线可以分析其中路口之间的相互影响，而且相同路线的轨迹通常具有相似的交通特性，因此路线可以作为对所有车辆轨迹分组的依据。由于车流量较大的路线表现出的交通特性是路网交通性能的重要体现，因此表格视图将路线作为研究的对象，其中，表格的行表示一条路线对应轨迹聚合得到的各项交通信息。

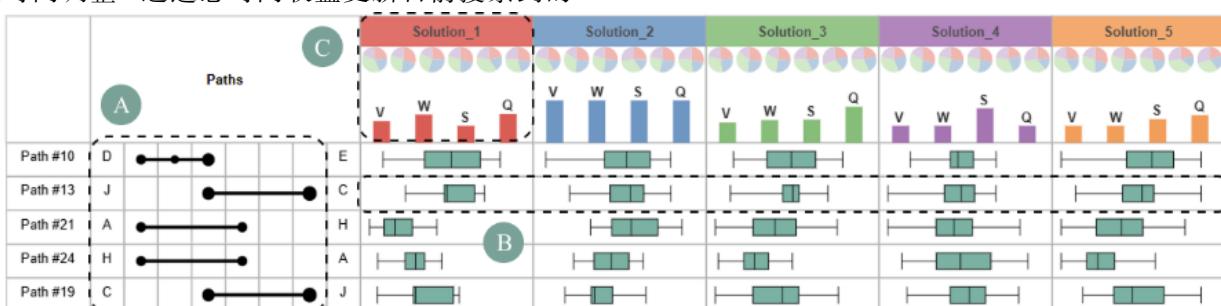


图 4 表格视图设计

路线由一系列路口组成，可以看作是简化路网图节点集  $V$  的一个子集。本文使用集合可视化，通过路径展示路线对应路口之间的关系，在 UpSet<sup>[56]</sup>的启发下将表格视图划分为 2 个部分，左边是一个二维矩阵(如图 4 中的 A 部分所示)，每行用圆点表示当前行经过的路口并用线连接这些点，方便基于某个路口纵向寻找与之相关的路线。为了方便对比不同控制策略，与 UpSet 类似，在表格

视图右半部设置若干列，每列代表一个控制策略，其中，单元格内展示当前控制策略下每条路线对应轨迹的聚合行驶时间，并使用箱线图表示其分布(如图 4 中的 B 部分所示)。为了表示控制策略的内容与全局特征，对表格视图的表头进行扩展，其中，使用饼图表示不同路口的相位划分比例，使用纵向的柱状图表示仿真系统记录的不同统计指标(包括车辆行驶速度、停车次数、等候时长和路口队

列长度), 不同控制策略的指标之间可以方便地进行横向的对比(如图 4 中的 C 部分所示).

### 3.3.4 控制策略决策

基于聚合统计指标的分析会造成控制策略效果中的细节缺失, 且难以对控制逻辑进行解释, 因此本文基于轨迹的可视化设计一个分析视图, 分析不同控制策略下, 各条轨迹在行驶速度、停车等侯次数和延误时长的分布状况, 如图 2 中的 D 部分所示. 基于轨迹研究拥堵与路口交通状况时, 轨迹中时间和位置的曲线图是重要的分析手段. 在曲线图中, 等候时间会显示为一条直线段, 可以较明显地反映路口的等候与拥堵状况, 同时, 不同曲线之间的面积大小可以体现不同拥堵程度或不同策略间的效率差异.

受到 ViDX<sup>[57]</sup>的启发, 本文将大量轨迹对应的时间位置曲线放置在一张图中, 通过大量曲线的分布比较不同的控制策略. 曲线的密集分布与集中聚集表示路口某个方向处出现的拥堵现象, 密集程度直观地展示拥堵的严重程度; 同一个控制策略下, 根据随时间变化的轨迹在不同路口的停留时间与次数的变化, 可以揭示不同策略的控制逻辑, 以及在交通状况发生变化时路口停留等待与拥堵状况的发展趋势, 为用户进一步变更模拟环境进行迭代探索提供空间.

将表格视图与轨迹分析视图结合, 用户可以使用 VisualTSC 进行交互式的探索分析, 逐步明确不同控制策略的控制逻辑及其在不同交通环境下的控制效果, 进行最优方案的决策. 用户从初始仿真环境开始, 在表格视图中对比不同控制策略的不同指标, 分析不同策略在大流量路线上的表现. 基于感兴趣的路线, 可以转到轨迹分析视图分析相关轨迹中时间与位置的关系分布, 挖掘策略的控制逻辑, 详细对比不同控制策略下轨迹的分布细节. 根据发现的信息, 用户可以继续调整模拟环境的输入, 表格视图与轨迹分析视图将基于修改后的仿真过程采集得到的信息进行更新, 用户则可以迭代执行上述操作, 不断缩小决策方案的范围并最终确定最优方案.

## 4 系统评估

本文采用 2 个场景用例, 以及对专家进行访谈, 评估 VisualTSC 的有效性.

### 4.1 使用场景

本文构建了 2 个实际场景, 验证 VisualTSC 在

路网 TSC 中的有效性. 数据来源于 2016 年 3 月杭州市 8 816 辆出租车的真实轨迹数据, 用户是一名交通领域负责进行规划与调度的专家, 目标是探索西湖区黄龙~文新一带 TSC 引起的拥堵问题并得到可行的控制策略. 用户将按照第 2.1 节中的 2 个阶段完成分析任务, 场景划分为低效路口识别和策略优化展开.

### 4.1.1 低效路口识别

界面加载后, 用户基于可能发生拥堵与交通低效的时段, 在配置视图中选择工作日 8:00~10:00 的高峰期进行研究. VisualTSC 在地图视图中显示出了一系列红点(如图 5 中的 A 部分所示), 这些点标记了城市中的低效路口; 点击红点地图放大到希望研究的区域, 地图中的聚类点展开为若干个红点, 说明在研究区域内确实存在低效的问题(如图 5 中的 B 部分所示). 用户进一步减小低效的阈值, 希望通过分析发现更多潜在的低效路口, 然后地图上出现了更多相对浅色的红点. 此时用户发现在这些圆点中, 上面的点颜色更深, 说明可能出现更严重的拥堵; 用户进一步放大地图, 地图视图中每个路口位置出现了等值线, 用户此时发现相对于下面的路口, 上面的路口对应的等值线出现了水平和垂直 2 个方向较明显的偏移, 说明上面的



图 5 场景 1. 低效路口的确定

6 个路口组成的路网在拥堵程度更严重的同时之间的关联更密切, 即这个路网中很可能出现了更

严重且路口之间相互影响的交通拥堵。因此，用户选定上面 6 个路口组成的  $2 \times 3$  的路网作为研究与优化的目标(如图 5 中的 C 部分所示)，以此为单位优化其中路口的信号控制策略。

#### 4.1.2 策略优化

确定分析优化的路网后，用户点击开始仿真，VisualTSC 自动构建路网简化后的网格图结构(如图 5 中的 D 部分所示)，生成备选控制策略并生成车流进行模拟仿真；等待一段时间后，VisualTSC 展示仿真中每个路口的结构、以路线进行统计聚合的表格视图和对轨迹分布进行展示的分析视图：表格视图初步指示方案 1 在几个备选方案中具有较好的指标值，但是用户还需要深入分析这些策略的控制逻辑后才能进行决策。纵览几个视图后

用户发现，路口 3 和路口 6 在多个方向上均有较大车流，而且经过这 2 个路口的路线 13 的车流量也相当大。于是，用户便针对路线 13 开始一些研究。从表格视图发现，各项指标表现较好的方案 1 在路线 13 上普遍用时不低；将右侧分析视图切到路线 13 后发现，在视图中部曲线较密集的部分方案 1 出现了用时多于其他方案的情况(如图 6 中的 A 部分所示)，这促使用户希望探索车流量更大时的情况；用户在配置视图中将流量调至 10 重新进行仿真后观察表格视图发现，方案 1 的部分指标降低，而方案 2 大幅上升，其余方案在整体指标上有较大差距，因此用户将备选方案初步定为方案 1 或方案 2 中的一个。

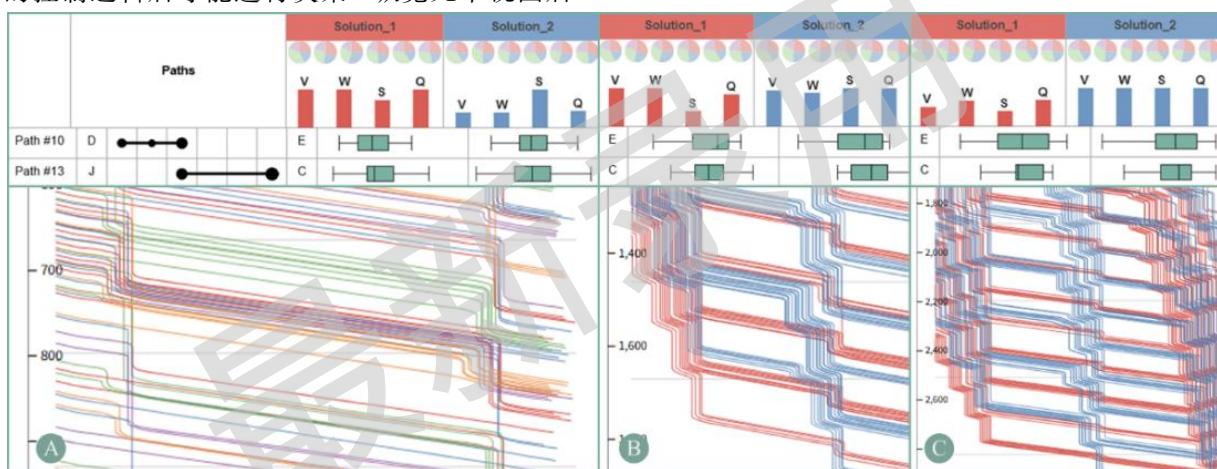


图 6 场景 2. 对不同控制策略进行比较与决策

为了继续对方案 1 和方案 2 这 2 个方案进行更加深入比较，用户选择车流量最大的路线 10 进行进一步的探索，此时 2 个方案在这条路线上的指标相近，用户希望分析它们在控制逻辑上的差异。在轨迹分析视图中，选择路线 10 并仅保留方案 1 的红色曲线与方案 2 的蓝色曲线，其中，在分析视图上部红色曲线中车辆可以快速地通过第 1 个路口，但是随着时间的推移，该路口车辆积压时通行效率下降，红线开始大量出现在蓝线下方，出现了在单个路口需要多次连续等待才能通过的情形(如图 6 中的 B 部分所示)，因此用户可以基本确定方案 1 在应对大规模客流时稳定性较差、出现拥堵状况时不易缓解且容易影响到其他路口。基于这个推断，用户进一步在配置视图中加大车流至 15，即模拟交通过饱和的状况，希望验证其推断。经过一段时间的计算与仿真后，用户观察更新的结果发现，方案 1 中的各项指标远逊于方案 2，而且在轨迹视图中方案 1 的红色曲线在左下部堆积(如图

6 的 C 部分所示)，验证了用户的推测，即方案 1 在遇到大交通流量时无法维持稳定的表现，相比方案 2 则表现较稳定，可以较好地应对拥堵问题。用户根据领域经验判断此区域容易出现较大车流量，因此最终选择能够更加稳定应对大流量的方案 2 作为优化结果。

#### 4.2 专家访谈

为了更全面深入地评估 VisualTSC，本文邀请 2 位专家分别进行访谈。在访谈过程中，他们通过 2 个场景的演示了解各个视图及其基本功能，包括从探索低效路口、生成优化方案到借助可视化手段辅助决策的完整全流程，并据此提出对系统和演示内容的评论与建议。

专家 1 对于路口流量到各个方向拥堵程度的层次化设计给予肯定，认为该设计能够帮助用户逐步精准地定位那些可能需要优化的路口，以及与之对应的信号相位，为后续的优化工作提供清晰的指引。专家 2 则对轨迹位置和时间的可视化

设计给出高度评价, 指出该设计可以较为清晰地呈现大规模的轨迹信息, 使用户能够迅速地把握其中的分布特征, 为决策提供有力支持。此外, 2位专家均对 VisualTSC 的总体分析流程表示认可, 一致认为该流程得出的分析结果具有较高的可靠性。其中, 专家 2 表示, VisualTSC 能够有效地支持信号控制策略的定期更新与调整, 对于提升交通管理效率具有重要意义。

在对 VisualTSC 表示总体认可的同时, 2 位专家也提出了一些改进建议。专家 1 指出, 在对方案进行详细比较与决策时, 视图中的信息不够清晰, 用户难以快速、准确地做出判断; 专家 2 表示, 希望 VisualTSC 的界面能够直观地展示和对比 2 个方案之间的指标差异。本文采纳了专家们的建议, 在表格视图中加入参考线提供不同指标值的直观对比功能, 并在轨迹分析视图中设置了针对方案的筛选功能, 方便用户进行详细比较。今后, 本文将继续与专家保持密切合作, 进一步评估本文方法在实际场景中的应用效果, 并有针对性地进行优化, 提升 VisualTSC 的实用性和有效性。

## 5 分析与讨论

本文以杭州市出租车数据集为基础, 生成了路网中每个交通信号的固定顺序和时长的相位序列组成的控制方案。对 TSC 的现状进行调研并与专家开展交流, 使用场景也基于固定顺序与时长的相位序列展开。在此基础上, VisualTSC 在其他数据与场景之上也具备一定的泛化性。在数据的使用上, VisualTSC 需要的路网和轨迹信息较为常用, 可以较容易地迁移至不同城市与路网的分析场景中。在控制策略生成与仿真评估方面, VisualTSC 可以在一定程度上支持更灵活的控制策略, 如在相位顺序确定的情况下生成相位长度有变化的方案, 满足其他需求的实际场景。

VisualTSC 也存在一定的局限性。(1) 本文虽然在多个路口组成的路网上研究 TSC 策略, 但是所提方法在一些场景中仍然存在适用性上的不足。在城市路网中, 可能出现没有交通信号的路口以及配备有高峰期潮汐车道的路口, 本文方法当前则缺乏对交通信号在较大范围路段中的控制影响以及路口更细致复杂的交通行为的建模。(2) VisualTSC 在实际路口的可用性尚未得到充分验证。在真实场景中, 控制策略受到行人、特殊车辆等在交通信号上的高优先级, 事故等突发事件引发的通

行效率下降等问题的影响, 这些问题可能导致交通信号的控制策略快速失效, 也可能影响 VisualTSC 的实际可用性。

## 6 结语

本文提出一种新颖的针对 TSC 问题的交互式可视分析系统 VisualTSC。通过与专家进行紧密合作, 制定 TSC 策略与核心需求, 通过多层次的可视化设计辅助领域专家快速地确定低效路口与优化目标, 并通过自动、高效的优化策略生成, 以及结合多个可视化视图的迭代 MCDM 过程, 辅助领域专家制定最优控制策略。通过 2 个使用场景和对专家的访谈, 证明了 VisualTSC 的有效性。

未来, 本文工作将从以下方面展开: 在可视分析的设计上, 将继续与专家合作, 针对交通调度等具体领域场景考虑简化分析过程, 并结合一些智能推荐方法优化 VisualTSC 的使用体验; 在优化方法设计上, 将扩展到更多城市数据和更复杂的交通路网场景, 并进一步对自适应控制等复杂方法进行优化支持; 在评价方面, 设计部署实验, 通过量化数据采集提升对系统效果的验证, 还计划与更多专家合作并开展用户研究, 进一步验证 VisualTSC 的可用性。

## 参考文献(References):

- [1] He Z B, Qi G Q, Lu L L, et al. Network-wide identification of turn-level intersection congestion using only low-frequency probe vehicle data[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 108: 320-339
- [2] Mueller E A. Aspects of the history of traffic signals[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1970, 19(1): 6-17
- [3] Dresner K M, Stone P. A multiagent approach to autonomous intersection management[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2008, 31: 591-656
- [4] Olszewski P. Overall delay, stopped delay, and stops at signalized intersections[J]. Journal of Transportation Engineering, 1993, 119(6): 835-852
- [5] Mannion P, Duggan J, Howley E. An experimental review of reinforcement learning algorithms for adaptive traffic signal control[M] //McCluskey T L, Kotsialos A, Müller J P, et al. Autonomous Road Transport Support Systems. Cham: Birkhäuser, 2016: 47-66
- [6] Wang Y Z, Yang X G, Liang H L, et al. A review of the self-adaptive traffic signal control system based on future traffic environment[J]. Journal of Advanced Transportation, 2018, 2018(1): Article No.1096123

- [7] Wei H, Zheng G J, Gayah V, et al. A survey on traffic signal control methods[OL]. [2025-07-05]. <https://arxiv.org/abs/1904.08117>
- [8] Koonce P. Traffic signal timing manual[R]. McLean: Federal Highway Administration, 2008
- [9] Roess R P, Prassas E S, McShane W R. Traffic engineering[M]. Upper Saddle River: Pearson/Prentice Hall, 2004
- [10] Hajbabaie A, Benekohal R F. A program for simultaneous network signal timing optimization and traffic assignment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(5): 2573-2586
- [11] Ma D F, Xiao J W, Song X, et al. A back-pressure-based model with fixed phase sequences for traffic signal optimization under oversaturated networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(9): 5577-5588
- [12] Zhao D B, Dai Y J, Zhang Z. Computational intelligence in urban traffic signal control: a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2012, 42(4): 485-494
- [13] Saldivar-Carranza E, Li H, Mathew J, et al. Deriving operational traffic signal performance measures from vehicle trajectory data[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2021, 2675(9): 1250-1264
- [14] Eom M, Kim B I. The traffic signal control problem for intersections: a review[J]. European Transport Research Review, 2020, 12(1): Article No.50
- [15] Papageorgiou M, Kiakaki C, Dinopoulou V, et al. Review of road traffic control strategies[J]. Proceedings of the IEEE, 2003, 91(12): 2043-2067
- [16] Qadri S S S M, Gökçe M A, Öner E. State-of-art review of traffic signal control methods: challenges and opportunities[J]. European Transport Research Review, 2020, 12(1): Article No.55
- [17] Hunt P B, Robertson D I, Bretherton R D, et al. The SCOOT online traffic signal optimisation technique[J]. Traffic Engineering & Control, 1982, 23(4): 190-192
- [18] Lowrie P R. SCATS, Sydney co-ordinated adaptive traffic system: a traffic responsive method of controlling urban traffic[R]. Darlinghurst: Roads and Traffic Authority NSW, 1990
- [19] Wei H, Zheng G J, Gayah V V, et al. Recent advances in reinforcement learning for traffic signal control: a survey of models and evaluation[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2020, 22(2): 12-18
- [20] Rasheed F, Yau K L A, Noor R M, et al. Deep reinforcement learning for traffic signal control: a review[J]. IEEE Access, 2020, 8: 208016-208044
- [21] Rahmani S, Baghbani A, Bouguila N, et al. Graph neural networks for intelligent transportation systems: a survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(8): 8846-8885
- [22] Chen R, Fang F, Sadeh N M. The real deal: a review of challenges and opportunities in moving reinforcement learning-based traffic signal control systems towards reality[C]//Proceedings of the 12th International Workshop on Agents in Traffic and Transportation. Aachen: CEUR-WS.org, 2022: 14-31
- [23] Dobrota N, Stevanovic A, Mitrovic N. Development of assessment tool and overview of adaptive traffic control deployments in the U.S[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2020, 2674(12): 464-480
- [24] Küçükoglu İ, Dewil R, Catrysse D. Hybrid simulated annealing and tabu search method for the electric travelling salesman problem with time windows and mixed charging rates[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 134: 279-303
- [25] Webster F V. Traffic signal settings[R]. London: Road Research Laboratory, 1958
- [26] Little J D C, Kelson M D, Gartner N H. MAXBAND: a versatile program for setting signals on arteries and triangular networks[R]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1981
- [27] Jing B B, Lin Y J, Shou Y F, et al. PBAND: a general signal progression model with phase optimization along urban arterial[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(1): 344-354
- [28] Chen W, Guo F Z, Wang F Y. A survey of traffic data visualization[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(6): 2970-2984
- [29] Zheng Y X, Wu W C, Chen Y Z, et al. Visual analytics in urban computing: an overview[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2016, 2(3): 276-296
- [30] Deng Z K, Weng D, Liu S H, et al. A survey of urban visual analytics: advances and future directions[J]. Computational Visual Media, 2023, 9(1): 3-39
- [31] Lee C, Kim Y, Jin S, et al. A visual analytics system for exploring, monitoring, and forecasting road traffic congestion[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2020, 26(11): 3133-3146
- [32] Pi M Y, Yeon H, Son H, et al. Visual cause analytics for traffic congestion[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2021, 27(3): 2186-2201
- [33] Deng Z K, Weng D, Liang Y X, et al. Visual cascade analytics of large-scale spatiotemporal data[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2022, 28(6): 2486-2499
- [34] Wang Z C, Ye T Z, Lu M, et al. Visual exploration of sparse traffic trajectory data[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2014, 20(12): 1813-1822
- [35] Guo H Q, Wang Z C, Yu B W, et al. TripVista: triple perspective visual trajectory analytics and its application on microscopic traffic data at a road intersection[C]//Proceedings of the IEEE Pacific Visualization Symposium. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 163-170
- [36] Gou L, Zou L C, Li N X, et al. VATLD: a visual analytics system to assess, understand and improve traffic light detection[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2021, 27(2): 261-271
- [37] Zhang Y T, Zheng G H, Liu Z Y, et al. MARLens: understanding multi-agent reinforcement learning for traffic signal control via visual analytics[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2025, 31(7): 4018-4033
- [38] Liu D Y, Weng D, Li Y H, et al. SmartAdP: Visual Analytics of Large-scale Taxi Trajectories for Selecting Billboard Locations[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2017, 23(1): 1-10
- [39] Cao A Q, Lan J, Xie X, et al. Team-builder: toward more effective lineup selection in soccer[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2023, 29(12): 5178-5193

- [40] Chen L F, Wang H, Ouyang Y, et al. FSLens: a visual analytics approach to evaluating and optimizing the spatial layout of fire stations[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2024, 30(1): 847-857
- [41] Oral E, Chawla R, Wijkstra M, et al. From information to choice: a critical inquiry into visualization tools for decision making[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2024, 30(1): 359-369
- [42] Weng D, Zheng C B, Deng Z K, et al. Towards better bus networks: a visual analytics approach[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2021, 27(2): 817-827
- [43] Rudolph S, Savikhin A, Ebert D S. FinVis: applied visual analytics for personal financial planning[C] //Proceedings of the IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 195-202
- [44] Weng D, Chen R, Deng Z K, et al. SRVis: towards better spatial integration in ranking visualization[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2019, 25(1): 459-469
- [45] Zhao X, Wu Y H, Cui W W, et al. SkyLens: Visual Analysis of Skyline on Multi-Dimensional Data[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2018, 24(1): 246-255
- [46] Ahn Y, Lin Y R. FairSight: visual analytics for fairness in decision making[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2020, 26(1): 1086-1095
- [47] Julian K, Alexander H, Eugen Z, et al. Decision Graph Embedding for High-Resolution Manometry Diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2018, 24(1): 873-882
- [48] Aseniero B A, Wun T, Ledo D, et al. STRATOS: using visualization to support decisions in strategic software release planning[C] //Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM Press, 2015: 1479-1488
- [49] Roy V P, Rocco G, Kai L, et al. Comparative Blood Flow Visualization for Cerebral Aneurysm Treatment Assessment[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(3): 131-140
- [50] Azuma R, Neely H, Daily M, et al. Visualization of conflicts and resolutions in a “free flight” scenario[C] //Proceedings of the Visualization '99. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1999: 433-436
- [51] Booshehri M, Möller T, Peterman R M, et al. Vismon: facilitating analysis of trade-offs, uncertainty, and sensitivity in fisheries management decision making[J]. *Computer Graphics Forum*, 2012, 31(3pt3): 1235-1244
- [52] Asahi T, Turo D, Shneiderman B. Visual decision-making: using treemaps for the analytic hierarchy process[C] //Proceedings of the Conference Companion on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM Press, 1995: 405-406
- [53] Pajer S, Streit M, Torsney-Weir T, et al. WeightLifter: visual weight space exploration for multi-criteria decision making[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2017, 23(1): 611-620
- [54] Wall E, Das S, Chawla R, et al. Podium: ranking data using mixed-initiative visual analytics[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2018, 24(1): 288-297
- [55] Zhang H C, Feng S Y, Liu C, et al. CityFlow: a multi-agent reinforcement learning environment for large scale city traffic scenario[C] //Proceedings of the World Wide Web Conference. New York: ACM Press, 2019: 3620-3624
- [56] Lex A, Gehlenborg N, Strobelt H, et al. UpSet: visualization of intersecting sets[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(12): 1983-1992
- [57] Xu P P, Mei H H, Ren L, et al. VIDX: visual diagnostics of assembly line performance in smart factories[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2017, 23(1): 291-300