多种运行模式下车辆交通网络的拥堵缓解

Doris E. M. Brown 和 Sajal K. Das 密
苏里科技大学计算机科学系 美国密苏里州罗
拉市，邮编 65409 电子邮箱：{
deby3f,sdas}@mst.edu

arXiv:2601.05375v1 [cs.GT] 8 Jan 2026

摘要—**现代商用地面车辆越来越多地配备多种运行模式，包括人工驾驶、高级驾驶辅助、远程遥操作和完全自主。这些模式通常依赖异构感知基础设施和不同的路径规划算法，因而可能对交通环境产生不一致的认知，并形成相互竞争的路径偏好。尽管此类技术加快了交通网络日益智能化的进程，但目前的部署仍未能解决自私路由行为带来的挑战；在这种行为中，驾驶员或自动化智能体优先选择个体最优路线，而不顾全网拥堵缓解。现有的一些有前景的交通流管理策略能够应对交通路径规划问题中的领导者—跟随者动态，但并未考虑能够在多种运行模式之间动态切换的车辆，而每种模式可能具有不一致的目标和信念。本文将车辆控制仲裁系统与多模态车辆之间的交互建模为一个具有非对称信息的重复型单领导者、多跟随者斯塔克尔伯格博弈。为解决该场景下精确求解难以处理的问题，我们提出一种**信任感知控制交易策略（**TACTS**），并利用基于遗憾匹配的算法，在连续的动态路径规划决策过程中自适应地更新仲裁系统的混合策略。理论结果给出了TACTS算法下实际网络总行驶时间相对于系统最优总网络行程时间的界限。在多个现实交通网络中，针对不同拥堵水平，对系统与车辆进行仿真的实验结果表明，TACTS能够持续降低全网拥堵，且总体上优于其他路径规划和控制权分配策略，尤其是在拥堵严重、诱导车辆流量较大的情况下。**

索引词—**智能交通系统、车辆控制模式、交通流管理、斯塔克尔伯格博弈、自私路由、信任**

I. 引言

交通拥堵已成为全球城市车辆交通系统中日益普遍的问题，并造成巨大的经济、环境和社会成本。为缓解拥堵，人们提出了多种策略，从自适应交通信号控制到激励机制和协作路由算法。然而，现有的大多数方法都依赖于对驾驶员行为和控制范式的有限或不切实际的假设，通常将车辆建模为完全由人类驾驶、完全自动驾驶，或两者的固定组合；相应的拥堵缓解方案则利用特定运行模式假设，例如要求自动驾驶车辆完全遵从，或要求人类驾驶员遵循固定的行为规则——现实中，现代交通网络已经包含具备多种运行模态的车辆，例如人工驾驶、先进驾驶辅助系统、远程操控，以及不同程度的自动驾驶能力；车辆可以在一次穿越交通网络的路由交互过程中动态切换这些运行模态。此外，每种运行模态都可能对交通网络形成各自的信念，并据此做出路径规划决策，这些信念可能源自不同的传感基础设施或不一致的动机。这种不断发展的能力会产生许多现有缓解方法未曾涵盖的交通动态，从而限制其在智能交通系统中的现实现代地面车辆交通网络里的实际效果。

许多关于拥堵缓解的现有研究涉及交通路径规划策略，并假设车辆自主性不断提高将使网络中所有或部分车辆能够实现系统最优协调 [3], [17], [26], [29]。然而，当前多模态车辆行为的现实情况对这一前提提出了挑战。对具备完全自动驾驶能力的车辆进行的实证观察表明，在实践中，这些系统往往会重现人类驾驶员常见的自私路径偏好，即选择能够优化个体出行时间、安全性、效率及其他指标的路线，而非能够优化整体网络指标的路径 [25], [34]。此外，有证据表明，即使人类用户的路径选择偏离系统最优解，他们仍倾向于选择符合自身舒适度或驾驶风格的路线 [8]。因此，尽管车辆正从 0 级自动驾驶迈向 5 级自动驾驶 [31],，以人为中心的设计目标和路径规划策略仍然存在，这意味着新兴控制模式可能会继续表现出利己行为。这削弱了假设自动驾驶车辆会配合集中式交通目标行动的现有研究，从而限制了这些模型在日益异质、模态灵活的交通网络中的适用性。

为应对这些重大挑战，本文将中央交通协调系统与具有多种运行模式的车辆之间的交互建模为一种具有非对称信息的重复斯塔克尔伯格博弈。在这一设定中，中央交通协调系统力求在每个路径决策点，将车辆的控制权分配给其某一种运行模式，从而最大限度地降低网络总行驶时间；而

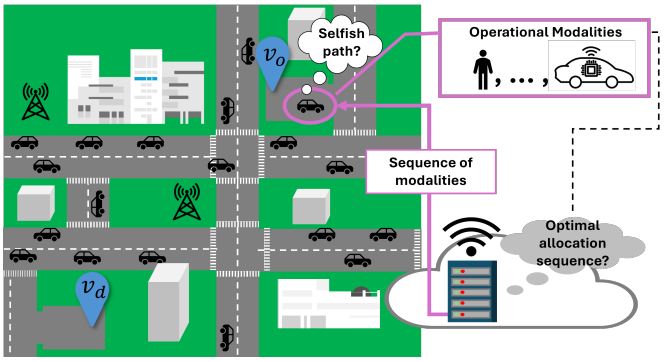


图 1：系统-车辆交互示例：车辆寻求一系列运行模式，以便从起点 v_o 到终点 v_d 形成自利路径。

车辆当前激活的模态则会采取行动，自利地优化自身的出行目标，即尽量缩短单车行程时间。图 1 展示了交通网络中这一交互的示例。

确定最优交易式控制分配策略的问题本质上十分复杂，因为仲裁系统必须在无法完全观测各运行模式的信念（这些信念决定了各自的决策过程）的情况下，做出控制分配决策。为了设计一种易于求解且可在实际中实施的方案，本文提出了一种信任感知控制权交易策略 （TACTS），采用遗憾匹配方法，根据连续的路径规划决策自适应地更新仲裁系统的混合策略。所提出的 TACTS算法使仲裁系统能够预测车辆在不同模态下偏好的动作。这使车辆能够以概率方式优先将车辆控制权交易给那些过往决策更贴近有助于实现系统最优路径规划结果的决策的运行模式。

A. 本文的创新贡献

据作者所知，本研究首次针对具有多种运行模式、能够动态切换运行模式的车辆，探讨其拥堵缓解问题；该问题涉及车辆与车辆控制仲裁系统之间信念和目标不一致的情形。本研究的主要贡献如下。

1) 车辆控制权仲裁系统与一组运行模式之间的路由交互被建模为**重复贝叶斯斯塔克尔伯格博弈**，其中，系统旨在构建一种交易式控制策略，以最小化网络总出行时间；每种运行模式则旨在最小化车辆的个体出行时间。

2) 本文提出了一种**新颖的、感知信任的基于遗憾最小化的控制权交易策略**，用于计算交易式控制策略，以缓解车辆路径规划决策对网络总行驶时间的影响。

3) **推导理论结果**，用于比较所开发算法与系统采用交易式控制策略所能达到的最优网络总行驶时间之间的性能比。

4) **仿真结果**基于真实交通网络上的仿真交通数据给出。这些结果展示了所开发算法的网络总行驶时间、车辆出行时间和执行时间，并将其与最先进的仲裁系统交易式控制策略及信任感知路径规划策略进行比较。

本文结构安排如下：第二节概述交通拥堵缓解相关工作。第三节对动机不一致的仲裁系统与运行模式集合之间的问题进行建模。第四节阐述系统最优交易式控制策略的特性，并提出 TACTS——一种基于信任感知遗憾匹配的交易式控制系统策略，以缓解网络行程时间。第五节分析所提出的算法，第六节展示并阐述实验结果。第七节总结全文。

II. 相关工作

尽管经过数十年的研究并提出了众多缓解策略，城市网络中的交通拥堵仍然是一个长期存在的问题。现有解决方案通常可分为三类：（a）管理和影响出行方式，例如扩展公共交通；（b）提升基础设施容量，例如增加车道或新建道路；以及（c）改善交通运行和效率，例如实施主动交通管理。虽然每种方法在特定情境下都可能有效，但其在现实中的适用性往往受到限制。出行方式管理策略尽管理论上具有益处 [27],[28], ，但仍面临采用障碍和政策限制，从而削弱了其在许多主要城市地区的有效性 [20]。另一方面，容量扩展成本高、耗时长，而且由于布雷斯悖论等现象，反而可能加剧拥堵 [5]。因此，大量关于优化全网络车辆交通的现有文献都集中于制定主动交通管理策略。

关于改善交通运行和效率的现有研究，大致可分为三种策略：（i）边际成本定价；（ii）信息揭示；（iii）车辆路径规划。边际成本定价是指根据道路的拥堵程度，按比例向使用道路的驾驶员收费。理论和实证研究均表明，这种做法能够有效缓解整体网络拥堵 [1], [11], [37]。然而，由于驾驶员认为这类做法不公平或没有必要，民主社会一再拒绝采用这些方法 [12], [13],，使其在许多城市交通网络中难以成为切实可行的解决方案。类似地，旨在向驾驶员提供网络状况信息的信息揭示策略，理论上已被证明，在用户遵从且驾驶员目标一致的情况下，能够减少交通拥堵 [9], [33]。然而，这些条件在现实环境中很少成立，因为驾驶员往往会改变路线，从而抵消预测中的系统层面改善；中央管理机构提供的信息常常滞后或不完整 [2], [35]；许多驾驶员还会因习惯性行为、

认知偏差，或偏离网络最优路由的偏好而忽视可用信息 [24], [39]。

鉴于边际成本定价和信息披露策略在实践中的不足，基于车辆路径规划的策略仍是改善交通运行和效率的研究重点。这些策略旨在影响或决定车辆轨迹，从而提升整体网络性能 [16]。通过影响路径选择，基于路径规划的方法直接改变需求在网络中的分布，进而影响拥堵的形成与蔓延。然而，许多经典路径规划策略在实践中存在局限。一些策略会引发安全性方面的担忧（例如涉及车道反转 [23] 或部分时段路肩使用[15]的策略），另一些策略则会因布雷斯悖论等违反直觉的效应而无意中加剧拥堵。此外，许多此类策略依赖过度简化的假设，例如假定所有车辆均由人类驾驶、完全自动驾驶，或由两者按固定比例混合构成，并假定部分出行者会服从系统路由干预。

众所周知，驾驶员在大多数情况下会采取自利行为，因此，驾驶员与旨在通过调控交通流来最大限度降低网络总拥堵的监管实体之间，存在根本性的目标不一致。因此，斯塔克尔伯格博弈模型能够描述领导者承诺采取某项政策、而跟随者做出自利响应的策略性交互，为在目标不一致的情况下建模集中式交通干预提供了自然的框架。在此背景下，斯塔克尔伯格博弈模型使中央规划者能够通过为部分车辆优化路径规划策略，预判并影响自利驾驶员的行为，同时考虑其余人群的理性响应。因此，这些模型已应用于路径规划交互，并形成了斯塔克尔伯格路由博弈 [19], ，明确刻画中央规划者与自利智能体之间固有的领导者—跟随者动态。事实上，理论研究已表明，传统的斯塔克尔伯格路由方法在静态驾驶员服从性 [4], [30]和概率性驾驶员服从性 [6], [7]的情况下，均可降低交通拥堵。

基于斯塔克尔伯格博弈的方法非常适合对自利智能体与负责最大限度降低整体拥堵的系统级协调者之间的交互进行建模。然而，将这类方法应用于现代交通网络时，它们往往因假设遵从程度固定、运行模式静态，且完全了解车辆行为或可信度而存在不足 [4], [6], [18], [21], [30]。这些假设在现实场景中并不成立，例如，车辆可能在路由交互过程中切换控制模式（如人工控制、驾驶员辅助、远程操控、完全自主）；规划器无法直接获取各运行模式的内部信念和决策准则；并且车辆的目标可能因控制模式不同而存在显著差异。

本文在利用斯塔克尔伯格路由缓解智能交通网络拥堵潜力的基础上，将其显著扩展至包含多模态车辆的现实交通网络，其中每种控制模式都优化各自的目标，而非系统整体指标。为此，本文将具有多种运行模式的车辆与控制仲裁系统之间的交互建模为斯塔克尔伯格博弈，并提出一种交易式控制分配方法，在各自追求利益的运行模式之间动态分配控制权，以缓解拥堵。

III. 问题形式化

考虑一个有向交通网络 $\mathcal{G} = (V,\ E)$，其中 V和 E 分别表示物理位置/交叉路口集合和道路路段集合。每条边 $e \in E$ 都关联一个行程时间函数 $t_e(f_e)$，该函数取决于经过 e 的流量 f_e，并反映拥堵效应。按照广泛采用的做法，假设道路路段的行程时间采用美国公共道路局（BPR）函数 [36]建模:

$$t_e(f_e) = t_e^{ff}\left(1 + \lambda\left(\frac{f_e}{c_e}\right)^{\beta}\right), \tag{1}$$

其中，t_e^{ff}表示沿边 e的自由流行程时间，c_e 表示一条边的通行能力。此处，λ和 β 为形状系数，通常分别取0.15和4。

考虑这样一种情形：一辆载有人类乘员的地面车辆必须沿一条简单路径，从起点 v_o驶经交通网络到达终点 v_d 。网络中的所有简单路径集合记为 $\mathcal{P}$ ，该车辆在网络各边上产生的流量记为 f_c。鉴于民用地面车辆越来越多地配备冗余感知和定位传感器，以支持多种运行模式（例如人工驾驶、驾驶员辅助、远程操控和完全自主），假设车辆在沿路径行驶的整个过程中，可由多种备选运行模式之一进行控制；这些模式能够在车辆穿越网络的过程中作出路径规划决策。令 $Y = \{y_1, \cdots, y_M\}$表示 M 运行模式的集合。

假设车辆控制仲裁系统（简称系统）配备了自身的传感基础设施以感知网络，并负责在各种运行模式之间进行仲裁。路由交互按决策步骤$k = 1$、2、 $\cdots$、 K索引。在步骤 k ，车辆位于顶点$v_k \in V$，并且必须决定下一步要驶经哪条边。在步骤 k，可用动作集合由 v_k的出边组成，记为 $E_k \subseteq E$；动作是选择一条出边 $e_k \in E_k$ ，以便在步骤 k驶经该边。

令 $P_{k-1} = (e_1, \ldots, e_{k-1})$ 表示构成路径的边序列，包含截至第 k 步之前的各条边。假设网络中的边上设有路侧单元（RSU），这些单元使用传感基础设施观测边流量，并将相关信息传递给系统。在第 k 步，对于每个候选动作 $e \in E_k$，仲裁系统对 e 上现有流量的不确定性由关于非负随机流量 f_e 的信念 $\phi_s(\cdot \mid e, P_{k-1})$ 表示。鉴于系统信念是根据路侧单元共享的信息形成的，假设系统在第 k 步的信念表示网络的真实状态。令 Φ_s 表示仲裁系统对所有边的信念向量

$e \in E$。假设与系统类似，每种运行模式都根据其基础设施收集的信息，维护对网络边上流量分布的先验信念，记为运行模式 y_m 在第 k 步的 $\phi_{y_m}(\cdot \mid e, P_{k-1})$。鉴于这些信念可能源自异构感知基础设施，运行模式之间的期望行程时间可能存在差异，因此，它们倾向于选择的边也可能不同。

根据 (1)，在步骤 k，相对于系统信念，动作 e_k 所导致的期望边行程时间为:

$$\bar{t}_k(e_k;\Phi_s) = \sum_{f_{e_k}=0}^{\infty} t_e^{ff}\left(1+\lambda(\tfrac{f_{e_k}+f_c}{c_e})^{\beta}\right)\cdot \phi_s(f_{e_k}|e_k,P_{k-1}), \tag{2}$$

而边 $e \in E$ 的期望行程时间（其中 $e \neq e_k$）为

$$\bar{t}_k(e;\Phi_s) = \sum_{f_e=0}^{\infty} t_e^{ff}\left(1+\lambda(\tfrac{f_e}{c_e})^{\beta}\right)\cdot \phi_s(f_e|e,P_{k-1}). \tag{3}$$

系统的目标是最小化网络总期望行驶时间。根据 (2) 和 (3)，假设车辆沿路径 $P = e_1, \cdots, e_K$ 行驶时，步骤 k 的瞬时网络行程时间为

$$T_{s,k}(P) = \bar{t}_k(e_k;\Phi_s) + \sum_{e\in E\setminus\{e_k\}} \bar{t}_l(e;\Phi_s). \tag{4}$$

因此，网络总期望行驶时间为

$$T_s(P) = \sum_{k=1}^{K}\left[\bar{t}_k(e_k;\Phi_s) + \sum_{e\in E\setminus\{e_k\}} \bar{t}_l(e;\Phi_s)\right].$$

另一方面，每种运行模式 $y_m \in Y$ 的目标是最小化车辆沿路径 P 行驶时，相对于 Φ_{y_m} 的单车期望行程时间。即:

$$T_w(P) = \sum_{k=1}^{K} \bar{t}_k(e_k;\Phi_{y_m}).$$

尽管系统与车辆运行模式的目标并不一致，系统无法直接控制运行模式。相反，系统只能将车辆的控制权分配给某一种运行模式，而这些模式的目标和信念可能与系统的目标和信念不一致。系统（领导者）与车辆运行模式集合（跟随者）之间的交互被建模为重复斯塔克尔伯格博弈，其中各智能体对网络状态拥有非对称信息。

在每个交互步骤中，系统将车辆控制权分配给单一运行模态，以决定车辆下一步的边决策。系统的策略是在各运行模式之间交替分配控制权，从而使网络总拥堵最小化，同时预期每个被指定的运行模态都会根据自身的信念采取行动，以最小化车辆的个体出行时间。令 $\sigma_k = \{\sigma_{1,k}, \cdots, \sigma_{M,k}\}$ 表示系统在每一步的混合策略，其中 $\sigma_{m,\,k}$ 表示将车辆控制权分配给运行模态 y_m的概率。为便于记号表示，$\sum_{m=1}^{M}\sigma_{m,\,k} = 1$，且对所有 $m \in \{1,\ldots,M\}$，均有 $\sigma_{m,\,k} \geq 0$。

A. 斯塔克尔伯格均衡

在这一表述中，Stackelberg 结构源于系统在每个步骤 k承诺采用一个关于运行模式的分布 σ_k。每个运行模态被指定后，都会根据自身的信念$\phi_{y_m}(\cdot|e,\ P_{k-1})$，选择能够使车辆期望个体出行时间最小化的出边。由于系统无法直接控制车辆所走的路径，只能在每个步骤 $y_m \in Y$ 将控制权分配给某个运行模态，因此系统的目标是选择一系列混合策略 $\boldsymbol{\sigma}^* = \{\sigma_1^*, \ldots, \sigma_K^*\}$，这些策略对应于每一步实际实现的活跃运行模式 $k \in K$。目标是最小化网络的总期望行程时间，其中σ_k 是运行模式上的概率分布。

形式上，系统寻求一种策略 $\boldsymbol{\sigma}$，使诱导的网络总期望行驶时间最小:

$$\mathbb{E}_{\phi_s}[T_{s,k}(P), \boldsymbol{\sigma}] = \sum_{k=1}^{K} \sigma_k \cdot T_{s,k}(P|\sigma_k),$$

其中，$P|\sigma_k$ 由在每一步 $k \in K$根据实际运行模式 $y_m^k \sim \sigma_k$ 选出的边 $e_{m,\,k}$ 组成。因此，最优系统策略为

$$\boldsymbol{\sigma}^* = \arg\min_{\boldsymbol{\sigma}} \mathbb{E}_{\phi_s}[T_{s,k}(P), \boldsymbol{\sigma}].$$

由于每种运行模式的目标都是分别使车辆的期望行程时间最小化，因此假设当前生效的运行模式 y_m^k 先确定从当前顶点 v_k 到终点 v_d的路径 $P_{k\to}^*(y_m^k)$，再据此选择下一条边 e_k^*。具体如下:

$$P_{k\to}^*(y_m^k) = \arg\min_{P_{k\to}\in\mathcal{P}_k} \sum_{k=l}^{K} \bar{t}_l(e_l;\Phi_{y_m}),$$

其中，$\mathcal{P}_k$ 表示从顶点 v_k 到 v_d的所有路径组成的集合。假设实际运行模式在第 k步通过作出边决策 $e_k^* = P_{k\to}^*[1]$，沿路径$P_{k\to}^*$行进。

给定系统和运行模式在每一步的策略，系统与 M 运行模式之间博弈的斯塔克尔伯格均衡可表述如下:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\sigma}^* &= \arg\min_{\boldsymbol{\sigma}} \sum_{k=1}^{K} T_s(P_{\boldsymbol{\sigma}}), \\ \boldsymbol{A}^*(\boldsymbol{\sigma}^*) &= \{e_k^* | y_m^k \sim \sigma_k,\ k = 1,\ldots,K\}, \end{aligned} \tag{P1}$$

其中，$(\boldsymbol{\sigma}^*, \boldsymbol{A}^*(\boldsymbol{\sigma}^*))$ 是系统的均衡策略和指定的运行模式。

求解问题 P1，需要在每个交互步骤中求出混合策略斯塔克尔伯格均衡。由于系统并不知道运行模式（跟随者）的信念，本文提出的路由交互构成了贝叶斯斯塔克尔伯格博弈。众所周知，求解双人贝叶斯博弈中的斯塔克尔伯格策略是 NP 难的 [22]。由于该博弈包含多个类型未知的跟随者，且处于序贯博弈情境中，领导者的策略是在整个交互过程中选择一系列跟随者，因此，求出能够优化网络总行驶时间的斯塔克尔伯格策略 $\boldsymbol{\sigma}^*$ 至少也是 NP 难的。

IV. 所提方法

由于问题 P1 中定义的系统最优策略序列难以精确求解（属于 NP 难问题），在实际交通网络中，计算次优解更为可行。为建立用于与 TACTS 进行比较的性能基准，假设系统在整个路由交互过程中完全了解所有运行模式的信念，并据此计算系统最优控制分配策略。采用这一交易式控制策略所得到的网络总行驶时间，可作为 TACTS 所能达到的网络总行驶时间下界。

假设系统完全了解每种运行模态的信念，因此能够完美预测每种模态在获得控制权后会采取的动作。对于每个步长 $k \in K$，通过在各运行模态之间进行交易式控制分配所能实现的最小网络总行驶时间为

$$\tau^{\circledast} = \min_{(m_1,\cdots,m_K)\in\mathcal{M}^K} \sum_{k=1}^{K} \left[\bar{t}_k(e_{m,k};\Phi_s) + \sum_{e\in E\setminus\{e_{m,k}\}} \bar{t}_k(e;\Phi_s) \right], \tag{5}$$

其中，$m_{1:K} = (m_1, \ldots, m_K) \in \mathcal{M}^K$ 表示在步长范围 K 内一系列确定性的模态分配，而 $e_{m,k}$ 表示在步骤 k 由实际运行模态 y_m^k 作出的边决策。

虽然 $\tau^{\circledast}$ 可作为系统所选策略 $\boldsymbol{\sigma}^s$ 的性能基准，但实际上，系统需要在反复的路径规划交互过程中学习每种运行模态的信念。因此，所提出的解决方案采用基于信任感知和遗憾匹配的交易式控制算法，在每个步骤从车辆运行模态集合中确定系统的交易式控制决策。在所开发的方法中，对于决策偏离系统预期最佳动作的运行模态予以惩罚，而更倾向于选择与预期更加一致的模态。该方法根据运行模态的历史表现，逐步更新系统的混合策略。此外，相较于纯策略，采用混合策略可以在每个步骤探索不同策略。

A. 可信度模型

长期以来，信任一直被解释为关于智能体 [10], [38] 历史可靠性的动态信念。基于这一观点，假设系统会通过汇总在整个路由交互过程中依赖某一运行模式所产生的遗憾分数，来计算每种运行模式的可信度。从概念上讲，某种运行模式的可信度对应于它所持信念与系统信念一致的概率。令 $\alpha_{m,k-1} \in \mathbb{R}$ 表示系统对模态 y_m^k 相对可信度评分的估计。这里考虑的是相对可信度而非绝对可信度，以确保车辆始终由某种运行模式控制。

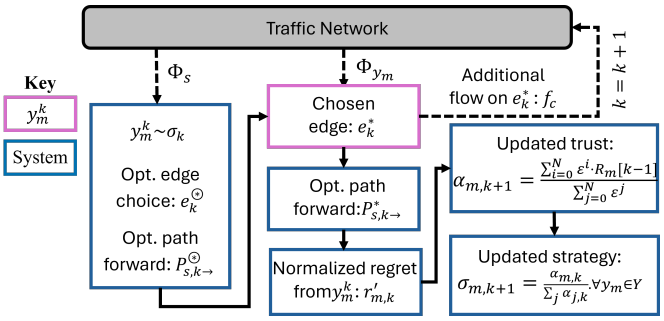


图 2：TACTS算法关键步骤概览

令 $P_{s,\,k\rightarrow}^*$ 表示在第 k 步经过边 e_k^* 后，穿过网络剩余部分的系统最优路径，其定义如下：

$$T_s(P_{s,k\rightarrow}^*) = \sum_{l=k}^{K} \left[\bar{t}_{s,l}(e_l^*;\Phi_s) + \sum_{e\in E\setminus\{e_l^*\}} \bar{t}_{s,l}(e;\Phi_s) \right].$$

令 $e_k^{\circledast}$ 表示在步骤 k 中，如果系统能够直接控制车辆在上一步所做的边决策，那么车辆将经过的边，该边由 $T_s(P_{s,\,k-1\rightarrow}^*)$[1]给出。令 $P_{s\,,\,k\rightarrow}^{\circledast}$ 表示假设在步骤 k 选择了边 $e_k^{\circledast}$ 后，系统在网络剩余部分中的最优路径。依赖运行模态 y_m^k 时，系统的瞬时遗憾为

$$r_{m,k} = T(P_{s,k\rightarrow}^*) - T(P_{s,k\rightarrow}^{\circledast}). \tag{6}$$

正遗憾表示，相对于系统信念下系统偏好的动作，该运行模态的动作导致了更长的期望行程时间。请注意，根据式（6），最小瞬时遗憾为 $r_{m,\,k} = 0.0$，此时 $e_k^* = e_k^{\circledast}$。另一方面，最大瞬时遗憾为

$$r_{m,k}^{\ominus} = T_s(P_{s,k\rightarrow}^{\ominus}) - T(P_{s,k\rightarrow}^{\circledast}).$$

此处，$T_s(P_{s\,,\,k\rightarrow}^{\ominus})$ 表示边决策 $e_k^{\ominus} = P_{s\,,\,k\rightarrow}^{\ominus}$[1] 所导致的网络总行驶时间；该决策会使路由交互剩余阶段的拥堵最大化，其中

$$P_{s,k\rightarrow}^{\ominus} = \arg\max_{P_k\in\mathcal{P}_k} \sum_{l=k}^{K} \left[\bar{t}_{s,l}(e_l^{\ominus};\Phi_s) + \sum_{e\in E\setminus\{e_l\}} \bar{t}_{s,l}(e;\Phi_s) \right].$$

为确保运行模态 y_m^k 的更新后可信度评分处于 $[0,1]$,，将归一化瞬时遗憾计算如下

$$r'_{m,k} = \frac{r_{m,k}}{r_{m,k}^{\ominus}}.$$

令 R_m 表示模态 y_m^k 的归一化遗憾值向量 $r'_{m,\,k}$。根据计算信任模型，系统对运行模式 y_m^k 的信任度通过对过去的归一化遗憾进行指数加权平均来计算，公式如下：[40],

$$\alpha_{m,k+1} = \frac{\sum_{i=0}^{N} \varepsilon^i \cdot (1 - R_m[k-i])}{\sum_{j=0}^{N} \varepsilon^j}, \tag{7}$$

其中，$\varepsilon \in (0, 1)$控制记忆衰减，$N \leq k$ 表示所考虑的最近步骤的时域。在这一表述中，遗憾越低，对应的信任度越高；这意味着，始终与系统最佳动作保持一致的运行模式将获得更高的可信度分数。

不同于传统的遗憾匹配方法——在此类方法中，所有智能体的策略（或可信度评分）都会在每次迭代中利用反事实信息进行更新——所提出的算法仅在当前步骤更新处于活动状态的运行模态的可信度评分。这一设计体现了现实约束：系统无法获取未处于活动状态或尚未处于活动状态的模态的反事实决策，也无法预测其未观测行为。因此，该方法是一种在部分信息条件下运行的基于遗憾匹配的算法，其信任更新完全基于观测到的动作。

B. 交易控制方法

为确定每个步骤中的活动运行模态，系统采用一种基于遗憾匹配的算法 [14]，并结合可信度估计。设 σ_0 为运行模态上的初始均匀分布，并假设在路由交互开始时保持中立：

$$\sigma_0(y_m) = \frac{1}{M}, \quad \forall\, y_m \in Y,$$

并假设初始可信度评分为$\alpha_{m,\,0} = \sigma_0(y_m)$。

在每个步骤 k，系统采样一个运行模态$y_m^k \sim \sigma_k$，观测边选择 e_k^*，确定一个最优路径 $P^*_{s,\,k\rightarrow}$从 v_k到 v_d，并从系统最优路径的后续部分确定系统最优边选择 $e_k^{\circledast} P^{\circledast}_{s\,,\,k\rightarrow}$。通过比较 $P^*_{s,\,k\rightarrow}$ 与 $P^{\circledast}_{s\,,\,k\rightarrow}$ 的网络总行驶时间，系统随后根据式（6）计算归一化遗憾分数 $r'_{m,\,k}$，并根据式（7）更新活动运行模态的可信度评分 $\alpha_{m,\,k+1}$。最后，系统按照更新后的可信度评分重新加权概率，从而更新其混合策略 σ_{k+1}，如下所示：

$$\sigma_{k+1}(y_m) = \frac{\alpha_{m,k+1}}{\sum_j \alpha_{j,k+1}}, \quad \forall y_m \in Y. \tag{8}$$

为确保每种运行模式的可信度评分保持归一化，且相对于所有其他运行模式，假设在步骤 k,$\alpha_{m,k+1} = \sigma_{k+1}(y_m)$ 结束时，对所有 $y_m \in Y$ 均成立。所提出的信任更新与控制权交易方法使系统逐渐调整其混合策略，倾向于更可信的运行模式，而系统混合策略的惯性则由每种运行模式的可信度决定。所开发的算法 TACTS 如算法 1 所示，图 2 提供了算法关键步骤的总体概览。第 IV-C 节给出了所提出算法的实际应用示例。

算法 1 TACTS：信任感知控制交易策略

$\sigma_0(y_m) = \frac{1}{M}$，$\forall y_m \in Y$
$\alpha_{m,\,0} = \sigma_0(y_m)$ $\forall y_m \in Y$
对于 $k = 1$ **到** K，**执行**
  // 根据观测到的网络状态更新系统信念
  $\Phi_s \leftarrow$ 更新信念(Φ_s, P_{k-1})
  // 根据 v_k计算系统最优路径和动作
  $P^{\circledast}_{s,k\rightarrow} \leftarrow$ GETBESTPATH(Φ_s, P_{k-1})
  $e_k^{\circledast} \leftarrow P^*_{s,k\rightarrow}[1]$
  // 根据混合策略采样模态
  $y_m^k \sim \sigma_k$
  // 观测操作模态动作
  $e_k^* \leftarrow$ 模态动作(y_m^k, P_{k-1})
  // 计算前向投影路径
  $P^*_{s,k\rightarrow} \leftarrow$ GETPROJECTEDPATH(e_k^*, P_{k-1}, Φ_s)
  // 计算前向最差路径
  $P^{\ominus}_{s,k\rightarrow} \leftarrow$ GETWORSTPATH(Φ_s, P_{k-1})
  // 计算系统遗憾
  $r_{m,k} \leftarrow$ COMPUTEREGRET($P^*_{s,k\rightarrow}$, $P^{\circledast}_{s,k\rightarrow}$, Φ_s)
  // 计算归一化遗憾
  $r'_{m,k} \leftarrow$ NORMALIZEREGRET($r_{m,k}$, $P^{\ominus}_{s,k\rightarrow}$)
  // 更新运行模态可信度
  $\alpha_{m,k+1} \leftarrow$ 更新可信度($\alpha_{m,k}$, $r'_{m,k}$, N, ε)
  // 更新系统混合策略
  $\sigma_{k+1} \leftarrow$ 更新策略($\{\alpha_{j,k}\}_{j=1}^M$, $\{\boldsymbol{R}_j\}_{j=1}^M$)
返回 $\{\sigma_k\}_{k=1}^K$

C. 说明性示例

假设一个简单的交通网络由六条边组成：$(a,\ b)$、$(b,\ c)$、$(c,\ d)$、$(a,\ e)$、$(e,\ f)$ 和 $(f,\ d)$，其中有两条不同路径，$P_1 = [(a,b)、(b,c)、(c,d)]$ 和 $P_2 = [(a,e)、(e,f)、(f,d)]$。假设一辆车辆要从$v_o = a$ 前往 $v_d = d$，且该车辆有两种运行模式。举例来说，假设 $N = 1$ 和$\varepsilon = 0.1$。在路由交互开始时（$k = 0$），$\sigma_0 = \{0.5, 0.5\}$。假设系统采样得到 σ_0，导致第二种模态被 y_m^0，并假设 y_m^0 的信念向量为 Φ_{y_m}，使得预计车辆沿 P_1 行驶的路径行驶时间为30分钟，沿 P_2行驶则为24分钟，因此 P_2 是 y_m^0的自利路径，其边决策为$e_0^* = (a,b)$。另一方面，假设系统的信念向量为 Φ_s，据此 P_1 的预期网络总行驶时间为78分钟，而 P_2为83分钟。鉴于 P_1 是前行的系统最优路径（即 $P^{\circledast}_{s,0\rightarrow}$），$e_0^{\circledast} = (a,e)$，且将控制权分配给 y_m^0 的瞬时遗憾为$r_{m,0} = 83 - 78 = 5$。请注意，P_2 是通向最坏情况下网络总行驶时间的网络路径，因此归一化遗憾为 $r'_{m,0} = \frac{5}{5} = 1$。由于 $R_m[0] = 1$、$N = 1$和 $|R_m| = 1$，更新后的可信度评分$\alpha_{m,1} = {}^{0.1^0\cdot}(^{-}_{0.1^0})^{1-1} = {}^{0}_{0} = 0$），系统更新后的混合策略为 $\sigma_1 = \{{}^{0.5}_{0.5}, {}^{1}_{0}, {}^{0}_{0.5}\} = \{1, 0\}$。此过程在剩余步骤中重复进行，每一步将$k$ 递增，直至达到 v_d。

V. 理论分析

为从理论上量化所开发的 TACTS 算法的性能，本节分析实际实现的总

网络行程时间 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$，该时间是在 TACTS 计算得出的交易式控制分配策略下实现的；并将 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$ 与系统最优总网络行程时间 $\tau^{\circledast}$ 进行比较，同时给出 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$ 的上界。

引理1。通过*TACTS*算法找到的策略 $\boldsymbol{\sigma}^s$ 所实现的网络总行驶时间为

$$\tau(\boldsymbol{\sigma}^s) = \sum_{k=1}^{K} \left[t_{e_k^*}(f_{e_k^*} + f_c) + \sum_{e \in E \setminus \{e_k^*\}} t_e(f_e) \right]. \quad (9)$$

证明。令 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$表示交易式控制分配策略 $\boldsymbol{\sigma}^s$所产生的实际网络总行驶时间。鉴于 e_k^* 表示实际运行模态 $y_m^k \sim \sigma_k$ 所做出的边决策，为计算 $\boldsymbol{\sigma}^s$所产生的实际网络总行驶时间，计算第 k 步中由边 e_k^* 上的现有流量 $f_{e_k^*}$ 和车辆流量 f_c 所产生的实际网络行程时间，并将其与所有其他网络边上现有流量 f_e 的实际行程时间相加。因此，将所有步骤 $k = 1, \cdots, K$ 中第 k 步的实际网络行程时间求和，即可得到实际网络总行驶时间 $\tau(\boldsymbol{\sigma})^s$。证毕。

□

鉴于引理1给出了使用TACTS算法计算的交易式控制分配策略 $\boldsymbol{\sigma}^s$ 的性能$\tau^(\boldsymbol{\sigma}^s)$，以下定义将$\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$与通过各运行模式间的交易式控制可实现的最优网络总行驶时间 $\tau^{\circledast}$ 进行比较。

定义1. *TACTS*算法的性能比是通过*TACTS*算法找到的交易式控制分配策略所产生的实际网络总行驶时间，与假设系统在每个时间步都完全了解各运行模式的信念时的网络总期望行驶时间之比 $k = 1, \cdots, K$。换言之，根据(9)和(5)，*TACTS*的性能比为$\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)\tau^{\circledast}$.

引理2. 若交易式控制分配策略 $\boldsymbol{\sigma}$ 产生的实际网络总行驶时间 τ^* 满足

$$\frac{\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)}{\tau^{\circledast}} = 1. \quad (10)$$

证明. 根据(5)， $\tau^{\circledast}$ 表示在路由交互的所有步骤中，各运行模式通过交易式控制分配策略可实现的最小网络总期望行驶时间 $k \in K$。必然有 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s) \geq \tau^{\circledast}$.因此，若 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s) = \tau^{\circledast}$，策略 $\boldsymbol{\sigma}^s$即可达到该最小值，使 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$与 $\tau^{\circledast}$之比为 $^{\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)}{}_{\tau^{\circledast}} = 1$，证毕。

□

定理1。假设系统信念向量 Φ_s 准确反映了真实的网络状态，则实际网络总行驶时间 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$ 满足

$$\tau^{\circledast} \leq \tau(\boldsymbol{\sigma}^s) \leq \tau^{\circledast} + \Delta_{\text{regret}}, \quad (11)$$

其中， $\tau^{\circledast}$ 是系统最优总网络行程时间，Δ_{regret} 是累积偏差的一个宽松上界

该偏差是依赖活跃运行模式所产生的系统最优总网络行程时间偏差，定义为以下归一化瞬时遗憾之和：

$$\Delta_{\text{regret}} = \sum_{m=1}^{M} \sum_{k=1}^{K} r_{m,k}.$$

证明。根据（6），在每一步 k，瞬时遗憾$r_{m,\,k}$ 刻画了这样一种差异：如果系统依据 Φ_s 选择前一条边，而非采用当前运行模态的决策，那么剩余路径上的网络总行驶时间会有何不同。在 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$下，网络总行驶时间是车辆实际经过的所有边的行驶时间之和。由于每个$r_{m,\,k}$ 都对第 k步当前运行模态造成的次优性提供了一个宽松上界，其中包括从该步开始的未来行驶时间，因此 $\Delta_{\text{regret}} = \sum_{m=1}^{M} \sum_{k=1}^{K} r_{m\,k}$ ，为 $\tau(\boldsymbol{\sigma}^s)$相对于 $\tau^{\circledast}$的偏差提供了一个宽松上界。因此，实际网络总行驶时间满足不等式（11）。证毕。

□

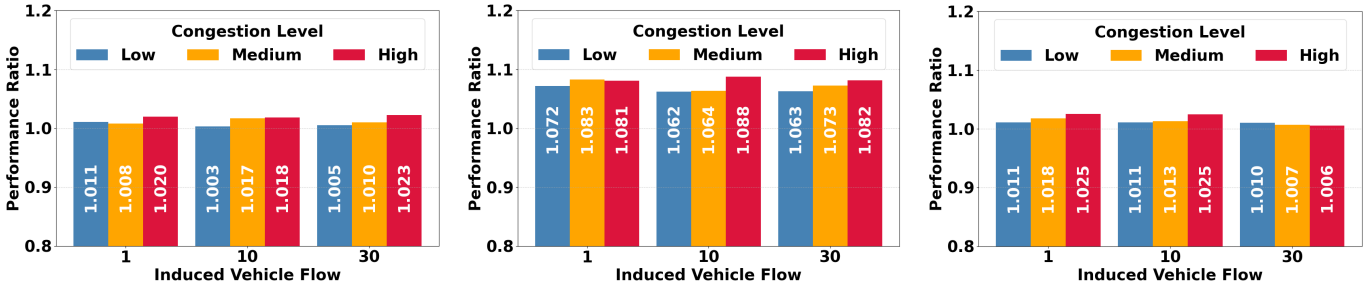
VI. 性能评估

A. 性能指标

对于所考虑的每个网络，主要性能指标是网络总行驶时间（即拥堵程度）。为了评估 TACTS算法在智能交通系统中的实际适用性，还将执行时间作为一项性能指标。

为了建立性能基准，我们采用 Sourav 和 Cheng [32], 提出的、基于自动驾驶车辆与人类驾驶员之间冲突度（DOC）的控制切换算法的一个退化案例进行比较。DOC算法最初假设只有两种控制模式，且可直接获取各控制模式的传感器信息；而此处考虑的场景允许多种控制模式，并假设仲裁系统无法直接观测车辆内部信息。为使该算法更适用于这一现实性更强的场景，假设其默认采用一种初始控制模式（类似于自动驾驶控制器）。在固定时间窗口内，跟踪该控制模式的边决策所产生的网络总行驶时间，同时系统也会跟踪若在每个时刻直接控制车辆，它会倾向于做出的决策。DOC评分是指在该时间窗口内，当前控制模式的决策与系统倾向决策之间的差异数量。如果该DOC评分超过非零阈值 γ，则以均匀随机的方式将控制权重新分配给另一个操作主体。

此外，我们还对最先进的斯塔克尔伯格路由算法——信任感知斯塔克尔伯格路由（TASR）进行了简化改编，以供比较。在这一简化表述中，系统最优路径在路由交互开始时根据对可用运行模式可信度的预测计算一次，执行过程中不进行中间策略更新。随后，将控制权分配给预测为最可信的模态，并假定所有其他模态均采取自利行为。这种表述反映了一种无法直接



（a）阿纳海姆（小型）　（b）苏福尔斯（中型）　（c）芝加哥草图网络（大型）

图 3：性能比对比　在诱导车辆流量 $f_c \in \{1.0, 10.0, 30.0\}$ acros 下，TACTS 在低、中和高拥堵水平下的 s
三个交通网络：阿纳海姆、苏福尔斯和芝加哥草图网络。

与车辆内部决策过程交换信息，因此也无法提供实时路径规划建议的情形。

为进一步 contextualize TACTS 算法的性能，实施了另外两种基线策略：单一控制（SC），即由单一控制模式在整个路由交互过程中保留控制权；以及随机控制策略（RCS），即在每个步骤中从所有模态中均匀随机地重新分配控制权。SC 策略可以理解为允许一种模态（例如人类驾驶员）在整个路由交互过程中持续掌握控制权，而不考虑所采取的路由决策。

B. 实验、数据集、预处理

为评估 TACTS 的有效性和实际可行性，开展了两项旨在检验其在不同运行条件下性能的实验。实验 1 通过在三个真实世界交通网络上模拟交通动态，评估 TACTS 如何随网络规模和拓扑结构扩展，以及在不同拥堵水平下其结果与系统最优总网络行程时间的接近程度；这三个交通网络分别为阿纳海姆（加利福尼亚州，美国）、苏福尔斯（南达科他州，美国）和芝加哥草图网络（伊利诺伊州，美国）。从结构上看，这些网络分别对应小型、中型和大型网络。对于每个网络，分别在低、中、高拥堵场景下评估网络总行驶时间。

实验2旨在考察在不同运行条件下，TACTS 相对于 DOC、TASR、RCS 和 SC 的自适应行为及比较性能。实验仅考虑苏福尔斯网络，并在低、中、高不同拥堵水平下模拟重复的路径规划交互，诱导车辆流量各不相同，为 $f_c \in \{1.0, 10.0, 30.0\}$。除网络总行驶时间外，本实验还跟踪执行时间，以评估 TACTS 在实时决策环境中的实际可部署性。

对于每个网络，所有由非空路径集合构成的可能交通需求均被视为待通行的潜在交通需求。采用广度优先搜索识别交通需求路径，同时避免环路，并将路径长度限制为少于六条边，以保证计算可行性。对于给定的路径规划实例，均匀随机选择一项交通需求，以表示与仲裁系统交互的车辆的起点 v_o 和终点v_d 。为模拟现有交通拥堵程度较低、中等和较高的情形，假设网络中的现有边流量分别为边容量的 0.25、0.75 和 1.5 倍。流量缩放系数根据其在 BPR函数中的影响进行选取；随着边流量与通行能力之比增大，边旅行时间也会增加。

每项实验开始时，假设系统对每种运行模态的初始信任估计均为均匀分布，每种模态的取值均为 $1/M$ 。对于网络中的每条边，真实流量值均从潜在的真实边流量分布中抽取。为每种运行模态指定一个取值范围为 $[0, 1]$ 的真实可信度评分。对于网络中的每条边，根据该可信度评分，以概率方式生成某种运行模态对边流量的预期信念。假设某种运行模态以等于其真实可信度的概率，准确估计真实边流量值；以互补概率，该运行模态预期的边流量会低于或高于真实流量，且偏差程度与该模态的真实可信度成比例。通过将真实预期边流量与乘以 1.5 的带噪声边容量（即高拥堵情况下的边流量）相加或相减，分别计算该扰动幅度的上限和下限。此处，噪声尺度通过将该运行模态真实可信度的补数取 0.5 次幂计算得出，以确保可信度评分越低，信念的方差越大。根据计算出的上下限，通过在这两个值之间进行均匀分布随机抽样，确定该模态对边流量的预期值。

所有实验均使用长度为 $N = 2$ 的历史窗口和 $\varepsilon = 0.01$ 的记忆衰减参数。对于每个网络、拥堵等级和诱导流量设置，每项实验均重复 500 次。每次重复时，控制模式的数量均从范围 $[2, 6]$ 中均匀采样，以反映现实世界中车辆可能具备的能力。实验使用 Python 3.12.6，在配备 AMD Ryzen 9 7945HX 处理器和 32 GB DDR5内存的机器上以单线程环境进行。

C. 实验结果

图3展示了实验1的结果，报告了运行TACTS算法后，根据网络总行驶时间计算得出的平均性能比（定义1）。

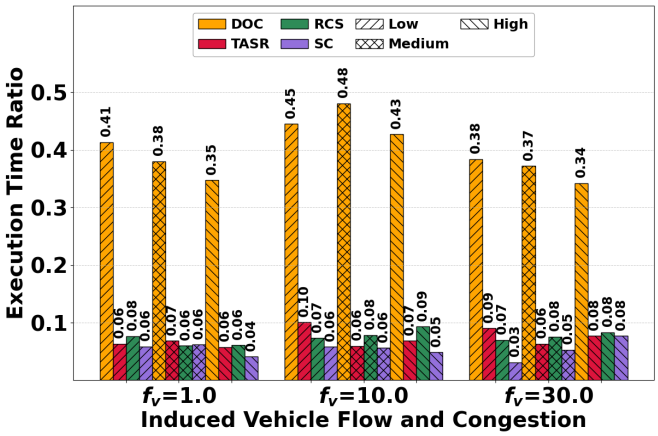


图4：在低、中、高拥堵水平下，苏福尔斯网络中针对诱导车辆流量 $f_c \in \{1.0, 10.0, 30.0\}$，相较于 TACTS 的平均执行时间比。

该算法在阿纳海姆、苏福尔斯和芝加哥Sketch网络上，针对不同诱导车辆流量，在低、中、高拥堵程度下运行。尽管各网络的规模和拓扑结构存在显著差异，TACTS始终接近系统最优总网络行程时间基准，即使诱导车辆流量较高也是如此。在所有场景中，平均性能比与最优性能比的差距均在8.76%以内，最接近的结果仅偏差0.5%。因此，TACTS在异构交通环境中展现出强大的可扩展性和鲁棒性，能够实现接近最优的性能。

表I所示的实验2结果进一步证明，在各种拥堵水平和诱导车辆流量下，TACTS算法相较于苏福尔斯网络中的其他控制权切换和路径规划策略具有较高的有效性。在大多数情况下，TACTS始终实现最低或接近最低的性能比；随着诱导车辆流量和拥堵程度增加，其相对性能往往更加突出。另一方面，在诱导车辆流量较低时表现良好的其他策略，特别是 DOC 和 TASR，在诱导车辆流量超过原子流后，效率会随之下降。值得注意的是，随着诱导车辆流量和拥堵程度增加，系统最优总网络行程时间也会增加，因此，与各个替代策略相比，TACTS算法的影响会更大。例如，在高拥堵情况下，当 $f_c = 1.0$ 时，DOC 相较于 TACTS 仅带来 0.65% 的性能提升；而在 $f_c = 30.0$ 下拥堵程度较高时，TACTS 相较于 DOC 带来 12.35% 的性能提升。

根据实验2，图4比较了各替代策略执行时间与TACTS执行时间的平均比值，结果表明，所观察到的性能提升是以TACTS略高的计算开销为代价的。然而，在智能交通系统中进行实时决策时，鉴于执行时间仅为毫秒级，这种权衡在实践中可以忽略不计。因此，与替代策略相比，TACTS所实现的路由效率和网络级性能提升，并未牺牲操作响应性或可部署

表I：在不同拥堵水平下，苏福尔斯网络中各算法针对诱导车辆流量 $f_c \in \{1.0, 10.0, 30.0\}$ 的平均性能比。最接近系统最优总网络行程时间的值以**粗体**显示。

	拥堵	TACTS	DOC	TASR	RCS	SC
$f_c = 1$	*Low*	**1.072**	1.078	1.084	1.073	1.068
	Medium	1.083	**1.069**	1.081	1.069	1.066
	High	1.081	**1.074**	1.079	1.080	1.090
$f_c = 10$	*Low*	**1.062**	1.070	1.076	1.072	1.073
	Medium	**1.064**	1.076	1.076	1.075	1.069
	High	**1.088**	1.110	1.090	1.090	1.090
$f_c = 30$	*Low*	**1.063**	1.078	1.069	1.069	1.065
	Medium	**1.073**	1.074	1.077	1.078	1.075
	High	**1.081**	1.091	1.082	1.098	1.089

运营响应能力或可部署性。

VII. 结论

本文反映了这样一种趋势：能够在多种运行模式之间动态切换的地面车辆日益普及，而不再局限于由人类驾驶或完全自主驾驶。具体而言，本文将车辆控制仲裁系统与具有多种可选自利运行模式的车辆之间的交互建模为贝叶斯斯塔克尔伯格博弈。在该博弈模型中，系统旨在构建一种交易式控制策略，以缓解交通网络中的网络总行驶时间，尽管系统与各运行模式的目标并不一致。

基于这一建模，本文提出了一种基于遗憾最小化且考虑信任的控制交易策略，称为TACTS算法。该策略仅利用观测到的车辆路径规划决策，在交通网络中从起点到目的地的路径上，为每个顶点动态分配边决策权给单一运行模式，以最小化网络总行驶时间。实验结果表明，在不同拥堵水平和交通流量下，TACTS均能实现近乎最优的性能，整体上优于当前最先进的替代方法，同时保持了适合实时部署的计算效率。这些结果印证了关于TACTS算法性能界的理论分析，并表明，考虑信任的控制仲裁是下一代交通流管理的一条有前景的发展方向，有助于顺应地面车辆的发展趋势。

未来的工作将开发一种增强型 TACTS算法，以适用于完全由具有多种运行模式的车辆构成的交通网络；在该网络中，每辆车辆都必须在每一步选择一条边。

致谢

本研究得到美国国家科学基金会（NSF）资助，项目为“Satisfaction and Risk-awareDynamic ResourceOrchestration in PublicSafety Systems”（SOTERIA），资助编号为 #ECCS-2319995。

参考文献

[1] Laila Ait Bihi Ouali、Davis Musuuga 和 Daniel J Graham。量化拥堵收费管辖范围变化带来的响应：伦敦西部扩展区研究。《PLoS One》，16(7):e0253881，2021。

[2] Richard Arnott、Andre De Palma 和 Robin Lindsey。向驾驶员提供信息能否减少交通拥堵?《交通研究A辑：综合》，25(5):309–318，1991。

[3] Heeseung Bang、Behdad Chalaki 和 Andreas A Malikopoulos。网联自动驾驶车辆的联合最优路由与协调。《IEEE Control Systems Letters》，6:2749–2754，2022。

[4] Vincenzo Bonifaci、Tobias Harks 和 Guido Sch¨afer。任意网络中的斯塔克尔伯格路由。《运筹学数学》，35(2):330–346，2010。

[5] Dietrich Braess。 ¨关于交通规划中的一个悖论。《企业研究》，12(1):258–268，1968。

[6] Doris E. M. Brown、Venkata Sriram Siddhardh Nadendla 和 Sajal K Das。TASR：一种用于缓解交通拥堵的新型信任感知斯塔克尔伯格路由算法。载于2024年IEEE智能计算国际会议（SMARTCOMP），第150–157页。IEEE，2024。

[7] Doris E. M. Brown、Venkata Sriram Siddhardh Nadendla 和 Sajal K. Das。基于蒙特卡洛采样和信任估计的多阶段车辆交通路由博弈迭代推荐。载于2025年IEEE智能计算国际会议（SMARTCOMP），第66–73页，2025。

[8] Jamie Craig 和 Mehrdad Nojoumian。自动驾驶汽车是否应该模仿人类驾驶行为？载于人机交互国际会议，第213–225页。施普林格，2021。

[9] Sanmay Das、E mir Kamenica 和 Renee Mirka。通过信息设计减少拥堵。载于2017年第55届Allerton通信、控制与计算会议（Allerton），第1279–1284页。IEEE，2017。

[10] D Gambetta。我们能信任信任吗？《信任：合作关系的建立与破裂》，电子版，2000。

[11] Pablo Gonz´alez-Aliste、Iv´an Derpich 和 Mario L´opez。通过收费价格缓解城市交通拥堵。《可持续性》，15(3):2086，2023。

[12] Ziyuan Gu、Zhiyuan Liu、Qixiu Cheng 和 Meead Saberi。拥堵收费实践与公众接受度：证据综述。《交通政策案例研究》，6(1):94–101，2018。

[13] Winston Harrington、Alan J Krupnick 和 Anna Alberini。克服公众对拥堵收费的抵触。《交通研究A辑：政策与实践》，35(2):87–105，2001。

[14] Sergiu Hart 和 Andreu Mas-Colell。一种导向相关均衡的简单自适应程序。《计量经济学》，68 1150，2000 5 1127( ): – 。

[15] Yao-Hua Ho 和 Tung-Chun Cheng。采用强化学习方法的自适应路肩交通控制。《神经计算与应用》，第1–17页，2023。

[16] Norulhidayah Isa、Marina Yusoff 和 Azlinah Mohamed。近期交通拥堵缓解方法综述。载于2014年第四届人工智能及其工程与技术应用国际会议，第121–126页。IEEE，2014。

[17] Faizan Ahmad Kash miri 和 Hong K Lo。多模式自动驾驶车辆的路由：实现系统最优流量和随时间变化的平均出行成本均衡。《交通研究C辑：新兴技术》，159:104483，2024。

[18] Maxwell Kolarich 和 Negar Mehr。在混合自动化交通网络中对自动驾驶汽车进行斯塔克尔伯格路由。载于2022年美国控制会议（ACC），第4654–4661页。IEEE，2022。

[19] Yannis A Korilis、Aurel A Lazar 和 Ariel Orda。运用斯塔克尔伯格路由策略实现网络最优状态。《IEEE/ACM网络汇刊》，5(1):161，1997。

[20] Christine Kormos、Reuven Sussman 和 Bracha Rosenberg。城市如何运用行为科学推广公共交通。《行为科学与政策》，7(1):95–115，2021。

[21] Walid Krichene、Milena Suarez Castillo 和 Alexandre Bayen。自私学习下的社会最优路由。《IEEE网络系统控制汇刊》，5(1):479–488，2016。

[22] Joshua Letchford、Vincent Conitzer 和 Kamesh Munagala。学习并近似最优承诺策略。载于算法博弈论国际研讨会，第250–262页。施普林格，2009。

[23] Wenting Li、Jianqing Li 和 Di Han。智慧城市智能交通系统中的动态车道反向策略。《Sensors》，23 7402，2023 17( ): 。

[24] Kai Liu. 汽车通勤者路线选择习惯行为与交通信息搜索行为之间冲突的分析。*Sensors*，22(12):4382，2022。

[25] Waymo LLC. 面向自动驾驶汽车的用户控制路线选择，2023。

[26] Alireza Mostafizi、Charles Koll 和 Haizhong Wang。面向网联自动驾驶汽车的分散式协调路径规划算法。*IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*，23(8):11505–11517，2021。

[27] Emily Moylan、Fletcher Foti 和 Alexander Skabardonis。2013年湾区捷运罢工造成的实际与模拟交通影响。*Transportation Planning and Technology*，39(2):162–179，2016。

[28] Duy Q Nguyen-Phuoc、Graham Currie、Chris De Gruyter 和 William Young。城市道路铁路平交道口对局部及全系统交通的影响：一种新的估算技术。*Journal of transport geogra- phy*，60:89–97，2017。

[29] Huaxin Pei、Jiawei Zhang、Yi Zhang、Huile Xu 和 Li Li。通过深度强化学习实现自动驾驶车辆的自组织路径规划。*IEEE Transactions on Vehicular Technology*，73(1):426–437，2023。

[30] Tim Roughgarden。斯塔克尔伯格调度策略。载于第三十三届 *ACM*计算理论研讨会年会论文集，第104–113页，2001。

[31] SAE International。*J3016 202104* - 道路机动车辆驾驶自动化系统相关术语的分类与定义，2021。

[32] Md Sakib Galib Sourav 和 Liang Cheng。研究进展：通过交易式控制权转移管理自动驾驶车辆的实时传感器不确定性。*arXiv* 预印本 *arXiv:2410.06345*，2024。

[33] Hamidreza Tavafoghi 和 Demosthenis Teneketzis。拥堵博弈中的信息激励。载于*2017*年第*55*届*Allerton*通信、控制与计算会议（*Allerton*），第1285–1292页。IEEE，2017。

[34] 特斯拉公司。特斯拉*Model 3*用户手册 – 导航 / 选择备选路线，2025。

[35] Tommaso Toso、Alain Y Kibangou 和 Paolo Frasca。导航系统中延迟信息对交通的影响。*IEEE Control Systems Letters*，7:1500–1505，2023。

[36] 美国商务部、公共道路局、规划办公室、城市规划部。交通分配手册，1964。

[37] William Vickery。拥堵理论与交通投资。*American Economic Review*，59(2):251–60，1969。

[38] Chenlan Wang、Chongjie Zhang 和 X Jessie Yang。自动化可靠性与信任：一种贝叶斯推断方法。载于人因与工效学学会年会论文集，第62卷，第202–206页。SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA，2018。

[39] Jinghui Wang 和 Hesham Rakha。动态旅行时间信息对驾驶员路线选择行为影响的实证研究。*Sensors*，20(11):3257，2020。

[40] Qiao Wang、Dikai Liu、Marc G Carmichael、Stefano Aldini 和 Chin-Teng Lin。实体人机协作中人类协作者的机器人信任计算模型。*IEEE Robotics and Automation Letters*，7(2):3146–3153，2022。