arXiv:2304.11693v1 [cs.CL] 23 Apr 2023

研究半合作型驾驶员对整体高速公路交通流的影响

Noam Buckman[1],Sertac Karaman[2],Daniela Rus[1]

摘要——半合作行为是人类驾驶员的内在特性，在自动驾驶中应予以考虑。此外，新型自主规划器可以考虑人类驾驶员的社会价值取向（SVO），从而生成符合社会规范的轨迹。然而，这类新型规划器对交通流的整体影响仍有待了解。本文研究隐式半合作驾驶：智能体在假定了解其他智能体社会价值取向的情况下，采用博弈论形式的迭代最佳响应。我们对典型交通流进行仿真，并考察道路上亲社会智能体的比例是否会影响个体或系统层面的驾驶表现。实验结果表明，亲社会智能体的比例对整体交通流影响较小，而半合作带来的益处对利己主义驾驶员和高速驾驶员的影响更为显著。

I. 引言

在人类驾驶车辆与自动驾驶车辆混行的情况下，提高交通吞吐量有望大幅缓解交通拥堵、缩短出行时间并改善驾驶员体验。然而，这些理想的改进通常只有在所有车辆均为自动驾驶车辆且由中央规划器控制的场景中才能实现。目前仍有一个问题：当道路上的智能体不直接相互通信，而是通过隐式方式协调时，我们能否改善交通状况？本文考虑对所有驾驶智能体部署一种半合作型博弈论控制算法，以贴近地模拟各驾驶智能体（无论是人类还是自动驾驶系统）的规划过程。这样，我们便能更好地了解此类算法在系统层面的表现，并理解驾驶员个性对个体及系统整体表现的影响。

在本研究中，一组半合作型理性智能体在考虑其他智能体奖励的同时，优化各自的个体奖励函数。这种半合作模型已在人类参与者进行货币博弈时被观察到 [1]，也已在高速公路驾驶中得到观察 [2]。然而，在本研究中，当我们考虑高速公路场景中的多个规划智能体时，我们研究了智能体特定的合作程度或社会价值取向（SVO）对整个系统性能的影响。具体而言，我们模拟高速公路驾驶

本研究得到 Toyota Research Institute（TRI）的支持。本文仅反映作者的观点和结论，不代表 TRI 或丰田的任何其他实体。作者感谢 MIT SuperCloud 和 Lincoln Laboratory Supercomputing Center 提供高性能计算资源，这些资源为本文所报告的研究成果作出了贡献。

[1]麻省理工学院计算机科学与人工智能实验室，美国马萨诸塞州剑桥市，邮编 02139 ［nbuckman, rus］ at csail.mit.edu

[2]信息与决策系统实验室，麻省理工学院，美国马萨诸塞州剑桥市 02139sertac@mit.edu

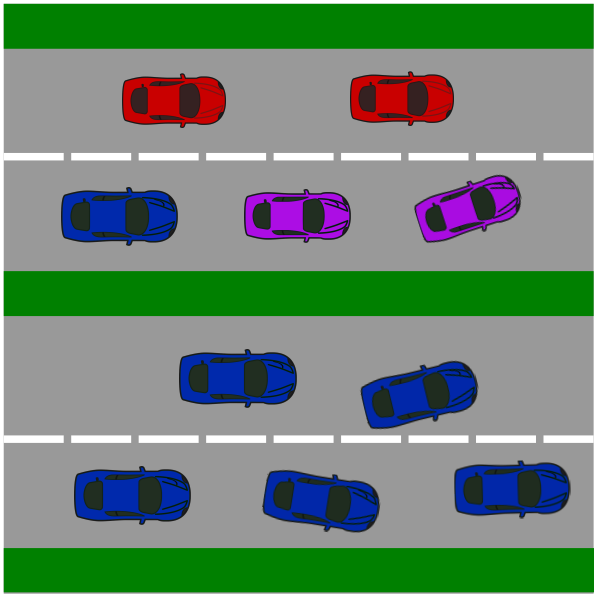


图 1：研究由亲社会型和利己主义驾驶员混合组成的系统（上）与由完全合作型代理组成的系统（下）中的整体交通流。

在各种合作群体中改变合作（或亲社会）智能体的数量，同时测量道路通行量随合作水平变化所产生的影响。

现有研究自动驾驶车辆对整体交通流影响的方法，要么采用不考虑合作因素的驾驶员模型 [3], [4]，要么假设车辆组成完全合作车队 [5], [6]，，无法体现人类驾驶员或自动驾驶车辆的半合作性质。例如，自动驾驶车辆可以独立运行（不以车队形式运行），同时考虑半合作机动。其他研究则考虑这样的情形：单辆自动驾驶车辆优化全系统效用函数，但这通常并非个体在交通流中驾驶时的情况 [7], [8]。与此不同，本文考虑的驾驶场景中，个体驾驶员独立规划，但会考虑采用顾及相邻车辆奖励的半合作控制器。与人类驾驶员类似，这些控制器有时会表现出合作机动，例如变道让车辆通过；有时则优先考虑自身奖励函数，以最大化车辆速度。

总而言之，我们做出了以下贡献：
1) 用于为人类驾驶员和自动驾驶员生成无碰撞、半合作轨迹的分散式合作模型预测控制器（模型预测控制）；

2) 对采用半合作模型预测控制的异质速度偏好驾驶员合作群体进行仿真；3) 研究亲社会驾驶员的比例对系统流量和个体驾驶员速度的影响；

II. 相关研究

A. 混合人类驾驶员与自动驾驶车辆驾驶员的交通流研究

近期研究探讨了混合人类驾驶车辆与自动驾驶车辆（AVs）的道路交通流影响。在 [5], 中，研究人员研究了自动驾驶员对道路交通流的影响，旨在优化交通流并影响人类驾驶员。在这种情况下，规划器能够显式协调多辆自动驾驶车辆，以优化其在交通流中的位置；而本研究旨在了解人类与自动驾驶车辆之间的合作对车辆性能的影响。对于完全联网的编队车辆， [6] 研究了整体交通容量，并利用流体排队模型研究交通瓶颈处车辆之间的交互。在 [7],中，强化学习智能体在混合人类与自动驾驶车辆的交通设置中优化系统级奖励，其中为一组编队车辆学习到的动作能够提高交通吞吐量。在 [9], 中，研究人员运用控制理论研究混合人类驾驶员与自动驾驶车辆系统的稳定性和可控性。尽管研究探讨了涌现行为，但通常将人类驾驶员建模为非策略性或非合作型驾驶员，并采用智能驾驶员模型 [4] ，将智能体建模为车辆跟驰智能体。相比之下，本研究旨在探讨交互式规划，这需要对每个智能体的内部奖励进行建模。这有助于我们更好地了解人类内在行为对其他车辆整体速度的影响。

B. 非合作型驾驶员模型

准确地对人类驾驶员和自动驾驶智能体建模，对于更好地研究交通流至关重要，尤其是在有人类驾驶员和自动驾驶车辆混行的环境中。一种方法是使用微观模拟器（如 SUMO [10], ）来研究自动驾驶车辆和人类驾驶员的表现。在这类模拟器中，人类驾驶员行为通过智能驾驶员模型（ IDM） [4] 和 MOBIL [3] 等跟车模型进行建模。许多研究利用生成对抗网络 [11], 模拟人类高速公路驾驶行为 [12],，或利用封闭场地实地观测 [13], 以改进人类驾驶员的微观建模。虽然这类模型能够捕捉宏观交通效应，却无法捕捉智能体背后的理性依据或优化过程；而在考虑其他人类驾驶员或自动驾驶车辆周围高度交互的机动操作时，这些因素不可或缺。此外，尽管一些规划器能够考虑周围智能体的安全性或风险，却无法明确考虑非自车车辆的奖励或反应 [14]。

C. 完全竞争型驾驶员模型

或者，也可以将人类驾驶员和自动驾驶车辆建模为完全竞争的智能体，它们共享同一环境，且目标相互竞争，都希望尽可能快地行驶。在这种框架中，自动驾驶车辆会对其他智能体的内部奖励进行建模，并采用迭代最佳响应（IBR）或强化学习（RL）等博弈论规划器来确定智能体的动作。在 [15], 中，规划分为高速公路驾驶的高层策略和低层短时域战术。在 [16], 中，车辆之间完全竞争，并在自车的奖励函数中加入敏感性项，以捕捉交互影响。在这两种情况下，驾驶员都被视为完全竞争的个体；然而，这未必符合人类驾驶员的合作状态，因为人类通常表现出不同程度的合作。

D. 半合作驾驶员模型

半合作规划算法是一类新型自主规划器，考虑了人类驾驶员的半合作奖励结构。Schwarting 等人 [2] 首次提出使用社会价值取向对人类驾驶员中的半合作行为进行建模，表明可以结合社会价值取向共同预测 NGSIM 数据集中的驾驶员行为。社会价值取向已扩展应用于通过交叉路口 [17],与行人互动 [18],救护车驾驶 [19], 以及汇入车流 [8]。

与本研究最为相似的是， [8]采用多智能体强化学习方法，重点训练自动驾驶车辆，使其根据自动驾驶车辆和人类驾驶车辆的社会价值取向进行合作。在该研究中，使用智能驾驶员模型对人类进行建模，并由自动驾驶车辆采用社会价值取向模型，同时考虑一个最优社会价值取向值。相比之下，我们采用显式的博弈论优化方法，无需离线预训练，以突出单次决策中的非协调行为对交通流的影响，从而更好地理解交通流。此外，我们研究的是常规高速公路驾驶，而非汇入机动，并分析整个群体的社会价值取向构成对整体交通运行的影响。

本研究延续了[19] 中提出的方法，该方法首次提出了结合想象共享控制的半合作式模型预测控制。在该研究中，自动驾驶应急车辆采用迭代最佳响应的改进版本，在人类驾驶员之间进行导航。相比之下，本研究考虑的是一个由平等规划的人类驾驶员组成的系统，这是规划算法中更为常见的场景。此外，我们还详细研究了整个系统以及系统中每个智能体的性能，而不仅仅是单个自动驾驶应急车辆的性能。

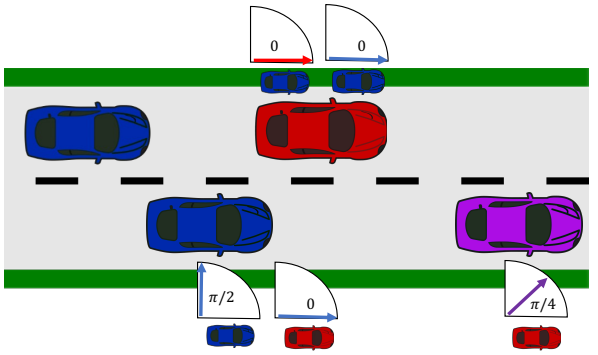
III. 面向人类的半合作规划

A. 问题陈述

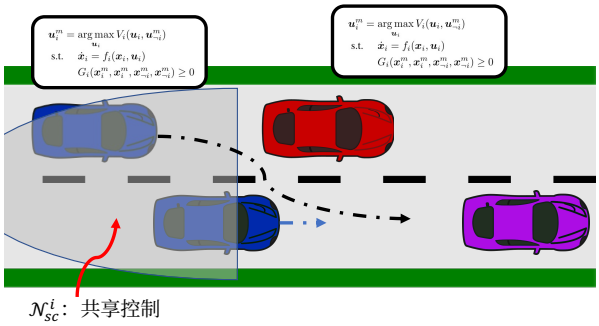
由智能体组成的系统 $i = 1 \ldots n^{agents}$ 中的每个智能体都必须独立生成控制输入 u_i ，同时保持无碰撞轨迹 ξ_i。每个智能体的效用函数具有半合作形式

$$V_i = \sum_{j \neq i} \cos\theta_{ij} R_i(u_i, x_i, x_j) + \sin\theta_{ij} R_j(u_j, x_j, x_i) \qquad (1)$$

其中，$R_i(u_i, x_i, x_j)$ 是基于自身（自车）控制 effort u_i、状态 x_i 以及非自车（其他车辆）状态 x_j的驾驶员性能奖励函数，θ_{ij}表示自车智能体i 与其他车辆智能体 j之间的成对社会价值取向。



（a）成对社会价值取向



（b）带想象共享控制的迭代最佳响应

图 2：半合作自主规划。（**a**）每个智能体在利用智能体之间成对的社会价值取向（SVO）进行半合作优化的同时生成一条轨迹。（**b**）每个智能体使用迭代最佳响应的改进版本，收敛至纳什均衡控制量。

每个智能体的动力学 $\dot{x}_i = f_i(x_i,u_i)$ 均采用运动学自行车模型进行建模，其中控制输入 $u_i = [\delta_u, v_u]$包括转向变化和速度变化。我们假设所有车辆具有不同的限速，这种固有的异质性使合作成为必要。假设每个智能体都优化其自身的社会效用函数

$$\begin{aligned} u_i^* = \arg\max_{u_i} & V_i(u_i, u_{\neg i}, x_i, x_{\neg i}) \\ \text{s.t. } & \dot{x}_i = f_i(x_i, u_i) \\ & E_i \notin \cap E_{\neg i} \\ & u_i \leq u_{max} \end{aligned} \tag{2}$$

其中，f_i 表示车辆动力学，E_i、$E_{\neg i}$ 表示包围每辆车辆的二维俯视边界椭圆，$u_{\max}$表示控制 effort 限制。

车辆特定性能 R_i 同时出现在自车效用函数V_i 和其他车辆效用函数$V_{\neg i}$中，是与最大化速度、轨迹跟踪、避免碰撞相对应的成本的线性组合，以及节省控制 effort

$$\begin{aligned} R_i = k_v||v_i||^2 - k_u||u_i||^2 - k_{speeding} l_{speeding}^2 \\ - k_{kat} e_{lat}^2 - k_{lon} e_{lon}^2 - k_{ttc} C_{ttc} \end{aligned} \tag{3}$$

其中，e_{lat} 和e_{lon} 分别表示相对于期望轨迹的横向误差和纵向误差，$||u||$ 表示控制 effort 的 L2 范数，$l_{speeding}$ 表示速度松弛变量，用于惩罚超过其个人限速的车辆，使得当$v_i \leq$ 超过$v_{\max}$时$l_{sp} = 0$，否则$l_{speeding} =$（$v_i -$小于$v_{\max}$）^{2}。C_{ttc} 表示碰撞时间代价，我们将在第 IV 节中详细介绍。奖励函数R_i在优化的每个时间步t进行评估，不过为简便起见，我们省略下标 t。

我们的设置与 [19]的一个显著区别在于，车辆在半合作型人格 θ_{ij} 和期望速度（或限速）$v_{i,\ max}$这两方面都存在异质性，而在 [19], 中，只有应急车辆以较高速度行驶。考虑异构速度限制的一个原因，是为了研究车辆的奖励函数或车辆动力学可能略有不同的场景。此外，允许存在异构速度限制会使控制问题更难，因为速度差异既会导致更危险的驾驶场景（快速行驶的车辆跟在慢速车辆后方），也会带来合作机会，例如，较慢的车辆让出道路，以便较快的车辆超车。

B. 带想象共享控制的迭代最佳响应

为清晰起见，我们总结了带想象共享控制的迭代最佳响应。该方法最初在 [19],中提出，其中，原始迭代最佳响应（IBR）经过修改，以同时考虑半合作型智能体以及为应急车辆进行隐式协调。在本研究中，我们通过考虑同质智能体和额外的安全考量，拓展了以往的工作，以便更好地理解社会价值取向对常规驾驶的影响。

由于非线性动力学、$u_{\neg i}$，$x_{\neg i}$ 的非平稳特性，或确保纳什均衡的整体难度，式（2）中的优化通常难以求解。一种常用方法是固定$u_{\neg i} = \bar{u}$ ，并求解简化后的问题

$$u_i^* = \arg\max_{u_i} V_i(u_i, \bar{u}_{\neg i}, x_i, \bar{x}_{\neg i}) \tag{4}$$

$$\text{s.t. } g(x) \geq 0 \tag{5}$$

$$nonumber \tag{6}$$

其中 $g(x) \geq 0$ 同时包含等式约束（动力学）和不等式约束（控制限制、碰撞规避）。这降低了优化的复杂度，但若没有明确的合作代价，就无法实现合作解。一种方法是高度依赖碰撞代价，其中包含 x_i,x_j；但这种方法不会考虑控制量 u_j。此外，这只会考虑对自身碰撞规避的影响，而不会考虑对其他智能体的影响。另一种方法是通过求解完整问题来确定局部纳什均衡。我们

提出一种折中方案：在迭代最佳响应过程中，智能体 i 求解智能体邻域内的控制量 $j \in \mathcal{N}_{sc}$，同时固定其他智能体的控制量。随着迭代最佳响应的推进，邻域规模逐渐缩小 $|\mathcal{N}_{sc}| \to 0$，因此到迭代最佳响应结束时，智能体只需为自身求解控制量。图 2 展示了带想象共享控制的迭代最佳响应算法的主要组成部分：首先使用成对社会价值取向对智能体进行建模（图 2a），随后在迭代最佳响应过程中考虑共享控制邻域，以收敛到更具合作性的纳什均衡（图 2b ）。先前的研究 [19] 表明可以实现纳什均衡，但尚未探讨此类解对于具有异质限速和不同个性的车辆的质量。本文通过实证研究探讨该算法对车辆性能的影响。

IV. 确保安全且可行的轨迹

A. 超越有限时域的安全性

有限时域优化的一项重大局限在于，无法保证规划时域之外的安全性，尤其是在存在最高速度不同的车辆时。例如，某车辆可能在时域 T 内以无碰撞的速度行驶，但在 $t = T + \varepsilon$时发生碰撞。我们通过引入碰撞时间代价来解决这一问题。该代价类似于控制屏障函数，会对最终速度施加惩罚。

我们首先使用沿车辆长度方向分布、以 $p_i^k = [x_i^k, y_i^k]^T$ 为中心且半径为 r_i^k的 $k = 2$个外接圆来参数化每辆车辆的几何形状。对于智能体 i和j 之间的每一对圆（p_i, p_j），我们计算成对的修正碰撞时间代价，以考虑圆的半径，具体如下：

$$p_{ij} = p_i - p_j \tag{7}$$
$$v_{ij} = v_i - v_j \tag{8}$$
$$d_{ij} = ||p_{ij}|| - r_i - r_j \tag{9}$$
$$\tilde{p}_{ij} = p_{ij} \frac{||p_{ij}||}{||p_{ij}|| - r_i - r_j} \tag{10}$$
$$t_{ttc} = f_{ttc}(\tilde{p}_{ij}, v_{ij}) \tag{11}$$

其中，v_i, v_j分别表示相应车辆的车辆速度，f_{ttc}表示碰撞时间的定义

$$f_{ttc}(p_{ij}, v_{ij}) = \frac{p_{ij}^T p_{ij}}{p_{ij}^T v_{ij}}. \tag{12}$$

此外，我们通过两种方式修改碰撞时间代价：首先添加速度缓冲；其次，在碰撞时间计算中加入缩放因子，使车辆倾向于与自车处于同一车道，类似于 [20] 中的风险指标。首先，我们计算一个指示变量 F^{ij}，用于判断

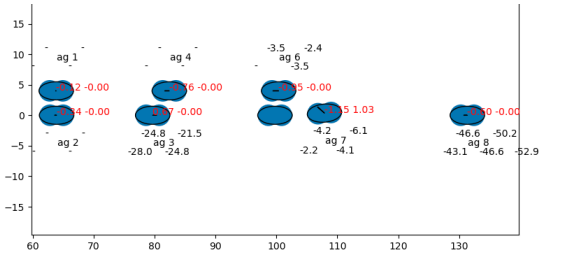


图3：碰撞时间代价。每对外接圆之间的成对碰撞时间代价。非负碰撞时间以“-”标记。

车辆 j 是否位于车辆 i 前方，以确定添加减速缓冲还是加速缓冲

$$d_\phi = [\cos(\phi), \sin(\phi)]^T \tag{13}$$
$$F_i = \frac{\max(-p_{ij}^T d_\phi, 0)}{-p_{ij}^T d_\phi} \tag{14}$$
$$\tilde{v}_j = v_j \frac{||v_j|| + v_\varepsilon(1 - 2F_i)}{||v_j||} \tag{15}$$
$$\tilde{v}_{ij} = v_i - \tilde{v}_j \tag{16}$$

其中，d_ϕ 是自车的朝向方向向量，$\tilde{v}_{ij}$ 是用于计算碰撞时间的新相对速度。其次，我们对式（17）中的最终碰撞时间指标进行偏置，使其对同一车道内车辆的短碰撞时间施加比对平行车道内行驶的车辆更强的惩罚。我们引入余弦距离缩放因子来调整碰撞时间

$$\tilde{t}_{collision} = \frac{f_{ttc}(\tilde{p}_{ij}, \tilde{v}_{ij})}{D_{cosine}(p_{ij}, d_\phi)} \tag{17}$$

其中，ϕ是自车的朝向，$D_{cosine}(p_{ij}, d_\phi) = \frac{p_{ij}^T d_\phi}{||p_{ij}|| \, ||d_\phi||}$ 是车辆间距离向量与自车方向向量之间的余弦距离。最终代价会惩罚负碰撞时间

$$C_{ttc} = \begin{cases} \frac{k_{ttc}}{\tilde{t}_{collision}^2} & \tilde{t}_{collision} < 0 \\ 0 & \tilde{t}_{collision} > 0 \end{cases} \tag{18}$$

其中，k_{ttc} 是碰撞时间代价权重。图3以图示方式展示了交通场景中车辆周围外接圆的碰撞时间代价。对于每辆其他车辆j，总共进行4次计算（分别对应两辆车的外接圆之间的每一对组合）。

B. 热启动与期望轨迹

鉴于动力学和避碰约束颇具挑战性，我们需要提供暖启动以及多种可能的行驶轨迹。如果不提供暖启动，我们的优化求解器可能无法找到可行解。同样，如果只提供一条期望轨迹，车辆就会对超车时可能需要的新机动操作施加惩罚。为进行暖启动，我们提供一组预先计算好的初始控制输入u_{warm} 和状态x_{warm}

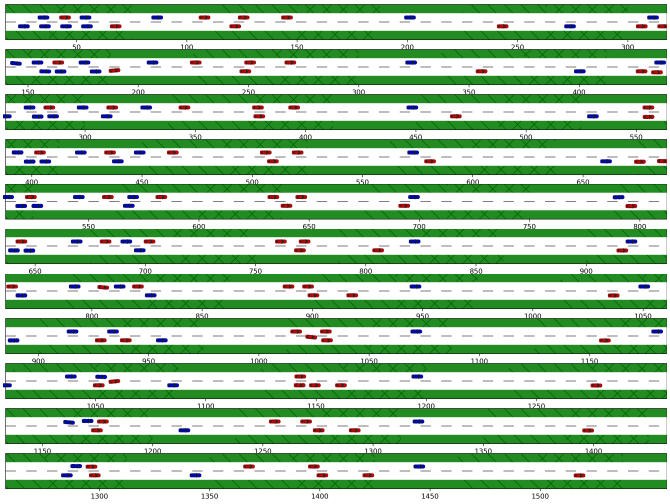


图4：24个具有不同社会价值取向的智能体的仿真

以便为求解器进行暖启动。具体而言，我们提供从初始暖启动控制量u_{warm}出发、动态可行的轨迹（并模拟状态x_{warm}的演变）；或者先计算几何可行的状态x_{warm}，再估算相应的（但可能在动力学上不可行的）控制输入u_{warm}。

每条期望状态轨迹的参数化形式如下

$$x(s) = f_1(s) + f_2(s - s_1) + f_3(s - s_1 - s_2) \tag{19}$$

$$y(s) = g_1(s) + g_2(s - s_1) + g_3(s - s_1 - s_2) \tag{20}$$

$$\phi(s) = h_1(s) + h_2(s - s_1) + h_3(s - s_1 - s_2) \tag{21}$$

其中，f, g, h为如下形式的三次分段多项式

$$f_n = \begin{cases} c_3 s^3 + c_2 s^2 + c_1 s + c_0 & 0 \le s \le s_n \\ 0 & else \end{cases}$$

其中，c_0, c_1, c_2, c_3，是为拟合换道机动而计算的特定多项式系数。这些系数与分段多项式结合，可生成多条平滑的期望轨迹，其中既可包含车道保持部分，也可包含换道部分。图5展示了一个自车在优化过程中考虑的期望轨迹集合示例。生成期望轨迹时，会考虑保持当前车道、换道以及在换道过程中途结束等情况。

C. 在有限时间内选择可行解

IPOPT 等局部内点求解器的一个缺点是，对于非线性问题，求解器可能需要很长时间才能收敛到一个解。对于实时系统，应在固定时间段内返回解，以便车辆执行控制指令。我们设定计算时间t_c，在此之后必须返回一个解。我们在t_c 时中断求解器，此时可能得到一个解x_c，但该解可能不可行。因此，我们将解的可行性计算为 $|g_x| = g(x_c)^T g(x_c)$，其中$g(\cdot)$包含式（6）中的所有约束（动力学、碰撞规避、控制约束）。我们将所有返回的可行解记为 $\mathcal{X}_f = (x: |g_x| \le \varepsilon_f)$

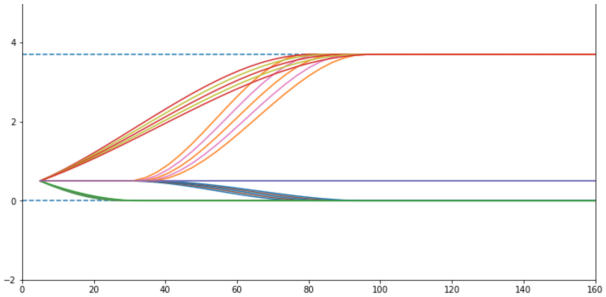


图5：由分段多项式参数化的期望轨迹。每个智能体都会考虑多种可能的机动操作，以实现对车道保持和变道机动的轮廓跟踪。

将不可行解记为 $\mathcal{X}_{nc} = (x: |g_x| > \varepsilon_f$，其中 ε_f 为可行性阈值。然后，我们按如下方式选择一条轨迹

$$x^* = \begin{cases} \min_{x \in x_c} cost(x_c) & |\mathcal{X}_f| > 0 \\ \min_{x \in x_c} cost(x) + k_{slack} |g_x| & |\mathcal{X}_f| = 0 \end{cases} \tag{22}$$

其中，$|\mathcal{X}_f$ 是可行解的数量。方程（22）确保在存在可行解时选择可行解；否则，选择约束违反程度最小的不可行解。

第五部分：结果

A. 交通仿真

在不同社会价值取向人群下，对24辆运行带想象共享控制的迭代最佳响应的车辆进行仿真，共开展65次独立仿真。仿真环境和模型预测控制使用Python实现，采用CasADi框架和IPOPT [21] 求解器，实验部署在MIT SuperCloud上，运行于Intel Xeon Platinum 8260。图4展示了仿真过程中不同时间步的交通流仿真快照。为简单起见，我们假设车辆的成对社会价值取向是同质的 $\theta_{ij} = \theta_i$，这对于正常的高速公路驾驶而言是合理的假设，并将可能的社会价值取向限制在亲社会 $\theta_i = \pi/4$ 到利己主义 $\theta_i \approx 0$的范围内，这些取值通常可在实验室环境中观察到 [22]。车辆最初按照泊松分布被放置在系统中，道路密度为 ρ，其中 $\rho = 3000$ 辆车每小时。车辆被随机分配了11.2米/秒至13.4米/秒范围内的期望速度。所有车辆的期望速度分布如图6所示。

B. 性能指标

我们希望研究系统中不同人类驾驶员人群的整体交通流。我们通过测量智能体在给定实验中经过 $N = 500$ 个时间步后的平均车辆速度 $V_i = 1_N \sum_{t=1}^{N} ||v_{i,t}|| i$，来衡量个体性能和交通流整体性能。为了紧密比较不同 SVO 人群，我们在不同的个体车辆 SVO 设置下重复给定的仿真（固定初始位置和期望速度）。然后

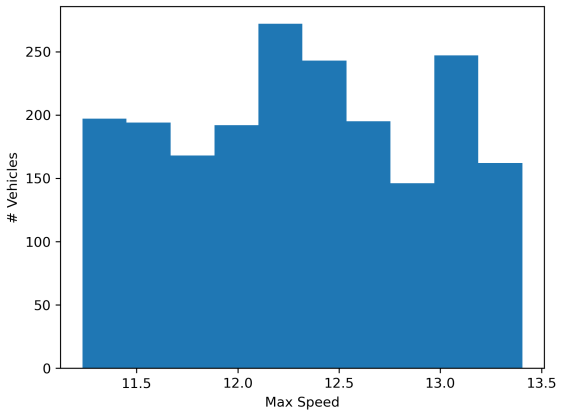


图 6：车辆期望（最大）速度。系统中每辆车辆的期望最大速度直方图。

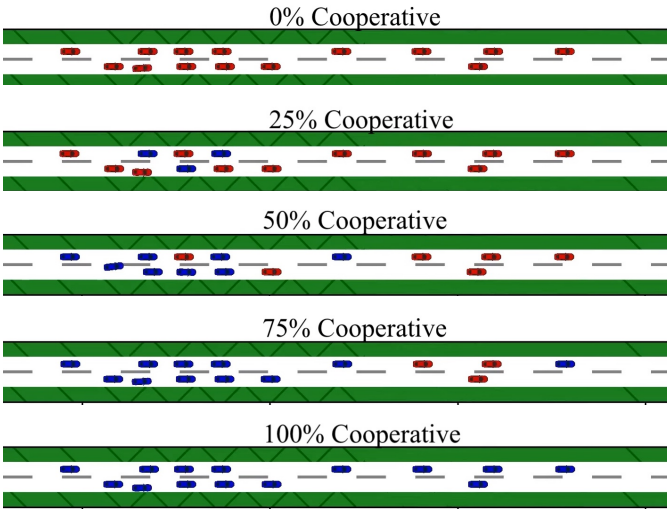


图 7：仿真中合作型智能体比例的变化。颜色分别对应仿真中的亲社会智能体（蓝色）或利己主义智能体（红色）。

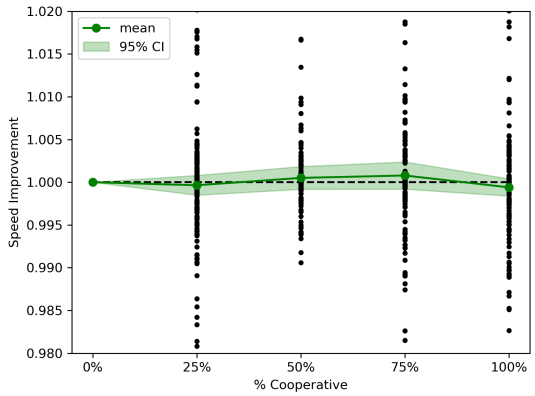
我们将个体和人群的表现与一个完全利己主义系统（0% 合作型智能体）的反事实基线性能进行比较，此时我们的性能指标为

$$\text{Individual Speed Improvement (ISI)} = \frac{V_i}{V_i^e} \tag{23}$$

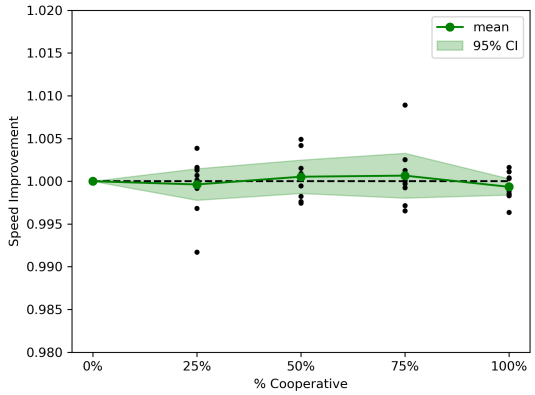
$$\text{Population Speed Improvement (PSI)} = \frac{\sum_i V_i}{\sum_i V_i^e} \tag{24}$$

其中，V_i 是智能体i 的平均速度，V_i^e是基线配置下i 的平均速度。

个体速度提升 $ISI > 1$ 表示在当前仿真设置下，个体在仿真期间通过实现更高的平均速度来提升其出行效率。相比之下，群体性能 $PSI > 1$ 表示与基线相比，当前仿真中整个系统的整体流量有所增加。通常，个体平均性能和群体性能会相近但并不相等，具体取决于改进的分布情况。



（a）个体



（b）系统

图 8：车辆相对于不含利己型车辆的基线的表现。**（a）**每个数据点代表一名驾驶员的速度提升。**（b）**每个数据点代表整个交通系统平均速度的提升。

C. 不同数量的合作型智能体

我们针对 10 种不同的初始条件，改变合作型智能体（$\theta_{ij} = \pi/4$）或利己主义智能体（$\theta_{ij} \approx 0$）所占的比例。图 7 展示了同一组固定随机种子的仿真，其中合作型智能体的比例分别为：$p^{cooperative} \in$[0%、25%、50%、75%、100%]，具体方法是改变部分智能体的社会价值取向。图 8 绘制了每个智能体的相对性能（图 8a ）以及整个系统的相对性能（图 8b ）。在较低的合作水平下，$p_{cooperative} \leq 50\%$ 的个体性能似乎略有下降，而在较高的合作水平下则略有改善；当合作型智能体达到 100% 时，最终性能略有下降。然而总体而言，随着更多合作型驾驶员进入系统，个体性能和系统整体性能并未显著提高。性能未显著改善的一个潜在原因是，合作程度的提高伴随着因变道以及为其他车辆减速而产生的额外低效，从而削弱了整体改善效果。因此，尽管部分智能体可能因合作而有所改善，但数量相等的其他智能体的性能可能会下降。例如，在 100% 合作的情况下，性能下降可能是因为系统中没有足够的利己型车辆来获得合作型智能体带来的收益，而-

其他车辆变道和减速所造成的额外低效进一步抵消了整体改善效果。因此，尽管一些智能体可能因合作而有所改善，但同等数量的智能体可能会导致性能下降。例如，在 100% 合作的情况下，系统中可能没有足够的利己型车辆来获得合作型智能体带来的收益。

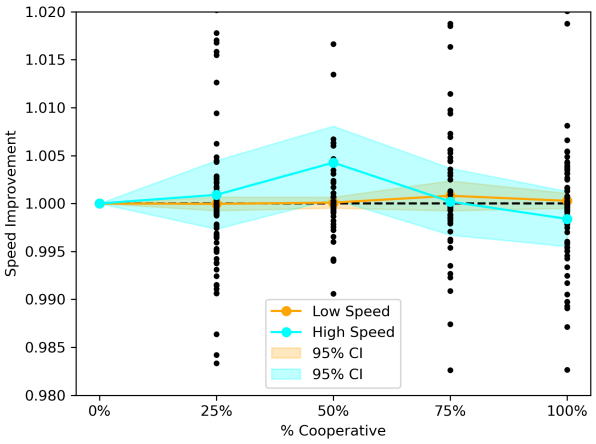


图 9：高速驾驶员与低速驾驶员。低速驾驶员仅受到合作型驾驶员的极小影响，而随着合作程度提高，高速驾驶员的性能会发生变化。

D. 对个体驾驶员类型的影响

为了更好地理解合作型智能体的影响，我们探究驾驶员的个体性能，以了解不同子群体是否会更多地受到合作型道路的影响。首先，在图 9 中，我们将限速较高的驾驶员与期望速度较低的驾驶员进行比较，以观察他们对性能的影响是否存在差异。正如预期，低速驾驶员的速度提升非常有限，因为低速驾驶员在合作场景中不太可能考虑加速。相比之下，高速驾驶员的速度性能变化更大；当驾驶员群体中有 50% 为合作型时，其速度明显有所提升。

其次，我们探究在整个实验过程中始终保持利己主义或亲社会特征的驾驶员，以判断其他驾驶员社会价值取向的变化是否会对其性能产生负面或正面影响。图 10 比较了实验过程中始终保持利己主义或亲社会特征的智能体，并将其与群体中智能体为 50% 亲社会时的基线进行比较。需要注意的是，100% 或 0% 合作型智能体的仿真被排除在外，因为这些仿真分别不包含利己主义智能体或亲社会智能体。我们可以看到，亲社会智能体不会受到群体合作变化的影响；然而，随着合作程度提高，利己主义智能体的性能确实有所改善。这表明，当系统中亲社会智能体的比例增加时，利己主义智能体能够获得更多益处。

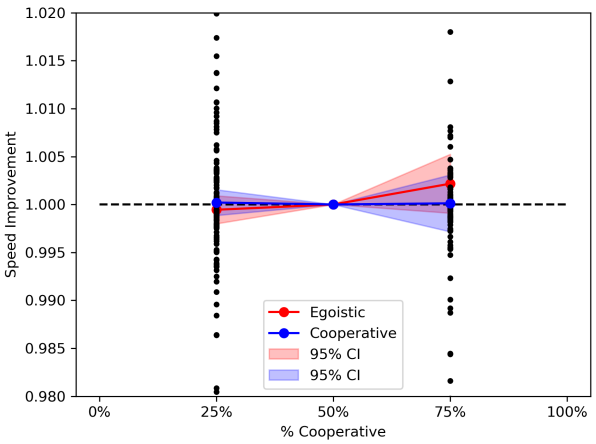


图 10：对亲社会智能体和利己主义智能体的影响。利己主义智能体受益于更具合作性的交通流，而合作型智能体的性能变化不大。

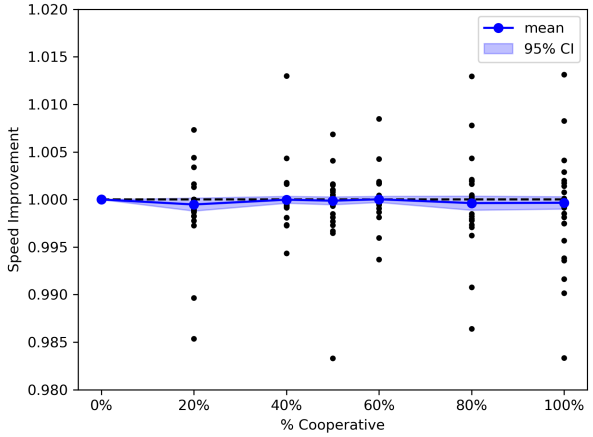


图 11：增加共享控制。通过增加共享控制中所考虑的车辆数量，使用更具合作性的 IBR 版本重复实验。增加考虑范围并未改善高速公路场景中的个体性能。

E. 改变共享控制和交通密度

为了更好地了解算法参数与车辆社会价值取向的联合影响，我们在部分人群（八辆车辆）上重复实验。首先，扩大共享控制的规模可能会增加问题复杂度，导致求解时间变长并可能引发不稳定性，但同时也会使每位驾驶员的解决方案更趋于合作。我们将共享控制从$n_{sc}=1$ 增加到$n_{sc}=2$，并针对不同的SVO人群重新运行实验。图11展示了扩大共享控制邻域后的结果。我们看到，随着合作程度提高，性能略有下降，这可能是由于在

共同规划的智能体数量更多。

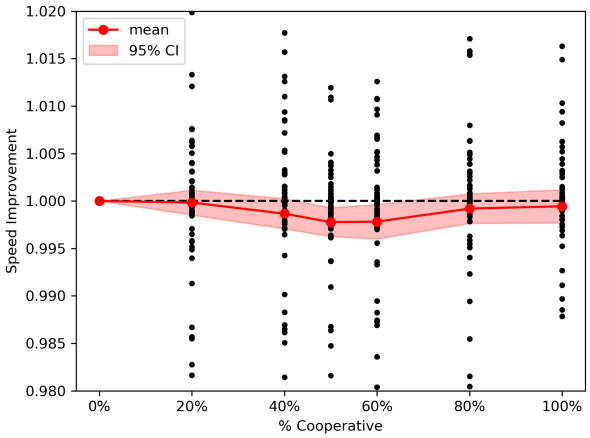


图12：高密度个体性能。在更高密度的交通设置下重复进行实验。由于道路饱和，无法实现有效合作，因此随着合作增加，性能反而下降。

提高交通密度可能会增加合作的益处，因为车辆需要协调以穿行于交通流中；也可能因驾驶场景受到高度约束而削弱合作的益处。图12展示了密度为此前两倍时的结果。在较高交通密度下，合作会持续降低性能；当合作人群占比达到50%时，性能下降最明显。一种可能的解释是，在高密度下，车辆没有足够空间利用亲社会智能体。相反，合作会形成交通瓶颈，并带来额外的合作成本。

VI. 结论

我们评估了道路上人类驾驶车辆和自动驾驶车辆采用多智能体半合作规划时的系统整体性能。我们部署了一种低层模型预测控制器，通过与相邻车辆进行隐式组队来实现合作机动。仿真结果表明，尽管随着更多智能体参与合作，个体性能略有提升，但总体影响在统计上并不显著。此外，我们考察了不同驾驶员子群体的个体性能，发现利己主义智能体确实能从亲社会驾驶员中受益。本研究强调了针对自动驾驶车辆隐式协调开展更多策略研究的必要性，也指出了在考虑低层控制时半合作行为的局限性。

参考文献

[1] W. B. G. Liebrand 和 C. G. McClintock，“社会价值环形测量：一种用于评估信息处理和社会价值取向个体差异的计算机化程序”，《欧洲人格杂志》，第 2 卷，第 3 期，第 217–230 页，1988 年。[2] W. Schwarting、A. Pierson、J. Alonso-Mora、S. Karaman 和 D. Rus，“自动驾驶车辆的社会行为”，《美国国家科学院院刊》，第 116 卷，第 2492–24978 页，2019 年。

[3] A. Kesting、M. Treiber 和 D. Helbing，“适用于跟驰模型的通用换道模型 MOBIL”，《交通研究记录：交通研究委员会学报》，第 1999 卷，第 1 期，第 86–94 页，2007 年 1 月。[4] M. Treiber、A. Hennecke 和 D. Helbing，“实证观测与微观仿真中的拥堵交通状态”，《物理评论E》—统计物理、等离子体、流体及相关跨学科主题，第 62 卷，第 2 期，第 1805–1824 页，2000 年 8 月。[5] D. A. Lazar、R. Pedarsani、K. Chandrasekher 和 D. Sadigh，“利用能够影响人类的汽车最大化道路通行能力”，IEEE 决策与控制会议论文集，第 2018-Decem 卷，第 1801–1808 页，2019 年。[6] L. Jin、M. ˇCi ˇci´c、S. Amin 和 K. H. Johansson，“车辆编队对高速公路拥堵影响的建模：流体排队方法”，HSCC 2018——第 21 届混合系统计算与控制国际会议论文集（CPS Week 的组成部分），第 237–246 页，2018 年。[7] C. Wu、A. Kreidieh、E. Vinitsky 和 A. M. Bayen，“混合自主交通中的涌现行为”，第 1 届机器人学习年度会议论文集，第 78 卷，第 CoRL 期，第 398–407 页，2017 年。[8] B. Toghi、R. Valiente、D. Sadigh、R. Pedarsani 和 Y. P. Fallah，“自动驾驶中的社会协调与利他主义”，IEEE《智能交通系统汇刊》，第 1–14 页，2022 年 9 月。[9] J. Wang、Y. Zheng、Q. Xu、J. Wang 和 K. Li，“人类驾驶车辆与自动驾驶车辆混合交通流的可控性分析与最优控制”，IEEE《智能交通系统汇刊》，第 22 卷，第 12 期，第 7445–7459 页，2021 年。[10] P. A. Lopez、M. Behrisch、L. Bieker-Walz、J. Erdmann、Y. P. Flotterod、R. Hilbrich、L. Lucken、J. Rummel、P. Wagner 和 E. Wiebner，“使用 SUMO 进行微观交通仿真”，IEEE 智能交通系统会议论文集（ITSC），第 2018-Novem 卷，第 2575–2582 页，2018 年。[11] S. C. Calvert 和 B. van Arem，“混合交通中使用自动化车辆进行微观交通仿真的通用多层框架”，《交通研究 C 部分：新兴技术》，第 110 卷，2019 年 12 月号，第 291–311 页，2020 年。[12] A. Kuefler、J. Morton、T. Wheeler 和 M. Kochenderfer，“使用生成对抗网络模仿驾驶员行为”，IEEE 智能车辆研讨会论文集，第 Iv 期，第 204–211 页，2017 年。[13] X. Zhao、Z. Wang、Z. Xu、Y. Wang、X. Li 和 X. Qu，“自动驾驶车辆跟驰过程中人类驾驶员行为纵向特征的实地实验”，《交通研究 C 部分：新兴技术》，第 114 卷，2 月号，第 205–224 页，2020 年。[14] S. Glaser、B. Vanholme、S. Mammar、D. Gruyer 和 L. Nouveli`ere，“在真实道路交通与驾驶员交互环境中面向高度自动化车辆的基于机动的轨迹规划”，IEEE《智能交通系统汇刊》，第 11 卷，第 3 期，第 589–606 页，2010 年。[15] J. F. Fisac、E. Bronstein、E. Stefansson、D. Sadigh、S. S. Sastry 和 A. D. Dragan，“自动驾驶车辆的分层博弈论规划”，IEEE 机器人与自动化国际会议论文集，第 2019-May 卷，第 9590–9596 页，2019 年 5 月。[16] M. Wang、Z. Wang、J. Talbot、J. C. Gerdes 和 M. Schwager，“竞争场景下自动驾驶汽车的博弈论规划”，《机器人学：科学与系统》，第 1–9 页，2019 年。[17] N. Buckman、A. Pierson、W. Schwarting、S. Karaman 和 D. Rus，“分享即关怀：符合社会规范的自动驾驶车辆交叉路口协商”，载于 2019 年 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议（IROS），2019 年，第 6136–6143 页。[18] L. Crosato、C. Wei、E. S. Ho 和 H. P. Shum，“使用社会价值取向在自动驾驶车辆—行人交互环境中实现以人为中心的自动驾驶”，电气与电子工程师学会公司，2021 年 9 月。[19] N. Buckman、W. Schwarting、S. Karaman 和 D. Rus，“自动驾驶应急车辆的半协同控制”，载于 2021 年 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议（IROS），2021 年，第 7052–7059 页。[20] A. Pierson、W. Schwarting、S. Karaman 和 D. Rus，“利用风险水平集在拥堵环境中导航”，载于 2018 年 IEEE 机器人与自动化国际会议（ICRA），2018 年，第 5712–5719 页。[21] A. W¨achter 和 L. T. Biegler，“大规模非线性规划中内点滤波线搜索算法的实现”，《数学规划》，第 106 卷，第 25–57 页，2006 年。[22] A. Garapin、L. Muller 和 B. Rahali，“信任意味着给予而不承担风险吗？来自信任博弈的实验证据”，《政治经济学评论》，第 125 卷，第 5 期，第 701–716 页，2015 年。