arXiv:2304.06604v1 [cs.HC] 13 Apr 2023

# 通信赋能的交通互动

O. Siebinga*[1]、A. Zgonnikov[1]，和 D.A. Abbink[1]

[1]代尔夫特理工大学——认知机器人系，Mekelweg 2，荷兰代尔夫特

2023年4月

关键词—— 驾驶交互、驾驶员建模、交通通信

**摘要**

对于自动驾驶车辆而言，一个重大挑战是如何与人类驾驶的车辆处理互动场景，例如高速公路汇入。更好地理解人类的互动行为，有助于应对这一挑战。这种理解可以通过对人类行为进行建模来获得。然而，现有的建模方法大多忽视驾驶员之间的通信，并假设互动中的部分驾驶员只对其他驾驶员作出响应，而不会主动影响他们。本文认为，要实现对互动的准确建模，解决这两个局限至关重要。为此，我们提出了一个能够解决这些局限的新型计算框架。与博弈论方法类似，我们以整体方式对互动进行建模，而不是对只响应环境的孤立驾驶员进行建模。不同于博弈论，我们的框架明确纳入了通信和有限理性。我们在一个简化的合流场景中展示了该模型，结果表明，该模型能够生成合理的互动行为（例如，激进和保守的汇入）。此外，在跟驰场景中，仅仅基于风险感知便直接产生了类似人类的保持车距行为，而无需在模型的决策过程中明确实现时间间隔或距离间隔。这些结果表明，我们的框架是互动建模的一种有前景的方法，能够支持具备互动感知能力的自动驾驶车辆的开发。

## 1 引言

自动驾驶车辆（AV）有望帮助应对与出行和可持续性相关的重大社会挑战。然而，自动驾驶车辆开发中的一项重大未决问题，是如何安全且为人们所接受地处理需要

*通讯作者：o.siebinga@tudelft.nl

*two-way interaction* 与人类道路使用者互动的驾驶情景。在这些互动中，例如高速公路汇入或交叉路口协商，车辆双方会相互影响并对彼此的行动作出回应。这需要基于通信（例如参见 [1, 2, 3]）进行快速且有时反复的协商，而这种通信既可以是隐性的（车辆运动），也可以是显性的（例如鸣笛、打信号）。双向交通交互的连续动力学决定了安全性、优先权（谁先行、谁让行）以及接受度（乘客和其他道路使用者的接受度）。例如，驾驶员可能会被误解，或因过于保守或激进而引起他人烦恼（干扰或忽视他人的通信）。因此，要针对这些情景开发和评估安全且可接受的自动驾驶车辆行为，就必须掌握有关连续人类双向交互的基础知识。然而，目前人们仍缺乏关于互动动力学的这一基础知识。我们倡导采用人类双向交通交互的建模方法，以形成基础性理解，并在未来帮助设计更优的自动驾驶车辆行为。

建模是理解人类驾驶行为的一种常见方式。然而，迄今为止，建模主要聚焦于单驾驶员行为，研究对象要么是单车（例如 [4, 5]），要么是多车场景，例如跟车 [6, 7], 、变道 [8, 9], 和间隙接受 [10, 11]。大多数多车方法都假设，被建模的驾驶员会对其他交通参与者作出反应，而其他参与者不会反过来作出反应。例如，跟车模型假设跟车驾驶员会对前车作出反应，但前车不会根据后车的行为改变自身行为。我们将此称为 *one-way interaction* 假设。这一假设将多名驾驶员的行为彼此分离，从而使研究人员能够更好地理解并建模所关注驾驶员的行为。因此，这些模型的研究范围有意限定为单名驾驶员。对于跟车模型等而言，单向交互假设是合理的；但对于汇入或交叉路口协商等交互式驾驶场景而言，这种假设并不适用，因为这些场景本质上具有互惠性。简单地将两个单向交互模型拼接起来描述互动，会忽略驾驶员对他人未来行为的信念，以及他们预期自己会对他人行为产生的影响。此外，这种做法也忽略了驾驶员之间通信的存在及其影响。因此，我们认为，交互模型的研究范围从一开始就应涵盖所有参与者。

目前，建模完整交通交互（而非单个驾驶员）的主流方法是采用博弈论。博弈论最初作为一种框架发展起来，用于描述抽象博弈中参与者之间的双向互动。它已被广泛用于交通交互建模。1999年，Kita 提出了首个基于博弈论的人类汇入行为模型 [12]。2007年，Liu 等人通过去除恒定速度假设，改进了博弈论方法 [13]。此后，许多研究相继开展（例如 [14, 15, 16, 17]）。然而，运用博弈论对两名驾驶员之间的动力学进行建模并非易事，因为博弈论对这些参与者作出了三个强假设。

首先，这类方法假设所有参与者都会理性地最大化某个效用函数。实证证据表明，即使在简单的经济博弈中 [18], ，这一假设也不适用于人类参与者，在驾驶行为 [19] 和交通互动中 [20], 也是如此。其次，博弈论不允许参与者之间进行通信，而通信已被证明在交互式驾驶场景中十分重要 [3]。第三，大多数基于博弈论的交互模型都为驾驶员设定一组离散动作。尽管这有助于准确描述驾驶员较高层次的战术 [21] 决策（例如决定让行或并线），却无法描述互动中较低层次的操作 [21] 动力学（例如速度变化

或轨迹变化）。因此，这些方法对于开发安全且可接受的自动驾驶车辆行为而言，细节还不够充分。这三项局限共同表明，有必要采用一种替代方法来建模双向交通交互，使其能够考虑通信、有限理性和连续动态动作。

为弥补这一不足，我们在此提出一个用于通信赋能交互（CEI）建模的框架。该框架可用于创建模型实现，我们在案例研究中提供了一个示例[1]。该建模框架放宽了常见假设，不再要求驾驶员是理性智能体，也不再假设他们完全了解其他驾驶员的策略。该框架基于这样一种观点：所有驾驶员都有自己想要执行的规划，并对其他驾驶员将采取何种行动抱有信念。二者结合起来，便会使每位驾驶员产生感知风险。我们假设驾驶员会采取行动，将这种风险控制在各自的阈值以下。该框架的关键洞见在于，智能体之间的通信会促使驾驶员更新对他人的信念。在一项仿真案例研究中，我们表明，CEI模型的一种实现能够在简化的合流场景中，生成两个相互交互的驾驶员的合理行为。此外，人类驾驶员般的保持车距行为也会直接从风险感知这一概念中自然涌现。这些结果表明，所提出的建模框架为人际驾驶交互建模提供了一种颇具前景的新方法。

# 2 通信赋能交互（CEI）建模

我们提出了一个框架，用于建模两名驾驶员之间的人与人交通交互。该框架将建模范围设定为完整的互动，而非单个驾驶员，并明确纳入驾驶员之间的通信。每名驾驶员由四个组成部分描述：风险概念、确定性计划（针对其自身行为）、一种通信方式，以及对另一名驾驶员未来行动的概率信念（图 1）。本文提出的通用框架仅对这些组成部分规定了宽泛的要求。针对特定场景或应用案例实现模型时，可以根据现有文献（例如人类行为建模、交通通信、意图推断或车辆路径规划领域的研究）来设计这些组成部分。这样做的优点是，我们可以利用文献中的知识改进模型，而不必从头全面重新设计。本节将讨论这四个组成部分及其背后的依据。此外，我们还将逐一讨论基于该框架实现模型时，各组成部分需要考虑的假设和要求。在第 3 节中，我们将通过一个简化合流场景的示例实现，说明如何实现各个组成部分。

## 2.1 框架组件

### 基于风险的重新规划

近期研究表明，风险在人类驾驶行为中发挥着重要作用 [4, 24, 25]。在我们的框架中，我们将这种基于风险的决策

[1]本文所述模型的软件实现及其仿真环境可在线获取，网址为 [22]。结果部分讨论的数据可在 [23] 查阅。

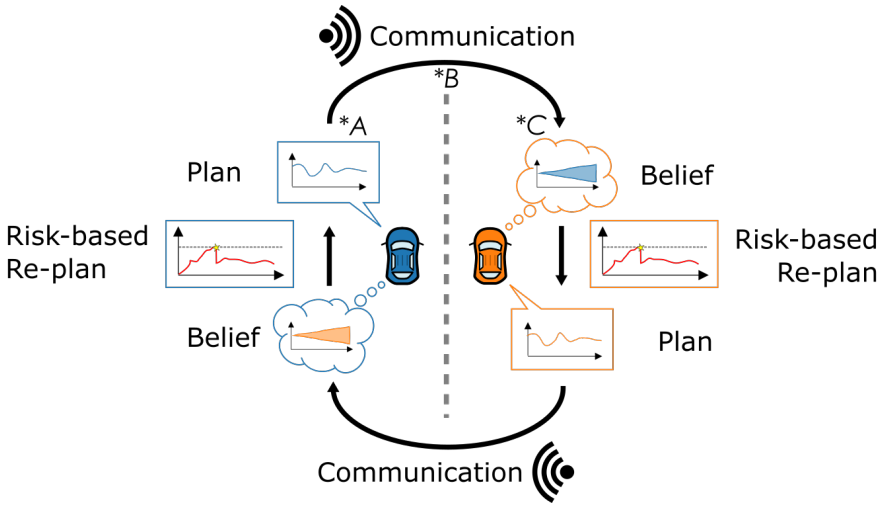



图 1：所提出的通信赋能交互（CEI）建模框架概览。该框架旨在捕捉两名驾驶员之间的双向互动，而非一名驾驶员相对于另一名驾驶员的单向互动行为。每位驾驶员都有一个规划，用于安排自己的行为。规划更新由信念 所引发的风险阈值 和风险估计 触发，该信念涉及另一名驾驶员随时间推移将如何移动。每位驾驶员都会传达 自己的规划（意向），可以隐式传达（例如通过车辆运动），也可以显式传达（例如通过灯光信号）。这种通信连接将一名驾驶员的规划与另一名驾驶员的信念联系起来，可分为三个组成部分，分别记为 $*A$、$*B$和 $*C$。$*A$ 表示将驾驶员的规划映射为其通信的过程，$*B$ 表示通信方式，而 $*C$ 表示另一名驾驶员基于接收到的通信更新信念。

驾驶中的决策制定，结合Simon关于 *bounded rationality* [26] 和 *satisficing* [27]的思想。*Bounded rationality* 意味着人类并不具备始终完全优化其行为的能力。 *Satisficing*（ *satisfy* 和 *suffice*的混成词）是有限理性的一个例子，其中假定人类不会持续地寻找最优解。相反，他们会 *satisfied* 一个“足够好”的解决方案，该方案*suffices*。我们认为，在驾驶互动中，唯一足以满足要求的解决方案是那些 *subjectively safe enough*的方案。为了将这些思想形式化并结合到一个框架中，我们假设驾驶员会采取行动，使其感知风险保持在其风险阈值以下。

采用这样的阈值，从两个方面融入了 Simon 的思想。首先，它界定了哪些解决方案在主观上足够安全。其次，它限制（或界定）驾驶员所需的认知能力（或付出的努力），因为只有当情境发生变化，且当前计划不再足够或无法满足需求时，驾驶员才需要重新思考其计划。这就是我们所说的 a *risk-based re-plan*（图 1）。融入这些思想后，我们不再遵循博弈论的基本假设——即人类是理性的效用最大化者，而是转向一种允许

团队协作并追求共同目标的表述。

总而言之，我们的框架假设，每位驾驶员都会根据自己对其他驾驶员计划采取何种行动的概率信念，评估其当前确定性计划的风险。风险感知可以基于多种因素，例如较高的速度、较大的加速度或发生碰撞的概率。驾驶员会持续进行评估，但只有当感知风险超过其阈值时，才会重新规划。因此，风险阈值较低的驾驶员应会在互动早期调整计划，以降低估计风险。与此同时，风险阈值较高的驾驶员则会继续执行当前计划，并利用其他驾驶员降低了当前情境风险这一点。直观地说，这可以解释为风险阈值较高的驾驶员更具攻击性。

### Plan

我们框架的第二个组成部分是 $plan$。我们假设驾驶员对自己在近期将采取的行动有一个确定性计划。在该框架中，这一计划表现为一组确定性的航路点，覆盖有限的时间范围。这个时间范围应足够长，以涵盖（部分）互动过程。

该规划（即规划算法）的构建应仅考虑与风险与安全无关的特征（例如期望速度或舒适度），因为感知风险会被持续单独评估，以确定当前计划是否仍然足够且令人满意。进行这项评估时，会同时考虑规划和信念。重新规划时，应将风险阈值作为规划算法中的约束。只要能够施加这样的约束，就可以使用任何合适的路径规划算法来构建规划。

### 通信

该框架的一个关键概念是，驾驶员会主动向其他驾驶员传达自己的规划。这一假设基于关于人类之间交通互动的实地研究，这些研究证实，交通参与者会主动以显式和隐式的方式向他人传达自己的规划（例如 [3]）。针对其他需要团队协作的任务（非驾驶任务）开展的实验表明，人类会运用自己的移动动作与团队成员协调 [28]（这是一种隐式通信形式）。通信这一假设也可以有效用于对这些任务中的人类行为建模 [29]。最后，在仿真中，通信有助于控制在人类之间穿行的协作机器人 [30], ，从而减少死锁情况。总而言之，以往研究表明，人类会在交通中进行通信，而通信这一假设既可用于有效建立人类团队协作行为模型，也可用于有效控制机器人。

在CEI建模框架中，通信将一名驾驶员的规划与另一名驾驶员的信念连接起来。实际上，这意味着在实现CEI模型时，需要设计通信的三个方面。首先，需要确定通信方式：使用哪些信号进行通信？这些信号可以是显性的（例如转向指示灯），也可以是隐性的（例如速度、航向角或加速度）。其次，需要建立从规划到通信的映射。这可以简单到直接执行规划，但也可以根据交通通信研究设计更复杂的映射，例如减速，纯粹是为了

传达另一名驾驶员可以先行这一信息（关于在瓶子抓取任务中对这类夸张轨迹进行建模的示例，请参见 [29]）。最后，还需要建立从通信到信念的映射，该映射规定如何根据接收到的通信更新概率信念。

**信念**

假设两名驾驶员都对另一名驾驶员在不久的将来会采取什么行动抱有概率信念。这种信念由时间范围内的若干个点构成。每个信念点都以概率分布表示另一名驾驶员在未来特定时刻的位置（图 1）。这一假设基于这样的直觉：人类驾驶员通常会对其他驾驶员打算做什么有大致但不确定的判断。这一概念已成功应用于其他建模框架，例如基于 [31] 的信念—愿望—意图编程，以及（贝叶斯）心智理论 [32]。

在实现 CEI模型的信念部分时，唯一的要求是所选概率分布能够利用新信息（来自观测到的通信）进行更新。实际上，这意味着大多数参数化概率分布都适用，因为可以使用贝叶斯更新等方法对其进行更新。

# 3 案例研究：实现示例

为展示所提出模型框架的可行性，并探究设计选择（参数）对模型行为的影响，我们针对简化的合流场景实现了一个 CEI模型。在本案例研究中，我们将展示，即使采用简单的组件，该模型框架也能产生合理、类似人类的交互行为。同时，本案例研究的目的并非定量评估模型与人类行为的一致性。要利用两名驾驶员交互行为的精细数据进行此类评估，需要开展详细研究，因此留待未来工作。

## 3.1 简化合流场景

在本案例研究中，我们采用了一个简化的对称合流场景（图 2）。在该场景中，两辆车辆沿预先设定的赛道驶向合流点。模型可以直接控制车辆的加速度，但不涉及转向。车辆采用矩形包围盒进行碰撞检测。车辆的航向是预先设定的，且始终与道路的走向一致。在合流点，车辆的航向会瞬间改变。

简化情景中的车辆会因阻力和空气阻力而产生负加速度。净加速度（$a^{net}$）等于施加的输入（$a^{in}$）减去负加速度 $a^r$（它是车辆速度 $v$ 的函数）：

$$a^{net}(v) = a^{in} - a^r(v), \text{ where} \tag{1}$$

$$a^r(v) = \alpha v^2 + \beta. \tag{2}$$

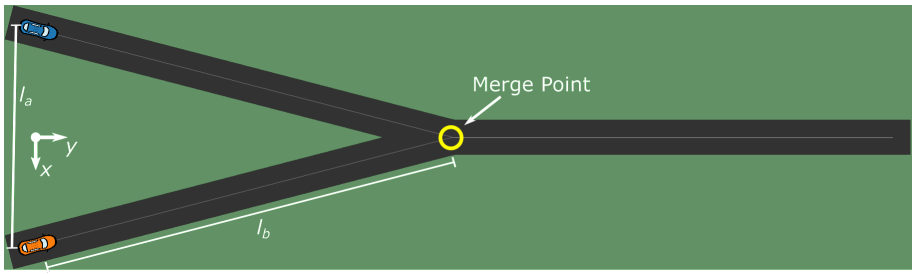



图 2：案例研究中所用简化合流场景的俯视图，顺时针旋转 90 度。车辆沿预定义路径（道路中心线）行驶，并在预先设定的合流点汇入。车辆为二维车身（$4.5\ m$ x $1.8\ m$），其航向在合流点瞬间改变。模型直接控制车辆的加速度。赛道尺寸由两个参数定义。Distance $l_a$ (25 $m$)表示车辆起点之间的距离。Distance $l_b$ (50 $m$)表示从起点到合流点，以及从合流点到赛道终点的行驶距离。

参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 定义了空气阻力和恒定阻力（$\alpha = 0.0005$ 和 $\beta = 0.1$）的大小。除阻力外，车辆还有最大加速度 $a^{max} = 2.5\ \frac{m}{s^2}$，正加速度和负加速度的最大值相同。车辆的速度被限制为非负值。仿真以 $20\ Hz$ 的频率更新所有动力学。

## 3.2 规划

模型的规划部分由一个路径规划算法组成，该算法用于最小化以下代价函数：

$$c = \sum^{N} (v_n - v^d)^2 + (a_n^{in})^2. \tag{3}$$

其中，$n$ 表示时间步，$v$ 表示车辆速度。该代价函数包含用于最小化输入平方值 $a^{in}$ 以及以期望速度 $v^d$行驶的项。路径规划的频率与仿真频率（$20\ Hz$）相同，并受时间范围 $4\ s$ （$N = \frac{4}{0.05} = 80$）限制。

图3展示了规划、信念和风险感知的一个示例。初次规划路径时，将公式3中的代价函数最小化，从而找到兼顾舒适度和速度的最优路径（图3-A）。如果在下一个时间步，当前计划仍然满足要求（即未超过风险阈值），则继续执行当前计划。我们假设，在最后一个时间步保持速度，在实际操作中等同于维持当前计划。

当超过风险阈值时，再次最小化代价函数，以寻找新计划（图3-C）。这次最小化受风险约束的限制。基于满意化的理念，我们假设人类不会投入无限的努力来寻找最优规划，而是转而寻找一个令人满意且足够的解决方案。我们假设，重新规划最容易（即所需的认知

如果新计划接近先前计划（即采用相同策略），则可减少工作量。因此，重新规划优化会以旧计划作为初始条件。使用梯度下降算法时，在满足风险约束的同时，得出的解将接近先前计划。例如，如果当前计划是减速并从另一名驾驶员后方通过，那么重新规划最可能得出的结果是进一步减速并增大车距。这会在沿用当前策略的同时降低感知风险。

如果以当前计划作为初始条件进行优化未能成功，则会考虑另外三个初始条件：在所有时间步执行全力制动、在所有时间步均不输入加速度，以及在所有时间步执行全力加速。代价最低的候选计划将被用作第二次重新规划的初始条件。这可能导致策略发生变化，但仅当当前策略不再可行时才会如此。例如，当驾驶员正在减速，但进一步减速已不足以充分降低风险时，系统会调查加速是否能够降低风险，并在需要时改变其策略。

## 3.3 信念

信念以一系列关于其他车辆位置的概率分布来表示，每个概率分布对应一个特定时间点（图3-A）。为了简化，这一系列信念点与模型规划部分（$4\ s$）使用相同的时间范围，但包含的点更少。信念点按 $4\ Hz$ 频率保留（该数值基于对模型的初步评估），从而形成一系列 $4 \cdot 4 = 16$ 个点。每个信念点均由高斯分布表示。

高斯分布通过结合其他车辆的初始速度和位置以及最大加速度界限进行初始化。要初始化一个信念点，将高斯分布的均值设为其他驾驶员保持当前速度时对应的位置。计算标准差时，使用位置上界和下界（$ub$ 和 $lb$）。这两个界限是通过预测其他车辆持续施加最大和最小可能加速度时的位置得出的。然后，用上下界与均值之差除以 3 来计算标准差（$\sigma = \frac{ub-\mu}{3}$）。系数 $_{1\ 3}$ 基于这样一个事实：正态分布曲线下 99.73% 的面积对应于 $\mu + / - 3\sigma$。仿真时间达到与第一个信念点对应的时间戳后，该点便会从序列中移除，并初始化一个新点。

## 3.4 通信

驾驶过程中的人类通信是一个复杂的主题，已有大量相关研究。因此，在 CEI模型 中纳入基于实证证据的复杂通信模型具有很大潜力。不过，在本次对建模框架的初步研究中，我们使用了一种简单的隐式通信模型，不包含任何显式通信信号（例如转向指示灯）。我们仅将速度和位置用作通信信号。假设其他驾驶员能够持续观测这两个值，且观测不含任何误差或噪声。

发送通信时，驾驶员不会使用从其当前计划到所采取行动的映射。相反，他们只是从其规划中采取下一个行动。接收通信时，驾驶员使用与

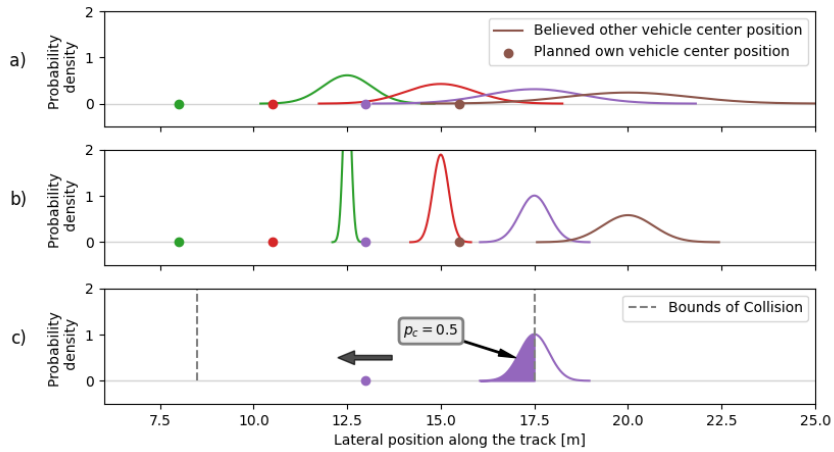



图3：用于说明模型的规划和信念的示例。a）展示了沿一维赛道的四个（共80个）确定性计划点。这些点表示自车在四个时间点的规划中心位置。分布表示在相同四个（共16个）时间点上对其他车辆中心位置的信念，颜色表示不同的时间点。b）展示了经过一次信念更新后的这些规划点和信念点。此次更新提高了对其他车辆位置的信念确定性。每个时间步都会更新信念。c）展示了其中一个点的风险评估。为评估风险，我们通过计算其他车辆在给定规划位置下处于碰撞范围内的概率，来评估碰撞概率（$p_c$）。每个时间步都会对所有信念点进行此项风险评估。如果感知风险最大值超过风险上限阈值，就会触发重新规划。重新规划会将感知风险作为优化的约束。为降低风险，可以沿黑色箭头所指方向移动规划位置。

舒适加速度的边界，用于更新其信念。每个时间步都会使用贝叶斯更新来更新所有信念点。

### 3.4.1 更新信念

在贝叶斯更新中，先前的信念点作为先验分布，并采用得到的后验分布作为更新后的信念点（图3-B）。似然函数使用恒定速度模型构建。我们假设似然函数服从高斯分布，且其标准差为已知常数。这意味着似然函数与先验分布构成共轭对，因此后验分布也将是高斯分布，其 $\mu$ 和 $\sigma^2$ 具有闭式解。时间 $t$ 处信念点的似然函数定义如下：

$$\mathcal{N}\left(\mu = \frac{p}{t}, \sigma^2 = \left(\frac{a_c t}{6}\right)^2\right) \tag{4}$$

在此公式中， $p$ 表示从先验分布（前一个信念点）中采样的位置， $t$ 表示与该信念点对应的时间， $a_c$ 表示最大舒适加速度（$a_c = 1.0 \ \frac{m}{s}$ ）。正加速度和负加速度使用相同的值，因此该分布是对称的。似然函数描述了在给定从先验信念中采样得到的预测位置 $p$ （时间 $t$处）的情况下，观测到速度 $v$ （当前值）的概率。均值 $\mu$ 对应于恒定速度，而 $\sigma$ 则根据以下假设确定：99.73% 的分布落在舒适加速度的边界范围内。

使用这个似然函数，后验分布有一个闭式解。我们将先验分布记为 $\mathcal{N}(\mu_0, \ \sigma_0^2)$，将后验分布记为 $\mathcal{N}(\mu_1, \ \sigma_1^2)$。使用单个数据点 $v$ 进行更新时，后验分布的解变为[2]：

$$\mu_1 = \frac{\mu_0 \sigma^2 + v\sigma^2 \frac{1}{t}}{\sigma^2 + \sigma_0^2 \frac{1}{t^2}} \tag{5}$$

$$\sigma_1^2 = \frac{\sigma^2 \sigma_0^2}{\sigma^2 + \sigma_0^2 \frac{1}{t^2}} \tag{6}$$

## 3.5 风险

驾驶员感知到的风险被假定与碰撞概率成正比。为简化起见，假定其他因素（即速度较高和加速度较大）不会增加感知风险。为估算碰撞概率，我们定义了 $bounds\ of\ collision$ 的概念（图3-C）。给定本车的位置，这些是会导致碰撞的其他车辆的极限位置。对于驾驶员规划中的每个点，都会计算这些边界。例如，如果我们知道驾驶员将在时间 $t$处于位置 $x$ ，就可以利用车辆的尺寸计算出，当且仅当其他车辆在同一时间处于 $x + c_1$ 和 $x - c_2$ 之间的位置时，才会发生碰撞；这就是碰撞边界。根据对其他车辆位置的信念，可以计算出在该时间其他车辆处于这些边界范围内的置信概率。该概率即为该时刻发生碰撞的概率。

[2]有关该闭式解的完整推导，请参阅补充材料。

完整规划的感知风险由所有信念点中的最大风险决定。如果感知风险超过上限 $\rho_u$，则会触发重新规划。然而，仅使用上限可能会在解决汇入冲突时造成问题，因为此后将不再触发重新规划。这可能会导致车辆无故停滞或行驶得非常缓慢。为此，我们扩展风险模块，加入下限风险阈值 $\rho_l$ 和饱和时间 $\tau$。如果感知风险低于 $\rho_l$，且距离上次更新已超过 $\tau$，也会触发重新规划。执行重新规划优化时，感知风险会被限制在两个阈值的平均值以下。实现这一约束时，赛道合流点处航向瞬间变化带来了问题。因此，我们采用碰撞边界的线性近似。

## 3.6 研究的情景

总的来说，模型中的每位驾驶员都有四个决定其行为的参数：期望速度 $v_d$、风险上限阈值 $\rho_u$、较低的风险阈值 $\rho_l$ 和饱和时间 $\tau$。除这些参数外，还可以调整驾驶员的初始速度和位置（$v_0$ 和 $x_0$）。两位驾驶员总是从赛道起点出发。在案例研究中，我们通过四种情景（表 1）考察这些参数的影响，以及初始条件差异所产生的影响。

表 1：所研究情景的参数。带下划线的值表示与默认值的偏差。 $\rho_l$ 和 $\rho_u$ 分别表示风险下限阈值和风险上限阈值。 $v_0$ 和 $v_d$ 分别表示初始速度和期望速度。 $x_0$ 表示车辆在赛道上的初始位置。

| | Side | $\rho_l$ | $\rho_u$ | $v_0$ | $v_d$ | $x_0$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 单位 | - | - | - | $\frac{m}{s}$ | $\frac{m}{s}$ | $m$ |
| 条件 A：无预期碰撞 | left | 0.2 | 0.5 | 10.0 | 10.0 | 0.0 |
| | 右侧 | 0.2 | 0.5 | **9.0** | **9.0** | 0.0 |
| 条件 B 处于碰撞轨迹上 | left | 0.2 | 0.5 | 10.0 | 10.0 | 0.0 |
| | 右侧 | 0.2 | 0.5 | **9.0** | **9.0** | **1.2** |
| 条件 C：高阈值和低阈值 | left | 0.2 | **0.4** | 10.0 | 10.0 | 0.0 |
| | 右侧 | **0.3** | **0.6** | 10.0 | 10.0 | 0.0 |
| 条件 D：阈值敏感性 | left | **0.3** | **0.4** | 10.0 | 10.0 | 0.0 |
| | 右侧 | **0.3** | **0.6** | 10.0 | 10.0 | 0.0 |

前两个情景（A 和 B）调整右侧驾驶员的初始速度和期望速度，同时保持左侧驾驶员的参数不变；这里的驾驶员具有相同的风险阈值。在场景 A 中，如果驾驶员保持期望速度行驶，预计不会处于碰撞轨迹上；而在场景 B 中，预计会处于碰撞轨迹上。

情景 C 和 D 聚焦于风险阈值。情景 C 研究驾驶员之间风险阈值差异的影响。情景 D 研究其中一名驾驶员的风险阈值变化对模型行为的敏感性。饱和时间 $\tau$ 仅在冲突解决后影响模型行为，因此在所有情景中都保持为 $2.0\ s$。

# 4 结果

## 4.1 场景 A：无预期碰撞

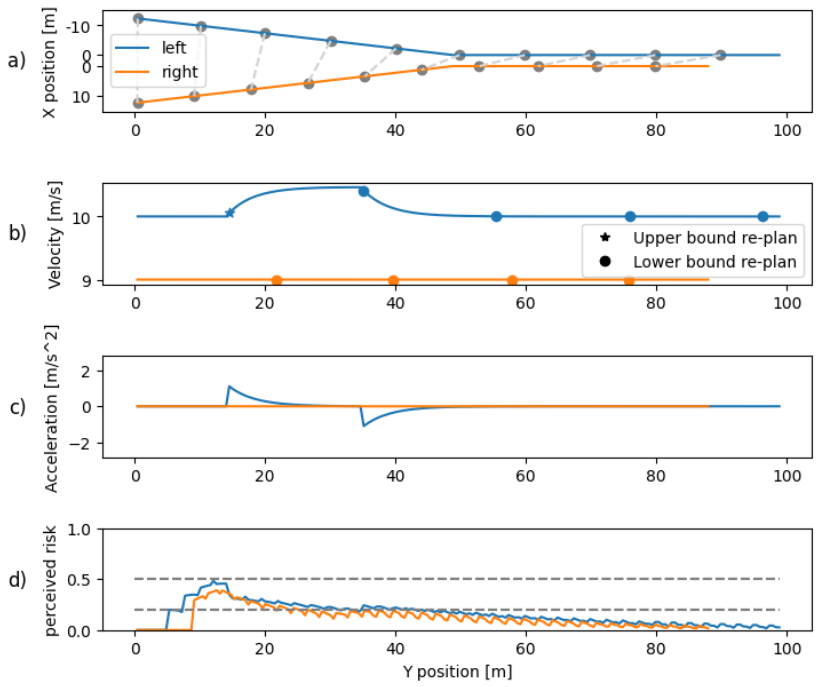



图 4：场景 A 中的模型行为（无预期碰撞）。线条颜色对应图 2 中车辆的颜色。a) 左侧和右侧车辆随时间变化的位置。车辆的 x 位置绘制时进行了偏移，以避免合流点之后线条重叠。灰色圆点和虚线表示以1.0 $s$为间隔的相同时间戳处的车辆位置。b) 车辆随时间变化的速度。星号表示模拟驾驶员因超过风险上限阈值而重新规划的时刻，圆圈表示因风险低于下限阈值而重新规划的时刻。仅当距离上次重新规划已超过 $\tau$ 时，才会触发这些重新规划。c) 车辆随时间变化的加速度。d) 两名模拟驾驶员的感知风险。若进行了重新规划，则显示重新规划后的感知风险。最下方图表中的水平虚线表示驾驶员的风险阈值。在此场景中，尽管驾驶员最初并未处于碰撞轨迹上，他们仍增大了较小的预计间距。模拟驾驶员的行为增大了原本狭窄的安全裕度。

场景 A 作为基准场景。在此场景中，两位驾驶员的初始速度均等于各自的期望速度，但与另一位驾驶员的速度不同（表 1）。如果他们一直保持初始（期望）速度，直到汇入时……

该点不会发生碰撞。左侧驾驶员会先通过合流点，车距较小，为 $0.2\ m$。因此，我们预计，一种理性优化模型（未明确纳入类似人类的车距保持行为）会始终维持期望速度。另一方面，人类驾驶员的典型行为是增大这一较小的安全裕度。一项实证研究 [33], 发现，在荷兰，人类驾驶员在三个不同的高速公路地点合流时，当速度低于 $60\ km/h = 16.7\ m/s$ 时，平均车头时距分别为 12.6、13.4 和 $36.1\ m$，标准差分别为 10.3、12.8 和 18.2（车头时距定义为车距加上前车长度）。

在场景 A 的模型结果中（图 4），左侧驾驶员先到达合流点。其稍微加速，以增大合流点处的安全裕度，之后恢复到偏好速度。第二辆车到达合流点时的车头时距为 $6.4\ m$。这符合预期的人类行为；除非明确将保持车距纳入效用奖励，否则无法通过效用最大化模型来模拟这种行为。在该场景中，右侧驾驶员没有采取任何行动。风险感知图展示了原因：左侧驾驶员预计会更早到达合流点，因此其风险会更早上升。这一风险上升促使左侧驾驶员采取行动以降低风险，而右侧驾驶员则可以继续执行其规划，而不超过风险阈值。左侧驾驶员采取行动后，右侧驾驶员感知到的风险也随即下降；他们认为冲突已由左侧驾驶员解决。

## 4.2 场景B：处于碰撞轨迹上

在场景 B 中，驾驶员的期望速度和初始速度与场景 A 相同。不过，右侧车辆起步时领先了 $1.2\ m$。因此，两辆车在合流点的预测位置重叠了 $1.0\ m$。所以，如果两位驾驶员都不偏离各自的期望速度，该场景将导致碰撞。因此，我们预计，相较于场景 A，解决这一场景需要采取更严厉的行动，但仍预期模型能够避免碰撞。

场景 B 的模型结果（图 5）表明，与场景 A 相比，解决这一冲突确实需要两位驾驶员付出更多努力。两位驾驶员都开始制动，直到左侧驾驶员认为，只有加速才能降低碰撞风险。这可以解释为，此时左侧驾驶员的速度略高于右侧驾驶员。右侧驾驶员坚持原有规划，继续减速，直到风险降至下限阈值以下且饱和时间已过，之后才再次加速。这种行为使两辆车之间形成了奖励函数中未明确设定的安全裕度。由于左侧驾驶员最先加速，因此率先到达合流点。这种可解释的互动行为与无碰撞的结果相结合，可视为一种合理的类人互动。

## 4.3 情景 A 和 B 总结

在场景 A 中，偏好速度较高且首先接近合流点的驾驶员也首先通过了合流点。但驾驶员扩大了车辆之间的距离间隔。这与我们对人类驾驶员的预期相符。然而，如果驾驶员预计接近合流点会发生碰撞（场景B），驾驶员会采取更为激烈的行动，但仍能通过相互互动化解冲突。

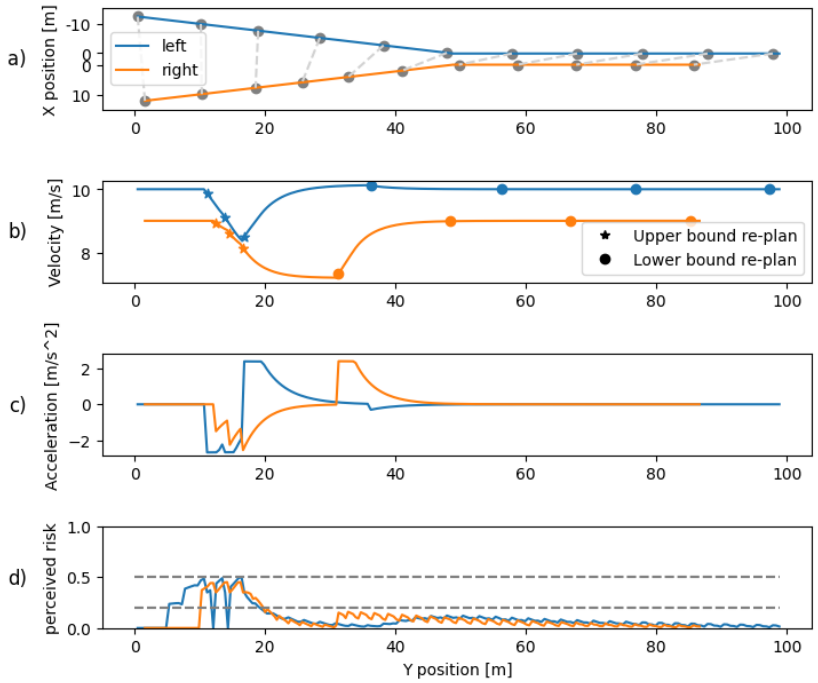



图 5：场景B中的模型行为。模拟驾驶员通过减速避免了碰撞。起初，双方都减速，但大约一秒后，左侧（起初速度较快）的驾驶员加速，并率先到达合流点。有关符号的详细说明，请参阅图 4 的图注。

## 4.4 场景C：高阈值与低阈值

情景 C 表示这样一种情况：两辆车的模拟驾驶员具有相同的初始条件和期望速度，但风险阈值不同。与前面的情景相比，右侧驾驶员的风险阈值较高，而左侧驾驶员的阈值较低。预计阈值较低的左侧驾驶员会在互动早期采取行动，以降低其感知风险。从人类行为角度来看，这对应于规避风险、谨慎驾驶。预计右侧驾驶员（阈值较高意味着对风险的容忍度较高）会在较晚时刻对潜在冲突作出反应，因此会更长时间地保持期望速度。我们预计右侧驾驶员会先到达合流点，且与左侧驾驶员相比，其速度偏离期望速度的程度较小。

情景 C（图6）的模型结果符合预期：左侧驾驶员先达到其上限阈值，并开始减速以降低感知风险。从人类驾驶的角度来看，这可以被视为更为保守的行为。右侧驾驶员反应较晚，因为其风险阈值稍后才被超过。右侧驾驶员短暂减速，但很快开始加速以降低风险，因为左侧驾驶员已经减速。这使得右侧驾驶员先到达合流点，且其速度偏离期望速度的程度小于左侧驾驶员。这

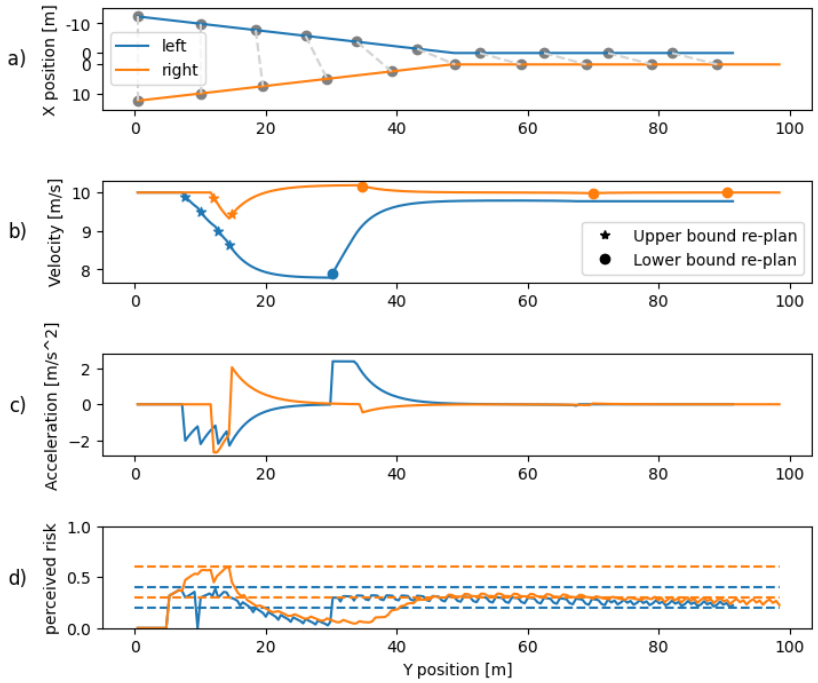



图6：情景 C 中的模型行为。右侧驾驶员维持初始速度的时间更长。短暂减速后，他们加速并率先到达合流点。符号说明详见图 4 的图注。

与这样的直觉相符：对风险的敏感度较低（即风险阈值较高）可能与更激进的行为相关。

## 4.5 情景 D：阈值敏感性

情景 D 研究模型驾驶员的行为对较低风险阈值变化的敏感性。该情景与情景 C 相同，唯一的区别是左侧驾驶员的 $\rho_l$ （较低风险阈值）略高。因此，我们预期情景 C 和情景 D 的结果非常相似。唯一预期的差异是，情景 D 中的左侧驾驶员会更频繁地重新规划，因为新计划的风险被限制为两个风险阈值的平均值。 $\rho_l$ 与 $\rho_u$ 之间的差值较小时，在重新规划点处风险的绝对降幅也较小。这应会使感知风险更快达到上限阈值，从而导致重新规划事件更加频繁。

然而，模型仿真结果显示，情景 C和 D之间存在显著差异（图6和图 7）。如预期，左侧驾驶员低风险阈值与高风险阈值之间较小的差异导致了更多的规划更新。但出乎意料的是，这种更频繁的重新规划导致左侧驾驶员开始加速，并率先到达合流点。为了将其感知风险控制在可控范围内，左侧驾驶员偏离其期望速度的程度大于右侧驾驶员。这一观察

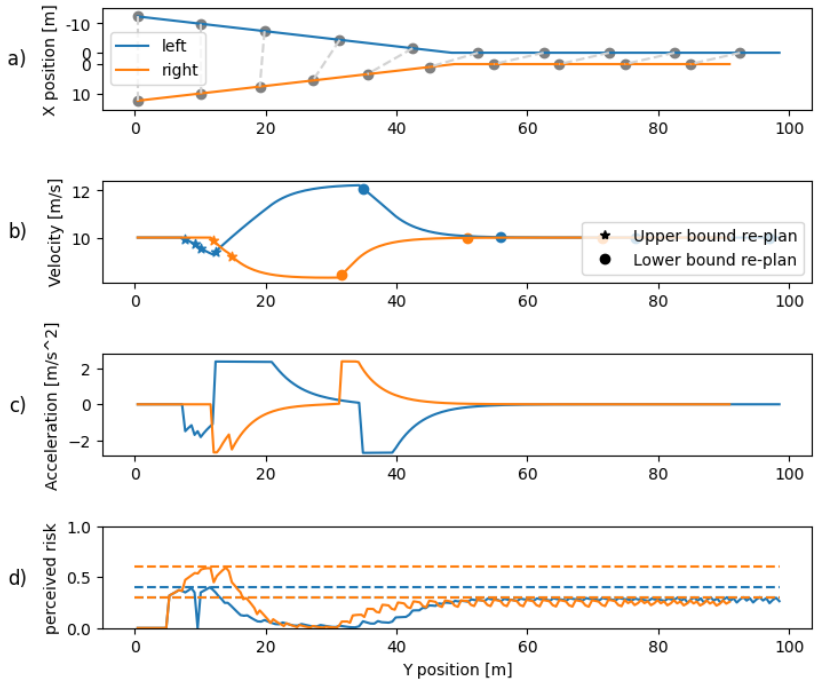



图 7：情景 D 中的模型行为。 $\rho_l$ 左侧驾驶员的细微变化（与情景 C 相比）导致了高层次结果的重大变化。现在，左侧驾驶员而非右侧驾驶员先到达合流点。有关符号说明，请参见图 4 的说明文字。

这可以解释为高速和高加速度并不会增加风险。左侧驾驶员会采取任何必要行动，使碰撞概率低于其阈值（在此情况下，即高加速度和高速）。风险阈值略有变化且重新规划更加频繁，导致其中一次重新规划最初未能成功。这促使左侧驾驶员改变了高层策略：他们选择加速而非制动，这对结果产生了重大影响。

## 4.6 总结情景 C 和 D

在情景 C 中，风险阈值较高的驾驶员（右侧驾驶员）先通过了汇入点。与另一位驾驶员相比，该驾驶员较晚才改变规划。从人类行为的角度来看，这可以解释为其更具攻击性。情景 D 表明，下限阈值的微小变化会产生显著影响。一点小小的变化就导致交互策略不同，使理论上更“保守”的左侧驾驶员先到达交叉路口。这位更保守的驾驶员采用较高的速度和加速度来降低其感知风险，尽管许多人类驾驶员会将较高速度视为高风险行为。这种看似违反直觉的模型行为，是因为较高的速度和加速度本身并不会影响感知

这些模型化驾驶员的风险。

## 4.7 跟车中的涌现式保持车距行为

尽管我们的模型主要关注驾驶员驶近汇入点时的互动行为，但它也揭示了汇入冲突解决后驾驶员的行为。具体而言，在上述四种情景中，我们发现模拟驾驶员在通过汇入点后的直线路段上仍保持着车距。这种行为并非通过显式编程实现，规划器也没有针对较短时间间隔或较小距离间隔设置代价（这是人类驾驶员模型中常用的一项特性 [34, 35]）。相反，这些距离间隔似乎是风险感知与对另一位驾驶员规划的概率信念共同作用的结果。

为进一步研究这一效应，我们考察了一个没有汇入点的情景。在该情景中，驾驶员在笔直路段上前后行驶（400 $m$）。除速度参数外，我们采用表 1 中的默认参数。与后车相比，前车的期望速度和初始速度较低（9 $m/s$、10 $m/s$）。图8显示，约行驶 100 米后会形成稳态间距。在这一情景中，前车驾驶员主要通过降低风险来避免碰撞。

尽管主要采取行动维持这一车距的是前车驾驶员，而非后车驾驶员，这在人类驾驶员中并不少见，也曾在某些条件下被观察到 [36], ，但这并非跟车时降低风险最常见的行为方式 [37]。我们确定了这种模型行为的两个成因。首先，模型中的信念和风险感知完全对称。无论驾驶员位于另一辆车的前方还是后方，其面临的风险都没有差异；模型对驾驶员加速或减速的可能性所持的信念也没有差异。在自然交通流中，这种简化并不成立；若要将模型扩展至这些情景，就应考虑这一点。其次，在本例中，两名驾驶员的风险阈值相同。可以预期，在其他情况下，即便采用前述假设，风险阈值较低的驾驶员也会采取行动维持车距，这一点在情景 C 中已有体现。采取行动的可能是前车驾驶员，也可能是后车驾驶员，这与人类行为中的观察结果一致 [36, 37]。

我们研究了绝对速度对最终稳态距离车距的影响，其中将仿真最后一秒内的平均车距视为稳态间距。对于不同的速度，我们在每次驾驶员之间保持10 % 的速度差，并设置初始时间间隔为 1 $s$，对该情景下的模型行为进行了仿真。我们发现，随着速度增加，形成的稳态间距呈线性增加（图 9）。这与人类行为相一致：此前一项关于低速高速公路上的保持间距行为的研究也观察到了相同的线性关系 [38]。

我们的模型对速度与车距之间的关系作出如下解释：前车驾驶员（橙色）不确定后车驾驶员（蓝色）未来的规划。蓝色车辆可能会在近期加速；在这种情况下，可能发生碰撞。由于橙色车辆会将风险控制在阈值以下，因此会与蓝色车辆保持一定距离，以确保自身的规划不会与蓝色车辆可能的未来位置过多重叠。在最大舒适加速度相同的情况下，速度越高，信念点的标准差越大。这会导致车距随速度增加。

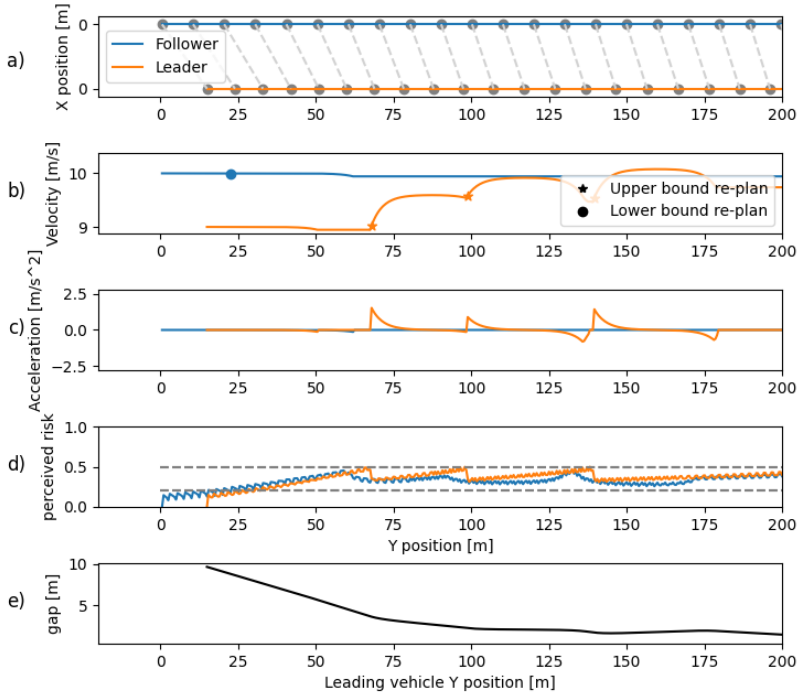



图8：直线路段场景中的模型行为。有关符号的详细说明，请参阅图 4 的图注。底部面板显示了车辆之间的车距随前车位置变化的情况。在此场景中，蓝色（跟随）车辆的偏好速度高于橙色（前车）车辆。x 轴已截取为 400 米赛道的前 200 米。

上述研究 [38] 还表明，与我们的模型相比，人类在相同的速度范围内会保持更大的车距（约为 12 $m$ 至 23 $m$ ）。因- 此，我们得出结论：该模型在定性上捕捉到了人类跟车行为中潜在的风险缓解机制，但仍需进一步探索，以研-究将模型参数拟合到人类数据是否也能使其捕捉到人类驾驶员所特有的车距幅度。

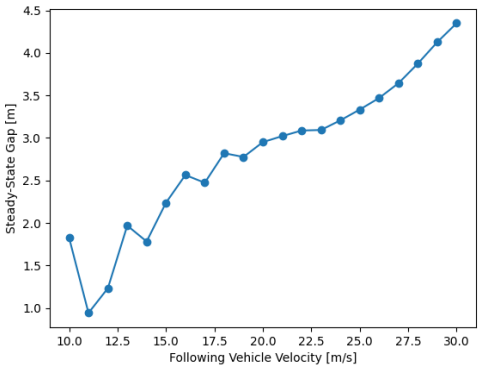



图 9：在直线路段上，后车具有更高偏好速度时的稳态间距大小（取最后一秒的平均值）。车辆之间的速度差为 10%，初始时间间隔为 $1\ s$。

# 5 讨论

在本研究中，我们提出了一个用于交通流中双向人与人之间互动的建模框架。我们基于该框架实现了一个具体模型，针对简化汇入情境中的互动行为，以此展示该框架的实用性。我们研究了该模型在四种情景中的行为：一种是驾驶员不处于碰撞轨迹上，一种是驾驶员处于碰撞轨迹上，另外两种则用于考察模型参数的影响。该模型能够捕捉两名驾驶员的行为：1）成功化解汇入冲突，避免碰撞；2）增大对人类驾驶员而言明显过小的安全裕度（a $20\ cm$ 车距）；3）基于具有明确物理意义的模型参数——他们的风险阈值——表现出各自保守或激进的行为。在所有情景中，该模型的行为都合乎情理，与人们对汇入冲突中人类互动行为的直觉相符。

此外，基于模型的底层原理（将风险概念与对另一位驾驶员规划的概率信念相结合），模型在我们开发并调校模型所针对的情境之外，也呈现出了合理的行为。具体而言，模型呈现出了真实的保持车距行为：速度越高，驾驶员保持的距离间隔越大，就像人类一样 [38]。尽管模型中并未纳入任何与距离间隔或时间间隔相关的代价，我们仍观察到了这种行为。这些结果表明，所提出的模型框架是建模交通流中双向多智能体互动的一种颇具前景的新方法。

对交通流中的互动进行建模，既有实际应用价值，也有基础研究意义。在实践中，像我们提出的这种建模框架，有助于开发自动驾驶车辆控制器，旨在提升互动情景中的可接受性与安全性。更重要的是，即使仅限于孤立的交通情景，这类建模也有助于深入了解人类行为的基本规律，揭示人类彼此互动时所运用的认知机制。我们提出的新型框架弥补了现有建模方法的不足

以及控制方法的不足，包括博弈论模型和考虑互动的控制器，因为它明确纳入了通信和双向互动。此外，我们的模型框架不会对人类行为作出过于强烈的假设，例如假设人类是理性的效用最大化者。我们希望，本文对该模型框架的初步探索能够推动互动建模研究开辟新的方向。

### 类似方法

在现有的交通互动建模方法中，迄今研究最为广泛的当属博弈论。例如，关于基于博弈论的换道模型的全面综述，请参见 [39]。我们的框架与博弈论的相似之处在于，博弈论旨在对双向互动进行建模，而非仅对一名驾驶员回应另一名驾驶员的情况建模（示例见 [14, 15, 16, 17, 13, 12]）。不同之处在于，我们的方法不受两个主要假设（理性和缺乏通信）的限制；而且，大多数博弈论方法侧重于决策，却不描述操作行为。最后，从更概念性的角度来看，博弈论模型隐含地将交通互动视为竞争，而在我们的框架中，智能体拥有一个共同的首要目标（互动安全性），因此互动成为共同协作的过程。

与博弈论不同，我们的方法明确纳入了驾驶员之间的通信。尽管与博弈论存在相似之处，例如，我们的案例研究采用了许多博弈论方法所使用的相同通信形式，即位置和速度观测（例如，概述请见 [13, 40]，[39]）。我们处理通信的方式与博弈论相比有两个根本区别。

首先，我们框架中的通信使驾驶员能够构建并更新关于其他车辆规划的信念，而无需事先掌握任何有关另一位驾驶员的信息。这与博弈论存在根本矛盾，因为博弈论假设参与者事先知道彼此的效用函数（至少部分了解）。因此，在博弈论中，通信并非必需，因为参与者可以根据当前状态推断另一位参与者将采取何种行动来最大化其效用。位置和速度观测仅用于确定世界状态。而在我们的模型中，位置和速度用于传达其他驾驶员的意向信息。

其次，在博弈论中，观测不会被“记住”。它们只用于确定当前状态，而这足以推断其他参与者的行动。先前的状态无关紧要。这也称为马尔可夫条件或假设。而在我们的研究中，通信历史会保留在关于另一位驾驶员意图的信念中。因此，对驾驶员未来行动的信念是基于其近期行为，而不仅仅是当前状态。有些方法将博弈论与对另一位参与者效用函数的在线估计相结合，从而间接地使对未来行动的信念（其直接取决于效用函数）建立在近期行为的基础上（例如，[41, 35]）。然而，在这些方法中，所传达的信息并不被视为有意的通信。此外，这些方法仅在线估计效用函数的一部分（例如单个参数），其余部分则假定为先验已知。

另一个与我们的方法相似的建模概念是 *Belief-Desire-Intent (BDI) modelling*。BDI 建模基于 Bratman 的哲学研究 [31]，用于建模具有信念、愿望（目标）和

意图（规划）的单个智能体。已有许多针对不同应用提出的 BDI 模型实现方案 [42]。BDI 框架与我们的 CEI 框架都包含这样的概念：智能体会构建关于其他智能体和世界的（概率性）信念，然后基于该信念制定规划，以实现最终目标。然而，BDI 框架的设计初衷并非考虑互动。它主要是用于建模执行单项任务的单个智能体的模型框架。因此，它也不包含通信，而是根据世界中发生的变化来更新信念。

最后，一个可以与CEI模型框架互补、并且与BDI框架相似的重要概念是 *Theory of Mind (ToM)* [43] [44, 45]（有关其在人机互动中应用的示例，参见）。ToM是一个心理学概念，认为人类在互动中拥有关于其他人类的信念、目标和意图的内部模型。因此，人类具备推理其他人类想要什么，以及他们将如何努力实现该目标的能力。这种认为人类能够理解他人行动和信念背后机制的观点，可以用于实现我们所提出的 CEI模型框架；原则上，该框架只要求人类对他人的未来运动形成基本信念。例如，案例研究中的 CEI模型实现假定驾驶员会预测另一名驾驶员要驶向何处，而不是预测他们为什么这样做。完整的 ToM模型可以在关于他人未来行动的信念基础上，进一步扩展出关于其信念和目标的信念。实现一个带有内部ToM 模型的基于 CEI 的模型，是未来研究中一个有趣的方向。

除了这些不同类型的建模方法之外，近期也有大量研究致力于探索如何在合流场景中控制（自动驾驶）车辆（例如 [35, 41, 46]）。尽管其底层技术（如通过优化某个效用函数来寻找策略）可能相似，但这些方法的目标却截然不同。建模方法（如我们的方法）旨在尽可能准确地描述人类行为，而控制方法则旨在为控制问题找到安全且最优的解决方案。因此，博弈论非常适用于控制方法（如 [35, 41, 47] 中所做的那样）。

近期有两项建模研究在研究范围上与本文较为接近。2022 年，Markkula 等人提出了一种建模方法，用于研究驾驶员与行人之间互动中的单个智能体，而非驾驶员之间互动中的多个智能体 [48]。他们采用了融入多种心理学概念、复杂程度各异的模型版本，并得出结论：“对道路使用者之间的人类互动进行建模是一项极具挑战性的任务。”与我们的研究类似，他们的发现表明，这一问题无法通过简单的理性模型解决。此外，对于在人类互动行为中观察到的、此前无法解释的特定现象，只有借助复杂的认知模型才能加以解释。这些结论与我们的观点一致：要增进我们对人类交通互动的理解，必须开发超越博弈论和单向互动假设的新模型框架。

其次，2014年，Wan 等人也提出了一种对匝道合流区的车辆间交互进行建模的方法 [49]。与我们的研究一样，他们特别关注车辆彼此之间的影响。因此，他们的研究（以及我们的研究）不同于传统的驾驶员模型，后者通常描述单个驾驶员如何对其他交通流作出反应，却不影响其他交通流。我们提出的框架与 Wan 等人的研究还有一点相似之处：我们都明确考虑了车辆间通信。不过，Wan 等人提出的模型专门针对拥堵交通流，并针对在互动中扮演不同角色的车辆采用不同的数学模型（即预先确定谁将领行、跟随和汇入）。

互动（即预先确定谁将领行、跟随和汇入）。Wan 等人也没有考虑驾驶员之间的个体差异。

### 框架扩展

虽然我们仅展示了所提出的模型框架在两辆车参与的简单合流场景中的应用，但很容易将其扩展到更多车辆，或扩展到涉及其他类型参与者的交通互动。其根本原因在于，尽管我们将模型的包围盒置于整个互动之外，但模型中的驾驶员彼此严格分离；连接两名驾驶员的唯一组成部分是通信（图 1）。这有两大优势。首先，我们框架中的通信基于可观测信号（例如转向指示灯或速度）。这意味着，多个驾驶员可以轻松共享通信的发送和接收，即通信会广播给所有周围的道路使用者，而非直接发送给其中某一位。因此，无需重新设计，该模型框架即可扩展到任意数量的驾驶员。其次，由于驾驶员彼此分离，可以将模型中的一名驾驶员替换为另一种类型的智能体，例如行人。这需要将该智能体类型加入观测到的通信中，但由于这同样是一项可观测特征，因此不会增加模型的复杂性。

甚至可以进一步，将模型中的一个智能体替换为完全非模型智能体。例如，这可用于让真人在驾驶模拟器中与模型互动（这需要一种经过优化、能够实时运行的模型实现）。如此一来，人类驾驶员便可以主观评估该模型描述自然互动的能力。或者，也可以利用模型评估自动驾驶车辆控制器，让模型与此类控制器互动。另一种有助于自动驾驶车辆开发的潜在扩展，是将模型集成到自动驾驶车辆控制器中，通过在线评估互动的潜在结果来帮助其做出决策。

我们认为，我们的模型也可以调整后用于其他类型的人际交互任务。这类任务的一个例子是协作取瓶任务， [29]为其开发了一种通信模型。 [29] 中的任务与我们的任务类似，都是一项需要共同努力完成的任务，而且通信与动作通过同一通道进行（在我们的任务中，该通道是速度/加速度）。我们的模型框架与 [29] 中的通信模型之间的主要区别在于，我们关注的是交互动力学，并假设通信在其中发挥着重要作用，而不是将通信作为一项独立特征进行建模。

### 局限性与未来工作

具体的模型实现和通用建模框架都存在重要局限性。首先，就前者而言，用于简化合流场景的模型对所有组成部分都采用了极其简单的实现。规划仅基于期望速度和加速度。信念是一维的，并假设服从高斯分布。通信被假设为完美的（连续且无任何噪声），并且仅基于隐式线索。最后，风险仅基于避碰，不受高速度或高加速度的影响。在未来的模型实现中，需要解决这些局限性。不过，首先需要确定这些局限性中哪些（如果有的话）会在其中发挥作用。

模型准确再现人与人之间互动的能力。这可以通过将模型与在驾驶模拟器实验中收集的人与人之间互动数据进行比较来实现。

当前模型实现的另一个局限在于信念函数的更新。假设似然函数（用于贝叶斯更新）具有已知且固定的标准差，会导致每次更新都减小后验分布的标准差，即使新信息与当前信念相矛盾。这有悖直觉：相互矛盾的信息（通过通信传入）应当增加信念的变异性，而不是降低它。换句话说，如果另一个人或驾驶员通过在加速和制动之间交替，发送关于其将要采取何种行动的模糊通信，那么就应当保留所有可能性，而不是在每个时间步调整均值的同时，在几秒钟后降低预测位置的标准差。如何恰当地解决这一局限仍是一个悬而未决的问题。

最后，基于满意化的模型决策可能会导致高冲突情景下的结果不稳定。重新规划时，模型中的驾驶员会先寻找一个接近先前解的新解。例如，如果先前计划是刹车，驾驶员会先尝试加大制动力，看看是否满足新的约束。只有在这一优化失败后，驾驶员才会尝试其他策略（即加速）来降低感知风险。因此，这种高层行为的剧烈变化是由首次优化失败触发的。由此，这一优化过程中细微的数值或时间差异可能导致不同的高层结果，尤其是在高度对称的情形下（例如，驾驶员的参数非常相似，且没有任何车辆具有明显的运动学优势）。情景 D 中已经观察到这一现象：模型参数的微小变化导致了不同的结果；但数值优化求解器的类型或其参数发生变化，也可能导致类似的结果变化。应对这种敏感性的一种方法是使模型具有随机性：在模型行为中引入变异，会使高冲突情景下的结果本质上具有随机性，因此有助于降低模型对微小外部扰动的敏感性。

引入随机性也解决了整体框架的主要局限：目前，该框架完全是确定性的，也就是说，在参数（模型和求解器的参数）完全相同的情况下，模型始终会产生相同的行为。这与人类在交通流中表现出的显著行为差异并不一致 [50]。我们认为，可以通过多种方式在框架中引入随机性来解决这一问题。举两个例子：可以在接收通信时引入随机性（将感知信息转换为更新后的信念），例如采用证据累积机制 [10] 或加性噪声；也可以直接在风险感知中加入噪声。不过，还需要进一步研究，以确定最佳方法。

整体框架的第二个局限在于模型的改进与重新设计。尽管框架中的各个组成部分彼此独立，这应当便于重新设计模型的部分内容，但它们确实相互依赖。这意味着，重新设计模型的某个方面时，可能不可避免地需要重新设计另一方面。例如，在案例研究中，我们使用速度和位置作为通信方式。这些数值会直接用于信念更新。然而，如果我们改变模型的通信组成部分，也需要改变信念及其更新方式。在开始重新设计模型时，这是一个重要的考量，因为其他组成部分也可能存在这种情况。

最后，基于感知风险触发重新规划，会导致模型的计算需求不均衡：某些时间步可能需要

比其他时间步多得多的计算时间。因此，我们当前的模型实现无法实时运行。在案例研究中，我们采用了离线仿真。如果实验需要模型与人直接交互，这可能会带来问题。

尽管所展示的案例研究取得了令人鼓舞的结果，但拟议的框架仍有许多后续工作要做。除了将人类行为中的随机性纳入考量并优化模型的运行性能外，下一项必要工作是将该模型与人类之间的互动行为进行比较。然而，即便是验证不包含互动的单驾驶员模型，也已经是一项复杂的任务 [51], 因此，将我们的模型与人类之间的互动数据进行比较，需要另行开展详细研究。

# 6 结论

本文提出了一种用于建模人类驾驶员之间驾驶互动的新型建模框架。该框架的核心思想是关注互动过程中驾驶员的联合行为，而非单个驾驶员的独立行为。该框架明确纳入了驾驶员之间的通信和相互影响（双向互动）。我们针对简化的合流场景实现了该模型，并研究了其在四种情景下的行为。结论如下：

- 该模型通过合理可信的驾驶员间互动行为避免了即将发生的碰撞；
- 针对每位驾驶员调整风险阈值参数，会导致行为发生变化，可将其解读为驾驶风格更激进或更保守；
- 依赖速度的保持车距行为，是风险导向规划与对其他驾驶员规划的概率信念相结合的结果。借助这种行为，该模型展现了人类驾驶行为的一个基本特征，而这一特征并非通过显式编程实现；
- 所提出的模型框架为交通流中双向多智能体互动的建模提供了一种颇具前景的新方法。


# 致谢

作者感谢日产汽车有限公司为本研究提供资金支持。

# 参考文献


[1] J. Potzy、M. Feuerbach 和 K. Bengler，“密集交通流中自动汇入的通信策略”，*IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*，第 2019 卷，第 Iv 期，第 2291 – 2298 页，2019。[2] S. Ulbrich、S. Grossjohann、C. Appelt、K. Homeier、J. Rieken 和 M. Maurer，“自动驾驶合作行为规划实现的结构化”，*IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC*，第 2015 卷，第 Octob 期，第 2159 – 2165 页，2015。[3] Y. M. Lee、R. Madigan、O. Giles、L. Garach-Morcillo、G. Markkula、C. Fox、F. Camara、M. Rothmueller、S. A. Vendelbo-Larsen、P. H. Rasmussen、A. Dietrich、D. Nathanael、V. Portouli、A. Schieben 和 N. Merat，“在当今交通流中，道路使用者互动时很少进行明确通信：对自动驾驶车辆的启示”，*Cognition, Technology & Work*，第 23 卷，第 367–380 页，2021年5月。[4] S. Kolekar、J. de Winter 和 D. Abbink，“基于风险的驾驶员模型呈现出类人的驾驶行为”，*Nature Communications*，第 11 卷，第 4850 页，2020年12月。[5] D. D. Salvucci 和 R. Gray，“转向的双点视觉控制模型”，*Perception*，第 33 卷，第 1233–1248 页，2004年10月。[6] M. Treiber、A. Hennecke 和 D. Helbing，“实证观察和微观仿真中的拥堵交通状态”，*Physical Review E - Statistical Physics Plasmas Fluids and Related Interdisciplinary Topics*，第 62 卷，第 2 期，第 1805–1824 页，2000年。[7] A. Kesting、M. Treiber 和 D. Helbing，“增强型智能驾驶员模型：评估驾驶策略对交通流通行能力的影响”，*Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*，第 368 卷，第 1928 期，第 4585–4605 页，2010年。[8] M. Rahman、M. Chowdhury、Y. Xie 和 Y. He，“微观车道变换模型综述及未来研究机会”，*IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*，第 14 卷，第 4 期，第 1942 – 1956 页，2013。[9] D. D. Salvucci 和 A. Liu，“车道变换的时间进程：驾驶员控制和眼动行为”，*Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*，第 5 卷，第 2 期，第 123 – 132 页，2002。[10] A. Zgonnikov、D. Abbink 和 G. Markkula，“该留还是该走？人类驾驶员左转间隙接受决策的认知建模”，*Human Factors*，第 0 卷，第 0 期，第 00187208221144561 页，0。PMID：36534014。[11] K. Tian、G. Markkula、C. Wei、Y. M. Lee、R. Madigan、N. Merat 和 R. Romano，“基于心理物理学的间隙接受模型对不安全行人过街行为的解释”，*Safety Science*，第 154 卷，5月号，第 105837 页，2022年。[12] H. Kita，“汇入路段车辆的汇入—让行交互模型：博弈论分析”，*Transportation Research Part A: Policy and Practice*，第 33 卷，第 3-4 期，第 305–312 页，1999年。[13] H. Liu、W. Xin、Z. Adam 和 J. Ban，“在高速公路入口匝道处对汇入和让行行为进行建模的博弈论方法”，*Transportation and Traffic Theory*，1 月号，第 15 – 15 页，2007。

[14] F. Meng、J. Su、C. Liu 和 W.-H. Chen，“变道中的动态决策：滚动时域博弈论”，载于 *2016 UKACC 11th International Conference on Control (CONTROL)* 1 6, 2016 ，页码 – IEEE，8月。[15] R. Tian、S. Li、N. Li、I. Kolmanovsky、A. Girard 和 Y. Yildiz，“环岛中自动驾驶车辆控制的自适应博弈论决策”，载于 *2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*，第2018年12月卷，页码321–326，IEEE，2018年12月。[16] Q. Zhang、D. Filev、H. E. Tseng、S. Szwabowski 和 R. Langari，“运用博弈论模型预测控制和模糊马尔可夫链解决强制车道变换问题”，载于 *2018 Annual American Control Conference (ACC)*，第2018年6月卷，页码4764–4771，IEEE，2018年6月。[17] S. Coskun、Q. Zhang 和 R. Langari，“滚动时域马尔可夫博弈自动驾驶策略”，载于 *2019 American Control Conference (ACC)*，第2019年7月卷，页码1367–1374，IEEE，2019年7月。[18] C. F. Camerer，*Behavioral game theory: Experiments in strategic interaction*。2003年。[19] M. Schmidt-Daffy，“前景平衡理论：驾驶员速度选择的有限理性”，*Accident Analysis and Prevention*，第63卷，页码49–64，2014年。[20] A. H. Kalantari、Y. Yang、N. Merat 和 G. Markkula，“无信号控制地点的车辆—行人交互建模：道路使用者可能不会采取纳什均衡策略”，*PsyArXiv*，页码1–34，2023年。[21] J. A. Michon，“驾驶员行为模型的批判性审视：我们知道什么，又该做什么？”，载于 *Human Behavior and Traffic Safety*，页码485–524，马萨诸塞州波士顿：Springer US，1985年。[22]O. Siebinga，“CEI模型代码库。” https://github.com/tud-hri/cei-model，2022年。[23] O. Siebinga、A. Zgonnikov 和 D. A. Abbink，“支撑论文《通信赋能的交通交互建模》的数据”，2022年。[24] S. Kolekar、J. de Winter 和 D. Abbink，“道路哪些部分引导障碍物规避？驾驶员风险场的量化”，*Applied Ergonomics*，第89卷，文章编号103196，2020年11月。[25] E. Jensen、M. Luster、H. Yoon、B. Pitts 和 S. Sankaranarayanan，“基于人工风险场的人类驾驶员数学模型”，载于 *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems Proceedings ITSC* 2022 909 ，，，第-October卷，页码– 916，2022年5月。[26] H. A. Simon，“理性选择的行为模型”，*The Quarterly Journal of Economics* 69, 1, 99, 1955 ，第 卷。第页。[27] H. A. Simon，“理性选择与环境结构。”，*Psychological Review* 63, 2, 129 138, 1956 ，第 卷。页码–。[28] L. M. Sacheli、E. Tidoni、E. F. Pavone、S. M. Aglioti 和 M. Candidi，“合作性联合行动中领导者与跟随者角色承担的运动学特征”，*Experimental Brain Research*，第226卷，页码473–486，2013年5月。[29] G. Pezzulo、F. Donnarumma 和 H. Dindo，“人类感觉运动通信：在线社会交互中的信号传递理论”，*PLoS ONE*，第8卷，文章编号e79876，2013年11月。

[30] M. Dadvar、K. Majd、E. Oikonomou、G. Fainekos 和 S. Srivastava，“面向协作机器人的联合通信与运动规划”，载于 *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation* 4771 4777, 2022 ，页码–，9月。[31] M. E. Bratman, *Intention, plans, and practical reason.* 马萨诸塞州剑桥：哈佛大学出版社，1987年。[32] C. Baker、R. Saxe、J. Tenenbaum 和 C. L. Baker，“贝叶斯心智理论：联合信念—欲望归因建模 出版日期 贝叶斯心智理论：联合信念—欲望归因建模”，*Proceedings of the annual meeting of the cognitive science society* 33, 2011 ，第期。

[33] W. Daamen、M. Loot 和 S. P. Hoogendoorn，“高速公路入口匝道汇入行为的实证分析”，*Transportation Research Record*，第2188期，页码108–118，2010年。[34] M. Naumann、L. Sun、W. Zhan 和 M. Tomizuka，“基于逆向强化学习分析代价函数在解释和模仿人类驾驶行为方面的适用性”，载于 *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* 5481 5487, 2020 ，页码–IEEE，5月。[35] D. Sadigh、N. Landolfi、S. S. Sastry、S. A. Seshia 和 A. D. Dragan，“为与人协同的车辆进行规划：利用对人类行为的影响进行规划，并主动收集有关人类内部状态的信息”，*Autonomous Robots*，第42卷，页码1405–1426，2018年10月。[36] Y. Xu、S. Bao 和 A. K. Pradhan，“对被紧跟时驾驶员反应的建模：随机森林方法”，*Journal of Safety Research*，第78卷，页码28–35，2021年。[37] T. KONDOH、T. YAMAMURA、S. KITAZAKI、N. KUGE 和 E. R. BOER，“跟车情境下视觉线索的识别及驾驶员对前车邻近风险感知的量化”，*Journal of Mechanical Systems for Transportation and Logistics* 1, 2, 170 180, 2008 ，第卷。

页码–。[38] J. Piao 和 M. McDonald，“基于浮动车数据的低速跟车行为”，*IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings* 462 467, , , 页码–。2003
[39] A. Ji 和 D. Levinson，“车道变换博弈论模型综述”，*Transportmetrica A: Transport Science*，第9935卷，第5月期，页码1–19，2020年。[40] N. Li、D. W. Oyler、M. Zhang、Y. Yildiz、I. Kolmanovsky 和 A. R. Girard，“用于自动驾驶车辆控制系统验证与确认的驾驶员与车辆交互博弈论建模”，*IEEE Transactions on Control Systems Technology* 26, 5, 1782 1797, 2018 ，第卷。

页码–。[41] W. Schwarting、A. Pierson、J. Alonso-Mora、S. Karaman 和 D. Rus，“自动驾驶车辆的社会行为”，*Proceedings of the National Academy of Sciences* 116, 24972 24978, 2019 ，第卷，

页码–，12月。[42] L. de Silva、F. Meneguzzi 和 B. Logan，“BDI智能体架构：综述”，*IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence* 2021 ，第-January卷，页码4914–4921，2020年。[43] D. Premack 和 G. Woodruff，“Premack 和 Woodruff：黑猩猩心智理论”，*Behavioral and Brain Sciences*，第4卷，页码515–526，1978年。[44] B. Scassellati，“人形机器人的心智理论”，*Autonomous Robots*，第12卷，第1期，页码13–24，2002年。

[45] S. Devin 和 R. Alami, 《用于改进人机共享规划执行的已实现心智理论》, *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction* 2016 319 326, 2016 , 卷 -4月, 页码 – 。[46] T. Nishi、P. Doshi 和 D. Prokhorov, 《利用多策略决策与被动演员-评论家学习在拥堵高速公路交通中实现汇入》, *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 4, 2, 287 297, 2019 , 卷 无, 页码 – 。[47] H. Yu 、 H. E. Tseng 和 R. Langari, 《一种基于类人博弈论的自动变道控制器》, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 88, 2017, 140 158, 2018 , 卷 无, 10月, 页码 – 。[48] G. Markkula、Y.-s. Lin、A. R. Srinivasan、J. Billington、A. H. Kalantari、Y. Yang、Y. M. Lee、R. Madigan 和 N. Merat, 《解释道路上的人类互动需要大规模整合心理学理论》, *PsyArXiv*, 2022年。[49] X. Wan、P. J. Jin、F. Yang、J. Zhang 和 B. Ran, 《高速公路匝道拥堵交织路段汇入过程中的车辆互动建模》, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2421, 1, , 卷 无, 页码 82–92, 2014 年。[50] V. Kurtc, 《基于 HighD 数据集研究跟驰动力学》, *Transportation Research Record*, 卷 2674, 第 8 期, 页码 813–822, 2020年。[51] O. Siebinga、A. Zgonnikov 和 D. Abbink, 《采用人为因素方法验证具备互动感知能力的自动驾驶车辆驾驶员模型》, *ACM Trans actions on Human-Robot Interaction* 11, 1 21, 2022 , 卷, 页码 –, 12月。