(hu)人对决机器：在赛车运动的未来，自动驾驶车辆能否参赛?

Armand Amaritei [1] Amber-Lily Blackadder [2]、Sebastian Donnelly [1]、Jora Hernandez [1]、JamesVine [2]、Alexander Rast [3]、Matthias Rolf [2]和 Andrew Bradley [1]

[1]自动驾驶与智能交通研究组，牛津布鲁克斯大学，英国[2]工程、计算与数学学院，牛津布鲁克斯大学，英国[3]人工智能、数据分析与系统研究所，牛津布鲁克斯大学，英国
{*19205454, arast,mrolf,abradley*}*@brookes.ac.uk*

arXiv:2603.01560v1 [cs.RO] 2 Mar 2026

摘要

赛车运动历来推动着汽车工业的技术创新。自动驾驶赛车为突破自动驾驶车辆（AV）系统的性能极限提供了试验场。原则上，自动驾驶车辆至少可以达到人类车手的速度，甚至可能更快。然而，迄今为止，人类驾驶的赛车更能吸引广大观众，也更具策略挑战性。两者都为彼此进一步推动技术发展创造了机会，但相关竞赛仍各自独立。本文评估赛车运动的未来是否能够涵盖人类与自动驾驶车辆共同参赛。对当前技术水平以及近期竞赛结果的分析表明，尽管技术性能已达到相近水平，但在赛车技巧、策略和安全方面仍存在亟待克服的重大挑战。本文探讨了人机混合赛车中的未决问题，范围从系统级时延等关键因素的初步评估，到有效规划和风险保证。本文还讨论了一个至关重要的非技术层面：赛车运动不断变化的特质如何影响观众参与度与吸引力。结合赛车运动与自动驾驶车辆这一更广泛的背景，本文提出未来研究议程，以秉持赛车运动的真正精神，“不断拓展可能性的边界”。

1 引言

自动驾驶车辆（自动驾驶车辆）日益受到欢迎 [Alvarez Le´on and Aoyama，2022]，推动了许多公司的成功，例如特斯拉和 Waymo。当前研究 [Kusano, Kristofer D. et al.，2023]表明，Waymo 的自动驾驶车辆比人类车手安全得多，可将严重受伤的风险降低多达 90%。与此同时，让机器人彼此竞速的概念并不新鲜，微型鼠和 Roboracer 等竞赛便是例子。随着自动驾驶车辆日益普及，如今可以提出另一个问题：自动驾驶赛车何时才能与人类车手同场竞技?

本文旨在评估自动驾驶赛车的现状，并探讨这一问题：自动驾驶车辆与人类驾驶员混合参赛的比赛是否是赛车运动的未来？“人机对抗”这一概念，以及机器“优于”人类的观点，历史由来已久。这与国际象棋等其他竞赛有相似之处：人们普遍认为计算机比人类棋手更强，自 1997 年卫冕世界冠军加里·卡斯帕罗夫首次败给计算机以来，计算机便能击败顶尖的人类特级大师 [Modi and Acuna，2023]。这并未预示国际象棋作为竞技游戏的“终结”，反而让人类棋手有机会学习机器的下棋方式，从而改进自己的决策。赛车运动的未来或许也会沿着类似的轨迹发展：自动驾驶赛车有望比职业人类车手更快、更稳定，因为它们能够获取周围环境的更多信息，同时无需考虑过载、疲劳或在某种程度上所面临的风险。这实质上将造就一位“完美”车手，职业人类车手可以从中学习，优化自己在赛道上的单圈时间。

在接下来的章节中，我们将概述自动驾驶车辆在赛车运动中的现状，并尝试根据近期数据和技术进步，预测赛车运动的未来可能呈现何种面貌。

2 相关工作

2.1 自动驾驶赛车竞赛

自动驾驶技术的兴起与发展，与自动驾驶赛车的类似发展轨迹并行。近年来，自动驾驶赛车竞赛日益受到关注，如今世界各地已举办了许多赛事，其中都有某种形式的自动驾驶车辆彼此竞速。

2.1.1 阿布扎比自动驾驶赛车联赛

近期最受关注的竞赛是阿布扎比自动驾驶赛车联赛（A2RL）。这是唯一一项让多辆自动驾驶车辆在赛道上并排竞速的赛事。赛事使用的车辆是经过改装的超级方程式赛车，可搭载人工智能系统和传感器。车辆上的传感器套件采用标准化配置 [Hoffmann et al., 2026], ; 与其他常见的自动驾驶赛车配置相比，其全面性尤为突出，配备了 3 个激光雷达、4 个雷达传感器和 7 个摄像头。为提高定位精度，车辆还配备了集成惯性测量单元（IMU）的全球导航卫星系统接收器，以及用于视觉速度测量的运动传感器。车辆时速超过 200 公里，因此强大的计算能力至关重要。该能力由一颗 16 核 AMD CPU 和一块 NVIDIA RTX 6000 Ada GPU 提供，用于运行自动驾驶技术栈。

在赛道上与其他自动驾驶车辆竞赛的同时，A2RL 还设有一个环节，将人类驾驶员的成绩与自动驾驶车队进行比较。2024年举办的首届赛事中，自动驾驶车队表现最佳时，单圈时间仍比职业车手丹尼尔·科维亚特慢 10 秒 [A2RL, 2025]。赛事首个赛季也缺少赛车运动所期待的轮对轮竞 racing。比赛中曾出现自动驾驶车辆在靠近另一辆车时停在赛道上，其他自动驾驶车辆则排在它们后方，无法超车的情况。

这项竞赛的第二个赛季中，自动驾驶车辆的单圈时间和赛车表现都大幅提升。慕尼黑工业大学（TUM）车队的最快单圈只比丹尼尔·科维亚特慢 1.5 秒 [Born to Engineer,] 。自主系统的超车能力也有了显著提升，车队在比赛过程中完成了高风险超车 [Raceteq,]。

2.1.2 德国大学生方程式

欧洲也举办类似的竞赛，其中德国大学生方程式（FSG）是最受认可的赛事之一。在这项竞赛中，自动驾驶车辆并非在赛道上彼此竞速，而是在比 A2RL 赛道更简单的赛道上进行计时竞赛，赛道以蓝色和黄色锥桶标示 [德国大学生方程式， 2026]。

FSG 历来是一项由人类驾驶的赛事，但在 2016 年引入了无人驾驶组别，车队可通过设计能够在自主驾驶和手动驾驶模式之间切换的车辆来获得积分。这意味着车队必须在高性能机械系统与复杂的新软件之间取得平衡，同时确保可靠性。尽管速度不及 A2RL，这些赛车仍能在 75 米的加速赛赛程中达到超过 100 公里/小时的速度 [德国大学生方程式， 2020]。

2.1.3 英国大学生方程式人工智能赛

欧洲另一项广受认可的竞赛是英国大学生方程式人工智能赛（FSUK-AI）。与 A2RL 类似，赛事会向参赛者提供标准化车辆，但各车队会分别安装传感器和计算设备。这些定制的“传感器板”安装在车队共用的标准化低压车辆上。这些车辆的最高速度约为 30 公里/小时 [英国机械工程师学会（IMechE）， 2019]。竞赛规则和车队参加的具体比赛形式与 FSG 非常相似 [英国机械工程师学会， 2026]。由于速度较低且环境更加规范，这项竞赛可被视为计划开发自主系统的车队的入门赛事。

2.2 自动驾驶赛车软件架构

在上述三项竞赛中使用的传感器套件和自主系统架构之间存在相似之处。在传感器方面，各车队使用的传感器类型相似，通常包括摄像头、激光雷达和惯性导航系统，以推断车辆的位置并识别赛道边界。

从软件架构的角度来看，各竞赛中的车队通常采用标准的机器人流水线，由感知、认知和执行组成 [Culley 等人， 2020]。我们对比了

各竞赛中一支车队的系统：来自 FSUK-AI 的牛津布鲁克斯大学自动驾驶赛车队（OBRA） [Culley 等人， 2020] 、来自 FSG 的苏黎世学术赛车协会（AMZ）¨ [Kabzan 等人， 2020] ，以及来自 A2RL 的 TUM [Hoffmann 等人， 2026] 。OBRA 和 AMZ 的系统架构旨在实现相似的目标：其感知系统用于检测蓝色、黄色和橙色锥桶，并通过同步定位与建图（SLAM）算法据此构建地图。SLAM 的结果会传入路径规划模块，随后进入执行节点；执行节点会计算车辆需要执行哪些指令，才能沿着路径规划器给出的路线行驶。TUM 的系统包含相同的总体模块，但复杂程度更高：它们不仅要在速度更快的传统赛道（即没有锥桶的赛道）上运行，还需要感知并追踪竞赛车辆。为此，系统使用了额外的传感器，以消除车辆周围的盲区。这意味着，如果人类驾驶员处于相同的底盘中，系统处理的信息会远多于其所能处理的信息。与 OBRA 和 AMZ 的系统相比，TUM 的系统不再那么强调“实时”运行，因为它们在比赛开始前就拥有赛道的完整地图（类似于经验丰富的驾驶员会在参赛前“熟悉赛道”）。

值得注意的是，所有这些系统都包含一条函数流水线；从计算角度看，它会在传感器到执行器系统中引入对性能至关重要的延迟。尽管已有多项研究详细阐述了此类软件栈的架构 [Culley等人、 2020] [Kabzan等人、 2020] [Hoffmann等人， 2026] 但针对这些延迟的研究相对较少。对人类驾驶与自动驾驶赛车而言，一个关键考量是在比赛成绩的背景下分析这些延迟。

3 来自SAE方程式赛车的启示

3.1 八字绕桩性能：人类与人工智能

作为一系列旨在培养学生投身工程与赛车运动职业的开放性赛事，大学生方程式（FS）竞赛积累了大量公开可得的数据，以及关于最佳实践的丰富洞见。方程式学生赛车竞赛包含（相互独立的）自动驾驶与人类驾驶计时项目，旨在评定学生自制赛车和定制自动驾驶系统的性能。

在大学生方程式赛车的四项动态项目中，八字绕桩尤其适合比较自动驾驶赛车与人类驾驶赛车的表现，因为德国大学生方程式自2017 [Formula Student Germany，2020]，以来一直设有自动驾驶赛车组别，已有近十年的发展历程。八字绕桩赛道由两个半径为 10.75 米的圆环组成，路线明确，车辆需分别沿相反方向绕行，以评估其在高横向加速度下的表现。该项目最初旨在测试车辆本身在抓地力极限下的能力，不过，这项挑战也很适合用来检验自主控制系统能否在高横向加速度下通过物理方式保持对车辆的控制。在 FSG 2019 年的八字绕桩项目中，排名前三的自动驾驶赛车完成绕桩圆环的平均用时，比同一项目中排名前三的人类驾驶赛车慢 70%。到 2025 年，这一差距缩小至仅 6.6%，表明自动驾驶赛车的性能在短短五年多时间里大幅提升，而人类驾驶赛车的表现基本保持不变（图 1）。

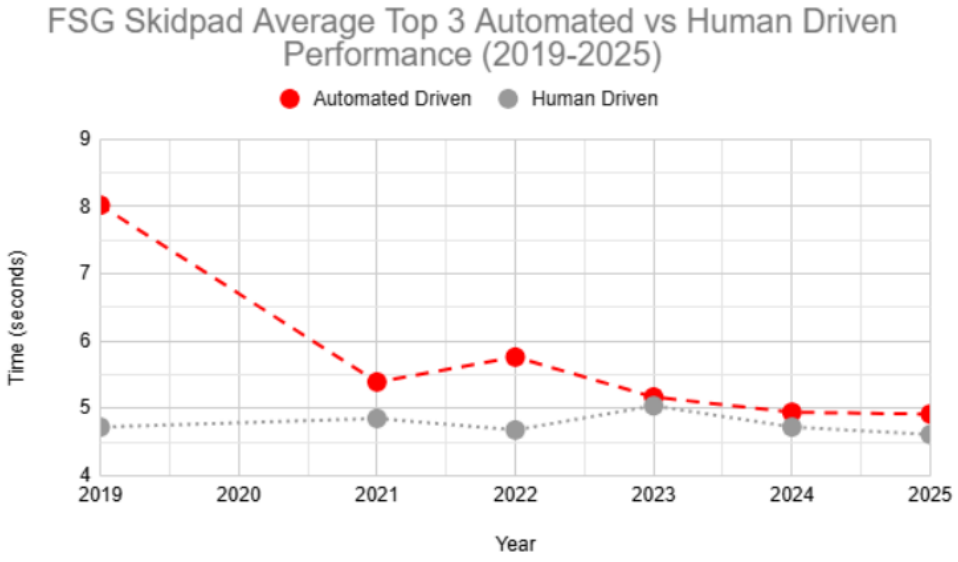


图1：基于德国大学生方程式定圆绕桩项目的数据，对过去十年人类驾驶与自动驾驶性能的比较

3.2 系统延迟与人类延迟

尽管这远非影响赛车运动表现的唯一因素， [Doubek etal., 2021], 反应时间，或者对于自动驾驶系统而言的端到端延迟，都会显著影响车辆在赛车运动所涉及的高速行驶中保持控制的能力 [Betz et al., 2023]。端到端延迟会影响车辆应对突发情况所需的时间（因此也影响车辆在此期间行驶的距离）——在大学生方程式赛车中，可能是例如 突然遇到一个被撞倒的锥桶；而在开放式赛道上，则可能需要迅速应对竞争对手的驾驶行为。

OBRA软件栈在2025年FSAI竞赛中的端到端延迟测得为277毫秒。尽管由于大脑中计划性感知与反应性感知及动作选择之间存在差异，很难直接与人类表现进行比较（例如在紧急制动中，驾驶员可能借助先前的赛道经验显著更快地做出反应 [Jahfari等人， 2012]），但研究表明，驾驶汽车时典型的人类反应时间约为600–700毫秒 [˘Cul´ık等人， 2022]。就涉及对视觉刺激进行按键反应的简化反应时间而言，顶级赛车手的反应时间显著更低，约为330毫秒，而其他参与者为370毫秒 [Baur等人， 2006],另有一些轶事证据表明，这一数值可能低至200毫秒 [Browning-Brant, Chris， 2024]。因此，当前的OBRA系统明显优于所测得的赛车手反应时间。FSG的比较（图1）确实支持这一点——如果可以认为FSG的人类车手接受过赛车训练，但可能尚未达到顶级水平，那么2023年及以后的数据将表明，响应延迟方面的差距也在以类似方式缩小。

3.3 沿赛车场的路径规划

自动驾驶赛车所走的路径直接决定了它们能够多快通过赛道的潜力。然而，车队需要做出决定：是选择更安全的中心线，还是选择风险更高的赛车线路。

在FSUK-AI中，许多车队为求简便并降低撞倒锥桶的可能性，选择沿赛道中心线行驶；撞倒锥桶会导致时间罚则，而完全驶离赛道则会使本次行驶无效。

随着赛车线路生成方法的近期进展，人们正在探索将其应用于竞赛，以便实时用于自动驾驶赛车 [Garlick 和 Bradley， 2022], [Heilmeier 等人， 2020] 从而缩小人类与人工智能驱动车辆之间的差距。本研究发现，沿赛车行驶路线（而非中央路径）行驶，有望将单圈时间缩短约 9.8%（如图 2 所示的赛道上可缩短两秒）。方程式学生赛车赛事所用赛道的宽度约为 3 米——因此，在传统赛车场上，若能充分利用赛道宽度以发挥赛车行驶路线的优势，单圈时间还有望进一步缩短。

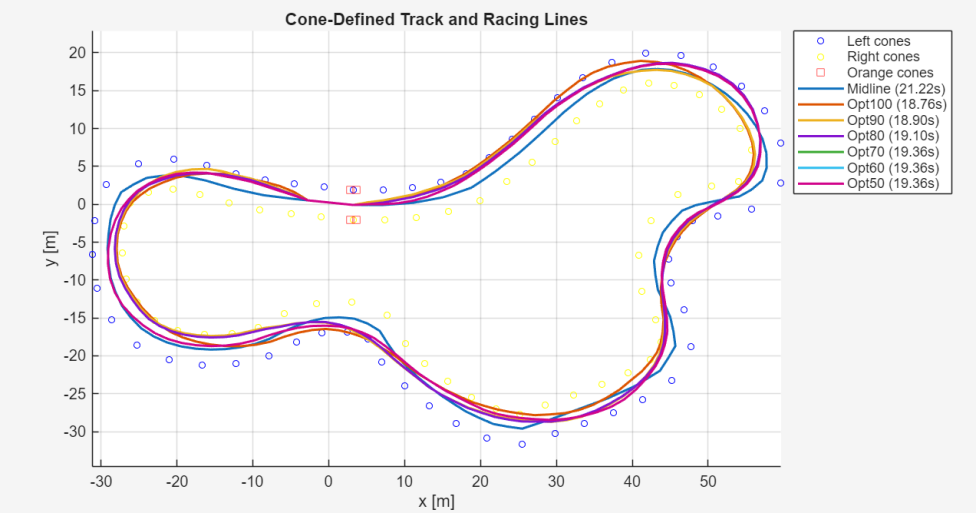


图2: C 使用ADS-DV（FSUK-AI）沿中线与赛道可能赛车线路进行计时圈的比较).

4 剩余障碍与未来方向

4.1 安全考量

在现有比赛形式中，自动驾驶汽车与人类赛车表明，自动驾驶汽车技术在开放式赛道上的表现已接近人类水平。在计时赛中，它们的表现能够与人类不相上下 [Alcala and Romero-Cano， 2024]，这得益于错时发车、蓝旗超车规则、保守的安全边界以及强制限速等受控环境。然而，这类受限环境和规则并不能真正代表对抗赛。“混合赛车”意味着车手之间存在直接互动，而迄今为止，现行安全法规通常尚未针对这类情况制定一套连贯的规则。

轮对轮竞 racing引入了人类与自动驾驶汽车交互、战术位置选择、激进操作和意图不确定性。多智能体交互增加了混合赛车的复杂性，（自主）车手必须理解并预测竞争对手操作——不仅是为了避免碰撞，还要根据其他车辆的位置，战术性地为自己选择最优赛车行驶路线 [Bentley， 2011]。此外，在某些情况下，路线本身可能被对抗性地选择，以挫败对手（例如避免被更快的车手超车等），而不仅仅是优化自车轨迹。为实现这一点，自主系统必须从在很大程度上确定性条件下最小化单圈时间，转向在动态对抗性多智能体环境中进行优化。最优行为将不再由时间效率定义，而是由在安全法规范围内最大化性能的情境感知决策来定义。

这一优化过程在很大程度上取决于自主系统的内在能力。包括端到端延迟、传感器分辨率和状态估计精度在内的限制，制约了自动驾驶车辆能够多快、多可靠地解读并对其周围环境作出反应（第3.2节）。计算延迟限制了可实时执行的预测时域、模型复杂度和轨迹规划。控制执行延迟制约了已规划轨迹和机动动作能够被执行的精确程度。此外，延迟还限制了对竞争对手车手的行为与意图预测。在高速条件下，车辆被推向其操控能力的极限，微小的误算和延迟输出会增加碰撞的风险与代价。

混合赛车中的性能优化是在不确定性和严格安全约束下进行的，因此会产生安全与性能权衡。激进策略会尽可能提升单圈时间效率和位置优势，通常需要缩小安全裕度；而保守策略则以牺牲竞争力为代价，维持安全约束。为确保安全，自动驾驶车辆通常会增大跟车距离、避免勉强超车、降低速度，并执行保守的碰撞风险界限。例如，在 A2RL赛车中，自动驾驶车辆会与驶近的人类驾驶汽车保持安全距离。这为人类车手创造了战术机会，使其能够提前占据弯道上的特定行车线，或在超车时抢占位置。

当前的自动驾驶车辆通常在感知和执行管线中采用概率组件，但一般不会明确地对风险建模。自动驾驶汽车感知领域的新进展已开始探索对不确定性进行明确建模，但这仍是一个研究领域 [Manchingal，2025]。经验丰富的赛车手会经常接受概率风险、利用竞争对手失误，并根据习得的不确定性内部模型，在轮胎附着力极限处动态调整行为 [Bentley，2011]。此类决策会综合运用多方面知识，包括车辆感知（触觉反馈）等细微线索、对手行为的既有认知，以及难以清晰表述的比赛情境动态。自动驾驶车辆通常依靠传感器输入和预测模型来估计车辆状态、环境状况及对手轨迹。这些模型可能无法充分捕捉并预测人类实时解读的线索，尤其是在处理延迟较为明显的情况下。

4.2 未来方向

将人类反应时间等同于端到端计算延迟可能并不恰当，因为人类和机器处理信息的方式存在根本差异 [Korteling 等人， 2021]。大多数关于人类反应时间的研究，关注的是人们对简单视觉或听觉刺激的反应，而非复杂动作；机器则能在微秒内对复杂动作做出反应。若考虑对没有先前信息的新信息做出即时反应，人类需要长达 6 至 8 秒才能接管车辆 [Zeeb 等人， 2015] 而机器最多只需几百毫秒，就能在缺乏上下文的情况下输出复杂的控制指令。未来研究应着重精确量化经验丰富的赛车手的反应时间：他们清楚赛道上接下来可能发生什么，并能据此有效修正心理模型。

风险感知轨迹规划在普通道路驾驶领域已取得一些进展 [Taghavifar 等人 2024]，将风险视为一个预测过程，而非对瞬时风险进行静态估算。不过，在这种情况下，目标是风险最小化，而非风险优化。因此，要将模型应用于自动驾驶赛车，它不仅要预测风险，还必须预测潜在奖励。这种方法自然引出了强化学习方法。

强化学习常用于模拟合作与对抗性多智能体交互[Werner 等人、 2023], [Liu 等人 2024]。结合博弈论 [Kalaria 等人、 2025], [Lin 和 Tian、2025], [Jia 等人 2023] 以及机器心智理论 [Chandra 等人 2020] 框架，这些方法能够应对这样的挑战：在考虑赛事层面长期目标的同时，与目标和意图各异的竞争者协商即时互动。这些方法可以让自动驾驶车辆评估采取即时行动的价值与获得未来潜在奖励的价值——“我现在要冒险激进超车、承担发生碰撞的风险，还是留在比赛中并争取较高的完赛名次？”这些方法使自动驾驶车辆能够进行基于风险的决策。

4.3 维护“赛车运动的特质”

赛车运动的核心魅力之一，在于它凭借速度、风险、精湛技能和竞赛等元素，吸引广泛而多元的观众。赛车观众不仅会在情感上支持车队，也会支持车手个人，追随由个性、韧性和冒险精神塑造的故事线——这也促成了 Netflix 的《极速求生》近来大受欢迎。因此，赛车运动的特质不仅由速度定义，还包括耐力、韧性，以及手动和机械方面的 [Ganiaris, 2021]。从根本上说，赛车运动是一项人机协作的运动，其特质与其他任何运动都不同：车队的组成不仅有车手，还包括更广泛的技术团队和机械设备。“车队”包括设计师、实时监测遥测数据的工程师、运行模拟的策略师，以及优化机械与软件系统的专业人员。因此，成功早已是人类与技术共同参与者的成果，车手通常会说“我们赢得了比赛”，以预先回应诸如“这份荣耀究竟属于谁——车手、工程师还是赛车？”这样的问题。自动驾驶车辆加入其中后，这个问题顿时变得更加模糊，也更引人入胜，成为未来争论和评论的话题。

“人机对抗”这一概念长期以来激发着人们的兴趣，催生了大量虚构类书籍和电影例如 《机械战警》、《终结者》、《银翼杀手》，也促使研究人员开发博弈算法，在其他竞技场景中挑战（并最终击败）人类（例如 国际象棋 [M¨uller 和 Schaeffer,2018]）。将这一概念延伸至复杂且竞争激烈的赛车场景，为激发并鼓舞新一代赛车运动爱好者提供了契机，也有望赢得机器人学界的支持。

另一方面，减少人类驾驶员的作用，可能会降低人们感知到的风险程度，削弱粉丝对这项运动、车队和车手的情感投入 [Fuller and Myerscough, 2001]。从历史上看，赛车运动的核心魅力在于车手技能、瞬时决策以及挑战极限的意愿——如果对自主系统的安全隐患导致规则体系趋于保守、规避风险，那么赛车运动的许多魅力便会随之减弱。反过来说，人类驾驶员对风险的感知并非仅仅基于落败的风险（失去排名／输掉比赛等等），还会考虑人身伤害的风险。由于自动驾驶员不会“伤到自己”，因此它有可能采取比人类驾驶员更冒险的机动动作。

或许可以将自动驾驶赛车手设计为能够考虑其可能造成的“人身伤害”（例如减速度／冲击的幅度等），从而在人与机器之间营造公平竞争环境。例如，可以在自动驾驶车辆中引入强化学习系统，根据潜在碰撞事故的风险程度设置不同惩罚：例如，高能量、高加速度事件会受到较重惩罚，而低动能风险机动则受到较轻惩罚。然而，如果比赛表现由算法主导，观众或许会觉得更难与车队产生共鸣。

这将如何发展，很大程度上取决于自动驾驶车辆在赛车运动中的角色如何界定和监管。显而易见的一种模式是自动驾驶车辆与人类同场竞赛，正如 A2RL 所暗示的那样，让人类直觉与风险对阵算法创造力与计算精度。本文展示的结果表明，自动驾驶车辆的技术能力已接近这样的水平：只要能够掌握风险与回报之间的平衡（可能借助强化学习），人类与自动驾驶车辆的轮对轮竞赛就有望成为引人入胜、竞争激烈的赛事。另一种截然不同的模式则是采用“混合”方式，例如 FSG 中的做法，让人类驾驶员与自动驾驶员搭档，使每支车队都能兼得两者之长，并通过亲身比较来推动各自方法的发展。这些赛事形式能够带来新颖的竞赛与故事，同时继续推动自动驾驶汽车技术和人类驾驶技能的发展。

5 结论

本文探讨了自动驾驶车辆能否在赛车环境中与人类车手真正展开“轮对轮”较量。现有证据表明，在反应时间和整体单圈表现方面，自动驾驶车辆的表现已非常接近人类车手，有时甚至不相上下，但仍存在重要局限。例如，自动驾驶赛车通常不会对风险进行建模，因此无法做出风险感知决策。因此，让自动驾驶车辆与人类车手在赛道上同场竞技，结果将难以预测，也显然存在安全隐患。如果这进而导致

过于谨慎的监管规定，就可能削弱赛车的精彩程度，并损害赛车运动的传统价值。

令人鼓舞的数据（A2RL 在赛季间的进步、FSG 在八字绕桩方面的表现、FSUK-AI 在轨迹方面的表现）表明，就纯粹的“计时”表现而言，自动驾驶车辆已紧追人类驾驶员；过去几年间，双方的单圈时间差距显著缩小，端到端延迟也已与人类的反应时间相当。然而，自动驾驶车辆在规划、赛车技巧和策略等“更高层级”功能方面仍有局限，尤其是在面临棘手情况时（例如超车、避开事故等）。这意味着，人类与机器之间的轮对轮竞赛车仍是一项艰巨的未来挑战。尽管如此，如果自动驾驶车辆的发展继续保持道路自动驾驶车辆市场所展现的迅猛势头，那么它们或许能在未来 5 年内做好准备，与人类一较高下，争夺方格旗。

要实现这一潜力，未来研究需要着眼于若干关键技术方面，尤其是安全、风险管理、赛车技巧和策略，并据此制定相应法规。展望未来，随着技术充分进步且规则体系明确，自动驾驶车辆很可能与人类赛车手同场竞技，并最终超越人类赛车手的能力。

参考资料

[A2RL, 2025] A2RL（2025年）。A2RL在2025年盛大回归前有哪些变化？[Alcala and Romero-Cano, 2024] Alcala, E. and Romero-Cano, V.（2024年）。赛车中的人机差距：机器性能与人类车手的比较分析。IEEE Access，12:168755– 168764。[Alvarez Le´on and Aoyama, 2022] Alvarez Le´on, L. F. and Aoyama, Y.（2022年）。行业兴起与市场占领：自动驾驶车辆的崛起。Technological Forecasting and Social Change，180:121661。[Baur等, 2006] Baur, H., M¨uller, S., Hirschm¨uller, A., Huber, G., and Mayer, F.（2006年）。赛车运动中的反应能力、稳定性和力量表现能力。British Journal of Sports Medicine，40(11):906–911。[Bentley, 2011] Bentley, R.（2011年）。《终极速度秘诀：高性能驾驶与赛车驾驶完全指南》。明尼苏达州圣保罗。[Betz等, 2023] Betz, T., Karle, P., Werner, F., and Betz, J.（2023年）。高速自动驾驶赛车的软件延迟分析——印第自动驾驶挑战赛案例研究。SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles，6(3):283–296。[Born to Engineer,] Born to Engineer。阿布扎比的A2RL：自动驾驶赛车达到接近人类的表现。[Browning-Brant, Chris, 2024] Browning-Brant, Chris（2024年）。快速决策、车手技能与复杂程序——为什么一级方程式的赛车起步至关重要。
h
t
t
p
s://
w
w
w.
f
o
r
m
u
l
a
1.
c
o
m/
en/latest/article/rapid-decisions-driver-skills-and-intricate-procedures-why-race-starts-are.3uziERC5iPE5EYOPRmerXU。[Chandra等, 2020] Chandra, R., Bera, A., and Manocha, D.（2020年）。StylePredict：通过轨迹理解人类驾驶员行为的机器心智理论。[ˇCul´ık等, 2022] ˇCul´ık, K., Kalaˇsov´a, A., and ˇStefancov´a, V.（2022年）。在驾驶模拟器中测量的驾驶员反应时间评估。Sensors，22(9):3542。[Culley等, 2020] Culley, J., Garlick, S., Gil Esteller, E., Georgiev, P., Fursa, I., Vander Sluis, I., Ball, P., and Bradley, A.（2020年）。无人自动驾驶赛车的系统设计。载于《2020年第12届国际通信系统、网络与数字信号处理研讨会（CSNDSP）》，第1–6页。[Doubek等, 2021] Doubek, F., Salzmann, F., and de Winter, J.（2021年）。在公共道路和赛车场上，怎样才算一名优秀驾驶员？一项访谈研究。Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour，80:399–423。[德国大学生方程式, 2020] 德国大学生方程式（2020年）。FSG：德国大学生方程式简介。[在线]。可查阅。[德国大学生方程式, 2026] 德国大学生方程式（2026年）。2026年大学生方程式规则。技术报告v1.1，汉堡。[Fuller and Myerscough, 2001] Fuller, C. W. and Myerscough, F. E.（2001年）。赛车运动中利益相关者的风险认知。Journal of Safety Research，32(3):345–358。[Ganiaris, 2021] Ganiaris, T. S.（2021年）。一级方程式赛车过弯时空气动力效应的实验研究。硕士论文，曼彻斯特大学。[Garlick and Bradley, 2022] Garlick, S. and Bradley, A.（2022年）。利用机器学习为自动驾驶车辆实时规划最优轨迹并仿真单圈时间。Vehicle System Dynamics，60(12):4269– 4289。[Heilmeier等, 2020] Heilmeier, A., Wischnewski, A., Hermansdorfer, L., Betz, J., Lienkamp, M., and Lohmann, B.（2020年）。自动驾驶赛车的最小曲率轨迹规划与控制。Vehicle System Dynamics，58(10):1497–1527。[Hoffmann等, 2026] Hoffmann, S., Sagmeister, S., Betz, T., Bongard, J., B¨uttner, S., Ebner, D., Esser, D., ¨Jank, G., Goblirsch, S., Langmann, A., Leitenstern, M., Ogretmen, L., Pitschi, P., Schwehn, A.-K., Schr¨oder, C., Weinmann, M., Werner, F., Lohmann, B., Betz, J., and Lienkamp, M.（2026年）。A2RL挑战赛中在操控极限下进行自动驾驶赛车对决。

[英国机械工程师学会， 2026] 英国机械工程师学会（2026年）。《大学生方程式赛车2026规则——v1.1补充文件》。技术规则手册v1.1，英国机械工程师学会，英国伦敦。[英国机械工程师学会（IMechE）， 2019] 英国机械工程师学会（IMechE）（2019年）。大学生方程式赛车人工智能：ADS-DV车辆规格。技术报告v0.1，英国机械工程师学会。[Jahfari等， 2012] Jahfari, S., Verbruggen, F., Frank, M. J., Waldorp, L. J., Colzato, L., Ridderinkhof, K. R. 和 Forstmann, B. U.（2012年）。准备如何改变抑制过早动作时对基底神经节自上而下控制的需求。《神经科学杂志》，32(32)：10870–10878。[Jia等， 2023] Jia, Y., Bhatt, M. 和 Mehr, N.（2023年）。RAPID：运用约束势动态博弈实现自主多智能体赛车。[Kabzan等， 2020] Kabzan, J., Valls, M. I., Reijgwart, V. J. F., Hendrikx, H. F. C., Ehmke, C., Prajapat, M., B¨uhler, A., Gosala, N., Gupta, M., Sivanesan, R., Dhall, A., Chisari, E., Karnchanachari, N., Brits, S., Dangel, M., Sa, I., Dub´e, R., Gawel, A., Pfeiffer, M., Liniger, A., Lygeros, J. 和 Siegwart, R.（2020年）。AMZ Driverless：完整的自主赛车系统。《野外机器人学杂志》，37(7)：1267–1294。[Kalaria等， 2025] Kalaria, D., Maheshwari, C. 和 Sastry, S.（2025）。 α-RACER：基于近似势函数、用于自动驾驶赛车的博弈论运动规划与控制实时算法。[Korteling等， 2021] Korteling, J. E. H., van de Boer-Visschedijk, G. C., Blankendaal, R. A. M., Boonekamp, R. C. 和 Eikelboom, A. R.（2021年）。人类与人工智能。《人工智能前沿》，4：622364。[Kusano, Kristofer D. 等， 2023] Kusano, Kristofer D., Scanlon, John M. 和 Victor, Trent（2023年）。自动驾驶车辆能否胜过最新一代的人类驾驶车辆？一项基于超过2500万英里行驶数据的比较研究。技术报告，Waymo。[Lin和Tian， 2025] Lin, Z. 和 Tian, Z.（2025）。博弈论在交互式自动驾驶基于场景决策中的应用：综述。[Liu等， 2024] Liu, X., Fotouhi, A. 和 Auger, D.（2024年）。电动方程式多车比赛策略开发——一种运用强化学习的新方法。《IEEE智能交通系统汇刊》，25(8)：9524–9534。[Manchingal， 2025] Manchingal, S. K.（2025）。认知不确定性深度学习：使机器学习模型能够识别自身未知之处。博士论文。[Modi和Acuna， 2023] Modi, E. 和 Acuna, K.（2023年）。计算机和人工智能引擎对竞速国际象棋的影响。《学生研究杂志》，12(3)。[M¨uller和Schaeffer， 2018] M¨uller, K. 和 Schaeffer, J.（2018年）。人类对机器：挑战人类在国际象棋中的优势。SCB Distributors。[Raceteq，] Raceteq。A2RL 2025：人工智能车手比以往更接近人类。[Taghavifar等， 2024] Taghavifar, H., Taghavifar, L., Hu, C., Wei, C. 和 Qin, Y.（2024年）。自动驾驶车辆避障的最优强化学习、基于概率风险的路径规划与跟随。《英国机械工程师学会会刊D辑：汽车工程学杂志》，238(6)：1427–1439。[Werner等， 2023] Werner, P., Seyde, T., Drews, P., Balch, T. M., Gilitschenski, I., Schwarting, W., Rosman, G., Karaman, S. 和 Rus, D.（2023年）。动态多队赛车：通过仿真学习实现1/10比例车辆的竞速驾驶。载于第7届机器人学习年会。[Zeeb等， 2015] Zeeb, K., Buchner, A. 和 Schrauf, M.（2015年）。哪些因素决定接管时间？自动驾驶后驾驶员接管的综合模型方法。《事故分析与预防》，78：212–221。