

人机共驾场景中驾驶权接管技术研究综述*

章程^{1,2}, 朱志亮^{1,3}, 张子墨^{1,2}, 查金吾², 付庆庆³, 冯海贝^{1,2}, 李清坤¹, 岳康¹, 马翠霞^{1,2},
王宏安^{1,2}



¹(中国科学院 软件研究所 人机交互技术与智能信息处理实验室, 北京 100190)

²(中国科学院大学 计算机科学与技术学院, 北京 100049)

³(华东交通大学 信息与软件工程学院, 江西 南昌 330013)

通信作者: 岳康, E-mail: yuekang@iscas.ac.cn; 马翠霞, E-mail: cuixia@iscas.ac.cn

摘要: 智能驾驶技术的快速发展使人机共驾成为平衡自动化能力与人类驾驶权责的重要范式. 实现控制权在人与机器之间的安全、平滑、高效转移的驾驶权接管技术, 成为该领域面临的核心挑战与技术瓶颈之一. 通过从理论框架、技术挑战和交互机制这3个维度系统梳理相关研究, 揭示目前驾驶权接管技术在实时决策和个性化适配方面的局限性, 可以深入剖析当前进展, 明确未来研究方向. 首先, 基于多学科交叉视角, 阐述驾驶权接管的理论基础, 提出基于场景特征的接管分类框架, 分析环境复杂度与驾驶员状态等因素的作用机理, 系统比较唤醒策略与控制算法, 指出当前技术在复杂场景适应性和个性化设计方面的不足. 其次, 探讨人机信任对驾驶权接管的影响机制, 从信任动态建模与多模态交互两个维度, 提出基于信任校准的接管策略优化方法. 最后, 展望大模型与跨模态认知技术融合的发展趋势, 为未来人机无缝协同驾驶提供研究方向.

关键词: 人机共驾; 人机信任; 驾驶接管

中图法分类号: TP311

中文引用格式: 章程, 朱志亮, 张子墨, 查金吾, 付庆庆, 冯海贝, 李清坤, 岳康, 马翠霞, 王宏安. 人机共驾场景中驾驶权接管技术研究综述. 软件学报, 2026, 37(3): 1290-1315. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7561.htm>

英文引用格式: Zhang C, Zhu ZL, Zhang ZM, Zha JW, Fu QQ, Feng HB, Li QK, Yue K, Ma CX, Wang HA. Survey on Driving Control Takeover Techniques in Human-machine Shared Driving Scenario. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2026, 37(3): 1290-1315 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7561.htm>

Survey on Driving Control Takeover Techniques in Human-machine Shared Driving Scenario

ZHANG Cheng^{1,2}, ZHU Zhi-Liang^{1,3}, ZHANG Zi-Mo^{1,2}, ZHA Jin-Wu², FU Qing-Qing³, FENG Hai-Bei^{1,2},
LI Qing-Kun¹, YUE Kang¹, MA Cui-Xia^{1,2}, WANG Hong-An^{1,2}

¹(Human-computer Interaction Technology and Intelligent Information Processing Laboratory, Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

²(School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

³(School of Information and Software Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: The rapid development of intelligent driving technology has made human-machine collaborative co-driving a key paradigm for balancing automation capabilities with human driving rights and responsibilities. Driving authority takeover technology, which ensures the safe, smooth, and efficient transfer of control between humans and machines, has become one of the core challenges and technical bottlenecks in this field. By systematically reviewing relevant research on theoretical frameworks, technical challenges, and interaction

* 基金项目: 重庆市技术创新与应用发展专项重大项目 (CSTB2023TAD-STX0027); 科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目 (2022ZD0117904); 中国科学院重点部署青年人才项目 (RCJJ-145-24-14); 北京市自然科学基金 (4254109); 重庆市工业和信息化领域“揭榜挂帅”项目 (SEKJP001ZJY)

收稿时间: 2025-06-11; 修改时间: 2025-08-27, 2025-09-20; 采用时间: 2025-09-29; jos 在线出版时间: 2025-12-24

CNKI 网络首发时间: 2025-12-25

mechanisms, the limitations of driving authority takeover technology in real-time decision-making and personalized adaptation are highlighted. This enables a thorough analysis of current progress and clarifies future research directions. First, from a multidisciplinary perspective, this study elaborates on the theoretical foundation of driving authority takeover, proposes a classification framework based on scenario characteristics, and analyzes the roles of factors such as environmental complexity and driver state. In addition, the wake-up strategies and control algorithms are systematically compared, highlighting the shortcomings of current technology in adapting to complex scenarios and personalized designs. Second, the influence of human-machine trust on driving authority takeover is innovatively explored. From the two dimensions of trust dynamic modeling and multimodal interaction, a trust calibration-based optimization method for takeover strategies is proposed. Finally, the trend toward integrating large models with cross-modal cognitive technology is envisioned, providing research directions for seamless human-machine collaborative driving in the future.

Key words: human-machine shared driving; human-machine trust; driving takeover

人机共驾技术的快速发展正推动人机共驾从概念验证迈向实际应用, 全球范围内掀起了技术研发与商业化落地的热潮。科技企业与传统汽车制造商纷纷推进系统迭代, 部分车型已进入公共道路测试与有限运营阶段。这一变革不仅有望提升出行效率和便捷性, 更凭借其减少人为操作失误的潜力, 成为改善道路安全的关键路径。驾驶接管技术作为人机共驾的核心环节, 旨在通过控制权的无缝切换确保紧急场景下的驾驶安全, 其有效性高度依赖对人类认知与行为特征的适配。研究表明^[1,2], 用户对系统的信任水平直接影响其使用行为, 过度信任可能导致对系统能力的误判, 而信任不足则易引发过早干预或系统弃用, 二者均可能加剧安全隐患。

人机信任与驾驶权接管之间存在着深刻的动态交互关系。不当的接管设计, 如时机不佳、交互不友好等, 可能削弱用户对系统的信任; 反之, 用户对系统的低信任度也可能导致对接管提示响应迟缓或操作不当, 阻碍接管过程的流畅性, 形成负向循环。因此, 深入解析信任与接管之间的耦合机制, 不仅是理解用户行为逻辑的基础, 更是构建安全可靠人机协同驾驶系统不可或缺的理论前提。然而, 当前研究多将二者割裂探讨, 缺乏对多因素协同作用机制的系统性分析, 更未充分揭示两者动态交互对驾驶决策的深层影响。

基于此, 本综述通过整合多学科研究视角, 聚焦于人机共驾场景中的驾驶权接管技术, 系统梳理人机信任建模与驾驶接管技术的理论进展, 剖析影响两者协同融合的关键因素, 重点探讨信任的动态演化对接管需求与过程的影响, 以及接管技术如何有效适配人因特性(包括信任状态), 揭示二者在复杂人机交互场景中的内在关联, 进而提出优化人机协同框架的理论路径, 以提升系统安全性和用户接受度, 推动人机共驾技术的稳健落地。

本文第1节评述驾驶权接管技术的研究现状。第2节阐述人机信任的重要性。第3节探讨驾驶接管与信任融合的方法与挑战。第4节总结研究局限并展望未来方向。

1 人机共驾场景中的驾驶权接管技术

1.1 接管技术的理论基础

人机共驾场景如图1所示, 其技术发展涉及多学科, 其中心理认知与智能交互理论构成关键支撑(见表1)。

人机共驾接管过程中的心理认知机制是人机协同驾驶研究的核心基础。研究表明, 人机共驾模式下驾驶员易出现自动化自满现象, 表现为注意力下降和情境意识减弱, 从而导致接管延迟^[3,4]。从认知心理学视角来看, 接管效能的关键制约因素在于驾驶员的认知状态动态调节能力与任务转换效率。当人机共驾系统触发接管请求时, 驾驶员需在有限时间内完成从被动监控到主动控制的角色转换。该过程涵盖3个关键认知阶段: 注意力的重新定向与唤醒^[5,6]、情境意识的动态重建^[7,8]以及运动控制能力的即时恢复^[9-11]。这些认知过程的有效执行依赖于驾驶员的认知准备度, 其主要受自动化自满程度、认知负荷水平和生理唤醒状态等因素影响。李梦凡等人^[12]通过眼动追踪研究发现, 人机共驾期间驾驶员的注视行为呈现分散化特征, 其视觉注意力在道路环境、次任务和人机交互界面之间频繁切换, 且认知负荷的增加会显著影响注视模式的空间分布规律。马艳丽等人^[13]进一步揭示了非驾驶相关任务的认知负荷水平与接管绩效的关联机制, 证实高负荷任务会降低驾驶员的注意力集中度、心理放松水平和脑力资源可用性。Scatturin等人^[14]从任务转换理论出发, 指出接管过程中的认知效率损失主要源于任务规则重构成本和刺激-反应冲突, 具体表现为反应时间延长和操作错误率上升。此外, 睡眠惯性^[15,16]和警觉性衰退等生理因素

会进一步加剧接管风险, 这表明系统设计需充分考虑驾驶员的生物节律适应性和认知恢复需求. 因此, 优化接管需平衡驾驶员的认知资源分配, 通过预训练、情境预提示或动态负荷调节提升其认知准备度, 从而保障人机协同的安全性及鲁棒性^[17].

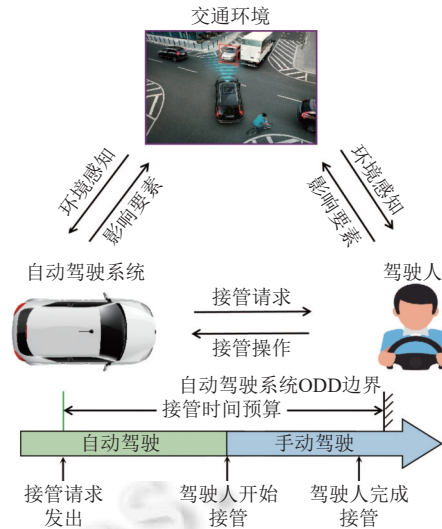


图 1 人机共驾场景示意图^[9]

表 1 驾驶权接管技术的心理认知与智能交互理论综览表

理论维度	核心内容	关键发现/技术方案
心理认知机制	驾驶员接管过程中的认知转换规律	自动化自满现象导致注意力下降和情境意识减弱 ^[3,4] 任务转换效率受认知重构成本和刺激-反应冲突影响 ^[14] 睡眠惯性和警觉性衰退加剧风险 ^[15,16]
	三阶段认知过程	注意力重定向与唤醒 ^[5,6] 情境意识重建 ^[7,8] 运动控制恢复 ^[9-11]
	多模态感知融合	听觉: 语义化语音+情感音效 ^[18-20] 视觉: 动态倒计时+3D场景重构 ^[21,22] 触觉: 复合反馈策略 ^[17,23]
智能交互理论	驾驶员状态闭环调控	多源监测 (眼动/面部/生理) 深度学习行为建模 ^[24] 双阶段驾驶接管请求机制 ^[4,25]
	情境自适应策略	时间: 动态接管时间预算 空间: 触觉协同转向 ^[26,27] 个体: 个性化警示配置 ^[17,22]
理论融合趋势	跨学科创新应用	眼动追踪界面优化 ^[22,28] 任务转换理论指导非驾驶相关任务中断 ^[14,21] 多模态负荷平衡 ^[17,18]
	未来发展方向	脑电/心率信号融合环境数据, 构建个性化决策模型 ^[29-31]

驾驶权接管技术的智能交互理论体系构建于多模态人机协同机制与自适应调节原理之上, 其核心是通过多元感知通道的协同作用实现驾驶认知状态的最优调控. 基于认知心理学与工效学理论, 该体系包含 3 个关键维度: 多模态感知融合机制、驾驶员状态闭环调控系统以及情境自适应交互策略.

多模态感知融合机制采用“听觉-视觉-触觉”三通道协同反馈架构. 听觉通道通过语义化语音提示实现指令定向传递, 并结合情感化音效设计调节驾驶员的唤醒水平^[18-20]; 视觉界面整合动态倒计时显示与三维场景重构技术,

强化对环境态势的感知能力^[21,22]; 触觉反馈运用方向性振动(如方向盘象限提示)与非方向性刺激(如座椅震动)相结合的复合编码策略, 以实现控制权的平滑过渡^[17,23]. 多模态信息编码严格遵循刺激-反应相容性原则, 确保各通道信息的时间同步性与语义一致性.

驾驶员状态闭环调控系统通过构建“监测-评估-干预”的实时调控回路, 以实现接管过程的认知优化管理. 该系统整合眼动追踪、面部特征识别以及生理信号监测等多模态数据源, 全面捕捉驾驶员的认知状态. 基于深度学习的行为建模技术^[24]对多源异构数据进行融合分析, 动态评估驾驶员的注意力集中度和情境意识水平. 根据评估结果, 系统智能触发分级唤醒策略, 例如采用双阶段接管请求机制: 首先通过温和提示引导驾驶员进入认知准备状态, 再根据实时状态匹配相应强度的警示干预, 最终达成控制权的平稳交接^[4,25]. 该闭环调控机制通过持续的状态监测、精准的认识评估和自适应的干预策略, 有效提升了接管过程的人机协同效能.

情境自适应交互策略通过多维度智能调节机制, 实现人机协同的最优匹配. 在时间维度上, 系统基于实时驾驶负荷模型动态调节接管时间预算, 在复杂交通场景下自动延长决策窗口以确保安全过渡; 空间维度上采用共享控制机制, 通过触觉协同转向等交互方式^[26,27]渐进式传递控制权; 个体差异维度上依据驾驶员的初始信任水平和操作习惯特征, 个性化调整警示强度和呈现密度^[17,22]. 丁铁成等人^[32]的实证研究证实, 在注意力分散或疲劳状态下, 基于驾驶员状态监测的自适应调节能显著提升接管安全性. 这种融合时空特性与个体特征的自适应策略, 与前述多模态感知融合机制及认知状态闭环调控系统协同作用, 实现认知需求与交互策略的最优匹配.

在理论融合层面, 认知心理学与智能交互技术的交叉融合正成为重要研究趋势. 现有研究已展现出“生理-心理-机器”三元协同的设计理念, 具体体现在多个方面: 基于眼动追踪的界面布局优化^[22,28]、结合任务转换理论的非驾驶相关任务中断策略^[14,21]以及多模态反馈的认知负荷平衡机制^[17,18]. 未来研究需进一步整合驾驶员状态监测(如脑电/心率信号^[29])与实时环境感知数据, 构建个性化接管决策模型^[30,31], 从而推动人机共驾系统从被动响应向主动适应的范式转变.

1.2 接管的分类和影响因素

驾驶接管请求 (takeover request, TOR) 的分类体系是优化人机共驾系统中交互策略的重要基础. 依据现有研究^[33], TOR 可从两个主要维度进行划分: 紧急程度和触发原因. 在紧急程度维度上, 紧急接管通常出现在高风险场景中, 例如出现突发障碍物或系统关键故障, 要求驾驶员在极短时间窗口(通常为 3-5 s)内立即干预, 否则可能直接导致事故^[34]; 非紧急接管则多见于可预见情境, 如车辆接近设计运行域边界, 系统可提供较长的预警时间, 使驾驶员能够以更为渐进的方式恢复控制权^[35]. 在触发原因维度上, 系统限制类接管源于技术本身的局限性, 如高精度地图缺失或极端天气下感知能力下降; 而系统故障类接管则由于硬件或软件的突发异常, 例如激光雷达失效或控制算法崩溃^[36]. 通过建立综合考虑紧急程度和触发原因的分类框架(见表 2), 研究人员可针对不同类型接管场景开发差异化的预警与交互策略. 例如, 针对紧急故障可采用多模态强提醒机制, 而对非紧急系统限制则可提供分阶段信息提示, 从而显著提升接管安全性与系统整体可靠性^[34-36].

表 2 驾驶接管场景的综合分类^[33]

紧急程度	系统限制引发的接管	系统故障引发的接管
紧急接管	示例: 出现应急车辆	示例: 人机共驾过程中传感器故障
非紧急接管	示例: 驶离高速公路	示例: GPS信号丢失

在人机共驾领域, 驾驶接管行为受多种因素影响. 根据 Chen 等人^[37]的研究框架, 这些影响因素可系统性地归纳为 3 个主要维度: 人为因素、车辆因素以及环境因素, 如表 3 所示.

人为因素在驾驶接管过程中具有决定性作用, 涵盖驾驶员状态、警觉性、压力水平、认知负荷以及非驾驶相关任务 (non-driving related task, NDRT) 等多个方面^[38,39]. 其中, 非驾驶相关任务对情境意识和接管时间的影响尤为显著^[40,41]. 不同类型的 NDRT (如主动任务与被动任务) 对注意力资源的占用存在差异, 进而导致接管表现的分化^[42,43]. 除任务类型外, 驾驶员的个人属性, 包括性别、年龄等, 同样与接管绩效密切相关. 研究表明, 女性驾驶员

在决策反应阶段表现出更快的响应速度^[44,45],而年龄增长则普遍伴随各接管阶段表现的下降^[46,47].专业驾驶训练有助于提升响应能力^[48,49],但疲劳状态会严重削弱接管安全性^[50,51].从人因工程角度来看,驾驶员的实时状态是决定接管质量的核心要素^[52,53].多项研究证实,当驾驶员处于情绪波动或注意力分散状态时,其对接管请求的响应效能会明显降低,尤其在突发性接管场景中更为明显^[54].完整的接管过程包含注意力重定向、环境评估、驾驶姿态调整和车辆操作执行等一系列认知和行为转换^[55,56],这一过程需要整合视觉、认知和体力等多方面的协调配合^[57].现代监测系统通过驾驶员摄像头、接近传感器等设备采集姿势准备度、视线方向等关键指标.Rangesh 等人^[52]的研究表明,保持手握方向盘、脚踩踏板这些标准驾驶姿势能加快驾驶员的反应速度.Wang 等人^[46]的研究则发现,有效的视线管理能够显著提升接管安全性.此外,认知负荷的平衡对接管质量至关重要,高负荷状态易导致错误率上升^[58,59],执行 NDRT 时会显著延迟响应^[60,61].因此,建立高效的驾驶接管体系需要采取多维优化策略,包括开发智能多模态预警系统^[62,63]、实施动态的信任度校准机制^[64,65]、设计渐进式训练方案^[66],同时充分考虑交通密度和道路复杂度等环境变量^[40,67],以实现人机协同的安全过渡.

表 3 驾驶接管行为影响因素

影响因素类别	具体因素	影响表现	关键参考文献
人为因素	驾驶员状态	NDRT削弱情境意识,延长接管时间	[40,41]
		疲劳状态损害接管安全性	[50,51]
	个人属性	女性响应更快,年龄增长导致表现下降 专业培训提升响应能力	[44-49]
	认知负荷	高负荷增加错误率,NDRT显著延迟响应时间	[58-61]
	行为准备度	标准驾驶姿势加速反应 有效视线管理提升安全性	[46,52]
车辆因素	自动化水平	条件人机共驾降低情境意识	[68,69]
	人机界面设计	AR-HUD优于传统显示	[70,71]
		多模态组合(视觉+听觉+触觉)效果最佳	[72,73]
	时间预算	过短损害判断,过长导致延迟	[74]
	车辆状态数据	CANBUS实时数据(速度/加速度/方向盘转角)支持决策	[75]
环境因素	道路几何	高曲率延长TOR反应时间,短车距增加碰撞风险	[74,76]
	天气条件	影响反应时间、横向偏移和心理负荷	[77]
	交通密度	高密度导致TOT延长和接管质量下降	[40,53,63]

车辆因素通过多种机制影响接管行为.首先,自动化水平改变驾驶员角色,条件自动化模式下驾驶员情境意识下降会显著影响接管表现^[68,69].其次,人机交互界面设计至关重要,AR-HUD比传统显示器更能提升接管绩效^[70,71],而适当延长接管请求时间也有助于改善操作质量^[20,78].在多模态信号设计方面,视觉、听觉与触觉的组合优于单一模态:视觉通道通过平视显示器提供丰富情境信息但响应较慢^[63,79];听觉通道响应迅速、认知负荷低^[80,81];触觉反馈通过物理刺激增强情境感知,但信息精度有限^[82,83].时间预算设置也极为重要,过短会削弱判断与操作能力,过长则可能导致反应迟缓与轨迹偏离^[74].系统设计中,请求模态与内容清晰度直接影响反应效率^[83,84],而视觉-听觉-触觉的多模态整合可优化反应时间并提升控制稳定性^[72,73].接管控制策略方面,合理的控制顺序(如先横向后纵向)结合恰当的触觉反馈,有助于实现控制权的平稳移交^[74].此外,车辆CANBUS系统提供的实时运行数据,比如速度、加速度和方向盘转角等关键参数,为接管决策提供了重要依据^[75].在系统故障时,驾驶员的反应时间会延长,接管性能会变差^[35,85].这些车辆因素相互关联,共同影响接管过程的安全与流畅性.

环境因素同样显著影响接管行为.道路几何条件直接关系反应效率,高曲率道路会延长反应时间^[76],较短的车距会明显增加碰撞风险^[74].其次,天气条件作为重要的环境变量,会综合影响驾驶员的反应时间、车辆横向偏移程度以及心理工作负荷水平^[77].最后,交通密度这一动态因素对接管过程产生关键作用,在高密度交通环境下,驾驶员的接管时间会明显延长,同时接管质量也会显著下降^[40,53,63].这些环境变量通过不同机制共同作用于接管过程的安全性及有效性.

1.3 接管的唤醒和控制策略

在人机共驾向人工驾驶过渡的关键环节中, 科学合理的唤醒策略是确保行车安全的核心要素. 随着技术发展, 研究发现单一模态的唤醒提示难以适应复杂多变的驾驶场景^[72,73]. 多模态协同唤醒理念通过整合多种感官通道优势, 可以构建一套分场景、智能化的唤醒体系. 在听觉通道方面, 系统可根据场景特征智能选择警示方式: 紧急工况下采用具有频谱特性的警报音确保及时响应; 常规操作时运用符合人机工程学的语音指令维持行驶稳定性; 同时辅以基于神经声学原理的音乐刺激优化认知状态. 视觉通道则通过增强现实界面, 结合眼动追踪技术动态呈现关键驾驶参数, 并采用基于认知心理学的非驾驶相关任务中断策略提升接管准备度. 触觉反馈系统融合力反馈装置与智能座椅, 实现精准的空间触觉编码. 研究表明, 方向性触觉提示虽能提供精确导航, 但会增加认知负荷; 而非方向性振动则更利于快速响应^[23], 这种差异为场景化触觉策略选择提供了依据.

然而, 现有研究仍存在若干局限. 首先, 实验室环境难以完全复现真实道路的复杂性; 其次, 对驾驶员状态的实时监测不足; 再者, 缺乏针对不同驾驶群体的个性化方案. 未来研究应着力构建虚实结合的测试环境, 开发基于多模态感知的驾驶员状态识别系统, 并建立考虑个体差异的自适应唤醒模型^[86]. 理想的唤醒系统应在安全警示与驾驶体验之间取得平衡, 使驾驶员能够在有限时间内快速重建情境意识, 实现控制权的平稳交接.

接管控制的通用工作流程如图 2 所示, 其核心在于解决人机共驾模式向人工驾驶模式转换过程中的平滑性与安全性问题, 主要涉及分级接管策略、接管时间预算调整和接管请求模态这 3 个关键维度^[4,87]. 胥林立^[88]开展了一项基于城市道路环境的模拟驾驶接管实验, 道路设计包含直线与弯道路段. 图 3 展示了车辆在自动驾驶模式下行駛至预设接管区域前 2 s 系统发出接管请求的具体场景. 车辆即将通过弯道或进入关键路段, 驾驶人需在有限时间内及时响应接管请求、重新接管控制, 以完成安全通过该路段的操作任务. 图 3 直观体现了驾驶接管技术在实际道路环境中的应用情境, 尤其是接管请求触发时机与道路几何形状之间的关联, 有助于读者直观理解系统交互与驾驶任务之间的协调机制.

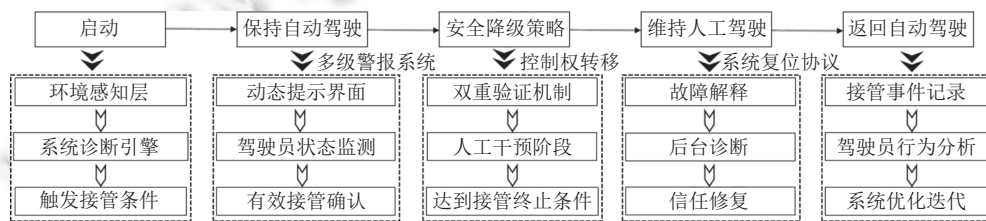


图 2 接管控制的通用工作流程示意图

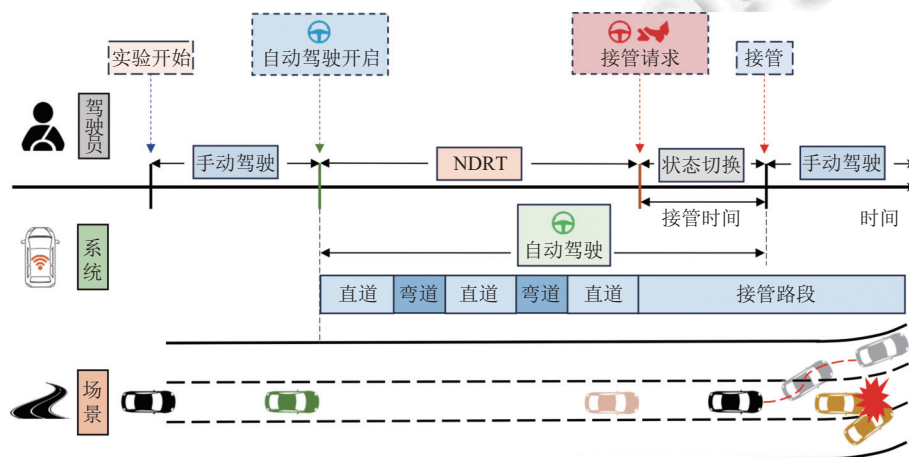


图 3 基于城市道路环境的模拟驾驶接管示意图^[88]

分级接管策略为驾驶员提供差异化的介入程度选择,根据场景紧急程度采用不同层级的控制权转移方案.在分级接管策略方面,研究者提出了3种典型模式.

(1) 单级接管策略采用直接的控制权转移方式,当系统检测到潜在风险或操作边界时,会在预设时间范围内要求驾驶员接管车辆控制权^[4,25].

(2) 双级接管策略采用渐进式警告机制,首先在潜在风险较远时发出预警提示(软TOR),使驾驶员保持警觉状态;当风险迫近时再发出强制接管指令(硬TOR).这种分层预警机制能有效提升驾驶员的情景认知水平,促进操作准备,同时降低生理与认知负荷^[4,25,89].

(3) 共享控制接管策略通过人机协同控制实现平顺过渡,在完全人机共驾与人工驾驶之间建立过渡阶段.典型代表如触觉共享控制技术,通过驾驶者与系统对控制装置的共同操作,逐步降低系统介入程度.研究表明,这种渐进式控制权转移方式能显著提升转向稳定性、车道保持能力和风险应对表现^[26,27,90].此外,基于深度学习的人机协同优化方法也为共享控制提供了新的技术路径^[24].

接管时间预算调整机制着重解决不同场景下的时间分配问题,其核心在于根据任务复杂度、驾驶员准备时间及系统切换需求等因素动态调整接管时限^[87].紧急情况下需要设置较短的响应窗口以确保及时干预,而常规场景则可适当延长准备时间,使驾驶员能充分适应环境变化并做出准确判断.这种动态调整能力是确保接管过程安全高效的关键要素.接管请求模态研究聚焦于系统与驾驶员之间的信息传递效率,重点解决警示方式的明确性与有效性问题^[4].常见的模态包括多通道警示组合,如听觉提示、触觉反馈和视觉信息等,通过多感官协同确保驾驶员及时感知接管需求.信息呈现方式也需精心设计,既要保证警示的显著性,又要避免对驾驶任务造成干扰.分级接管虽然提供了灵活的选择空间,但可能增加驾驶员的认知负担;时间预算调整需要平衡响应速度与不确定性;请求模态设计需要在警示效果与注意力分散之间取得平衡.未来研究应致力于构建集成化解决方案,通过策略优化、个性化适配和实时环境响应能力的提升,建立更加科学、规范的接管机制,确保控制权转换过程的安全性与人性化.特别需要关注驾驶员状态识别与个性化需求满足,使接管策略既符合安全规范,又能适应多样化的驾驶场景和个体差异.

1.4 接管绩效的评估

接管绩效并非一个单一、简单的概念,而是一个由多维度要素构成的复杂综合体,其核心在于综合衡量接管过程中多个关键方面的表现,包括但不限于安全性(如避免碰撞)、舒适度(驾驶员主观感受)、流畅性(控制权转移的平顺程度)以及效率(响应速度)等.因此,全面评估接管绩效需要采用多元化的方法.目前,接管绩效评估体系主要可区分为主观评估与客观评估两大类,其核心内容与差异如表4所示.

主观评估方法的核心在于捕捉驾驶员的心理感知与主观体验.这通常通过一系列精心设计的问卷、量表和访谈来实现.具体评估内容包括:驾驶员对当前驾驶场景危险程度的主观评级、其情景意识的自我评估、接管时的主观感知状态、接管前的准备情况以及执行接管任务时的心理工作负荷评分.此外,驾驶员还需要对控制权转移过程的难易程度、方向盘扭矩反作用力的感受以及整体安全感进行7级Likert量表评分.为了系统地评估接管系统本身的特性,研究者还会采用标准化可用性问卷,覆盖系统的可学习性、可记忆性、使用效率、出错频率以及最终的用户满意度等多个维度.这些丰富的主观指标共同构成了理解驾驶员在接管过程中的心理负荷、舒适度、信任度以及对系统整体接受度的关键窗口.

客观评估方法则立足于可观测、量化的行为响应和生理指标.这包括专家或系统对接管可控性的客观评级、通过特定任务间接测量的客观情景意识水平以及反映驾驶员生理状态的生理信号(如眼动追踪数据、心率变异性、皮电反应、脑电图等).更重要的是对驾驶操作表现的直接测量,例如:转向操作的稳定性、车辆的偏航率、纵向和横向加速度变化等.其中,接管反应时间(takeover time, TOT)被公认为最关键的客观指标之一,它严格定义为从接管请求发出到驾驶员完成有效手动操作(如稳定转向或制动)之间的时间间隔.为深入分析,此时间常被细分为多个子阶段,如:视线从非驾驶任务转移到道路环境的时间、中断非驾驶相关任务所需时间、手部接触方向盘时间、脚部移至踏板时间以及最终稳定控制车辆的时间.车辆控制稳定性(如车道保持精度、速度波动)和避障行

为表现(如是否成功规避、避障路径轨迹)也是评估接管最终质量的重要客观依据. 通过将主观反馈与客观行为、生理数据进行深度融合分析, 研究者能够构建更为全面、精准的接管绩效画像. 此种多模态融合评估策略, 对于识别现有接管策略的不足、深入解析人机交互瓶颈, 以及优化人机共驾系统中控制权的动态转移过程, 具有至关重要的作用.

表 4 接管绩效评估方法汇总表

评估方法	评估类别	评估维度	具体指标	评分方式/ 数据来源	量表/单位
主观评估 方法	驾驶场景危险程度	危险感知	场景危险程度评分	驾驶员问卷	0-10 (0=低风险感知, 10=高风险感知)
	情景意识	意识清晰度	情景意识评分	SART问卷或 其他量表	Likert 5级
	主观感知	安全性、干扰性、 紧迫性	各维度评分	问卷 (Likert型)	1-5 (如: 1=极不安 全, 5=极安全)
		认知需求、 生理负荷	时间需求、认知负荷等	NASA-TLX 子项	0-100 (加权分数)
	控制过渡评价	安全感、扭矩反馈、 过渡难度	安全感(平静程度)、扭矩感知、 控制过渡难易	7级 Likert量表	0-6 (如0=困难, 6=容易)
	可用性评价	系统可用性	可学习性、可记忆性、效率、 出错率、满意度	QUIS、 SUMI等问卷	Likert 5/7级
	接管准备情况	准备程度	接管准备评分	0-100分自评	0-100 (0=未准备, 100=完全准备)
客观评估 方法	工作量	多维负荷	心理需求、生理需求、时间压 力、挫折感、表现	—	—
	TOC评级	控制水平	制动响应、纵向/横向控制、 车道选择、驾驶员表情等	专家 视频评分	1-10 (1=失控, 10=完全控制)
	情景意识	视觉行为	注视区域、注视持续时间、 扫视幅度	眼动仪数据	时间 (ms)、 角度 (°)
	生理指标	压力与唤醒	GSR、HR、SCR、AHR、 EEG (γ/β 波谱)	生理传感器	原始数据 (如bpm、 μ S)
	认知负荷	压力与工作量	心率变异性 (HRV)、 GSR峰值数量	生理信号 分析	统计值 (如峰值次数)
	困倦程度	疲劳状态	EEG慢波活动	脑电设备	功率谱密度
	驾驶 稳定性	车辆控制	转向角偏差 (SAD)、SRR、 SDLP、纵向/横向加速度RMS	车辆传感器	角度 (°)、 加速度 (m/s^2)
	反应时间	接管效率	接管反应时间 (TOR \rightarrow 操作)、 视线转移时间、信息处理时间 (TOR \rightarrow 变道)	视频记录+时间戳	毫秒 (ms)
	安全指标	风险规避	最小碰撞时间 (TTC $_{min}$)、 最大加速度 (MA)、 油门踏板输入数 (NGI)	车辆动力学数据	时间 (s)、 加速度 (m/s^2)

2 人机共驾场景中的人机信任

2.1 人机信任的定义与形成机制

人机信任作为一个多学科交叉的研究领域, 其定义具有多维特征. 在人机共驾等自主系统场景中, 信任通常被理解为“人类用户对自动化系统在特定情境下能够帮助其实现目标的积极预期”^[91]. 该定义包含 3 个核心要素: 信任主体 (用户)、信任客体 (机器系统) 以及存在风险或不确定性的任务情境^[92-94]. Schoeller 等人^[95]从神经科学角度出发, 将自动化信任定义为“对自动化系统的虚拟控制感”, 强调实时交互反馈在信任形成中的关键作用. Lin 等人^[96]在医疗领域的研究结论同样适用于人机共驾情景, 指出良好的人机信任需在技术可靠性与用户心理预期之

间取得平衡. Razin 等人^[97]将信任定义为“一种由信任者产生的状态,在这种状态下,被信任者对信任者的部分目标具有影响力,且信任者认为自己无法独自更好地实现这些目标”.这种状态可以表现为态度、信念、期望、判断、意愿、信心或依赖等形式,被信任者主要指特定的技术系统,如机器人或人工智能驱动的机器. Manchon 等人^[98]将人机共驾领域人机信任定义为“在不确定性和脆弱性为特征的情况下,人们对人机共驾帮助用户实现既定目标的态度”.

信任的形成遵循动态交互模型.根据主动推理理论,信任本质上是人类对扩展感知-行动循环的虚拟控制感,通过用户与系统的持续交互反馈形成^[99]. Lee 等人^[92]提出的经典模型指出,信任演化受系统性能、环境认知和界面设计三重因素影响,其中系统可靠性作为基础因素直接影响初始信任建立,而交互过程中的透明度则作用于信任的动态维持. Kok 等人^[100]进一步拓展该框架,强调信任具有情境敏感性和历史依赖性,既往交互经验通过多维潜在变量影响后续信赖决策,如图 4 所示.

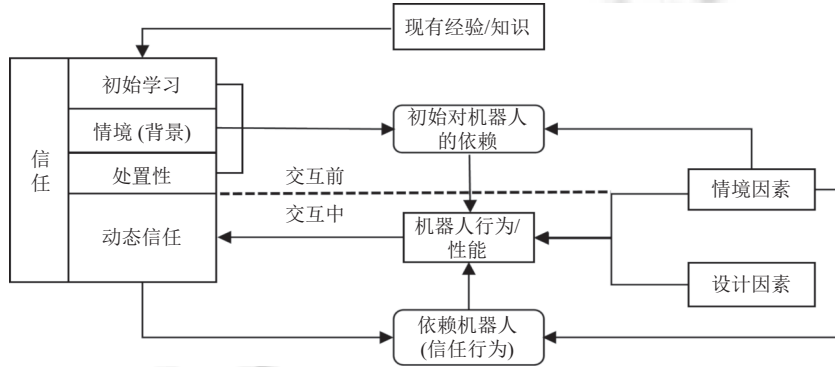


图 4 人机信任形成的动态交互模型^[100]

Juvina 等人^[101]提出的统一学习信任理论为理解人机共驾场景下的人机信任动态提供了重要框架,该理论揭示了 3 个关键机制:首先,早期信任违背事件(如人机共驾系统突发故障)会对用户信任产生持久性负面影响,这种“第一印象效应”使得后续信任修复需要付出更多努力;其次,信任的建立与衰减具有不对称性,即信任的建立是一个缓慢累积的过程,而信任的衰减可能在单次负面体验中迅速发生;最后,从神经机制层面来看,人类对机器的信任判断与对人际信任的神经表征具有相似性,这表明人机共驾系统可以通过模拟人类可信行为特征(如可靠性和可预测性)来增强用户信任.这些发现突显了系统设计中初期可靠性保障与信任修复机制的重要性,也为信任相关的神经科学研究提供了新方向.图 5 展示了人机信任的核心定义与其应用场景的对应关系.

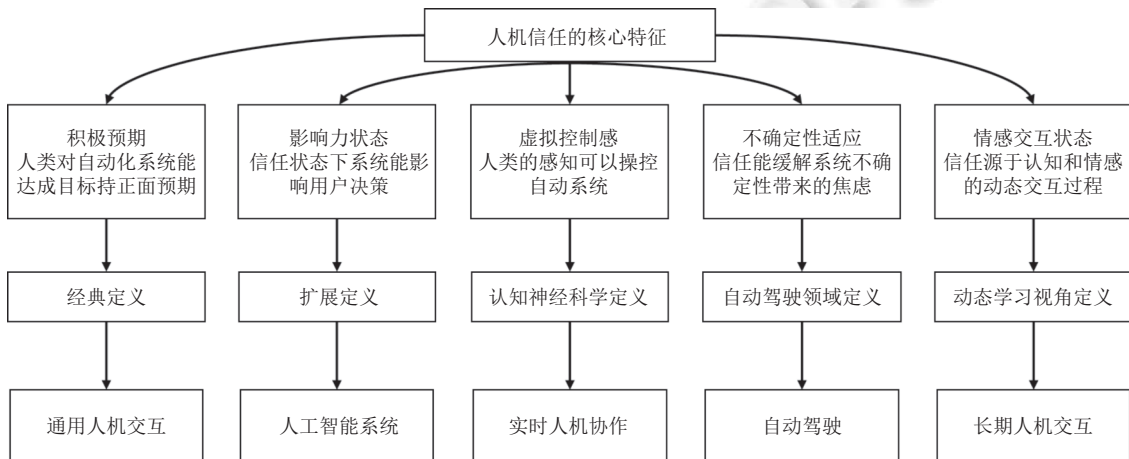


图 5 人机信任的核心定义与应用场景

2.2 人机信任的影响因素

在通用人机交互和人机协作研究中, Razin 等人^[97]通过对 15 项研究进行回归分析与结构方程建模, 归纳出 10 个可靠有效的信任因素, 并将其整合到 Hoff 等人^[93]提出的 3 层框架, 归纳为倾向层、情境层、共享心理模型和习得信任层, 如表 5 所示。

表 5 通用场景的人机信任影响因素^[97]

层级	关键因素	定义/测量方法	作用阶段	与其他因素关系
倾向层	对技术的信念	个体对技术改善生活的整体信任倾向, 通过通用技术信任量表测量	信任形成初期	影响初次接触系统的预期和感受
情境层	熟悉度	直接体验或间接了解, 如品牌声誉、推荐等方式	交互前/早期交互	与情境常态协同影响信任判断
	情境常态	对技术在该情境下常见性的感知, 如“医疗机器人已广泛使用”	交互前	通过预期调节信任
	情感反应	系统引发的积极或消极情绪	交互中	与情境常态一起影响信任
共享心理模型	目标/意图理解	用户感知系统目标与自身目标的一致性; 对系统设计者动机的信任	交互中后期	受倾向层和情境层影响, 支撑习得信任
	结构信任	相信系统遵守规范	持续交互中	受共享心理模型影响
	能力信任	对系统执行任务能力的信心, 比如可靠性、容错性	交互前	直接影响使用意图
习得信任层	情感信任	相信系统支持用户目标, 如协作机器人主动避让	交互中	与情感反应相关
	一般信任	对系统整体或其相关方的泛化信任	持续交互中	综合前序因素形成
	使用意图	最终信任行为倾向, 如“我愿意让机器人协助手术”	交互后期	受所有层级因素及外部风险、工作量调节

倾向层反映个体在接触特定系统前的固有信任倾向, 其中“对技术的信念”是关键因素。该因素是指个体对技术的整体信任程度, 是一种先于具体情境的先验性、普遍性倾向, 体现为个体对技术能否改善生活的基本看法。它在信任形成的初期阶段具有重要影响, 会直接塑造个体初次使用技术系统时的感受与预期。

情境层涉及特定交互情境下的信任前因, 包括熟悉度、情境常态和情感反应。熟悉度涵盖用户对供应商、产品或品牌的间接认知与直接使用经验; 情境常态则更强调间接经验对信任的塑造作用, 在技术信任中普遍存在, 通过调节用户对系统的预期来影响信任水平; 情感反应则指机器人所引发的情绪体验, 如温暖、舒适等积极情感, 或焦虑等消极情绪, 与情境常态共同作用, 影响个体对系统的整体感受与信任判断。

共享心理模型用于描述个体对系统理解其交互的感知, 以及由此建立的信心状态。共享心理模型处于倾向层和情境层因素影响的下游, 又是形成习得信任的重要基础, 涉及个体对机器人目标、开发者意图的认知, 以及对系统是否与自己目标一致的判断, 在人机信任中起着关键的衔接和支撑作用。

习得信任层反映实际交互中形成的信任, 包括结构信任、能力信任、情感信任、一般信任和使用意图。结构信任指个体相信受托人会遵守文化、行为规范、道德、协议和法律, 包含对受托人遵守规范的动机和意愿的信任, 与感知到的道德代理相关, 但更侧重于信任者对受托人在规范遵守方面的认知和判断。能力信任与系统执行任务的资源和能力相关, 包括个体对系统能力的信念、对其能力的信心, 以及系统的可靠性和从错误中恢复的能力等。情感信任体现为个体相信受托人会支持自己的目标或行动, 可理解为对受托人合作性的期望。一般信任指个体对系统或相关人员的信任程度, 其问题范围可从对系统特定功能的信任到对整个系统的信任, 还包括对系统设计者、建造者或销售者的信任。使用意图反映个体在综合考虑各种因素(如内部信念、感知风险、环境和任务相关因素等)后, 决定是否信任并使用该系统的意愿, 它受到多种信任因素的影响, 同时也受外部因素(如认知工作量和感知风险)的作用。

Ekman 等人^[102]将人机共驾场景划分为预使用、学习和性能这 3 个阶段, 并在此基础上归纳出 11 个影响信任的因素, 如表 6 所示。这些因素在不同交互阶段共同作用于信任形成与维持。具体而言, 各因素的作用机制如下。

表 6 人机共驾场景的人机信任影响因素^[102]

层面	影响因素	定义/示例	测量方式	作用机制
系统设计	专家/声誉	通过界面美学、品牌背书等塑造专业形象 (如科技感UI、知名厂商合作标识)	用户对专业性的评分 (1-5分)	提升初始信任, 降低用户对新技术的不确定性感知
	拟人化	赋予系统人性化特征 (如语音助手姓名、性别化声线)	亲和力和问卷	增强情感联结, 减少人机隔阂
	自适应自动化	根据用户习惯自动调节 (座椅位置、驾驶模式偏好)	用户满意度调查	通过个性化服务提升依赖感
	定制化	允许用户调整非核心功能 (导航语音、HUD显示内容)	用户控制感量表	增强用户主导权, 降低被动感
用户认知	心理模型	用户对系统能力的理解 (如“系统能否识别暴雨中的行人”)	系统知识测试题 (正确率)	减少误操作风险, 避免因误解导致信任崩塌
	共同目标	系统目标与用户需求一致 (如节能模式推荐与用户环保价值观匹配)	目标一致性评分 (如Likert量表)	通过价值观共鸣建立长期信任
	培训	提供系统操作培训 (如模拟紧急情况处理)	培训后信任度对比 (前测 vs. 后测)	填补知识缺口, 提升使用信心
交互反馈	反馈	多模态实时信息输出 (语音提示、仪表盘可视化)	反馈及时性评价	透明化系统状态, 减少用户焦虑
	不确定性信息	主动告知性能限制 (如“当前大雪导致传感器灵敏度下降20%”)	信任维持指数 (错误前后信任变化)	通过诚实沟通维持信任, 避免隐瞒引发怀疑
	原因和方式信息	解释行为逻辑 (如“即将变道以超车, 已确认后方安全”)	决策理解度问卷	增强可控感, 降低“黑箱”效应
	错误信息	错误后说明原因及改进 (如“紧急制动因检测到障碍物, 系统已更新避障算法”)	错误容忍度评分	通过归因和补救措施修复信任

心理模型通过清晰的信息呈现与反馈, 帮助用户准确理解系统功能与能力边界, 从而奠定信任基础; 专家/声誉在信息收集与系统使用阶段塑造专业可靠的形象, 以提升用户信赖; 共同目标体现在驾驶模式选择、路线规划等方面与用户需求的一致性, 增强目标契合感; 培训则在系统使用前提升用户认知与操作熟练度, 通过增强掌控感建立信任; 拟人化通过赋予系统人类特征拉近心理距离, 促进情感认同; 反馈机制借助多感官通道实时传达车辆状态, 保障交互透明性; 自适应自动化根据用户偏好动态调整系统设置 (如座椅、温度), 以个性化体验提升信任; 定制化则通过允许用户调整非关键功能, 满足个性化需求并增强控制感; 不确定性信息在系统性能下降时主动告知用户并说明应对策略, 有助于维持情境理解与信任; 原因和方式信息通过解释系统决策与行为的逻辑, 增强用户对系统操作的理解与接受度; 错误信息则在失误或事故发生后, 清晰说明原因及其对系统性能的影响, 有效管理用户预期, 减少不信任感。

人机共驾场景中的信任构建机制与通用人机交互存在显著差异, 主要体现在信任形成路径、透明性要求和心理模型建立方式等方面。具体对比如下。

在人机共驾场景中, 信任构建依赖于动态风险沟通机制, 系统通过实时反馈不确定性信息与错误解释替代通用场景中依赖历史表现的静态信任积累模式。同时, 即时透明性 (如明确告知系统决策逻辑) 成为能力信任的核心基础, 而通用场景则更多依赖系统的长期可靠性记录。两类场景虽均重视拟人化设计, 但人机共驾需在亲和力与专业性之间取得平衡, 避免过度拟人影响驾驶严肃性。此外, 人机共驾中的共享心理模型往往需借助主动干预手段 (如 HUD 可视化界面) 快速建立, 而非通用场景中通过自然交互逐步形成。从系统设计角度来看, 人机共驾系统应整合实时解释模块与风险预警功能, 以应对高动态驾驶环境; 而通用人机交互系统则可借鉴其动态目标协商机制, 提升任务灵活性。表 7 系统梳理了通用场景与人机共驾场景中人机信任影响因素的对比关系, 揭示出在高风险、高动态场景下, 信任构建呈现出主动化与透明化的演进趋势。这一对比也为跨领域人机协作系统的双向优化提供了理论依据与实践路径。

表7 通用 vs. 人机共驾场景人机信任影响因素对比与综合表

信任层级	通用人机交互因素	人机共驾场景因素	对比与综合说明
倾向层	对技术的信念	隐性存在, 较少独立研究	人机共驾中更依赖系统声誉 (如车企品牌) 替代通用技术信念, 风险敏感性更高
情境层	熟悉度	心理模型	强化版的熟悉度, 人机共驾需主动构建心理模型 (如培训), 通用场景依赖被动经验积累
	情境常态	不确定性信息	通用场景关注“是否常见”, 人机共驾需明确告知“何时不可靠” (如恶劣天气)
	情感反应	拟人化	拟人化 (如语音风格) 是人机共驾中主动设计的情感触点, 通用场景更依赖自然交互
共享心理模型	目标/意图理解	共同目标	人机共驾需动态协商目标 (如路线选择), 通用场景多为静态任务 (如工业机器人)
习得信任层	结构信任	专家/声誉	人机共驾中合规性 (如安全认证) 需通过专家形象传递, 通用场景更依赖协议透明度
	能力信任	反馈+原因和方式信息	人机共驾需实时能力证明 (如变道解释), 通用场景侧重长期可靠性
	情感信任	自适应自动化+定制化	人机共驾通过个性化服务 (如座椅调节) 实现情感信任, 通用场景更强调协作性
	一般信任	融合至系统声誉与错误处理	人机共驾的信任修复依赖错误信息解释, 通用场景可能容忍更高模糊性
	使用意图	直接关联风险感知	人机共驾使用意图更受实时风险反馈影响 (如传感器告警), 通用场景侧重功能效用
特殊新增因素	—	培训	人机共驾因复杂性强制要求培训, 通用场景多为可选 (如家用机器人)

2.3 主要的人机信任模型

近年来, 人机信任建模研究取得了显著进展, 涵盖了从心理学理论到计算模型的多元化方法. 本文将从理论模型和计算模型两个维度梳理主要研究成果, 具体如表8所示.

表8 主要人机信任模型统计表

分类	模型名称	年份	核心方法/理论	应用场景	文献
理论模型	三维信任模型	1994	Barber的信任三维定义 (持续性、技术能力、信托职责)	通用人机交互	[103]
	综合动态模型	2004	用户-环境-系统动态交互; 依赖意向受风险感知、自信等影响	自动化系统	[92,103]
	三层次信任模型	2015	倾向性信任、情境信任、习得信任	通用人机交互	[93]
	多因素动态模型	2023	初始信任→演进信任→使用依赖的循环过程	智能系统	[104]
	元分析综合模型	2024	倾向层面、情境层面、习得层面的三层次结构	通用人机交互	[97]
	医疗人机信任机制模型	2024	机器、人、行为、环境这4个视角	医疗机器人	[98]
计算模型	双向评估模型	2023	高斯函数量化操作差异; Sigmoid函数转化信任度	人机共驾	[103]
	动态定量信任模型	2024	LTI状态空间模型+卡尔曼滤波; 行为与感知风险输入	人机共驾	[105]
	多模态生理分类模型	2025	EDA/ECG/fNIRS信号; 随机森林+BP神经网络+贝叶斯网络	高速列车驾驶	[106]
	贝叶斯信任模型	2025	期望效用理论+变分贝叶斯推理	多决策任务	[107]
	CTEM综合信任评价模型	2025	残差CNN (IBR)+VGG16 (PTA)+LSTM (CTA); 阈值0.7155	智能驾驶	[108]
	POMDP信任动态模型	2019	部分可观察马尔可夫决策过程; 信任与工作负荷联合建模	模拟侦查任务	[109]
	ARMA问卷预测模型	1992-1994	自回归滑动平均模型; 信任水平问卷输入	自动化系统	[110,111]
	HMM状态转移模型	2008	隐马尔可夫模型+强化学习; 信任/中性/不信任三状态	动态环境	[112]
卡尔曼滤波实时预测模型	2021	线性非时变状态空间模型; 眼动+次要任务数据	驾驶信任监测	[113]	

在理论模型研究方面, Muir 等人^[103]基于 Barber 的信任定义强调技术能力和动态预测, 最早提出涉及自动化系统、用户信任和系统行为预测三者关系的信任概念模型, 不仅为后续的研究提供了指导, 更在人机信任领域占

据了里程碑式的地位。但是,该模型没有充分考虑到人的个体差异和个性特点对构建人与机器互动和信任的影响,也没有充分描述信任如何随时间和经验的累积而发展的动态过程。

Lee 等人^[92]和 Dzindolet 等人^[114]在系统分析影响信任的分析、类比及情感过程因素,并探讨协同信任与机器依赖性之间关系的基础上,提出了一个综合的概念模型。该模型整合了自动化系统信任研究中的多个视角,进一步指出信任及其对行为的影响,源于用户、环境、自动化系统与交互界面之间的动态交互过程。尽管该模型描述了信任的动态性,但仍然没有充分地捕捉到信任如何随时间、经验和反馈逐渐形成和变化的过程。同时,该模型过于强调技术和系统的角度,忽略了人的复杂性,如文化、年龄、性别、性格等因素对信任的深远影响。

Hoff 等人^[93]进一步提出三层次信任框架,区分了倾向性、情境性和习得性信任;Liu 等人^[104]整合前人成果,建立了包含初始信任、演进信任和使用依赖的循环发展模型;Razin 等人^[97]通过对人机信任调查问卷的元分析,揭示了人机信任的结构,提出了一个综合模型。该模型将人机信任相关因素分为 3 个层次:倾向层面,包含对技术的信念等因素,是个体在接触特定系统前就存在的信任倾向,会影响后续信任形成;情境层面,有熟悉度、情境常态和情感反应等因素,这些与特定交互情境相关,基于先前知识或经验形成,影响用户对系统的心理预期;习得层面,涵盖结构信任、能力信任、情感信任、一般信任和使用意图等因素,是在人机交互过程中实际产生和不断评估的信任形式。Lin 等人^[96]从机器(技术)、人、交互行为和环境这 4 个视角剖析影响因素,构建基于医疗人机交互主体、融合交互环境与行为的交互信任机制模型。该模型为医疗机器设计开发提供参考,基于特定影响因素解决信任问题,助力构建良好医疗环境,提升医疗人机信任度,模型结构如图 6 所示。

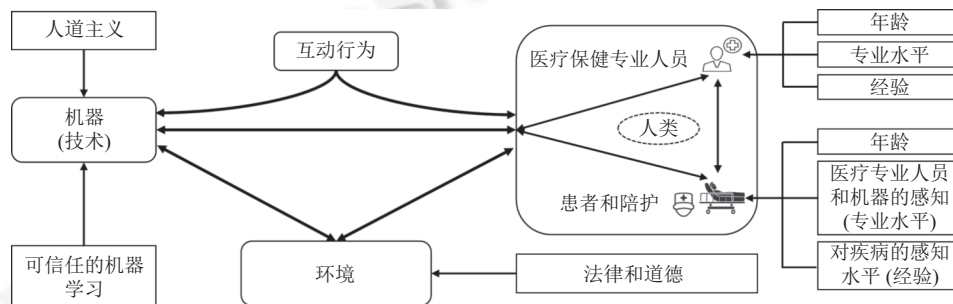


图 6 Lin 等人^[96]提出的人机信任模型

在计算模型领域,人机信任研究已逐步形成了一套多维度、多模态的技术体系。在基于行为与性能建模方向,Fang 等人^[91]采用高斯函数量化人机操作差异,并结合 Sigmoid 函数实现信任度转化,建立了双向评估机制;Hu 等人^[105]则基于线性时不变状态空间理论,整合卡尔曼滤波算法,通过对驾驶员干预频率、任务完成率等行为指标及感知风险的实时监测,实现了动态信任的连续量化。在生理信号分析领域,Li 等人^[106]突破性地融合皮肤电活动(EDA)、心电图(ECG)、呼吸信号(RSP)和功能性近红外光谱(fNIRS)等多模态生理数据,构建了随机森林、BP神经网络和贝叶斯网络的混合分类体系;Akash 团队^[109,115,116]则专注于脑电(EEG)和皮肤电信号的机器学习分析,通过线性判别分析和支持向量机等算法,取得了 60.72% 的平均分类准确率。

在动态预测模型方面,Akash 等人^[109]采用部分可观察马尔可夫决策过程,首次实现了信任水平与工作负荷的联合建模,并验证了系统透明度对信任演变的显著影响;Azevedo-Sa 等人^[113]则将眼动追踪数据与次要任务表现相结合,通过卡尔曼滤波算法实现了秒级响应的信任动态预测。在贝叶斯与混合推理模型方向,Ding 等人^[107]基于期望效用理论框架,引入变分贝叶斯推理方法,通过对自我信心、AI 信心等潜在变量的概率估计,建立了具有解释性的信任预测模型;Sun 等人^[108]提出的综合信任评价模型(CTEM)则代表了当前最先进的多模态融合技术,其集成残差卷积神经网络的干预行为识别、VGG16 网络的感知信任评估,以及长短时记忆网络的认知信任计算,最终通过 0.7155 的量化阈值实现控制权移交的智能决策。

传统时序模型研究同样取得重要进展, Lee 等人^[110,111]应用自回归滑动平均 (ARMA) 模型分析问卷数据,建立

了信任水平与系统使用意向的预测关系; Moe^[112]则通过隐马尔可夫模型将信任状态划分为信任、中性和不信任这3类,并结合强化学习算法优化状态转移概率,为动态环境中的信任演变建模提供了新范式。

总体而言,当前人机信任计算模型呈现出从单模态分析向多模态融合、从离线评估向实时预测、从单一维度向综合集成发展的明显趋势。这些模型不仅推动了人机信任研究从理论向实践的转化,也为智能系统的自适应交互设计提供了关键技术支持。

2.4 人机信任测量方法

在人机共驾系统中,人机信任的准确测量是推进和充分应用自动化技术的关键。信任测量方法可以归纳为主观测量、客观测量和混合测量,具体如表9所示。

表9 主要人机信任测量方法

测量类型	具体方法	代表研究	核心发现/指标	局限性
主观测量	标准化量表	Jian等人 ^[117]	12个项目,聚焦能力、可靠性、可预测性	文化普适性不足
		Körber等人 ^[118]	19个项目,强调文化差异调节作用	未验证跨情境效度
	多维模型	Li等人 ^[119]	纳入人口统计学变量作为调节因子	模型复杂度高
		Seet等人 ^[120]	区分能力信任(CT)与完整性信任(IT)	需行为数据验证
	验证性量表	Wojton等人 ^[121]	双因子模型(性能×理解度),军民样本验证	社会赞许性偏差影响
客观测量	心理生理测量	文献 ^[116,122]	前额叶theta波(4-7 Hz)功率谱密度与信任决策正相关	信号噪声干扰大
		Palmer等人 ^[123]	背外侧前额叶皮层氧合血红蛋白浓度增加23.5%	设备成本高
	多模态融合	Ajenaghughrure等人 ^[124]	EDA+HRV+眼动,分类准确率82%	需标定个体基线
		Robinette等人 ^[125]	任务分配比例作为量化指标	受任务类型限制
	行为测量	de Visser等人 ^[126]	信任状态下状态显示区注视时长增加37%	环境光线敏感
Rezvani等人 ^[127]		制动反应时间与信任水平负相关	需控制疲劳因素	
混合测量	多源数据同步	Gupta等人 ^[128]	EEG/GSR+操作延迟+实时评分,毫秒级	系统集成复杂度高
	动态调节系统	Akash等人 ^[129]	基于实时信任评估调节界面透明度,接受度提升28%	需预训练模型
	机器学习建模	Huang等人 ^[130]	系统透明度权重(0.61)>可靠性权重(0.39)	可解释性不足

主观测量方法通过标准化量表和情境化问卷收集用户自我报告数据,是目前信任研究的主要手段。Jian等人^[117]开发的自动化系统信任量表(STAS)是该领域的奠基性工作,通过12个项目的聚类分析确立了能力、可靠性和可预测性等核心维度。后续研究在此基础上不断拓展:Körber等人^[118]开发了包含19个项目的German TiA量表,特别关注文化因素的影响;Li等人^[119]提出的高阶测量模型则系统考察了人口统计学变量对信任的调节作用。Schaefer^[131]针对人机交互场景设计的40项问卷经过6轮严格验证;Seet等人^[120]的工作将信任区分为能力信任(CT)和完整性信任(IT)两个独立维度。Wojton等人^[121]提出的TOAST量表通过军民两用样本验证,证实了双因子模型(系统性能×理解度)的普适性。然而,主观测量面临方法论挑战。Wei等人^[132]的元分析指出,现有量表多采用等距量表形式,但缺乏测量水平的理论依据。Brzowski等人^[133]强调,大部分量表缺乏跨情境效度验证,Buckley等人^[134]研究发现社会赞许性偏差可使信任评分虚高15%–20%。为此,Kim等人^[135]建议采用结构方程模型厘清信任与相关变量的因果路径。

客观测量技术包括心理生理测量技术和行为测量范式。目前,心理生理测量技术取得显著进展。部分学者基于脑电展开研究,相关结果揭示前额叶theta波(4-7 Hz)功率谱密度与信任决策呈显著正相关^[116,122]。Palmer等人^[123]采用功能性近红外光谱进行研究,发现背外侧前额叶皮层的氧合血红蛋白浓度在信任状态下有较大提升。目前,多模态融合成为新的研究趋势,Ajenaghughrure等人^[124]整合EDA、HRV和眼动数据,使分类准确率大幅度提升。行为测量范式也在不断创新。Robinette等人^[125]提出基于任务分配比例的信任量化指标。de Visser等人^[126]的眼动研

究显示信任状态下对状态显示区的注视时长有明显增加。Rezvani 等人^[127]发现制动反应时间与信任水平呈负相关。

混合测量范式正通过技术创新实现多维信任评估的突破性进展, Gupta 等人^[128]基于数字孪生技术开发的 VR 平台实现了生理信号 (EEG/GSR)、行为数据 (操作延迟) 和主观评分 (实时反馈) 的毫秒级同步采集; Akash 等人^[129]的闭环控制系统则能基于实时信任评估动态优化界面透明度, 使系统接受度显著提升; Huang 等人^[130]基于强化学习方法提出的 Q-learning 算法, 通过量化分析揭示系统透明度比可靠性对信任形成更具影响力。这种数据驱动的建模方式有效突破了传统量表在动态信任测量中的结构性限制, 为人机信任研究提供了更精准、更实时的评估新范式。

2.5 人机信任校准方法

在人机共驾领域, 人机信任校准是确保人机共驾系统安全高效运行的关键环节。当前研究中, 提高系统透明度与实现个性化驾驶风格是两种主要的信任校准策略。

提高系统透明度作为广泛研究的校准手段, 其核心在于通过增强信息传递, 使用户理解系统的决策逻辑与实时状态。Li 等人^[136]的研究表明, 通过提升人机共驾系统的决策透明度, 配合增强处理效能和优化交互界面设计, 能够显著提高驾驶者的感知收益和系统信任度。Liu 等人^[104]在最短路径规划实验中发现, 增加反馈的可视化和提供交互方式以修改解决方案能有效调整用户的信任水平。Lee 等人^[137,138]指出, 当驾驶者获得系统的详尽信息时, 其在系统受限时的信任度会上升。Kraus 等人^[139]的研究表明, 接管或故障的经历可能导致信任短暂下降, 但如果在系统交互前提供清晰的信息, 这种下降可以得到避免。Du 等人^[140]探讨了解释时机和自动化程度对信任的影响, 发现行动前解释 (BExpl) 比事后解释 (AExpl) 更有利于信任建立, 而允许用户选择是否接受系统决策 (PermReq) 虽未显著提升信任, 但增强了用户控制感。Niu 等人^[141]研究了车辆动作信息的拟人化展示对信任的影响, 发现“符号+拟人化”的展示方法显著提升了信任评分。Khastgir 等人^[142]则通过向用户提供系统真实功能与局限的知识, 促进信任的准确校准。Petersen 等人^[143]比较不同情境感知条件, 发现高 SA 条件 (提供状态更新与建议) 下的信任度最高, 其次为低 SA 条件 (仅提供状态更新), 控制组 (无信息) 最低。尽管提高透明度有助于增强用户理解, 但也可能带来系统复杂度上升、成本增加等问题, 过度透明甚至可能引发用户困惑与认知负荷上升。

个性化驾驶风格是另一种关键的信任校准策略, 其核心在于使人机共驾系统的行为更符合用户的驾驶习惯和偏好, 从而增强自然交互和信任适配性。Abe 等人^[144]通过模拟“个人化”“温和”和“猛烈”这 3 种驾驶策略, 发现用户更倾向于稳定、安全且可预测的风格 (如保持较大横向距离或提前转向), 而非完全复现其个人驾驶数据。Hartwich 等人^[145]进一步指出, 驾驶者对熟悉风格的接受度更高, 说明个性化适配能减少人机协作的摩擦。然而, 这一策略的实施面临数据、计算和稳定性的多重挑战: 首先, 系统采集大量驾驶数据可能涉及隐私问题; 其次, 实时调整驾驶风格可能增加计算负担, 影响系统响应速度; 最后, 系统需在个性化与安全性之间做出权衡。未来的研究应探索如何结合透明度与个性化策略在提供驾驶风格选择的同时, 通过可视化解释帮助用户理解系统的决策依据, 实现更精准的信任校准。

综合而言, 理想的信任校准体系需在信息透明性和个性化适配之间取得平衡, 既要确保用户充分理解系统能力与局限, 又要提供自然且符合预期的交互体验。同时, 应控制系统复杂度与计算成本, 避免过度设计影响可用性。未来的研究方向可包括动态信任评估模型、自适应透明度调节机制, 以及更高效的个性化驾驶风格生成算法, 以推动人机共驾技术向更安全、可信的方向发展。

3 驾驶接管技术与人机信任的融合

尽管驾驶接管技术的研究已取得长足进展, 但其在实际应用中的效能仍面临一系列挑战性难题。这些挑战不仅源于技术本身, 更源于与之交互的、具有高度复杂性和不确定性的“人”。当前, 该领域的研究主要面临 3 大核心挑战。

(1) 接管策略的个性化与自适应挑战: 现有接管策略, 如接管请求时机、交互方式, 多为基于固定阈值或群体平均水平的静态模型, 难以适应不同驾驶技能、认知状态、文化背景下的驾驶员个性化需求。一个对新手驾驶员

而言恰到好处的提醒,可能对经验丰富的驾驶员构成干扰,反之亦然.这种“一刀切”的模式是导致接管体验不佳甚至引发安全事故的重要原因.

(2) 人机交互中的认知鸿沟挑战: 认知鸿沟的本质是知识、理解与意图的不对称.当自动化系统处于主导控制地位时,处于监控者角色的驾驶员的心智模型与情境意识会发生系统性退化.当系统因性能边界或故障发出接管请求时,驾驶员在有限的时间内,其因处于环外而退化了认知状态与成功接管所需的情境意识及认知负荷之间存在的显著差异,这种巨大的认知鸿沟使得驾驶员难以在极短时间内恢复对车辆和环境的充分理解,从而导致接管延迟、操作失误.如何通过多模式融合的人机交互模式,高效、无缝地弥合这一认知鸿沟,是亟待解决的问题.

(3) 人机信任的动态校准挑战: 驾驶员对自动化系统的信任并非一成不变,而是随着交互体验动态演化的.信任不足会导致驾驶员过早干预或拒绝使用系统,削弱自动化带来的益处;而过度信任则可能使驾驶员过度依赖系统,在需要接管时准备不足,酿成严重后果.因此,如何实时评估并智能调节驾驶员的信任水平,使其保持在“校准”的理想状态,是提升接管安全性的关键.

驾驶接管技术与人机信任的深刻融合是解决上述挑战的一个有效途径,成为必然的研究趋势和突破口.本节将聚焦于此,首先探讨人机信任与驾驶接管之间的交互机制,分析信任水平如何影响驾驶员的接管意愿、反应时间和行为模式;其次,基于人机信任模型,提出接管策略的优化方法,包括接管请求时机、交互方式和控制策略的个性化设计;最后,总结当前研究的不足与挑战,为未来研究提供方向.通过融合人机信任模型与接管技术,可以更精准地预测和调整驾驶员的信任水平,实现更安全、高效的接管过程,推动人机共驾技术的进一步发展.

3.1 人机信任与驾驶接管之间的交互机制

在人机共驾系统中,人机信任与驾驶接管之间存在着复杂且紧密的交互机制.本文将分别从人机信任对驾驶接管策略的调节作用以及接管表现对信任的反馈影响两个角度进行阐述.

从人机信任对驾驶接管策略的调节作用来看,驾驶员对机器的信任程度会显著影响驾驶接管策略.研究表明,不同驾驶技能的驾驶员对机器的信任度有所差异,且这种信任度会在安全和危险等不同驾驶条件下对控制权限的分配产生影响. Shi 等人^[146]通过对 67 名驾驶员的问卷调查和统计分析发现,驾驶技能水平与对机器的信任呈负相关,即驾驶技能越好,对机器的信任和需求越低.基于此,该研究设计了一种基于驾驶员信任的人机协同控制策略,在安全条件下,根据驾驶员对机器的态度分配控制权限,驾驶技能好的驾驶员拥有更多控制权;在危险条件下,则将大部分权限交给机器以确保安全.这种策略有助于减少人机冲突,保障车辆安全,降低驾驶员的体力消耗.此外,在驾驶过程中,当驾驶员信任自动化系统时,可能会更倾向于依赖系统,自身对路况的关注度下降,此时若系统发出接管请求,信任度会影响驾驶员的响应速度和接管决策.若驾驶员对系统高度信任,可能会因过度依赖而在面对 TOR 时反应迟缓;反之,若信任度低,可能会对系统提示过度警惕,影响驾驶体验和效率. Liu 等人^[147]研究了不同拓扑结构下的驾驶模式切换策略,旨在结合信任考量缓解人机共驾中的疲劳与注意力分散问题; Li 等人^[148]提出的扩展共享转向控制系统,也通过融入信任因素对接管策略进行优化,以提升协同驾驶的安全性.

从接管表现对信任的反馈影响角度而言,驾驶员的接管表现会反过来影响其对机器的信任程度.如果驾驶员在接管过程中表现良好,例如能够快速、准确地响应 TOR,顺利完成接管操作,那么他们对机器的信任可能会得到增强.相反,若接管过程中出现问题,如接管时间过长、操作失误导致车辆不稳定等,可能会削弱驾驶员对机器的信任. Du 等人^[149]和 Zang 等人^[150]指出,接管是一个多阶段过程,需结合驾驶员状态与交通环境进行综合判断,以实现平稳过渡与有效协作,其效果直接关联信任的演变. Umpaipant 等人^[151]通过实验发现,在强警报条件下驾驶员若能快速响应并成功接管车辆,其对警报系统及整体自动驾驶系统的满意度和信任度将显著提升.这说明良好的接管表现能够正向强化人机信任,促进驾驶员后续更愿意接受与使用自动化功能.相反,若接管过程表现不佳,如出现较长响应时间或较大控制波动,则可能引发不信任情绪. Shi 等人^[152]的研究表明,当驾驶员使用某些人机界面 (HMI) 进行接管时出现较长的接管时间或较高的最大合成加速度,可能会使驾驶员对该 HMI 以及相关的自动化系统产生不信任感,影响他们在未来驾驶中对自动化功能的使用意愿和信任程度.此外, Seet 等人^[153]通过脑电图对信任相关认知状态进行研究,也从认知层面印证了接管表现作为关键交互环节对信任的显著影响.

3.2 基于人机信任的驾驶接管策略优化

人机共驾技术的快速发展推动人机协同系统成为智能交通领域的研究热点。在系统安全与用户体验双重目标下, 驾驶接管策略优化面临两大核心挑战: 首先, 基于黑箱算法的决策机制削弱了驾驶员对系统行为的可理解性, 这一矛盾在特种车辆(如警用、消防车辆)驾驶员中尤为突出——因其工作场景涉及法定通行权限的特殊行使, 其对系统决策透明度的要求远高于普通用户; 其次, 传统单一模态交互体系难以适应动态驾驶环境, 固定阈值触发机制缺乏对驾驶员认知状态(如情境意识、信任水平)的实时响应。为应对上述挑战, 本文从信任动态建模与自适应交互、多模态交互与场景适配两个维度, 系统梳理基于人机信任的驾驶接管策略优化研究进展。

在信任动态建模与自适应交互方面, 驾驶员对人机共驾系统的信任受心理模型影响显著。研究表明主观认知偏差, 如高估先进驾驶辅助系统 ADAS (advanced driver assistance system) 功能, 比客观知识更能预测信任水平^[154]。针对这一特性, 信任动态建模成为优化接管策略的核心。Hu 等人^[105]提出的线性时不变 (LTI) 状态空间模型结合卡尔曼滤波算法, 通过实时监测驾驶员行为与感知风险, 实现了信任偏差的精准检测, 其语音提醒策略使事故率降低 47.6%。然而, 该模型对复杂场景的适应性有限, 未来需融合多模态数据(如眼动、心率)提升鲁棒性。Sun 等人^[108]的 CTEM 模型进一步细化评估维度, 通过 VGG16 网络分析注视-头部运动特征和 LSTM 预测干预轨迹, 将信任量化为阈值, 但其计算复杂度可能影响实时性。在权限分配方面, Wang 等人^[155]的双模糊控制器基于扭矩阈值识别接管意图, 通过“驾驶能力-意图”双重评估使冲突场景避障时间缩短 35%, 但其模糊规则依赖专家经验, 需结合强化学习实现自优化。Fang 等人^[156]的疲劳自适应系统则通过改进 MTCNN 动态调整控制权重, 在严重疲劳状态下使人机冲突大幅降低, 但面部特征易受光照干扰, 需辅以生理信号(如 EEG)增强可靠性。

在多模态交互与场景适配方面, 随着人机共驾系统向高级别发展, 人机交互的复杂性和场景多样性对驾驶接管策略提出了更高要求。传统单一维度的交互模式已难以满足不同驾驶场景下的接管需求, 亟需建立基于多模态感知和场景自适应的智能交互体系。这一体系的核心在于通过多通道信息融合(如视觉、听觉、触觉等)和场景特征识别, 实现接管过程的自然、高效与安全。研究表明, 优化多模态交互设计并实现场景化适配, 不仅能提升接管效率, 还能有效校准驾驶员信任, 为人机协同驾驶提供重要保障。警报设计是优化多模态交互设计的一个关键环节。警报设计需兼顾效率与用户体验。Umpaipant 等人^[151]发现高强度警报可使接管时间缩短 1.94 s, 但非驾驶任务可能引发“认知参与度悖论”——执行打字任务时反应反而加快 2.94 s, 提示需分场景设计警报强度。Shi 等人^[152]验证了周边 HMI 结合信息性 TOR 的优势, 其道路注视比例提升 23%, 最大合成加速度降低 31%, 但 HUD 易导致“注意力隧道”, 需优化信息布局(如 Wang 等人^[157]的三级透明度 HMI)以平衡工作负荷。另一关键因素在于, 针对多模态交互设计进行场景适应性优化。Miller 等人^[33]系统梳理了 L3 级人机共驾车辆接管过程的关键要素, 重点分析了运行设计域的界定与影响, 提出了基于场景分类的接管策略, 并从人因、交互模态及环境因素等多维度探讨了接管优化的方法路径。Liu 等人^[158]提出的 ACTNet 深度学习模型通过融合多源数据预测最小预期碰撞时间, 实现了高精度的接管性能预测, 为智能车辆的自适应接管时间规划提供了有效解决方案。Wu 等人^[159]的两阶段接管程序通过倒计时和方向盘触觉要求, 使车道变换失败率显著降低, 但其 MRM 功能触发逻辑仍需细化。

3.3 多模态交互与信任建模发展趋势

当前, 多模态交互与信任建模研究虽取得显著进展, 但仍面临三重关键技术瓶颈的制约: 首先, 现有信任模型的动态响应延迟与实时驾驶决策的毫秒级要求存在显著差距; 其次, 跨模态传感器数据的语义融合缺乏普适性解释框架, 制约了系统决策的透明度; 第三, 面向极端工况的个性化适配机制尚未形成完善的技术体系。

展望未来, 该领域有望沿以下方向实现突破: 在神经工效学评估方面, 基于非侵入式脑机接口的认知监测技术将实现驾驶员心理负荷的实时量化分析, 为信任校准提供精准依据; 在场景理解层面, 融合领域知识图谱的策略生成模块可深度解析复杂交通环境的隐含规则, 增强系统行为的可预测性; 在计算架构方面, 边缘智能技术的演进将推动轻量化模型的车路云协同部署, 实现低延迟、高可靠的分布式决策。这些技术脉络的深度融合, 不仅将重塑人机协同驾驶的安全范式, 更将为构建具备情境感知、认知透明和动态可信特性的下一代智能座舱生态系统奠定关键基础。

4 总结与展望

4.1 研究总结

本文系统梳理了人机共驾场景中驾驶接管技术与人机信任的研究进展。第1节围绕接管技术的理论基础、分类、唤醒策略及绩效评估,探讨了其关键技术挑战。第2节从信任的定义、形成机制、影响因素、测量与校准方法等方面梳理了人机信任理论框架。第3节则深入分析了人机信任与接管技术的双向交互机制,并综述了基于信任的接管策略优化方法。通过对现有文献的回顾,本文为理解该领域的整体图景和发展脉络提供了系统性的参考。

4.2 当前研究的不足与局限性

尽管该领域研究取得了丰硕成果,但通过对文献的梳理,我们发现当前研究仍存在以下几个方面的显著局限性,这些不足亦是未来研究亟需突破的关键点。

(1) 实时可解释决策机制的缺失: 基于深度学习等黑箱模型的决策系统日益普及,但其决策逻辑不透明,严重阻碍了驾驶员形成正确的心理模型。当系统发出令人费解的接管指令时,可解释性的缺失会直接损害驾驶员的信任感,并可能引发误操作。当前研究对如何将可解释人工智能有效融入实时人机交互循环重视不足,缺乏能够动态生成决策归因的实时解释框架。

(2) 驾驶员状态感知的精度与融合度不足: 现有交互设计对驾驶员状态的感知多依赖于单一模态数据,缺乏多模态信息的深度融合框架。难以实现对认知负荷、信任水平等关键心理状态的实时高精度量化,导致现有的接管请求与交互策略仍以“一刀切”的通用方案为主,对驾驶员个体差异的适应性差,无法实现真正的个性化交互。

(3) 极端工况与长尾场景的应对能力有限: 绝大多数研究在高度控制的驾驶模拟器或简化场景中进行,难以复现真实道路环境的复杂性、不确定性和心理压力。这导致研究成果的外部有效性存疑,提出的模型与策略在真实交通环境中的可靠性与鲁棒性仍有待实车验证,特别是对高风险、低概率的事件应对能力不足。

(4) 标准化评估体系与长期演化研究的缺乏: 该领域尚未建立一套公认的、全面的性能评估指标体系。不同研究采用的信任量表、接管绩效指标各不相同,导致难以进行有效的横向对比。此外,现有研究多为短时实验,无法揭示信任如何随时间、经验积累而演化,也无法评估“过度信任”“自动化习得性无助”等长期风险的真实影响。

(5) 伦理与法规框架研究的滞后: 当前研究多集中于技术层面,对人机共驾中的责任界定、伦理准则等社会技术层面问题关注不足,缺乏前瞻性的责任界定框架研究,未能明确动态接管过程中驾驶员与系统制造商的责任边界,也缺乏以人为本的伦理设计准则来确保技术的发展与人类价值观和安全诉求相一致。

4.3 未来研究展望

基于上述局限性,未来研究可重点从以下5个方向寻求突破,推动该领域从“技术可行”向“用户可信”与“系统可靠”的应用层面演进。

(1) 基于大模型与认知协同的实时可解释决策研究: 探索通用大语言模型及视觉语言模型在构建实时决策解释引擎中的应用,用自然语言动态生成决策归因,使驾驶员能“知其然更知其所以然”;发展“人在环”的交互式协商机制,将系统智能与人类直觉优势相结合,实现从被动接受到主动协同的范式转变。

(2) 基于跨模态融合的驾驶员状态精准感知研究: 开发多模态驾驶员状态感知框架,深度融合眼动、语音、生理信号等数据,构建对认知负荷与信任水平的实时高精度量化模型。在此基础上,探索自适应个性化交互策略,实现驾驶接管从“车同轨”的通用策略到“千人千面”的精准触达。

(3) 面向极端工况与长尾场景的鲁棒性研究: 重点加强超现实仿真测试平台与边缘案例库的构建,利用数字孪生技术模拟高风险、低概率场景,验证接管策略的鲁棒性。进一步构建可预见性的安全架构,结合车路云协同技术,实现从“即时接管”到“预见性接管”的转变。

(4) 标准化评估与长期人机共生态研究: 构建统一的信任与接管性能多维度评估框架,建立具备良好信效度的标准化测试基准,以支持不同研究结论间的有效比对与验证。同时,通过长期实车实验追踪驾驶员认知状态与信任水平,探究驾驶员信任模型的演化规律及长期风险的应对策略,揭示“过度信任”“依赖退化”等潜在风险的生成机制。

(5) 伦理与法规框架的构建: 开展前瞻性的人机共驾责任界定框架研究, 明确动态接管过程中的责任边界; 建立以人为本的伦理设计准则, 确保技术的发展与人类的价值观和安全诉求相一致。

展望未来, 通过攻克上述科学与技术难题, 人机共驾系统将最终演进为一个能理解、会适应、可信任的“智能副驾”, 推动人机协同实现从“机械协作范式”到“认知融合范式”的根本性转变, 最终构建高效、自然的人机认知共同体。

References

- [1] Kenesei Z, Ásványi K, Kókényi L, Jászberényi M, Miskolczi M, Gyulavári T, Syahrivar J. Trust and perceived risk: How different manifestations affect the adoption of autonomous vehicles. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2022, 164: 379–393. [doi: [10.1016/j.tra.2022.08.022](https://doi.org/10.1016/j.tra.2022.08.022)]
- [2] Jui JJ, Hettiarachchi IT, Mohajer N. Need for trust calibration in takeover request performance in Level 3 automated vehicles. In: *Proc. of the 17th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*. New York: ACM, 2025. 296–306. [doi: [10.1145/3744333.3747816](https://doi.org/10.1145/3744333.3747816)]
- [3] Pakdamanian E, Hu EZ, Sheng SL, Kraus S, Heo S, Feng L. Enjoy the ride consciously with CAWA: Context-aware advisory warnings for automated driving. In: *Proc. of the 14th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*. Seoul: ACM, 2022. 75–85. [doi: [10.1145/3543174.3546835](https://doi.org/10.1145/3543174.3546835)]
- [4] Liu WM, Li QK, Wang ZY, Wang WJ, Zeng C, Cheng B. Takeover directly or gradually? Comparison of single stage and dual stage human-machine interface on drivers' visual behaviors and subjective ratings over cognitive demand, motoric demand, and time demand. In: *Proc. of the 4th Int'l Conf. on Big Data Engineering*. Beijing: ACM, 2022. 60–70. [doi: [10.1145/3538950.3538959](https://doi.org/10.1145/3538950.3538959)]
- [5] Chen FC, Lu GQ, Lin QF, Zhang HD, Ma SQ, Liu DZ, Song HJ. Review of drivers' takeover behavior in conditional automated driving. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2025, 55(2): 419–433 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231033](https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231033)]
- [6] Yan LX, Feng JP, Guo JH, Gong YK. Analysis of characteristics of the takeover behavior of co-driving intelligent vehicles under different dangerous scenarios. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2024, 54(3): 683–691 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20220580](https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20220580)]
- [7] Guo BC, Luo GF, Jin LS, Shi YW, Han ZT, Zhang HY. Impact of risk scenario-driven secondary task driving behavior on takeover performance. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2024, 52(6): 875–885 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.11908/j.issn.0253-374x.24135](https://doi.org/10.11908/j.issn.0253-374x.24135)]
- [8] Tu HZ, Liu JQ, Wei YT, Wang WJ, Guo JQ, Wang M. Autonomous driving road test risk scenario inference based on counterfactual analysis. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2025, 53(2): 223–232 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.11908/j.issn.0253-374x.23406](https://doi.org/10.11908/j.issn.0253-374x.23406)]
- [9] Wang WJ, Li QK, Zeng C, Li GF, Zhang JL, Li SB, Cheng B. Review of take-over performance of automated driving: Influencing factors, models, and evaluation methods. *China Journal of Highway and Transport*, 2023, 36(9): 202–224 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.19721/j.cnki.1001-7372.2023.09.017](https://doi.org/10.19721/j.cnki.1001-7372.2023.09.017)]
- [10] Lu ZJ, Happee R, Cabrall CDD, Kyriakidis M, de Winter JCF. Human factors of transitions in automated driving: A general framework and literature survey. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2016, 43: 183–198. [doi: [10.1016/j.trf.2016.10.007](https://doi.org/10.1016/j.trf.2016.10.007)]
- [11] Lu GQ, Zhao PY, Wang ZJ, Lin QF. Impact of visual secondary task on young drivers' take-over time in automated driving. *China Journal of Highway and Transport*, 2018, 31(4): 165–171 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.3969/j.issn.1001-7372.2018.04.020](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-7372.2018.04.020)]
- [12] Li MF, Feng ZX, Zhang WH, Li JY. Study on driver's visual transfer characteristics during the takeover process of human-computer co-driving mode. *Automotive Engineering*, 2024, 46(5): 795–804 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.05.006](https://doi.org/10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.05.006)]
- [13] Ma YL, Lu J, Zhu JY, Han XX. Take-over performance prediction under different cognitive loads of non-driving tasks in highly automated driving. *Automotive Engineering*, 2023, 45(12): 2330–2337, 2329 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.12.015](https://doi.org/10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.12.015)]
- [14] Scatturin L, Erbach R, Baumann M. Cognitive psychological approach for unraveling the take-over process during automated driving. In: *Proc. of the 11th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications: Adjunct Proc.* Utrecht: ACM, 2019. 215–220. [doi: [10.1145/3349263.3351501](https://doi.org/10.1145/3349263.3351501)]
- [15] Wörle J, Metz B, Baumann M. Sleep inertia in automated driving: Post-sleep take-over and driving performance. *Accident Analysis & Prevention*, 2021, 150: 105918. [doi: [10.1016/j.aap.2020.105918](https://doi.org/10.1016/j.aap.2020.105918)]

- [16] Wörle J, Metz B, Othersen I, Baumann M. Sleep in highly automated driving: Takeover performance after waking up. *Accident Analysis & Prevention*, 2020, 144: 105617. [doi: [10.1016/j.aap.2020.105617](https://doi.org/10.1016/j.aap.2020.105617)]
- [17] Gomes GD, Flynn R, Murray N. Continuous-time feedback device to enhance situation awareness during take-over requests in automated driving conditions. In: *Proc. of the 13th ACM Multimedia Systems Conf.* Athlone: ACM, 2022. 319–323. [doi: [10.1145/3524273.3532905](https://doi.org/10.1145/3524273.3532905)]
- [18] Moessinger M, Stürmer R, Mühlensiep M. Auditive beta stimulation as a countermeasure against driver fatigue. *PLoS One*, 2021, 16(1): e0245251. [doi: [10.1371/journal.pone.0245251](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245251)]
- [19] Hong S, Maeng J, Kim HJ, Yang JH. Development of warning methods for planned and unplanned takeover requests in a simulated automated driving vehicle. In: *Proc. of the 14th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*. Seoul: ACM, 2022. 65–74. [doi: [10.1145/3543174.3545999](https://doi.org/10.1145/3543174.3545999)]
- [20] Wang Y, Zhang W, Zhou RG. Speech-based takeover requests in conditionally automated driving: Effects of different voices on the driver takeover performance. *Applied Ergonomics*, 2022, 101: 103695. [doi: [10.1016/j.apergo.2022.103695](https://doi.org/10.1016/j.apergo.2022.103695)]
- [21] Parasuraman R, Sheridan T B, Wickens CD. Situation awareness, mental workload, and trust in automation: Viable, empirically supported cognitive engineering constructs. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, 2008, 2(2): 140–160. [doi: [10.1518/155534308X284417](https://doi.org/10.1518/155534308X284417)]
- [22] Muslim H, Leung CK, Itoh M. Design and evaluation of cooperative human-machine interface for changing lanes in conditional driving automation. *Accident Analysis & Prevention*, 2022, 174: 106719. [doi: [10.1016/j.aap.2022.106719](https://doi.org/10.1016/j.aap.2022.106719)]
- [23] Spence C, Ho C. Tactile and multisensory spatial warning signals for drivers. *IEEE Trans. on Haptics*, 2008, 1(2): 121–129. [doi: [10.1109/TOH.2008.14](https://doi.org/10.1109/TOH.2008.14)]
- [24] Li WY, Li QK, Li SE, Li RJ, Ren YG, Wang WJ. Indirect shared control through non-zero sum differential game for cooperative automated driving. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(9): 15980–15992. [doi: [10.1109/ITITS.2022.3146895](https://doi.org/10.1109/ITITS.2022.3146895)]
- [25] Mörtl P, Ebinger N, Marx C, Trösterer S. Two methods to bring drivers back better into the loop after automated driving at SAE Level 3. In: *Proc. of the 14th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*. Seoul: ACM, 2022. 206–208. [doi: [10.1145/3544999.3551500](https://doi.org/10.1145/3544999.3551500)]
- [26] Okada K, Sonoda K, Wada T. Transferring from automated to manual driving when traversing a curve via haptic shared control. *IEEE Trans. on Intelligent Vehicles*, 2021, 6(2): 266–275. [doi: [10.1109/TIV.2020.3018753](https://doi.org/10.1109/TIV.2020.3018753)]
- [27] Sonoda K, Okada K, Sato K, Abe G, Wada T. Does shared mode improve steering and vehicle motions during control transition from automated to manual driving in real passenger car? *IEEE Access*, 2022, 10: 85880–85890. [doi: [10.1109/ACCESS.2022.3197885](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3197885)]
- [28] Gonçalves RC, Louw TL, Madigan R, Quaresma M, Romano R, Merat N. The effect of information from dash-based human-machine interfaces on drivers' gaze patterns and lane-change manoeuvres after conditionally automated driving. *Accident Analysis & Prevention*, 2022, 174: 106726. [doi: [10.1016/j.aap.2022.106726](https://doi.org/10.1016/j.aap.2022.106726)]
- [29] Barua S, Ahmed MU, Ahlström C, Begum S. Automatic driver sleepiness detection using EEG, EOG and contextual information. *Expert Systems with Applications*, 2019, 115: 121–135. [doi: [10.1016/j.eswa.2018.07.054](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.07.054)]
- [30] Du N, Zhou F, Pulver E, Tilbury D, Robert LP, Pradhan AK, Yang XJ. Predicting takeover performance in conditionally automated driving. In: *Proc. of the 2020 CHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*. Honolulu: ACM, 2020. 1–8. [doi: [10.1145/3334480.3382963](https://doi.org/10.1145/3334480.3382963)]
- [31] Huang GJ, Pitts BJ. Takeover requests for automated driving: The effects of signal direction, lead time, and modality on takeover performance. *Accident Analysis & Prevention*, 2022, 165: 106534. [doi: [10.1016/j.aap.2021.106534](https://doi.org/10.1016/j.aap.2021.106534)]
- [32] Ding TC, Zhi JY, Zou R, Wang ZY, He SJ, Jing CH. The impact of initial trust levels in automation on takeover performance, workload, and visual behavior in urban rail transit driving tasks. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2025 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.3969/j.issn.0258-2724.20230654](https://doi.org/10.3969/j.issn.0258-2724.20230654)]
- [33] Miller JA, Nikan S, Zaki MH. Navigating the handover: Reviewing takeover requests in level 3 autonomous vehicles. *IEEE Open Journal of Vehicular Technology*, 2024, 5: 1073–1087. [doi: [10.1109/OJVT.2024.3443630](https://doi.org/10.1109/OJVT.2024.3443630)]
- [34] McDonald AD, Alambeigi H, Engström J, Markkula G, Vogelpohl T, Dunne J, Yuma N. Toward computational simulations of behavior during automated driving takeovers: A review of the empirical and modeling literatures. *Human Factors*, 2019, 61(4): 642–688. [doi: [10.1177/0018720819829572](https://doi.org/10.1177/0018720819829572)]
- [35] DeGuzman CA, Hopkins SA, Donmez B. Driver takeover performance and monitoring behavior with driving automation at system-limit versus system-malfunction failures. *Transportation Research Record*, 2020, 2674(4): 140–151. [doi: [10.1177/0361198120912228](https://doi.org/10.1177/0361198120912228)]
- [36] Soares S, Lobo A, Ferreira S, Cunha L, Couto A. Takeover performance evaluation using driving simulation: A systematic review and meta-analysis. *European Transport Research Review*, 2021, 13(1): 47. [doi: [10.1186/s12544-021-00505-2](https://doi.org/10.1186/s12544-021-00505-2)]
- [37] Chen HL, Zhao XH, Chen C, Li ZL, Li HJ, Wang QH. A systematic review on test performance of the driver takeover process in automated driving. *Accident Analysis & Prevention*, 2025, 215: 108012. [doi: [10.1016/j.aap.2025.108012](https://doi.org/10.1016/j.aap.2025.108012)]
- [38] Morales-Alvarez W, Sipele O, Léberon R, Tadjine HH, Olaverri-Monreal C. Automated driving: A literature review of the take over

- request in conditional automation. *Electronics*, 2020, 9(12): 2087. [doi: [10.3390/electronics9122087](https://doi.org/10.3390/electronics9122087)]
- [39] Yoon SH, Kim YW, Ji YG. The effects of takeover request modalities on highly automated car control transitions. *Accident Analysis & Prevention*, 2019, 123: 150–158. [doi: [10.1016/j.aap.2018.11.018](https://doi.org/10.1016/j.aap.2018.11.018)]
- [40] Eriksson A, Stanton NA. Takeover time in highly automated vehicles: Noncritical transitions to and from manual control. *Human Factors*, 2017, 59(4): 689–705. [doi: [10.1177/0018720816685832](https://doi.org/10.1177/0018720816685832)]
- [41] Jarosch O, Kuhnt M, Paradies S, Bengler K. It's out of our hands now! Effects of non-driving related tasks during highly automated driving on drivers' fatigue. In: *Proc. of the 9th Int'l Driving Symp. on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design*. 2017: 319–325.
- [42] Chen HL, Zhao XH, Li ZL, Li HJ, Gong JG, Wang QH. Study on the influence factors of takeover behavior in automated driving based on survival analysis. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2023, 95: 281–296. [doi: [10.1016/j.trf.2023.04.012](https://doi.org/10.1016/j.trf.2023.04.012)]
- [43] Lin QF, Lyu Y, Zhang KF, Ma XW. Effects of non-driving related tasks on readiness to take over control in conditionally automated driving. *Traffic Injury Prevention*, 2021, 22(8): 629–633. [doi: [10.1080/15389588.2021.1969373](https://doi.org/10.1080/15389588.2021.1969373)]
- [44] Griffith M, Akkem R, Maheshwari J, Seacrest T, Arbogast KB, Graci V. The effect of a startle-based warning, age, sex, and secondary task on takeover actions in critical autonomous driving scenarios. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2023, 11: 1147606. [doi: [10.3389/fbioe.2023.1147606](https://doi.org/10.3389/fbioe.2023.1147606)]
- [45] Li CM, Li XN, Lv M, Chen F, Ma XX, Zhang L. How does approaching a lead vehicle and monitoring request affect drivers' takeover performance? A simulated driving study with functional MRI. *Int'l Journal of Environmental Research and Public Health*, 2021, 19(1): 412. [doi: [10.3390/ijerph19010412](https://doi.org/10.3390/ijerph19010412)]
- [46] Wang QH, Chen HL, Gong JG, Zhao XH, Li ZL. Studying driver's perception arousal and takeover performance in autonomous driving. *Sustainability*, 2022, 15(1): 445. [doi: [10.3390/su15010445](https://doi.org/10.3390/su15010445)]
- [47] Li S, Blythe P, Guo WH, Namdeo A. Investigating the effects of age and disengagement in driving on driver's takeover control performance in highly automated vehicles. *Transportation Planning and Technology*, 2019, 42(5): 470–497. [doi: [10.1080/03081060.2019.1609221](https://doi.org/10.1080/03081060.2019.1609221)]
- [48] Harari RE, Lamb R, Fathi R, Hulme K. Virtual reality tour for first-time users of highly automated cars: Comparing the effects of virtual environments with different levels of interaction fidelity. *Applied Ergonomics*, 2021, 90: 103226. [doi: [10.1016/j.apergo.2020.103226](https://doi.org/10.1016/j.apergo.2020.103226)]
- [49] Zhou HP, Itoh M, Kitazaki S. How does explanation-based knowledge influence driver take-over in conditional driving automation? *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2021, 51(3): 188–197. [doi: [10.1109/THMS.2021.3051342](https://doi.org/10.1109/THMS.2021.3051342)]
- [50] Feldhütter A, Kroll D, Bengler K. Wake up and take over! The effect of fatigue on the take-over performance in conditionally automated driving. In: *Proc. of the 21st Int'l Conf. on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Maui: IEEE, 2018. 2080–2085. [doi: [10.1109/ITSC.2018.8569545](https://doi.org/10.1109/ITSC.2018.8569545)]
- [51] Jarosch O, Bellem H, Bengler K. Effects of task-induced fatigue in prolonged conditional automated driving. *Human Factors*, 2019, 61(7): 1186–1199. [doi: [10.1177/0018720818816226](https://doi.org/10.1177/0018720818816226)]
- [52] Rangesh A, Deo N, Greer R, Gunaratne P, Trivedi MM. Predicting take-over time for autonomous driving with real-world data: Robust data augmentation, models, and evaluation. *arXiv:2107.12932*, 2021.
- [53] Guettas A, Ayad S, Kazar O. Driver state monitoring system: A review. In: *Proc. of the 4th Int'l Conf. on Big Data and Internet of Things*. Rabat: ACM, 2019. 28. [doi: [10.1145/3372938.3372966](https://doi.org/10.1145/3372938.3372966)]
- [54] Lu ZJ, de Winter JCF. A review and framework of control authority transitions in automated driving. *Procedia Manufacturing*, 2015, 3: 2510–2517. [doi: [10.1016/j.promfg.2015.07.513](https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.513)]
- [55] Petermeijer SM, de Winter JCF, Bengler KJ. Vibrotactile displays: A survey with a view on highly automated driving. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(4): 897–907. [doi: [10.1109/TITS.2015.2494873](https://doi.org/10.1109/TITS.2015.2494873)]
- [56] Borowsky A, Zangi N, Oron-Gilad T. Interruption management in the context of take-over-requests in conditional driving automation. *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2022, 52(5): 1015–1024. [doi: [10.1109/THMS.2022.3194006](https://doi.org/10.1109/THMS.2022.3194006)]
- [57] Zeeb K, Buchner A, Schrauf M. What determines the take-over time? An integrated model approach of driver take-over after automated driving. *Accident Analysis & Prevention*, 2015, 78: 212–221. [doi: [10.1016/j.aap.2015.02.023](https://doi.org/10.1016/j.aap.2015.02.023)]
- [58] Wickens CD. Multiple resources and mental workload. *Human Factors*, 2008, 50(3): 449–455. [doi: [10.1518/001872008X288394](https://doi.org/10.1518/001872008X288394)]
- [59] Meteier Q, Capallera M, Ruffieux S, Angelini L, Abou Khaled O, Mugellini E, Widmer M, Sonderegger A. Classification of drivers' workload using physiological signals in conditional automation. *Frontiers in Psychology*, 2021, 12: 596038. [doi: [10.3389/fpsyg.2021.596038](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.596038)]
- [60] Kim J, Kim HS, Kim W, Yoon D. Take-over performance analysis depending on the drivers' non-driving secondary tasks in automated vehicles. In: *Proc. of the 2018 Int'l Conf. on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*. Jeju: IEEE, 2018. 1364–1366. [doi: [10.1109/ICTC.2018.8539431](https://doi.org/10.1109/ICTC.2018.8539431)]
- [61] Kim J, Kim HS, Kim W, Lee SJ, Yoon D. Investigation on the effect of mental workload on the time-related take-over performance. In:

- Proc. of the 2020 Int'l Conf. on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). Jeju: IEEE, 2020. 1912–1917. [doi: [10.1109/ICTC49870.2020.9289513](https://doi.org/10.1109/ICTC49870.2020.9289513)]
- [62] Brandenburg S, Chuang L. Take-over requests during highly automated driving: How should they be presented and under what conditions? *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2019, 66: 214–225. [doi: [10.1016/j.trf.2019.08.023](https://doi.org/10.1016/j.trf.2019.08.023)]
- [63] Hong S, Yang JH. Effect of multimodal takeover request issued through A-pillar LED light, earcon, speech message, and haptic seat in conditionally automated driving. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2022, 89: 488–500. [doi: [10.1016/j.trf.2022.07.012](https://doi.org/10.1016/j.trf.2022.07.012)]
- [64] Robertson RD, Meister SR, Vanlaar WGM, Mainegra Hing M. Automated vehicles and behavioural adaptation in Canada. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2017, 104: 50–57. [doi: [10.1016/j.tra.2017.08.005](https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.08.005)]
- [65] Körber M, Baseler E, Bengler K. Introduction matters: Manipulating trust in automation and reliance in automated driving. *Applied Ergonomics*, 2018, 66: 18–31. [doi: [10.1016/j.apergo.2017.07.006](https://doi.org/10.1016/j.apergo.2017.07.006)]
- [66] Gold C, Körber M, Lechner D, Bengler K. Taking over control from highly automated vehicles in complex traffic situations: The role of traffic density. *Human Factors*, 2016, 58(4): 642–652. [doi: [10.1177/0018720816634226](https://doi.org/10.1177/0018720816634226)]
- [67] Radlmayr J, Gold C, Lorenz L, Farid M, Bengler K. How traffic situations and non-driving related tasks affect the take-over quality in highly automated driving. *Proc. of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 2014, 58(1): 2063–2067. [doi: [10.1177/1541931214581434](https://doi.org/10.1177/1541931214581434)]
- [68] Zhai JD, Lu GQ. A study of how drivers' subjective workload and driving performance change under varying levels of automation and critical situations. In: *Proc. of the 19th COTA Int'l Conf. of Transportation Professionals*. Nanjing: ASCE, 2019. 344–355.
- [69] Abe G, Sato K, Uchida N, Itoh M. Effect of changes in levels of automated driving on manual control recovery. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52(19): 79–84. [doi: [10.1016/j.ifacol.2019.12.113](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.113)]
- [70] Madigan R, Louw T, Merat N. The effect of varying levels of vehicle automation on drivers' lane changing behaviour. *PLoS One*, 2018, 13(2): e0192190. [doi: [10.1371/journal.pone.0192190](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0192190)]
- [71] Feierle A, Schlichtherle F, Bengler K. Augmented reality head-up display: A visual support during malfunctions in partially automated driving? *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(5): 4853–4865. [doi: [10.1109/TITS.2021.3119774](https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3119774)]
- [72] Yun HN, Yang JH. Multimodal warning design for take-over request in conditionally automated driving. *European Transport Research Review*, 2020, 12(1): 34. [doi: [10.1186/s12544-020-00427-5](https://doi.org/10.1186/s12544-020-00427-5)]
- [73] Salminen K, Farooq A, Rantala J, Surakka V, Raisamo R. Unimodal and multimodal signals to support control transitions in semiautonomous vehicles. In: *Proc. of the 11th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*. Utrecht: ACM, 2019. 308–318. [doi: [10.1145/3342197.3344522](https://doi.org/10.1145/3342197.3344522)]
- [74] Dogan E, Rahal MC, Deborne R, Delhomme P, Kemeny A, Perrin J. Transition of control in a partially automated vehicle: Effects of anticipation and non-driving-related task involvement. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2017, 46: 205–215. [doi: [10.1016/j.trf.2017.01.012](https://doi.org/10.1016/j.trf.2017.01.012)]
- [75] Zhang B, de Winter J, Varotto S, Happee R, Martens M. Determinants of take-over time from automated driving: A meta-analysis of 129 studies. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2019, 64: 285–307. [doi: [10.1016/j.trf.2019.04.020](https://doi.org/10.1016/j.trf.2019.04.020)]
- [76] Bazilinskyy P, Eriksson A, Petermeijer B, de Winter J. Usefulness and satisfaction of take-over requests for highly automated driving. 2017. <https://bazilinskyy.github.io/publications/bazilinskyy2017usefulness.pdf>
- [77] van den Beukel AP, van der Voort MC. The influence of time-criticality on situation awareness when retrieving human control after automated driving. In: *Proc. of the 16th Int'l IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Hague: IEEE, 2013. 2000–2005. [doi: [10.1109/ITSC.2013.6728523](https://doi.org/10.1109/ITSC.2013.6728523)]
- [78] Roche F, Brandenburg S. Should the urgency of visual-tactile takeover requests match the criticality of takeover situations? *IEEE Trans. on Intelligent Vehicles*, 2020, 5(2): 306–313. [doi: [10.1109/TIV.2019.2955906](https://doi.org/10.1109/TIV.2019.2955906)]
- [79] Kim JW, Yang JH. Understanding metrics of vehicle control take-over requests in simulated automated vehicles. *Int'l Journal of Automotive Technology*, 2020, 21(3): 757–770. [doi: [10.1007/s12239-020-0074-z](https://doi.org/10.1007/s12239-020-0074-z)]
- [80] Wickens CD. Multiple resources and performance prediction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 2002, 3(2): 159–177. [doi: [10.1080/14639220210123806](https://doi.org/10.1080/14639220210123806)]
- [81] Forster Y, Naujoks F, Neukum A, Huestegge L. Driver compliance to take-over requests with different auditory outputs in conditional automation. *Accident Analysis & Prevention*, 2017, 109: 18–28. [doi: [10.1016/j.aap.2017.09.019](https://doi.org/10.1016/j.aap.2017.09.019)]
- [82] Telpaz A, Rhindress B, Zelman I, Tsimhoni O. Haptic seat for automated driving: Preparing the driver to take control effectively. In: *Proc. of the 7th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*. Nottingham: ACM, 2015. 23–30. [doi: [10.1145/2799250.2799267](https://doi.org/10.1145/2799250.2799267)]
- [83] Petermeijer S, Bazilinskyy P, Bengler K, de Winter J. Take-over again: Investigating multimodal and directional TORs to get the driver back into the loop. *Applied Ergonomics*, 2017, 62: 204–215. [doi: [10.1016/j.apergo.2017.02.023](https://doi.org/10.1016/j.apergo.2017.02.023)]
- [84] Kim H, Kim W, Kim J, Lee SJ, Yoon D. A study on the effects of providing situation awareness information for the control authority

- transition of automated vehicle. In: Proc. of the 2019 Int'l Conf. on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). Jeju: IEEE, 2019. 1394–1396. [doi: [10.1109/ICTC46691.2019.8939867](https://doi.org/10.1109/ICTC46691.2019.8939867)]
- [85] Yao H, An SY, Zhou HP, Itoh M. How does driver takeover worsen in a sudden system failure of conditionally automated driving? In: Proc. of the 59th Annual Conf. of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE). Chiang Mai: IEEE, 2020. 1469–1474. [doi: [10.23919/SICE48898.2020.9240345](https://doi.org/10.23919/SICE48898.2020.9240345)]
- [86] Yamabe S, Kawaguchi S, Anakubo M. Comfortable awakening method for sleeping driver during autonomous driving. *Int'l Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, 2022, 20(1): 266–278. [doi: [10.1007/s13177-021-00291-0](https://doi.org/10.1007/s13177-021-00291-0)]
- [87] Li QK, Wang ZY, Wang WJ, Zeng C, Li GF, Yuan Q, Cheng B. An adaptive time budget adjustment strategy based on a take-over performance model for passive fatigue. *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2022, 52(5): 1025–1035. [doi: [10.1109/THMS.2021.3121665](https://doi.org/10.1109/THMS.2021.3121665)]
- [88] Xu LL. Research on takeover safety and takeover cognitive model for level 3 automated driving [Ph.D. Thesis]. Dalian: Dalian University of Technology, 2024 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.26991/d.cnki.gdlu.2024.005712](https://doi.org/10.26991/d.cnki.gdlu.2024.005712)]
- [89] Köhn T, Gottlieb M, Schermann M, Krcmar H. Improving take-over quality in automated driving by interrupting non-driving tasks. In: Proc. of the 24th Int'l Conf. on Intelligent User Interfaces. Marina del Ray: ACM, 2019. 510–517. [doi: [10.1145/3301275.3302323](https://doi.org/10.1145/3301275.3302323)]
- [90] Zhou ZY, Chai C, Yin WR, Shi XP. Developing and evaluating an human-automation shared control takeover strategy based on human-in-the-loop driving simulation. arXiv:2103.06700, 2021.
- [91] Fang ZW, Wang JX, Liang JH, Yan YJ, Pi DW, Zhang H, Yin GD. Authority allocation strategy for shared steering control considering human-machine mutual trust level. *IEEE Trans. on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 2002–2015. [doi: [10.1109/TIV.2023.3300152](https://doi.org/10.1109/TIV.2023.3300152)]
- [92] Lee JD, See KA. Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors*, 2004, 46(1): 50–80. [doi: [10.1518/hfes.46.1.50.30392](https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50.30392)]
- [93] Hoff KA, Bashir M. Trust in automation: Integrating empirical evidence on factors that influence trust. *Human Factors*, 2015, 57(3): 407–434. [doi: [10.1177/0018720814547570](https://doi.org/10.1177/0018720814547570)]
- [94] Gebru B, Zeleke L, Blankson D, Nabil M, Nateghi S, Homaifar A, Tunstel E. A review on human-machine trust evaluation: Human-centric and machine-centric perspectives. *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2022, 52(5): 952–962. [doi: [10.1109/THMS.2022.3144956](https://doi.org/10.1109/THMS.2022.3144956)]
- [95] Schoeller F, Miller M, Salomon R, Friston KJ. Trust as extended control: Human-machine interactions as active inference. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 2021, 15: 669810. [doi: [10.3389/fnsys.2021.669810](https://doi.org/10.3389/fnsys.2021.669810)]
- [96] Lin H, Han JT, Wu PP, Wang JY, Tu J, Tang H, Zhu LN. Machine learning and human-machine trust in healthcare: A systematic survey. *CAA Trans. on Intelligence Technology*, 2024, 9(2): 286–302. [doi: [10.1049/cit2.12268](https://doi.org/10.1049/cit2.12268)]
- [97] Razin YS, Feigh KM. Converging measures and an emergent model: A meta-analysis of human-machine trust questionnaires. *ACM Trans. on Human-Robot Interaction*, 2024, 13(4): 58. [doi: [10.1145/3677614](https://doi.org/10.1145/3677614)]
- [98] Manchon JB, Bueno M, Navarro J. Calibration of trust in automated driving: A matter of initial level of trust and automated driving style? *Human Factors*, 2023, 65(8): 1613–1629. [doi: [10.1177/00187208211052804](https://doi.org/10.1177/00187208211052804)]
- [99] Sun LS, Cheng ZY, Kong DW, Xu Y, Wen SW, Zhang KY. Modeling and analysis of human-machine mixed traffic flow considering the influence of the trust level toward autonomous vehicles. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2023, 125: 102741. [doi: [10.1016/j.simpat.2023.102741](https://doi.org/10.1016/j.simpat.2023.102741)]
- [100] Kok BC, Soh H. Trust in robots: Challenges and opportunities. *Current Robotics Reports*, 2020, 1(4): 297–309. [doi: [10.1007/s43154-020-00029-y](https://doi.org/10.1007/s43154-020-00029-y)]
- [101] Juvina I, Collins MG, Larue O, Kennedy WG, De Visser E, De Melo C. Toward a unified theory of learned trust in interpersonal and human-machine interactions. *ACM Trans. on Interactive Intelligent Systems (TiIS)*, 2019, 9(4): 24. [doi: [10.1145/3230735](https://doi.org/10.1145/3230735)]
- [102] Ekman F, Johansson M, Sochor J. Creating appropriate trust in automated vehicle systems: A framework for HMI design. *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2018, 48(1): 95–101. [doi: [10.1109/THMS.2017.2776209](https://doi.org/10.1109/THMS.2017.2776209)]
- [103] Muir BM. Trust in automation: Part I. Theoretical issues in the study of trust and human intervention in automated systems. *Ergonomics*, 1994, 37(11): 1905–1922. [doi: [10.1080/00140139408964957](https://doi.org/10.1080/00140139408964957)]
- [104] Liu J, Marriott K, Dwyer T, Tack G. Increasing user trust in optimisation through feedback and interaction. *ACM Trans. on Computer-human Interaction*, 2023, 29(5): 42. [doi: [10.1145/3503461](https://doi.org/10.1145/3503461)]
- [105] Hu C, Huang SW, Zhou Y, Ge SC, Yi BL, Zhang X, Wu XD. Dynamic and quantitative trust modeling and real-time estimation in human-machine co-driving process. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2024, 106: 306–327. [doi: [10.1016/j.trf.2024.08.001](https://doi.org/10.1016/j.trf.2024.08.001)]
- [106] Li HM, Liang MX, Niu K, Zhang YQ. A human-machine trust evaluation method for high-speed train drivers based on multi-modal physiological information. *Int'l Journal of Human-computer Interaction*, 2025, 41(4): 2659–2676. [doi: [10.1080/10447318.2024.2327188](https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2327188)]
- [107] Ding S, Pan X, Hu LH, Liu LZ. A new model for calculating human trust behavior during human-AI collaboration in multiple decision-

- making tasks: A Bayesian approach. *Computers & Industrial Engineering*, 2025, 200: 110872. [doi: [10.1016/j.cie.2025.110872](https://doi.org/10.1016/j.cie.2025.110872)]
- [108] Sun QY, Zhou H, Fu R, Xu YN, Wang C, Guo YS. Driver's trust assessment based on situational awareness under human-machine collaboration driving. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 145: 110243. [doi: [10.1016/j.engappai.2025.110243](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110243)]
- [109] Akash K, Polson K, Reid T, Jain N. Improving human-machine collaboration through transparency-based feedback—Part I: Human trust and workload model. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 51(34): 315–321. [doi: [10.1016/j.ifacol.2019.01.028](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.01.028)]
- [110] Lee J, Moray N. Trust, control strategies and allocation of function in human-machine systems. *Ergonomics*, 1992, 35(10): 1243–1270. [doi: [10.1080/00140139208967392](https://doi.org/10.1080/00140139208967392)]
- [111] Lee JD, Moray N. Trust, self-confidence, and operators' adaptation to automation. *Int'l Journal of Human-computer Studies*, 1994, 40(1): 153–184. [doi: [10.1006/ijhc.1994.1007](https://doi.org/10.1006/ijhc.1994.1007)]
- [112] Li Z, Lu Z, Yin M. Modeling human trust and reliance in AI-assisted decision making: A Markovian approach. *Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, 37(5): 6056–6064. [doi: [10.1609/aaai.v37i5.25748](https://doi.org/10.1609/aaai.v37i5.25748)]
- [113] Azevedo-Sa H, Jayaraman SK, Esterwood CT, Yang XJ, Robert LP Jr., Tilbury DM. Real-time estimation of drivers' trust in automated driving systems. *Int'l Journal of Social Robotics*, 2021, 13(8): 1911–1927. [doi: [10.1007/s12369-020-00694-1](https://doi.org/10.1007/s12369-020-00694-1)]
- [114] Dzindolet MT, Pierce LG, Beck HP, Dawe LA, Anderson BW. Predicting misuse and disuse of combat identification systems. *Military Psychology*, 2001, 13(3): 147–164. [doi: [10.1207/S15327876MP1303_2](https://doi.org/10.1207/S15327876MP1303_2)]
- [115] Hu WL, Akash K, Jain N, Reid T. Real-time sensing of trust in human-machine interactions. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, 49(32): 48–53. [doi: [10.1016/j.ifacol.2016.12.188](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.12.188)]
- [116] Akash K, Hu WL, Jain N, Reid T. A classification model for sensing human trust in machines using EEG and GSR. *ACM Trans. on Interactive Intelligent Systems (TiiS)*, 2018, 8(4): 27. [doi: [10.1145/3132743](https://doi.org/10.1145/3132743)]
- [117] Jian JY, Bisantz AM, Drury CG. Foundations for an empirically determined scale of trust in automated systems. *Int'l Journal of Cognitive Ergonomics*, 2000, 4(1): 53–71. [doi: [10.1207/S15327566IJCE0401_04](https://doi.org/10.1207/S15327566IJCE0401_04)]
- [118] Körber M, Bengler K. Potential individual differences regarding automation effects in automated driving. In: *Proc. of the 15th Int'l Conf. on Human Computer Interaction*. Puerto de la Cruz Tenerife: ACM, 2014. 22. [doi: [10.1145/2662253.2662275](https://doi.org/10.1145/2662253.2662275)]
- [119] Li QK, Wang ZY, Liu WM, Wang WJ, Zeng C, Cheng B. Understanding human drivers' trust in highly automated vehicles via structural equation modeling. In: *Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Intelligent Technologies*. HUBLI: IEEE, 2022. 1–7. [doi: [10.1109/CONIT55038.2022.9847690](https://doi.org/10.1109/CONIT55038.2022.9847690)]
- [120] Seet MS, Dragomir A, Mathialagan I, Ann LY, Binte Zaid Z, Ramapatna SL, Thakor NV, Bezerianos A. Subtype divergences of trust in autonomous vehicles: Towards optimisation of driver-vehicle trust management. In: *Proc. of the 23rd IEEE Int'l Conf. on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Rhodes: IEEE, 2020. [doi: [10.1109/ITSC45102.2020.9294495](https://doi.org/10.1109/ITSC45102.2020.9294495)]
- [121] Wojton HM, Porter D, Lane ST, Bieber C, Madhavan P. Initial validation of the trust of automated systems test (TOAST). *The Journal of Social Psychology*, 2020, 160(6): 735–750. [doi: [10.1080/00224545.2020.1749020](https://doi.org/10.1080/00224545.2020.1749020)]
- [122] Fu C, Yao XQ, Yang X, Zheng L, Li JB, Wang YW. Trust game database: Behavioral and EEG data from two trust games. *Frontiers in Psychology*, 2019, 10: 2656. [doi: [10.3389/fpsyg.2019.02656](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02656)]
- [123] Palmer S, Richards D, Shelton-Rayner G, Inch D, Izzetoglu K. Human-agent teaming—An evolving interaction paradigm: An innovative measure of trust. In: *Proc. of the 20th Int'l Symp. on Aviation Psychology*. 2019. 438–443.
- [124] Ajenaghughrre IB, Sousa SDC, Lamas D. Measuring trust with psychophysiological signals: A systematic mapping study of approaches used. *Multimodal Technologies and Interaction*, 2020, 4(3): 63. [doi: [10.3390/mti4030063](https://doi.org/10.3390/mti4030063)]
- [125] Robinette P, Li WC, Allen R, Howard AM, Wagner AR. Overtrust of robots in emergency evacuation scenarios. In: *Proc. of the 11th ACM/IEEE Int'l Conf. on Human-robot Interaction (HRI)*. Christchurch: IEEE, 2016. [doi: [10.1109/HRI.2016.7451740](https://doi.org/10.1109/HRI.2016.7451740)]
- [126] de Visser EJ, Monfort SS, Goodyear K, Lu L, O'Hara M, Lee MR, Parasuraman R, Krueger F. A little anthropomorphism goes a long way: Effects of oxytocin on trust, compliance, and team performance with automated agents. *Human Factors*, 2017, 59(1): 116–133. [doi: [10.1177/0018720816687205](https://doi.org/10.1177/0018720816687205)]
- [127] Rezvani T, Driggs-Campbell K, Sadigh D, Sastry SS, Seshia SA, Bajcsy R. Towards trustworthy automation: User interfaces that convey internal and external awareness. In: *Proc. of the 19th IEEE Int'l Conf. on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Rio de Janeiro: IEEE, 2016. [doi: [10.1109/ITSC.2016.7795627](https://doi.org/10.1109/ITSC.2016.7795627)]
- [128] Gupta K, Hajika R, Pai YS, Duenser A, Lochner M, Billingham M. Measuring human trust in a virtual assistant using physiological sensing in virtual reality. In: *Proc. of the 2020 IEEE Conf. on Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR)*. Atlanta: IEEE, 2020. [doi: [10.1109/VR46266.2020.00099](https://doi.org/10.1109/VR46266.2020.00099)]
- [129] Akash K, McMahon G, Reid T, Jain N. Human trust-based feedback control: Dynamically varying automation transparency to optimize human-machine interactions. *IEEE Control Systems Magazine*, 2020, 40(6): 98–116. [doi: [10.1109/MCS.2020.3019151](https://doi.org/10.1109/MCS.2020.3019151)]
- [130] Huang SH, Bhatia K, Abbeel P, Dragan AD. Establishing appropriate trust via critical states. In: *Proc. of the 2018 IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Madrid: IEEE, 2018. [doi: [10.1109/IROS.2018.8593649](https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8593649)]
- [131] Schaefer KE. Measuring trust in human robot interactions: Development of the “trust perception scale-HRI”. In: Mirttu R, Sofge D,

- Wagner A, Lawless WF, eds. *Robust Intelligence and Trust in Autonomous Systems*. Boston: Springer, 2016. 191–218. [doi: [10.1007/978-1-4899-7668-0_10](https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7668-0_10)]
- [132] Wei JJ, Bolton ML, Humphrey L. The level of measurement of trust in automation. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 2021, 22(3): 274–295. [doi: [10.1080/1463922X.2020.1766596](https://doi.org/10.1080/1463922X.2020.1766596)]
- [133] Brzowski M, Nathan-Roberts D. Trust measurement in human-automation interaction: A systematic review. *Proc. of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 2019, 63(1): 1595–1599. [doi: [10.1177/1071181319631462](https://doi.org/10.1177/1071181319631462)]
- [134] Buckley L, Kaye SA, Pradhan AK. Psychosocial factors associated with intended use of automated vehicles: A simulated driving study. *Accident Analysis & Prevention*, 2018, 115: 202–208. [doi: [10.1016/j.aap.2018.03.021](https://doi.org/10.1016/j.aap.2018.03.021)]
- [135] Kim W, Kim N, Lyons JB, Nam CS. Factors affecting trust in high-vulnerability human-robot interaction contexts: A structural equation modelling approach. *Applied Ergonomics*, 2020, 85: 103056. [doi: [10.1016/j.apergo.2020.103056](https://doi.org/10.1016/j.apergo.2020.103056)]
- [136] Li J, Liu JW, Wang XS, Liu L. Investigating the factors influencing user trust and driving performance in level 3 automated driving from the perspective of perceived benefits. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2024, 105: 58–72. [doi: [10.1016/j.trf.2024.06.013](https://doi.org/10.1016/j.trf.2024.06.013)]
- [137] Lee J, Abe G, Sato K, Itoh M. Developing human-machine trust: Impacts of prior instruction and automation failure on driver trust in partially automated vehicles. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2021, 81: 384–395. [doi: [10.1016/j.trf.2021.06.013](https://doi.org/10.1016/j.trf.2021.06.013)]
- [138] Lee J, Abe G, Sato K, Itoh M. Impacts of system transparency and system failure on driver trust during partially automated driving. In: *Proc. of the 2020 IEEE Int'l Conf. on Human-machine Systems (ICHMS)*. Rome: IEEE, 2020. [doi: [10.1109/ICHMS49158.2020.9209322](https://doi.org/10.1109/ICHMS49158.2020.9209322)]
- [139] Kraus J, Scholz D, Stiegemeier D, Baumann M. The more you know: Trust dynamics and calibration in highly automated driving and the effects of take-overs, system malfunction, and system transparency. *Human Factors*, 2020, 62(5): 718–736. [doi: [10.1177/0018720819853686](https://doi.org/10.1177/0018720819853686)]
- [140] Du N, Haspiel J, Zhang QN, Tilbury D, Pradhan AK, Yang XJ, Robert LP Jr. Look who's talking now: Implications of AV's explanations on driver's trust, AV preference, anxiety and mental workload. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 104: 428–442. [doi: [10.1016/j.trc.2019.05.025](https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.05.025)]
- [141] Niu DF, Terken J, Eggen B. Anthropomorphizing information to enhance trust in autonomous vehicles. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries*, 2018, 28(6): 352–359. [doi: [10.1002/hfm.20745](https://doi.org/10.1002/hfm.20745)]
- [142] Khastgir S, Birrell S, Dhadyalla G, Jennings P. Calibrating trust through knowledge: Introducing the concept of informed safety for automation in vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 96: 290–303. [doi: [10.1016/j.trc.2018.07.001](https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.07.001)]
- [143] Petersen L, Robert L, Yang XJ, Tilbury DM. Situational awareness, drivers trust in automated driving systems and secondary task performance. arXiv:1903.05251, 2019.
- [144] Abe G, Sato K, Itoh M. Driver trust in automated driving systems: The case of overtaking and passing. *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2018, 48(1): 85–94. [doi: [10.1109/THMS.2017.2781619](https://doi.org/10.1109/THMS.2017.2781619)]
- [145] Hartwich F, Beggato M, Krems JF. Driving comfort, enjoyment and acceptance of automated driving—Effects of drivers' age and driving style familiarity. *Ergonomics*, 2018, 61(8): 1017–1032. [doi: [10.1080/00140139.2018.1441448](https://doi.org/10.1080/00140139.2018.1441448)]
- [146] Shi ZQ, Chen H, Qu T, Yu SY. Human-machine cooperative steering control considering mitigating human-machine conflict based on driver trust. *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2022, 52(5): 1036–1048. [doi: [10.1109/THMS.2022.3190683](https://doi.org/10.1109/THMS.2022.3190683)]
- [147] Liu ZC, Sun DH, Zhao M, Li Y, Chen J. CPS-based human-vehicle co-pilot switching strategy under different information flow topologies. *IEEE Access*, 2020, 8: 125943–125952. [doi: [10.1109/ACCESS.2020.3003738](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3003738)]
- [148] Li XY, Wang YP, Su CQ, Gong XL, Huang J, Yang DK. Adaptive authority allocation approach for shared steering control system. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(10): 19428–19439. [doi: [10.1109/TITS.2022.3157737](https://doi.org/10.1109/TITS.2022.3157737)]
- [149] Du N, Yang XJ, Zhou F. Psychophysiological responses to takeover requests in conditionally automated driving. *Accident Analysis & Prevention*, 2020, 148: 105804. [doi: [10.1016/j.aap.2020.105804](https://doi.org/10.1016/j.aap.2020.105804)]
- [150] Zang J, Jeon M. The effects of transparency and reliability of in-vehicle intelligent agents on driver perception, takeover performance, workload and situation awareness in conditionally automated vehicles. *Multimodal Technologies and Interaction*, 2022, 6(9): 82. [doi: [10.3390/mti6090082](https://doi.org/10.3390/mti6090082)]
- [151] Umpaipant W, Singh A, Burns CM, Samuel S. Improving takeover requests in automated vehicles: The role of dynamic alerts and cognitive state. *IEEE Trans. on Intelligent Vehicles*, 2024. [doi: [10.1109/TIV.2024.3509315](https://doi.org/10.1109/TIV.2024.3509315)]
- [152] Shi JL, Chai CL, Cai RY, Wei HR, Zhou YC, Fan H, Zhang W, Merat N. Effects of various in-vehicle human-machine interfaces on drivers' takeover performance and gaze pattern in conditionally automated vehicles. *Int'l Journal of Human-computer Studies*, 2024, 192: 103362. [doi: [10.1016/j.ijhcs.2024.103362](https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2024.103362)]
- [153] Seet M, Harvy J, Bose R, Dragomir A, Bezerianos A, Thakor N. Differential impact of autonomous vehicle malfunctions on human trust. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(1): 548–557. [doi: [10.1109/TITS.2020.3013278](https://doi.org/10.1109/TITS.2020.3013278)]

- [154] Huang CX, Wang JY, Yan S, He DB. Exploring factors related to drivers' mental model of and trust in advanced driver assistance systems using an ABN-based mixed approach. *IEEE Trans. on Human-machine Systems*, 2024, 54(6): 646–657. [doi: [10.1109/THMS.2024.3436876](https://doi.org/10.1109/THMS.2024.3436876)]
- [155] Wang WD, Zhang YP, Yang C, Zhang YH, Gao YP, Ma TH, Qie T. A human-machine shared dual fuzzy authority allocation control strategy for automatic driving vehicle considering driver intention judgement. *Expert Systems with Applications*, 2025, 274: 126971. [doi: [10.1016/j.eswa.2025.126971](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.126971)]
- [156] Fang ZW, Wang JX, Wang ZJ, Chen JX, Yin GD, Zhang H. Human-machine shared control for path following considering driver fatigue characteristics. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(7): 7250–7264. [doi: [10.1109/TITS.2023.3347439](https://doi.org/10.1109/TITS.2023.3347439)]
- [157] Wang JM, Wang QF, Zhang J. Human-machine interface design based on transparency in autonomous driving scenes. In: Jia FS, Chen HY, Fu QW, eds. *Human-machine Interface for Intelligent Vehicles*. Amsterdam: Elsevier, 2024. 99–114. [doi: [10.1016/B978-0-443-23606-8.00009-9](https://doi.org/10.1016/B978-0-443-23606-8.00009-9)]
- [158] Liu WM, Li QK, Wang WJ, Wang ZY, Zeng C, Cheng B. Deep learning based take-over performance prediction and its application on intelligent vehicles. *IEEE Trans. on Intelligent Vehicles*, 2024. [doi: [10.1109/TIV.2024.3374528](https://doi.org/10.1109/TIV.2024.3374528)]
- [159] Wu YB, Hasegawa K, Kihara K. How to request drivers to prepare for takeovers during automated driving. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2025, 109: 938–950. [doi: [10.1016/j.trf.2025.01.017](https://doi.org/10.1016/j.trf.2025.01.017)]

附中文参考文献

- [5] 陈发城, 鲁光泉, 林庆峰, 张浩东, 马社强, 刘德志, 宋会军. 有条件自动驾驶下驾驶人接管行为综述. *吉林大学学报(工学版)*, 2025, 55(2): 419–433. [doi: [10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231033](https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231033)]
- [6] 严利鑫, 冯进培, 郭军华, 龚毅轲. 不同险态情景下共驾型智能车辆接管行为特征分析. *吉林大学学报(工学版)*, 2024, 54(3): 683–691. [doi: [10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20220580](https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20220580)]
- [7] 郭柏苍, 雒国凤, 金立生, 石业玮, 韩卓桐, 张洪瑜. 风险场景驱动的次任务驾驶行为对接管绩效的影响. *同济大学学报(自然科学版)*, 2024, 52(6): 875–885. [doi: [10.11908/j.issn.0253-374x.24135](https://doi.org/10.11908/j.issn.0253-374x.24135)]
- [8] 涂辉招, 刘建泉, 卫雨桐, 王万锦, 郭静秋, 汪敏. 基于反事实推断的自动驾驶路测险态场景推演. *同济大学学报(自然科学版)*, 2025, 53(2): 223–232. [doi: [10.11908/j.issn.0253-374x.23406](https://doi.org/10.11908/j.issn.0253-374x.23406)]
- [9] 王文军, 李清坤, 曾超, 李国法, 张继亮, 李升波, 成波. 自动驾驶接管绩效的影响因素、模型与评价方法综述. *中国公路学报*, 2023, 36(9): 202–224. [doi: [10.19721/j.cnki.1001-7372.2023.09.017](https://doi.org/10.19721/j.cnki.1001-7372.2023.09.017)]
- [11] 鲁光泉, 赵鹏云, 王兆杰, 林庆峰. 自动驾驶中视觉次任务对年轻驾驶人接管时间的影响. *中国公路学报*, 2018, 31(4): 165–171. [doi: [10.3969/j.issn.1001-7372.2018.04.020](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-7372.2018.04.020)]
- [12] 李梦凡, 冯忠祥, 张卫华, 李靖宇. 面向人机共驾模式下驾驶人接管过程的视觉转移特性研究. *汽车工程*, 2024, 46(5): 795–804. [doi: [10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.05.006](https://doi.org/10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.05.006)]
- [13] 马艳丽, 卢俊, 朱洁玉, 韩笑雪. 不同认知负荷非驾驶任务下高度自动化驾驶接管绩效预测. *汽车工程*, 2023, 45(12): 2330–2337, 2329. [doi: [10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.12.015](https://doi.org/10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.12.015)]
- [32] 丁铁成, 支锦亦, 邹瑞, 王振宇, 何思俊, 景春晖. 自动化初始信任水平对城市轨道交通驾驶任务的影响. *西南交通大学学报*, 2025. [doi: [10.3969/j.issn.0258-2724.20230654](https://doi.org/10.3969/j.issn.0258-2724.20230654)]
- [88] 胥林立. L3级自动驾驶接管安全及接管认知模型研究[博士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2024. [doi: [10.26991/d.cnki.gdllu.2024.005712](https://doi.org/10.26991/d.cnki.gdllu.2024.005712)]

作者简介

章程, 博士生, 主要研究领域为智能座舱, 人机交互.

朱志亮, 博士, 副教授, CCF 专业会员, 主要研究领域为人机交互, 计算机视觉.

张子墨, 硕士生, 主要研究领域为智能座舱, 人机交互.

查金吾, 工程师, 主要研究领域为人机交互.

付庆庆, 本科生, 主要研究领域为人工智能, 机器学习.

冯海贝, 硕士生, 主要研究领域为人机交互.

李清坤, 博士, 副研究员, CCF 专业会员, 主要研究领域为人机信任, 人机协同.

岳康, 博士, 副研究员, 主要研究领域为人机交互.

马翠霞, 博士, 研究员, 博士生导师, CCF 杰出会员, 主要研究领域为可视分析, 人机交互.

王宏安, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究领域为实时智能, 人机交互.