

人机融合智能决策：概念、框架与应用

李哲^① 王可^{①②③} 王彪^① 赵梓棋^① 李亚飞^{①②③} 郭毅博^{①②③}
胡亚洲^{①②③} 王华^{①②③} 吕培^{①②③} 徐明亮^{*①②③}

^①(郑州大学计算机与人工智能学院 郑州 450001)

^②(国家超级计算郑州中心 郑州 450001)

^③(智能集群系统教育部工程研究中心 郑州 450001)

摘要：人机融合智能是人工智能发展到一定阶段的产物，构成了由弱人工智能向强人工智能过渡的关键中间智能形态。该领域的研究不仅涵盖人工智能基础理论与技术的探索，还涉及人类、机器与环境之间复杂关系的系统性分析。在军事、医疗和驾驶等应用场景中，探索人机融合智能在复杂决策中的应用具有重要的研究意义和实用价值。该文阐述了人机融合智能的概念，分析实现人机融合智能决策的意义；归纳了人机融合智能决策系统的一般框架，并依据决策任务的特性及其中体现的人机关系，总结了人机融合智能决策的3种具体方式，即人类主导型决策、机器主导型决策和人机协同型决策；介绍了人机融合智能决策的典型应用；讨论了人机融合智能决策存在的问题和未来的研究方向。

关键词：人工智能；人机融合智能；智能决策；人机协同

中图分类号：TN911.7; TP18

文献标识码：A

文章编号：1009-5896(2025)10-3439-26

DOI: 10.11999/JEIT250260

CSTR: 32379.14.JEIT250260

1 引言

数据量的指数级增长、算力的显著提升及计算理论的发展与创新，共同驱动了人工智能技术的蓬勃发展，进而催生了智能制造、智慧城市、智能医疗和智能军事等新兴业态。然而，人工智能在为众多行业带来前所未有的机遇的同时，也面临着一系列的挑战，包括对大数据的高度依赖、学习及决策机理难以解释、鲁棒性差、易产生幻觉等^[1]。因此，有必要将人类的认知决策能力或类人的认知模型整合至人工智能系统中，发展结合生理与物理特性的新型智能形态——人机融合智能。人机融合智能强调人类智慧和机器智能的协同共融，将人类在决策中体现的价值效应融入算法中，形成有机化与概率化相互协调的优化决策^[2]。如图1所示，人机融合智能的发展脉络表明，实现人类智能与机器智

能的深度融合是人工智能领域的发展主线和趋势之一。人机融合智能具备以下3个方面的优势：

(1)提升决策智能水平：人机融合智能实现了人类直觉经验与机器计算能力的协同优化。人类决策者基于领域知识的启发式推理与机器基于数据的概率推断可形成双向校验，提升复杂决策问题的求解精度与效率。

(2)增强决策韧性与鲁棒性：在开放动态环境中，人机融合智能通过将人类的认知调节能力与机器的自主持续学习能力相结合，即人类通过情境感知和语义理解指导机器进行动态调优，机器的稳定性、持续学习能力能有效弥补人类在长时间工作下的认知疲劳与潜在失误。

(3)重构创新生态与范式：人机融合智能催生了“人类创意发散，机器验证收敛”的新型知识生产范式，人类的灵感与想象能突破机器数据依赖的局限，机器的计算仿真可将抽象概念快速转化并验证，这种“发散-收敛”的协同模式能够缩短创新周期，推动技术突破。

得益于这些优势，近年来人机融合智能的发展已初见成效^[31]。在Web of science核心合集中，以Human-Computer Fusion Intelligent Decision, Human-AI Fusion, Human-Machine Integration, Man-Machine Fusion/Interface, Human-Robot Hybrid Intelligence, Cyborg-Intelligence, Brain-Computer Interface为关键词，检索近5年(2019年6月~2024年6月)的相关文献，共计4 242篇。

收稿日期：2025-04-11；改回日期：2025-08-06；网络出版：2025-08-11

*通信作者：徐明亮 iexumingliang@zzu.edu.cn

基金项目：国家自然科学基金(62576324, 62325602, 62036010, 62372416)，中国博士后科学基金(2020M682348)，国防科技工业海洋防务技术创新中心创新基金(JJ-2022-709-01)，河南省自然科学基金项目(242300421215)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62576324, 62325602, 62036010, 62372416), China Postdoctoral Science Foundation (2020M682348), The Innovation Foundation of Ocean Defense Technology Innovation Center of National Defense of Science Technology and Industry (JJ-2022-709-01), The Natural Science Foundation of Henan Province (242300421215)



根据计算机技术的演进过程, 对人机融合智能的发展划分为三个时期: 萌芽探索期、稳健发展期和快速增长期。

图1 人机融合智能的发展历程

通过VOSviewer对文献关键词进行聚类分析,结果如图2所示。可以看出,人机融合智能是一个多层次、多学科交叉融合的复杂系统,研究方向主要集中在5个主题:算法与智能硬件(如Artificial Intelligence, Wearable Electronics)、脑机接口与神经信号处理(如Motor Imagery, Brain-Computer Interface)、多模态数据感知与融合(如Pressure Sensors)、增强现实与数字孪生(如Virtual Reality, Digital Twin)和人因与工效学(如Human Factors)。这些主题通过“Machine Learning”“Human-in-the-Loop”等关键节点相互连接:核心算法与智能设备为脑机接口和感知提供信号处理与计算支持,多模态融合提升复杂环境下的感知精度,增强现实与数字孪生依托算法能力和人因设计理念构建交互式仿真环境,而人因与工效学作为枢纽,确保技术发展始终以增强人类认知和优化决策为导向。各类技术在该体系中协同互补,共同构建出一个开放、动态的人机融合智能生态系统。目前,已有工作对人机融合智能进行了初步梳理与总结^[32-42]。

现有关于人机融合智能的综述多聚焦于具体应用场景，而本文则从概念、框架、应用与展望4个维度进行系统梳理。首先，阐述人机融合智能的概念内涵及其在决策领域的具体体现；其次，归纳人机融合智能决策系统的一般框架，并依据决策任务的特性及其中的人机关系，总结3种决策协同方式；随后，介绍人机融合智能决策的代表性应用；最后，探讨当前面临的核心挑战与未来发展方向，并对全文工作进行总结。

2 概念内涵

本文所述的“机器”泛指各类智能体，涵盖机器人、智能终端设备，以及具备人机交互界面的智能算法与应用程序等可与人类进行互动的实体。本节首先阐述人机融合智能的基本概念，进一步分析其在提升决策准确性、可解释性和鲁棒性方面的意义与优势，并基于不同分类标准，对人机融合智能决策方法进行系统梳理与分类。

2.1 人机融合智能

人机融合智能目前尚未形成统一且被广泛接受的标准定义,不同学者从各自研究视角出发提出了不同界定。於志文等人^[43]认为人机融合智能是基于人类智慧与机器智能的差异性,通过个体智能融合、群体智能融合的手段,实现二者的互相适应、互补与共同演进,以完成复杂的感知和计算任务。其中,个体智能指单一智能体(人类或机器)在独立状态下的智能能力,群体智能则指多个智能体(包括人类、机器或其组合)协作所展现的集体智慧。刘伟^[2]提出一种分层结构的人机融合智能理论框架,认为人类通过记忆与认知能力感知环境并做出决策,机器则依托传感器数据和目标驱动实现对环境的综合感知与任务规划,双方通过因果关系建模在不同层次实现深度融合。这些多元定义反映出该领域核心理论体系尚不完善。

本文认为，人机融合智能是一种开放式协同智能范式，强调在人机协作中通过双向交互与深度融合，实现人类认知与机器决策在复杂动态环境下的互补增强与协同进化。它可视为从弱人工智能向强人工智能过渡的中间智能形态，其核心理念在于充

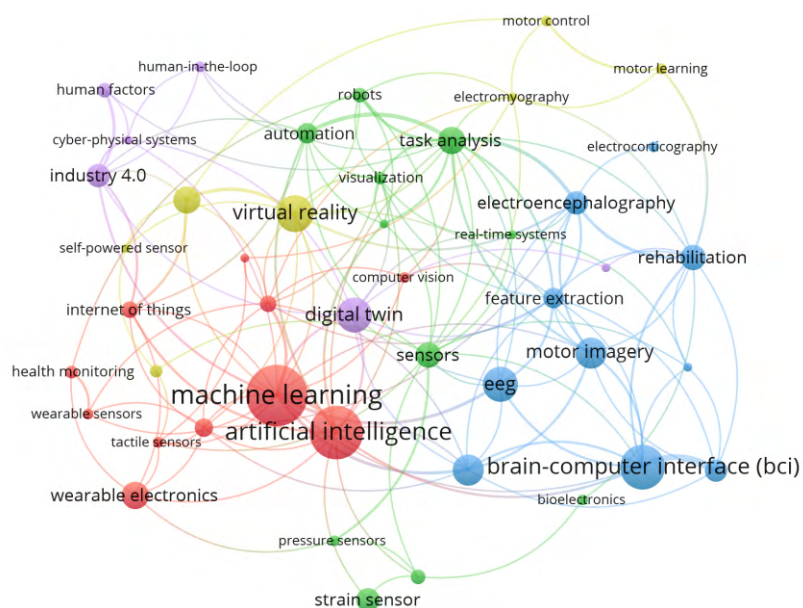


图 2 人机融合智能文献关键词聚类

分发挥人类与机器各自的信息处理和决策上的互补优势,建立协调互信的伙伴关系。具体可归纳为以下3点:(1)人类智慧反馈给机器。机器通过理解和学习人类行为,或以人类的智慧和经验为起点进行学习,具备在复杂或未知任务中的快速适应能力,并达到一定智能水平;(2)机器结果反馈给人类。人类在理解机器的学习机理与决策逻辑的基础上采纳其建议,实现协同决策;(3)智能互补与协同演化。人机在持续交互中共同进化,生成更强大、更高效的智能体。

2.2 人机融合智能决策

人工智能技术显著提升了决策的效率和智能化水平,但现实环境的复杂性和不确定性,使得完全依赖算法驱动的自动化决策面临诸多挑战。例如,2018年,美国亚利桑那州一辆处于自动驾驶模式的Uber汽车撞击行人致死^[44]。2021年,美国食品药品监督管理局对Globus Medical公司手术机器人ExcelsiusGPS发布召回公告,指出其存在误放植入物或器械的风险。由此可见,当前人工智能系统在某些现实场景中的可靠性仍显不足,其根源在于传统自动化系统通常采用“传感器-控制器”式的单项封闭式决策链,角色分配在设计阶段已经确定,难以根据运行环境灵活调整,缺乏足够的适应性与泛化能力。这类系统多适用于高重复性、低复杂度任务,在动态复杂环境中则难以兼顾灵活性、可解释性与效率。此外,人类的决策过程并非完全基于理性计算,即不会识别并权衡所有可能的选项,而是依赖于经验的启发。在此背景下,人机融合智能决策应运而生,通过引入“人在回路”机制,实现人机协同配合。在该模式下,信息双向流动,机器通过数据分析为人类提供决策支持,人类则依据实际需求反馈并调整机器行为。尤其在高度不确定的环境中,该模式有助于增强系统的稳定性与应变能力,构建具备情境感知与自我校正能力的可信智能

系统。例如,史元春等人^[45]提出一种面向新型终端和人机融合场景的NUIX决策系统(如图3所示),整合了交互资源管理、情感感知、意图推理和人机接口等关键技术。

本文认为,人机融合智能决策是指依托多源态势感知与决策模式的自适应切换,实现人机协同下高精度、高可解释性与高鲁棒性的决策过程,其优势主要体现在3个方面:首先是决策精度提升。通过整合机器在数据处理与逻辑推理等方面的技术优势,辅以人类高级认知能力,借助“人在回路”机制实现动态校正。其次是决策结果可解释性增强。人机融合智能的决策过程有助于弥合人机认知鸿沟,构建透明化决策路径以明晰责任边界。最后是系统鲁棒性提升。依托机器的风险监测与自适应能力,结合人类在复杂情境中的经验干预,协同形成技术理性与人类认知互补的闭环^[46]。基于不同的分类标准,本节对人机融合智能决策方法进行了梳理与分类,如表1所示。

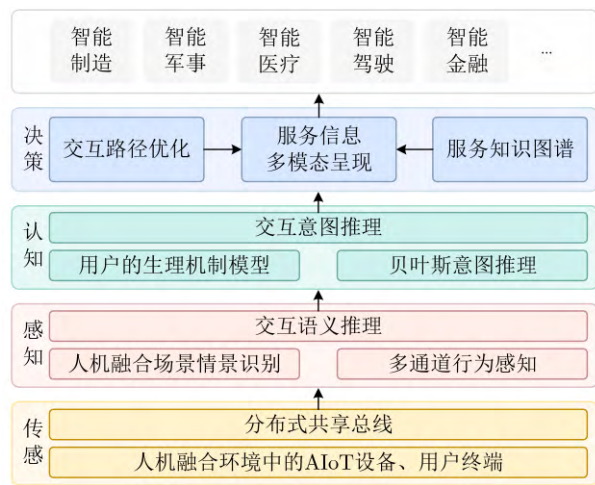


图3 面向新型终端和人机融合场景的NUIX决策系统框架^[45]

表1 人机融合智能决策方法分类

标准	类型	描述	典型应用场景
人机关系	机主人辅	常用于业务决策问题的求解。关注经济与技术的合理性,外部影响因素较少,确定性因素较多,问题求解流程相对固定,决策过程以机器为主,仅在复杂情境下由人类介入辅助。	资源配置、生产调度等
	人主机辅	常用于战略型决策问题的求解。人类在机器辅助下提出决策问题,明确目标与问题范围,规划求解技术路线,分阶段推进问题解决,并在系统支持下形成决策方案。	服务引擎等
	人机共商	常用于管理类决策问题的求解。此类决策受未来环境中不确定因素影响较大,人类通常具备较深入的研究基础和理论方法,但在关键环节仍需依赖人机协同,以提高决策的科学性与执行效率。	交通规划、移动Agent等
人类角色	人在环外	该类决策由机器独立主导,依托预设规则、算法与模型实现全流程自主运行。人类仅作为旁观者,无需干预系统运作,也无法介入其决策过程。	对话系统、无人车等
	人在环上	人类和机器拥有平等的决策权,人类通过感知外部环境并借助可视化界面实时查看与监督系统反馈,在识别机器难以胜任任务时可及时介入干预,确保决策过程的可靠性与灵活性。	外骨骼机器人、智能假肢等
	人在环内	人类在与机器协同执行任务中处于主导地位,深度参与并主动控制决策过程,依据机器提供的信息进行分析判断,最终决策权与责任由人类承担,机器则作为辅助工具提供支持。	工业机器人、医疗机器人等

3 人机融合智能决策系统框架

受限于当前信任机制与伦理考量等因素^[47], 尤其在安全攸关的应用场景中, 系统仍难以在完全脱离人类监督的条件下独立运行。为此, 本节归纳了人机融合智能决策系统的一般框架, 涵盖态势感知和协同决策2个层面, 如图4所示。

态势感知层聚焦于多源环境信息的获取与处理。首先, 多模态数据感知模块采集视觉、听觉、语言及生物信号等异构数据; 随后, 跨模态感知融合模块通过有效的表征学习与融合策略, 实现多模态信息的协同理解; 最后, 态势分析模块结合历史数据挖掘、智能建模与可视化技术, 对当前情景进行深度理解, 为后续决策提供依据。协同决策层则依据决策任务的性质和人机在决策任务中的关系, 灵活采用“人类主导型决策”、“机器主导型决策”或“人机协同型决策”3种模式。该双层架构通过自上而下的“感知-理解-决策”闭环, 实现人机的深度融合。

3.1 态势感知层

态势感知(Situation Awareness, SA)的概念由美国心理学家Endsley首次提出^[12], 最初用于研究飞行员对飞机状态及周围环境的感知程度对其行为的影响。如图5所示, SA由态势的感知、理解、预测3级模型组成, 并通过具体任务相连接^[12]。在此基础上, 美国国防部数据融合联合指挥实验室(Joint Directors of Laboratories, JDL)提出JDL数据融合模型^[48], 推动了功能模型从军事向民用领域

的扩展应用。如图6所示, 该框架将SA拓展为5级结构, 并引入人机接口, 以增强人机之间的高效交互^[48]。以下将从感知、融合和分析3个方面, 阐述态势感知层涉及的关键理论与技术方法。

3.1.1 多模态数据感知

感知是智能体获取物理世界信息的过程^[49]。人类通过眼、耳和皮肤等器官感知环境, 机器则依赖各类传感器完成感知任务。感知过程既可以由个体独立完成, 也可以通过众包模式协同实现, 即通过任务分发方式调动群体中的多个智能体共同参与^[50]。在当前多模态感知体系中, 视觉、听觉和生物信号等模态被广泛应用于不同场景的感知任务, 构成了多源信息输入的主要形式。

视觉感知依赖成像设备捕捉多波段视觉信息并成像。视觉感知与人机融合智能决策结合的工作如Gao等人^[51]针对空间站中复杂背景和动态光照条件下手势识别的不确定性, 提出一种基于空间与通道注意力机制的单发多框检测器(Single Shot multibox Detector, SSD)的手势识别方法, 将识别出的手势位置映射至深度图, 并投影至远程机器人操作空间, 实现人类意图与机器人动作间的协同。未来的视觉感知可以结合视觉Transformer(Vision Transformer, ViT)^[52]等新型架构, 并进一步发展适配边缘设备的嵌入式芯片。

听觉感知通过提取语音的韵律(如音高、能量和时长)、频谱(如梅尔频率倒谱系数和线性预测倒谱系数)等特征, 进行情感与语义识别。听觉感知与人机融合智能决策结合的工作如Abdolrahmani

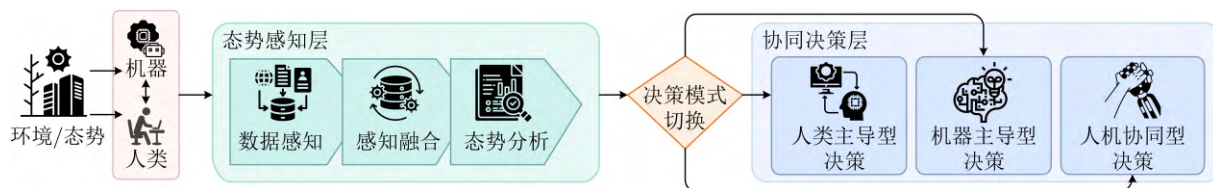


图4 人机融合智能决策系统框架

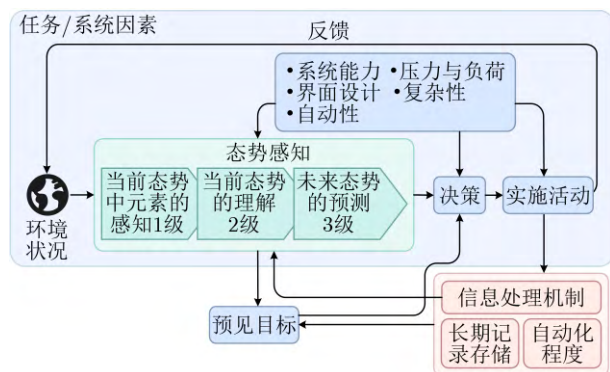


图5 态势感知的模型架构^[12]

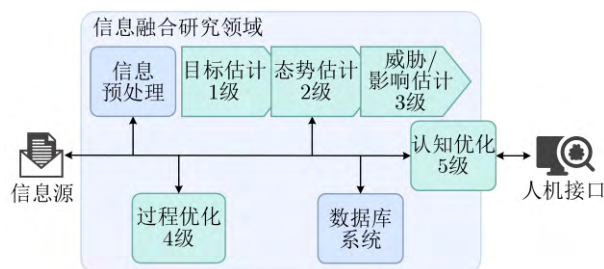


图6 JDL数据融合模型架构^[48]

等人^[53]针对机场室内导航,开发了基于语音输出与震动反馈相结合的导航系统,为视障人群提供辅助路径规划。近年来,双向编码表征法(Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT)^[54]等预训练语言模型以及GPT系列^[27,29]等大语言模型(Large Language Models, LLM)已在跨任务推理与自然语言生成中达到甚至超过人类水平。Liu等人^[55]在临床决策支持系统中引入ChatGPT以优化报警逻辑,提升了系统精度与效率。尽管如此,听觉感知仍面临远场语音识别与情感语调识别等挑战。未来研究将聚焦于可控语音与文本生成、知识增强推理,以及跨语言与跨模态的统一建模。

生物信号感知利用脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)和外骨骼等交互设备采集生理信号与运动参数。如图7所示,BCI建立大脑与外部设备的信息通路,实现脑思维活动的信息读取与调节以及外部设备的控制等^[56],涵盖从植入式电极到非侵入式脑电图(ElectroEncephaloGram, EEG)、高分辨率磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)等多种形态。图8展示了卡内基梅隆大学研发的“超级Nyquist”^[57],支持高密度神经信号采集。尽管EEG广泛应用于情绪与运动意图识别,但其易受噪声干扰,识别精度受限。外骨骼则通过电机

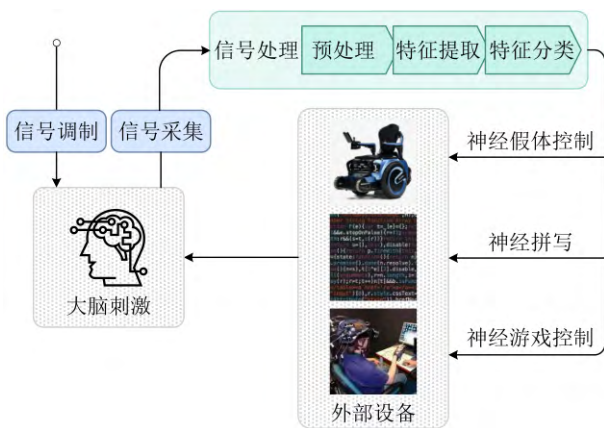


图7 BCI系统结构示意图^[56]



图8 “超级Nyquist”示意图^[57]

编码器、角度/压力传感器等测量关键运动参数,并结合无线通信与多媒体等技术实现智能反馈^[58]。丰田公司T-HR3¹⁾机器人(如图9所示)通过智能穿戴设备采集用户命令,借助主控系统实现即时远程精准操控。尽管外骨骼技术在多模态感知与交互控制方面已取得进展,其实际部署门槛仍然较高。此外,设备的经济性、制造便捷性与后期可维护性也构成重要限制因素。未来研究将聚焦于功能性、舒适性与工程可行性的统一。

3.1.2 跨模态感知融合

单一数据源往往难以支撑复杂决策任务,无论是人类还是机器,都应该具备从多个数据源同时获取信息并实现融合感知的能力^[59]。尽管多模态数据在形式、采样方式和物理特性上存在差异,但在语义层面往往具有互补性。为实现跨模态感知融合,当前研究普遍将其划分为两个核心问题:多模态表征与多模态融合,二者已成为支撑态势感知的重要研究方向。

多模态表征旨在将来自多个异构信息源的原始数据转化为具有语义表达能力的实值向量,从而捕捉模态间的冗余性与互补性,实现语义层级的信息融合。文献[60]将多模态表征划分为联合表征和协同表征两类,如图10所示。前者将不同模态的数据映射至同一特征空间,代表方法包括多模态循环神



图9 主控系统与T-HR3¹⁾

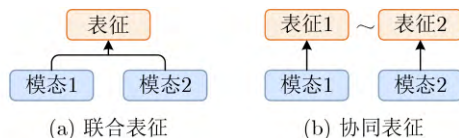


图10 多模态表征的结构

¹⁾ <https://www.toyota.com.cn/mediacenter/show.php?newsid=5043>

神经网络^[61]及基于BERT和Transformer^[62,63]的多模态扩展版本；后者则将数据分别映射至各自子空间，并通过余弦距离、L2范数、典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)和互信息等方式约束模态关联性，代表方法包括基于相似性的表征学习^[64]和多模态哈希^[65]等。为提升对不同任务需求的动态适应能力，研究者引入可学习的注意力或门控机制，生成输入依赖的融合权重。例如，自注意力机制可根据不同模态特征间的相关性动态加权融合结果，多模态Transformer等模型通过隐式对齐图文特征，实现基于输入的动态加权融合^[62]，其基本形式为

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{X}} &= \text{CM}_{\beta \rightarrow \alpha}(\mathbf{X}_{\alpha}, \mathbf{X}_{\beta}) \\ &= \text{softmax} \left(\frac{\mathbf{X}_{\alpha} \mathbf{W}_{\alpha}^Q (\mathbf{X}_{\beta} \mathbf{W}_{\beta}^K)^T}{\sqrt{d_k}} \right) (\mathbf{X}_{\beta} \mathbf{W}_{\beta}^V)\end{aligned}\quad (1)$$

其中， $\mathbf{X}_{\alpha}$ 和 $\mathbf{X}_{\beta}$ 表示多模态输入， $\tilde{\mathbf{X}}$ 表示融合后的联合表征， $\mathbf{W}_{\alpha}^Q$ 、 $\mathbf{W}_{\beta}^K$ 和 $\mathbf{W}_{\beta}^V$ 分别表示用于生成查询、键和值向量的可学习权重， $\sqrt{d_k}$ 为缩放因子。同时，部分研究提出输入驱动的特征组合策略。Arevalo等人^[63]提出的跨模态门控Transformer模型通过学习输入模态的门控权重，动态调整各模态对表征的贡献度

$$\mathbf{z} = \sigma(\mathbf{W}_z [\mathbf{x}_v, \mathbf{x}_t]) \quad (2)$$

$$\mathbf{h} = \mathbf{z} \odot \tanh(\mathbf{W}_v \mathbf{x}_v) + (1 - \mathbf{z}) \odot \tanh(\mathbf{W}_t \mathbf{x}_t) \quad (3)$$

其中， $\mathbf{x}_v$ 、 $\mathbf{x}_t$ 分别表示视觉和图文本模态的输入向量； $\mathbf{W}_v$ 、 $\mathbf{W}_t$ 为权重矩阵； σ 表示激活函数； $\mathbf{z}$ 为控制各模态对最终融合表示 $\mathbf{h}$ 的贡献比例。该机制可

在联合与协同表征间实现“软切换”，具备动态性、自适应性与输入敏感性，但也带来计算开销大、训练稳定性差和可解释性弱等问题。为此，陈建明等人^[66]提出模板动态更新策略以提升训练稳定性，并采用通道注意力机制增强模型对目标变化的适应能力。针对可解释性问题，An等人^[67]提出基于LLM的“模态编码器-连接器-LLM”3层架构，将提取的图像/音频特征映射至LLM的语义空间，实现统一表征。近年来，多模态大模型展示出端到端跨模态感知与推理的巨大潜力，如Waymo发布的端到端自动驾驶模型(End-to-end Multimodal Model for Autonomous driving, EMMA)^[68]尝试将Google Gemini^[69]应用于基于多模态数据的驾驶轨迹预测任务。

多模态融合旨在将多源信息整合为具有内蕴多模语义的紧致表征，以实现综合感知与决策。融合策略包括前端融合(Early-Fusion)、后端融合(Late-Fusion)及混合融合(Hybrid-Fusion)，如图11所示。前端融合在传感器层级整合采集数据，能够最大程度保留模态间的关联性，适用于对实时性与精度要求较高的场景^[70]。该策略对传感器同步性与数据预处理要求较高，在异步采样或高噪声场景中易引发冲突。后端融合则将各模态独立决策结果进行整合^[71]，适用于模态缺失时的鲁棒性需求，但难以捕捉模态间的协同关系或潜在冲突。混合融合则先将模态数据映射至高层特征空间，再与模型隐层进行特征抽取与表达层级的信息融合^[72]，可挖掘深层交互模式，适用于医疗影像与文本报告的语义桥接^[73]、自动驾驶场景^[74]等场景，显著提升系统感知与决策精度，但也带来较高的计算负担和资源消耗问题。

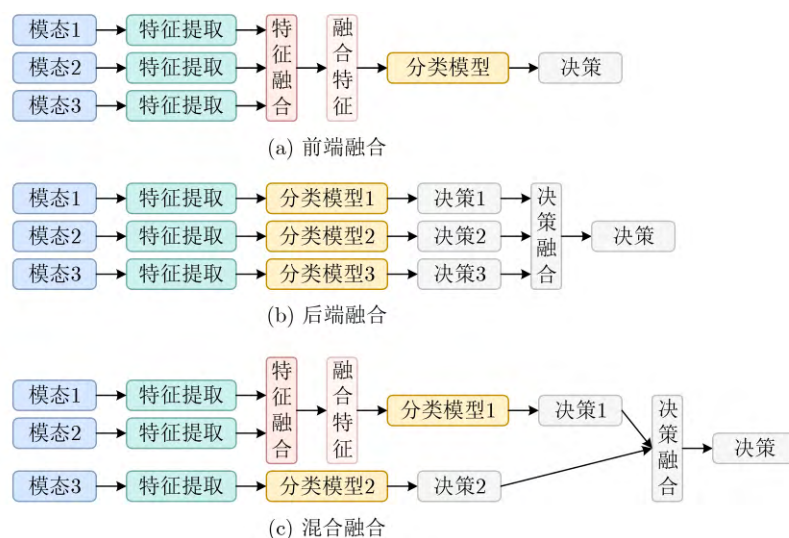


图 11 多模态融合的结构

自2021年以来,以对比语言-图像预训练(Contrastive Language-Image Pre-training, CLIP)^[75]、引导式语言-图像预训练(Bootstrapping Language-Image Pre-training, BLIP)和文本转图像生成系统(DALL·E)为代表的多模态预训练模型为多模态融合提供了新的方法。这类模型通常采用双编码器结构,通过最大化正样本相似度与最小化负样本差异,学习统一的跨模态表征。例如, Ghosh等人^[76]提出的大规模音频-语言模型结合LLM与多种音频表征(如Q-Former、频谱图Transformer),通过大规模指令微调,显著提升了对非语言声音的理解与推理能力。尽管多模态融合技术持续取得进展,仍面临诸如模态缺失时的鲁棒性保障、融合效率优化,以及模态间时空异构对齐等问题。未来研究将聚焦于构建大规模多模态预训练体系、探索模态无关的统一融合架构,并开发支持任意模态组合的灵活融合机制。

3.1.3 态势分析

态势分析是在感知的基础上,识别当前态势的内在逻辑、因果关系及发展趋势,为决策提供支撑。态势分析通常需要从大量历史数据中挖掘潜在模式。按实现方式划分,现有方法主要包括规则驱动型与模型驱动型两类。规则驱动型方法依赖预设的专家规则与领域知识库进行推理,具有透明和可解释性强等优势,适用于规则明确和变化缓慢的场景。但是静态规则难以适应动态或未知情景,且对知识库依赖较高。为提升其适应性,王玉虎等人^[77]提出基于人机融合的态势认知模型(如图12所示),通过高效监视系统实现对当前态势的精准感知,并融合人类与机器的优势生成最优决策。同时,引入持续的实践反馈机制以迭代优化人机认知能力。模型驱动型方法则通过从海量数据中自动学习规律、模式与关联,具备较强的泛化能力。

在系统层面,态势分析还可借助Tableau²⁾、Tellius³⁾和Dataiku⁴⁾等可视化平台,或者采用Palantir AI Platform⁵⁾等增强工具,实现实时和透明的数据呈现。例如, Huang等人^[78,79]通过人工势场法(Artificial Potential Field, APF)与动态势场法(Dynamic Potential Field, DPF)分别评估车辆驾驶风险和碰撞风险,并据此自适应分配人机控制权限。此外,态势分析还可融合计算机辅助人机工程(Computer Aided Ergonomics, CAE),构建人机三维交互模型,模拟极端条件下的操作行为,识别潜在风险点,为工程设计与安全决策提供依据^[80]。

综上,态势感知已经成为一个综合性的概念,是在一定时间内人类或机器对周围环境的全面理解和认知。为了更系统地展示各类算法在多模态数据感知、跨模态感知融合与态势分析中的性能与适用性,在表2中对相关研究工作进行归纳总结。

3.2 协同决策层

根据决策任务的性质和人机在决策任务中的关系,本节归纳了3种人机融合智能决策的方式:当任务具有较高的不确定性、环境开放性较强时,系统侧重于“人在回路”的增强智能模式,即人类主导型决策;当任务的不确定性较低时,系统侧重于嵌入认知模型的混合智能模式,即机器主导型决策;当人机能力互补时,双方可实现平等协作,即人机协同型决策。

为建模上述3类模式,本文从形式化视角出发,将人机融合智能决策系统建模为由两个智能体组成的 $P = \{M, H\}$ 动作联合体

$$a_P = (a_M, a_H), D_P = D_M \times D_H \quad (4)$$

其中, M 和 H 分别表示为机器和人类; D_M 和 D_H 表示各自可选的决策集合。

进一步定义3项核心评估指标。任务复杂度衡量任务 T 对系统带来的挑战,定义为

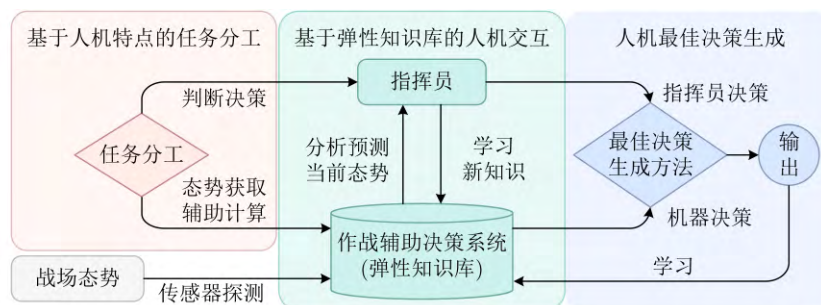


图 12 基于人机融合智能的态势认知机制^[77]

²⁾<https://www.tableau.com>

³⁾<https://www.tellius.com>

⁴⁾<https://www.dataiku.com/>

⁵⁾<https://www.palantir.com/platforms/aip/>

表 2 态势感知层文献总结

模态	文献	算法优势	算法局限	算法输入	算法输出	典型应用场景
多模态数据感知	Gao等人 ^[51]	引入空间-通道注意力机制的SSD模型，精度高、延迟低，适用于实时检测场景。	依赖高分辨率RGB-D相机，遮挡场景下性能下降，需预训练手势数据集支持。	RGB-D图像	手部边界框坐标及关节位姿估计	空间站机器人遥控操作
	Abdolrahmani等人 ^[53]	融合语音指令与低功耗蓝牙和超宽带定位，实现高精度室内定位，多模态反馈提升视障用户路径跟随效果。	依赖预部署的室内信标网络，复杂声学环境中语音识别率下降，多用户并行请求时系统响应延迟明显增加。	用户语音指令及定位信号	分层导航指令及触觉振动提示	视障人士室内无障碍导航
	Liu等人 ^[55]	思维链推理提升诊断准确率，优化诊疗方案降低决策成本，支持实时生成个性化治疗建议。	依赖高质量训练数据，低资源场景下泛化能力较弱，需临床医生复核以防生成错误建议，伦理决策能力有限。	患者病史、实时监测数据及临床指南	个性化治疗建议及置信度评估	肿瘤多学科会诊
跨模态感知融合	An等人 ^[67]	统一语义映射提升准确率，动态模态加权机制增强低质场景鲁棒性，跨模态推理能力增强。	计算开销较大，跨模态幻觉问题突出，强依赖预训练LLM泛化能力。	多模态数据及领域知识图谱	跨模态语义向量及自然语言决策	智能客服
	Trende等人 ^[74]	融合EEG与肌电信号提升转向意图识别准确率，增量上下文整合机制缩短决策延时，动态博弈模型增强路口适应性。	依赖高密度脑电帽，强光照或颠簸路况下信号噪声显著增加，个体脑电特征差异需预校准。	EEG脑电信号、车辆状态及环境拓扑	转向意图分类及置信度	智能汽车人机共驾控制
	Ghosh等人 ^[76]	非语音音频识别精度提升，复杂场景推理能力增强，指令跟随响应延迟降低。	多模态同步依赖强，小样本泛化能力弱，计算负载较高。	原始音频波形、文本指令及环境上下文	自然语言语义描述、推理结论及决策建议	智能家居环境感知
态势分析	王玉虎等人 ^[77]	融合人类智慧与机器智能提升态势理解准确率，动态任务分配机制缩短响应延迟，多源异构数据融合效率提升。	依赖高质量人类标注数据，突发态势下认知体协作效率较低，个体决策偏好建模需预校准。	多源战场情报、专家经验规则及环境拓扑	态势认知3元组及动态决策建议	军事指挥决策支持、应急响应系统
	Huang等人 ^[78]	自动化降级检测延迟，故障响应速度提升，模糊规则与强化学习融合的动态分配模型降低人机冲突率。	依赖高精度传感器实时监测，疲劳驾驶员控制权移交失败率升高，多源异构数据融合计算负载较大。	车辆状态、环境感知数据及自动化系统健康指标	动态控制权分配系数及降级补偿指令	自动驾驶系统降级应急
	Huang等人 ^[79]	人因工程优化降低职业灾害风险，虚拟仿真平台提升生产线布局效率，动态任务分配模型增强人机协作适应性。	依赖高精度传感器网络，部署成本较高，跨部门数据孤岛阻碍系统集成。	多源生产数据及环境参数	人机任务分配矩阵及动态调度策略	汽车混线生产调度

$$C_T = \lambda_1 \cdot C_{\text{skill}} + \lambda_2 \cdot C_{\text{time}} + \lambda_3 \cdot C_{\text{cog}} \quad (5)$$

其中， C_{skill} 表示任务需求复杂度(如目标数目、约束条件)， C_{time} 表示时间约束复杂度(如决策时限、实时性要求)， C_{cog} 表示系统认知负荷(如界面信息量、操作步骤数)。权重系数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \geq 0$ ，满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 。各权重 λ_i 可依据实际任务灵活设定。

态势理解程度用于衡量系统对任务环境的整体认知能力，定义为

$$Q_T = \omega_1 \cdot E_{\text{per}} + \omega_2 \cdot E_{\text{fus}} + \omega_3 \cdot E_{\text{ana}} \quad (6)$$

其中， E_{per} 表示多模态数据感知效能(如数据采集精度、响应时间)； E_{fus} 表示跨模态感知融合质量(如匹配效率、冲突消解准确率)； E_{ana} 表示态势分析性能(如短期态势预测准确率、长周期趋势拟合度)。权重系数 $\omega_1, \omega_2, \omega_3 \geq 0$ ，满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ ，用于调整各环节在总体感知中的重要性。

人/机自主性衡量人类与机器的决策能力度量，分别记为 I_H 和 I_M (可由 Q_T 和 C_T 等综合确定)，定义二者相对权重

$$A_T = \frac{I_H}{I_M + I_H} \quad (7)$$

进而，以系统整体目标最优化为准则，定义人机融合自主性决策边界

$$\mathcal{B}_P = \{a_P \in D_P \mid \Delta_{a_P} J_{M,H} = 0\} = \mathcal{B}_0 \quad (8)$$

$$\bar{\mathcal{B}}_P = \left\{ a_P^* = \arg \max_{a_P \in D_P} \Delta_{a_P} J_{H,M} \right\} \quad (9)$$

其中， $\mathcal{B}_P$ 和 $\bar{\mathcal{B}}_P$ 分别表示人机融合自主性决策下界和上界， $\mathcal{B}_0$ 可以视为最优自动化边界。 $\Delta_{a_P} J_{M,H}$ 和 $\Delta_{a_P} J_{H,M}$ 分别表示机器或人类在边界基础上的边际贡献值，用于刻画其在性能提升中的相对作用。

为了实现模式判别，定义阈值 A_l 和 A_u 分别对应于人机融合自主性决策下界和上界的映射，满足

$$0 < A_l < A_u < 1 \quad (10)$$

据此，3种人机融合智能决策模式的划分规则为

决策模式 =
$$\begin{cases} A_T < A_l, & \text{机器主导型决策} \\ A_l \leq A_T \leq A_u, & \text{人机协同型决策} \\ A_T > A_u, & \text{人类主导型决策} \end{cases} \quad (11)$$

3.2.1 人类主导型决策

人类主导型决策的思想最早可追溯至钱学森先生提出的综合集成研讨厅理论体系^[81]。1981年，他

进一步提出人-机-环境系统工程理论(Man-Machine-Environment System Engineering, MMESE)^[7], 强调“以人为本”的设计理念, 认为应将人类、机器和环境三者视为一个有机整体加以建模与优化。以航天任务为例, 该理论要求将航天员(人)、载人飞船(机)及太空环境(环境)整体纳入设计考量, 充分兼顾人类的生理与心理特征, 并将环境作为积极因素参与系统规划与控制, 以实现系统的“安全、高效和经济”运行目标。人类主导型决策体现了“人在回路”的增强智能理念, 旨在实现人机的可兼容性与互补性, 并增强任务执行的效率。该模式通过人机交互与协同实现数据与智慧的综合集成, 构建了一个定性到定量迭代递进的复杂过程, 其中人类处理定性的问题, 机器处理定量的问题。

图13是人类主导型决策系统的基本框架。在该框架中, 人类专家参与样本选择与标注、模型诊断与优化、决策仲裁、知识的更新与结果的理解等环节。初始阶段由人类专家标注部分数据用以训练学习模型, 随后利用该模型标注剩余数据, 并从中筛选出靠近决策边界的困难数据以及能够丰富数据特征组合多样性的数据进行人工标注, 再将这些数据用于模型调优, 从而调整模型的决策边界。多次迭代后, 学习模型能够具备较高决策精度, 最终实现大部分数据标注的自动化。同时, 人类专家还需要对较低置信度的决策输出进行仲裁, 利用领域知识对决策输出进行解释, 并根据模型的输出更新知识。

图14进一步说明了人类主导型决策的数据-知识双重驱动流程。系统接收原始输入后, 利用学习模型生成结构化信息, 并结合知识库中的领域知识、知识图谱及推理机制, 得到初步决策。若该决策置信度高, 说明系统已从数据中学得可信的知识, 可直接输出; 若置信度低, 系统将判断其处于决策边界, 代表当前系统判别能力的上限, 此时转由人类专家接管, 转化为高置信度决策结果。实际应用中, 可根据任务规模灵活配置人类专家接管比

例, 这一过程体现了智慧注入与知识共享的关键机制。专家接管后的知识与经验会被反馈至学习模型, 构建持续优化的认知闭环。对于部分仍难以判定的样本, 系统可借鉴人工决策的结果在特征空间内的相似度或流行分布获得伪标注信息, 并通过知识蒸馏或合成方式回流至知识库, 不断完善系统的知识体系。上述过程构成了一个持续迭代的学习闭环, 机器帮助人类缩减问题规模, 人类帮助机器提升学习效能, 最终实现优势互补、协同进化的人机融合智能系统。

人类主导型决策是一种将人类纳入决策回路, 充分发挥人类认知优势, 并最终为机器提供有价值反馈的过程^[82]。例如, Zhou等人^[83]提出一个由人类、智能信息系统和物理系统组成的人-信息-物理系统(Human-Cyber-Physical System, HCPS)。其中, 物理系统为任务执行体, 信息系统用于迁移人类部分感知、分析与决策能力, 以减轻人类负担并提升操作效率。在HCPS框架下, 人类保有最终的决策权与实施控制权, 始终处于主导地位。针对缺乏领域专家显性反馈的复杂决策场景, Nikitin^[84]提出一种决策规则引导(Decision Rule Elicitation, DRE)机制。该方法基于人类专家的决策过程, 结合交互式问询与规则提取策略, 实现对专家知识的结构化采集。DRE在医疗诊断与工业监控等任务中显著提升了规则提取的准确性与系统可解释性。郑南宁等人^[85,86]提出人在回路混合增强智能, 强调将人类的作用引入智能系统的计算回路(如图15所示)。在此框架中, 人类始终作为系统的一部分参与决策流程。当机器输出可信度较低时, 人类将主动介入, 提供反馈与调控。人类在模糊、不确定问题上的认知能力与机器的计算能力深度耦合, 实现“1+1>2”的增强智能协同效应。此外, Shi等人^[87]针对决策中的道德规范问题, 提出一种基于人类引导的道德意识学习算法(Human-guided Morality Awareness Learning, HuMAL), 利用有限的人类

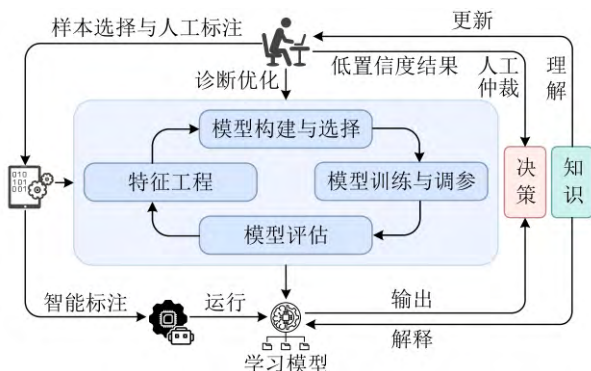


图 13 人类主导型决策系统基本框架

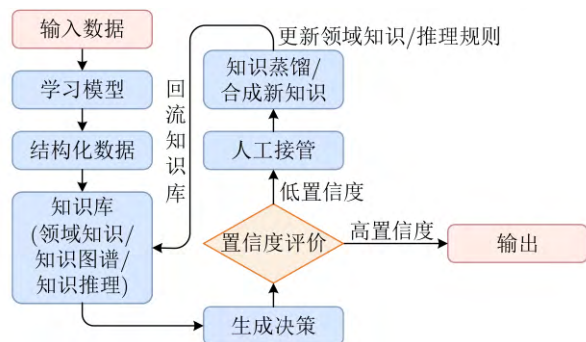
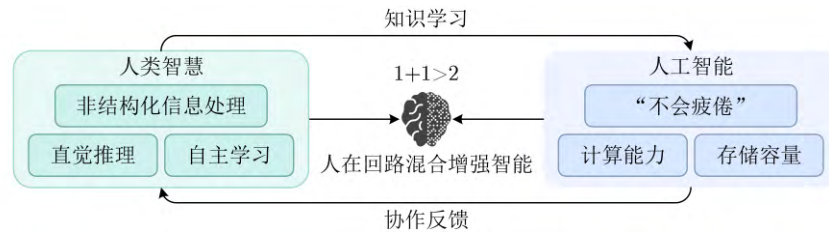


图 14 人类主导型决策流程图

图 15 人在回路的混合增强智能^[85]

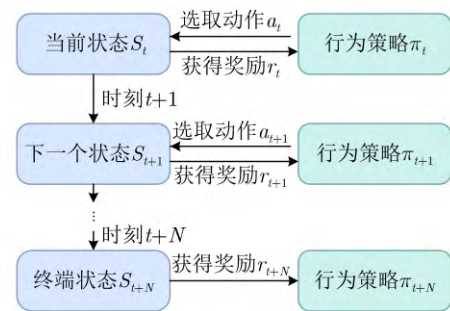
反馈自适应学习个体价值观，使强化学习智能体能够做出符合伦理的决策，为智能体的道德对齐提供新思路。

3.2.2 机器主导型决策

在机器主导型决策中，系统旨在模拟并持续优化人类决策过程，最终实现类人智能。与人类主导型决策的核心区别在于，人类主要参与模型的设计与训练，而非实时干预决策，关键在于如何使系统更贴近人类的认知和行为模式。

针对这一问题，研究者提出多种具有认知启发性的建模方法。早期工作基于模糊集理论构建模糊决策模型^[88]，用于处理决策过程中的不确定性与主观性。随后，累加器模型(Accumulator Model)和漂移扩散模型(Drift-Diffusion Model, DDM)等认知模型被用于模拟人类在不确定性和时间压力下的决策机制^[89,90]。例如，Liu等人^[91]针对十字路口黄灯阶段驾驶员行为的隐患，提出一种基于DDM的决策算法，用于模拟驾驶者在“通过”与“停止”之间的判断过程，将其建模为证据逐步积累的扩散过程。

在模仿学习(Imitative Learning, IL)领域，系统通过学习专家示范实现策略迁移^[92]，尤其适用于缺乏精确反馈信号的场景。逆向强化学习(Inverse Reinforcement Learning, IRL)^[93]则致力于从专家行为中推断隐含的奖励函数，以更好地贴合人类偏好。Huang等人^[94]提出了一种条件预测行为规划框架，以弥补被动预测与主动决策间的脱节问题。该方法利用Transformer预测自动驾驶车辆的多模态交互行为，并结合最大熵IRL优化路径选择，使系统更贴近人类决策风格。在更广义的序贯决策问题中，马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP)^[95]提供了通用的建模框架，如图16所示^[96]。Robertazzi等人^[97]提出一种脑启发的元学习决策框架，模拟大脑神经递质的调控机制。该方法基于强化学习(Reinforcement Learning, RL)，通过外层元学习系统动态调整内层策略的关键超参数(如探索率和学习率)，融合多巴胺与血清素在行为决策中的调节作用，并以策略熵与不确定性作为反馈信号，实现对冲突环境下行动抑制的动态控制。尽管

图 16 序贯决策的状态转移示意图^[96]

IL强调环境交互与专家示范，但在专家策略泛化性不足时效果受限。为此，研究者将IL与RL结合^[98]，例如Li等人^[99]提出一种结合IL与博弈建模的行人-车辆交互方法，基于生成对抗模仿学习框架，在无信号交叉口建模博弈关系，有效提升了对行人意图和交互行为的建模精度。

在决策主体为多个个体构成的群体决策中，还可引入识别-方向共识规则(Identification Rule and Direction Rule, IR-DR)和优化共识规则(Optimization-based Rule, OR)等模型，以增强整体的决策能力。与个体决策不同，群体共识决策通过将多个决策者 $a_1, a_2, \dots, a_m$ 聚合为一个群体，并允许它们在互动中动态调整个体决策，具体可表示为^[100]

$$(o^1, o^2, \dots, o^m) \rightarrow (\bar{o}^1, \bar{o}^2, \dots, \bar{o}^m) \quad (12)$$

$$F(o^1, o^2, \dots, o^m) = o^c \quad (13)$$

$$F(\bar{o}^1, \bar{o}^2, \dots, \bar{o}^m) = \bar{o}^c \quad (14)$$

$$CL(\bar{o}^1, \bar{o}^2, \dots, \bar{o}^m) \geq \alpha \quad (15)$$

其中， o^k 为决策者 a_k ($k = 1, 2, \dots, m$)的决策， $\bar{o}^k$ 为调整后的决策，通过集结函数 F 生成群体决策 o^c (调整后的群体决策 $\bar{o}^c$)，式(15)是指 $\bar{o}^k$ 的共识水平需要不小于共识阈值 α 。为优化该类模型性能，可引入多目标混合智能优化算法、粒子群优化算法以及基于最大熵原理的优化算法等^[101,102]。

近年来，人类反馈强化学习(Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF)逐渐成为大语言模型训练的核心范式。例如，ChatGPT融合人类对模型输出结果的主观评分，引导策略

函数优化,使响应更贴近人类价值偏好与推理逻辑^[27,103-105]。我国深度求索公司发布的DeepSeek R1^[30]进一步提出群体相对策略优化(Group Relative Policy Optimization, GRPO)^[106]算法。该方法在少量高质量标注数据辅助下,通过持续环境交互与自主学习实现策略优化,具备灵活调节人机参与程度的能力。其策略更新过程有效模拟人类“思维链(Chain-of-Thought, CoT)”中的反思与修正机制。值得注意的是,尽管此类大模型展现出强大的学习与认知能力,人类在其中的作用仍主要体现在系统设计与训练阶段,推理与决策过程则由模型自主执行。

3.2.3 人机协同型决策

人机协同型决策强调人类与机器在价值判断或认知机制上的一致性^[107],系统可根据环境动态优化人机协同策略,通过深度耦合与交互实现可信、可解释且具强鲁棒的决策输出。Zieba等人^[108]提出“可调节自主”理念,系统根据外部环境变化、智能体负载及整体效能动态调整人机协同策略,构建具备自适应能力的人机融合智能框架。Abbink等人^[23]进一步将该理念具体化为共享控制模式,即使在任务人机均可独立完成的理想条件下,系统仍强调通过感知-行动的闭环实现人机对等协作。在此基础上,Zhao等人^[109]设计了一种多智能体心智理论决策框架(Multi-Agent ToM Decision-Making, MAToM-DM)。该框架在脉冲神经网络模块(MAToM-SNN)中融合自我经验(Self-MAToM)与他人观察行为(Other-MAToM),使各智能体能够动态调整自身策略,在协作和竞争中显著提升整体团队表现。Feng等人^[110]提出基于RL的人机协同方法,在离线RL框架下训练策略网络,使系统能够自主识别任务中最适合引入人类干预的阶段,从而最大限度发挥人机各自优势。

此外,博弈论为建模复杂场景下具备反馈机制的多轮协商过程提供了有力工具^[74]。作为研究不确定条件下多个参与者互动与决策行为的理论基础,博弈论有助于在有限时间内协调各方意见,促进高效、全面的人机协同决策机制的构建。Liu等人^[111]提出一种基于逆差函数的图形化调度模型,用于优化定制公交系统中的车队规模。该模型通过人机交互的迭代优化过程,在每轮生成一个新的帕累托最优解,直至队列规模无法进一步缩减或模型对当前解决方案达成满意。文献^[112]构建了一种融合谈判理论与博弈论的人机协同决策模型。该模型由两个智能体 $P = \{M, H\}$ 组成,其中M表示机器, H表示人类。双方存在一个有限的提议集合 O 和决策集合

D , 每个提议 $o \in O (|O| \geq 2)$ 对应一个决策 $d \in D$ 。若智能体之间存在分歧,即各自偏好不同决策的提议,二者将为了达成共识而做出让步。让步策略是通过提出新的、无法撤回的提议实现,基本框架如图17所示。

表3对上述人类主导型决策、机器主导型决策与人机协同型决策的相关工作进行归纳总结。

4 典型应用

4.1 智能军事

在军事领域,人机融合智能决策已广泛应用于任务搜救^[113]、军事装备智能化^[114]、实战模拟与训练^[115]以及人机协同编队^[116,117]等方向。Bouras等人^[118]提出一种基于远距离无线通信技术(Long-Range, LoRa)的智能搜救系统,通过分析失踪人员的步态特征与行为模式构建动态路径预测模型,并引入多模态交互架构,将可穿戴设备的触觉反馈、生理参数监测与空间位置可视化功能有机融合,构建“感知-决策-反馈”的智能协同搜救机制。周胜利等人^[119]构建了一种基于人机融合智能的指挥决策框架,根据任务性质动态调整人机参与程度:战略级决策问题以人类主导为核心,战役级决策管理问题由人机平等参与,战术级业务决策问题则更多依赖机器的高效处理能力。Huang等人^[120]则提出一种面向海上自主水面舰艇的避碰决策系统,具备良好的可解释性与交互性,确保关键场景中人类操作员可安全介入与接管控制,从而有效保障航行安全。王荣浩等人^[121]综述了人机协同编队的关键技术,重点聚焦于智能协同与自主空战战术等能力的演进。

作者所在的智能集群系统教育部工程研究中心智能集群系统教育部工程研究中心于2022年以尼米兹号航母为原型,搭建了航母航空保障作业数字孪生试验平台(如图18所示)与航母舰面半实物增强现实电子沙盘推演系统(如图19所示),实现虚实融合联动的集群仿真、态势感知、可视分析、作业推演等功能。在人机融合方面,平台集成座舱模拟器、

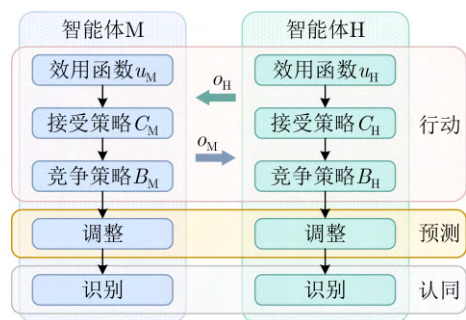


图 17 人机协同型人机融合智能决策系统基本框架^[112]

表 3 协同决策层文献总结

模态	文献	算法优势	算法局限	算法输入	算法输出	典型应用场景
人类主导型决策	Zhou等人 ^[83]	HCPS框架实现跨层级动态优化决策，人机混合增强智能提升复杂工艺参数优化效率。	跨行业通用性验证不足，中小企业数据基础设施薄弱制约实施，认知模块依赖高质量标注数据。	多源异构制造数据及人类专家知识规则	全生命周期优化决策	汽车柔性生产线动态调度
	Nikitin等人 ^[84]	图神经网络融合设备拓扑关系提升维护优先级排序准确率，人在回路主动学习机制降低标注成本。	依赖高质量设备关联图谱与人类专家反馈，决策时效性降低，跨行业异构系统迁移需重新训练图模型。	多源设备传感器时序数据、维护历史及专家规则标注	维护优先级评分、动态策略建议	电网设备集群预测性维护
	Shi等人 ^[87]	HuMAL算法通过人类反馈自适应学习个人价值观，道德显著样本选择机制减少标注需求。	依赖文本游戏简化环境，价值冲突场景泛化能力有限，人类反馈延迟时决策质量下降。	文本游戏状态描述及人类道德评分反馈	道德对齐的动作决策、个人价值观策略	人工智能伦理教育系统
机器主导型决策	Liu等人 ^[91]	DDM量化驾驶员决策中的认知参数，蒙特卡洛仿真用于精准预测危险行为发生频率。	依赖高精度车辆轨迹数据，未整合个体差异，实时应用存在计算延迟。	车辆瞬时速度及信号相位时序	决策行为分类、危险行为概率	交叉口信号时序优化
	Huang等人 ^[94]	条件运动预测提升交互场景预测精度，IRL学习成本函数提升轨迹人类相似度，多模态候选轨迹生成支持动态博弈决策。	候选轨迹数量有限，预测模块依赖高精度地图标注，实时计算存在延迟。	多帧RGB图像、激光雷达点云及历史序列特征	鸟瞰图空间3D检测框	L4级自动驾驶全栈感知
	Robertazzi等人 ^[97]	神经调节驱动的元学习框架动态调整超参数，双记忆系统模拟人脑巩固机制。	依赖预定义的神经递质动态规则，复杂多任务泛化能力未验证，需模拟“睡眠”巩固阶段，实时性有限。	冲突决策任务信号	动作抑制指令	驾驶紧急制动
	Li等人 ^[99]	博弈交互模块提升行人轨迹预测精度，安全约束机制降低危险行为，多模态生成能力支持个性化行人策略生成。	依赖高精度运动捕捉数据，复杂天气下传感器噪声未建模，实时计算延迟较高。	行人姿态序列、车辆运动状态及环境拓扑	行人未来轨迹分布及交互行为分类	自动驾驶行人避撞测试
人机协同型决策	Zhao等人 ^[109]	MAToM-DM实现心理揣测，MAToM-SNN模拟前额叶皮层机制，冲突决策缩短延迟。	依赖预定义神经递质规则，复杂多任务泛化能力未验证，脉冲编码生物合理性牺牲实时性。	多智能体观测状态及任务目标信号	协同策略指令	多机器人协同搜救
	Feng等人 ^[110]	RL策略模型动态优化人机协作时机，降低人类干预成本。	依赖高质量人机协作预训练数据集，实时环境动态适应性较弱，人类决策偏好建模需个性化校准。	任务状态描述、历史决策序列及环境反馈信号	协作策略及任务执行动作	医疗诊断决策支持
	Liu等人 ^[111]	柔性时间窗调度降低乘客期望偏差，人机协同优化缩减车队规模，帕累托解集可视化提升决策效率。	依赖高质量乘客需求数据，突发路况扰动适应性较弱，多目标优化求解复杂度较高。	乘客起讫点数据、时间窗约束、车辆容量及路网拓扑	最优发车时刻表及车辆-乘客匹配方案	城市需求响应公交



图 18 航母航空保障作业数字孪生实验平台

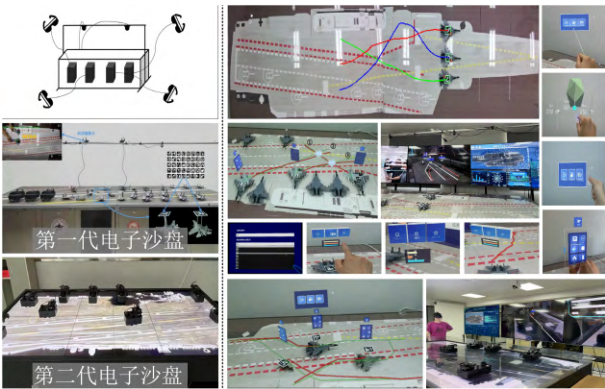


图 19 航母舰面半实物增强现实电子沙盘

增强现实眼镜等人机交互方式，显著增强任务执行过程中的感知与协同能力。在此基础上，李超超等人^[122]提出一种虚实融合的人机协同作业框架，将虚拟态势信息与机器智能辅助决策结果叠加显示于指挥官佩戴的增强现实设备中，并与指挥官视野中的实体模型实现空间定位的一致性校准，从而提升

指挥场景的直观性与交互性。在路径规划方面，李超超等人^[123]在异质多智能体路径规划算法中引入人类经验(如图20所示)，当智能体之间存在碰撞或规划路径无法满足实际需求时，由人类介入进行路径修正。王可等人^[124,125]构建了如图21所示的舰载机着舰引导训练系统，利用混合现实眼镜将关键态

势与辅助决策信息提示叠加至指挥官视场,实现人机高效协同。李亚飞等人^[126]则提出基于人机融合的多智能体作业调度决策框架(如图22所示),包括智能体网络模块、混合网络模块和人机控制权限转移模块。智能体网络模块首先完成舰载机编队的初始调度,随后由控制权限转移模块对调度结果进行人机协同优化,生成无冲突的作业方案并通过经验回放机制执行反馈迭代更新模型参数,实现决策能力的迭代优化。

目前,国外已研发并部署多种用于军事领域的人机融合智能决策系统,详情见表4。

国内方面,新型指挥信息系统已全面涵盖C4ISR体系的各个环节,作为作战指挥的基础平台及指挥信息系统的重要组成部分,具备同时开展态势评估与任务规划的能力。国防科技大学研发的“战颅”系统,面向联合防空、海上打击和空中作战等复杂任务场景,能够为动态战场环境提供高效、智能的辅助决策支持。

4.2 智能医疗

在医疗领域,人机融合智能决策正成为提升医疗安全和患者护理质量的关键技术,广泛用于手术辅助^[127]、康复治疗^[128]及临床决策支持系统(Clinical

Decision Support System, CDSS)^[73]等。Li等人^[129]开发的微操作器可用于显微外科缝合,通过融合人类意图与机器智能,有效抑制手术过程中人手抖动,提升精细操作的刚性与准确性。Garcia-Moreno等人^[130]基于非植入式BCI,实现对行动不便患者的精神状态、动作与环境的实时监测与干预。Pavón-Pulido等人^[131]设计了一款可远程控制外骨骼机器人的物联网架构,借助RGB-D相机采集腿部运动,系统将处理后的关键关节角度传输至患者佩戴的外骨骼,实现人机联动。Cai等人^[132]提出个性化连续治疗决策规则(Individualized Interval-valued Decision Rule, I2DR),根据给药标准为患者设定剂量范围,医生结合患者的负担能力和副作用等因素生成最终决策,分配最优剂量与给药间隔。袁敏等人^[133]提出一套基于人机融合的在线诊疗医患分派方法,结合患者满意度、医生接诊成熟度与匹配度等多维指标,提升分派决策的智能性。

在实际应用中,由直觉外科公司(Intuitive Surgical)、国际商业机器公司(International Business Machines corporation, IBM)、麻省理工学院和微创心脏手术器械研发与制造的医疗设备公司(Heartport)联合开发的基于人在回路的达芬奇手术

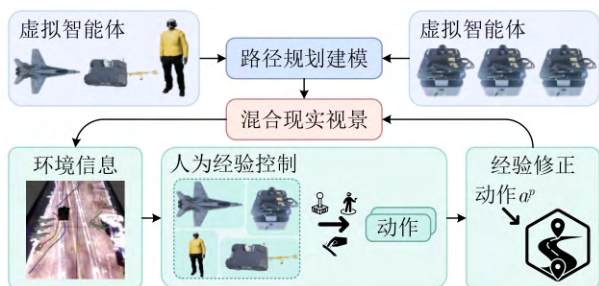


图 20 基于人机融合智能的异质多智能体路径规划^[123]



图 21 舰载机着舰引导感知与决策原型系统^[124]

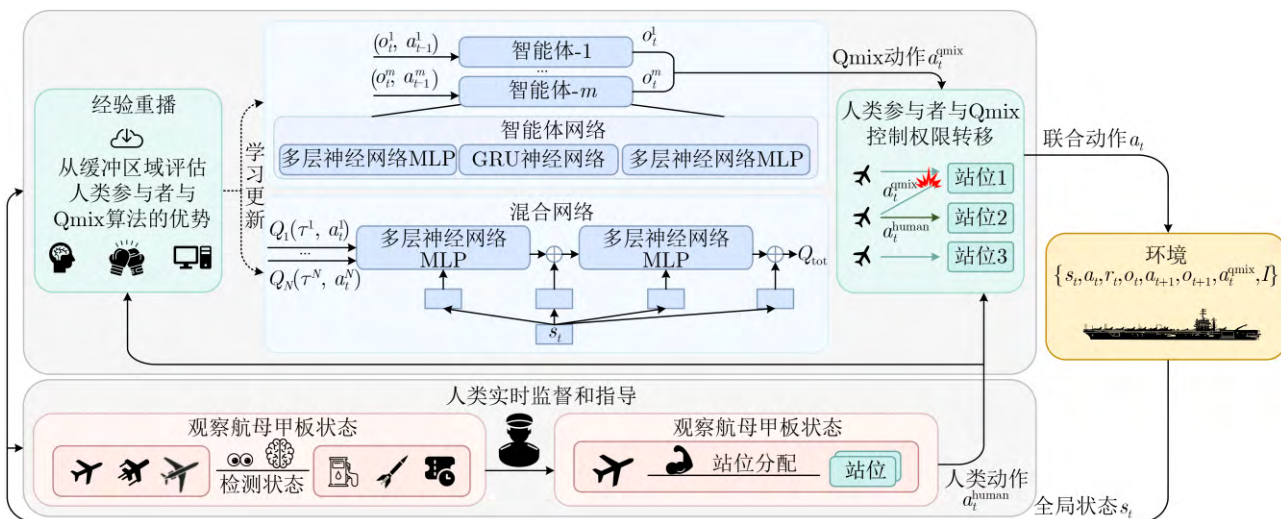


图 22 人机融合多智能体作业规划决策框架^[126]

机器人，通过主控台实现人机交互，将专家经验融入系统控制，使机械臂可以在狭小的手术视野中完成精确稳定的操作。美国美骨外科公司研发的MAKO机器人可在术中提供实时反馈并辅助医生完成关节置换手术。我国自主研发的术锐机器人、华大制造远程超声机器人、妙手S手术机器人等也已集成多项先进技术与安全机制，显著提升手术操作的精度与应变能力。

4.3 智能驾驶

目前人机融合智能决策在驾驶领域的应用主要聚焦于驾驶辅助系统，具体包括驾驶员状态检测^[91,134]、路径规划^[53,78,79,94]、转向控制^[135,136]等任务。Wang等人^[137]通过分析大量真实驾驶数据，捕捉并解析驾驶员在多种场景下的决策行为，使自动驾驶系统能够更准确适应不同路况与交通环境。Wu等人^[138]提出一种融合实时人工引导的深度强化学习方法，用于实现人类与自动驾驶系统之间的控制转移。该方法支持人类在训练过程中对不合理行

为进行即时干预与纠正，从而有效提升系统性能。Wang等人^[139]利用BCI解码驾驶员意图，监测分心状态，并通过智能导航系统动态调整车辆控制策略。Mohammed等人^[140]基于多传感器解码驾驶员驾驶风格，当检测到疲劳风险上升时，系统通过车载仪表盘实时发出预警。Dong等人^[141]设计了一种人脑辅助驾驶决策方法(如图23所示)，在BCI与车辆之间引入辅助控制器，实现横纵向一体化转向控制。Ma等人^[142]提出基于纳什均衡的线控转向系统，融合驾驶员与车辆自主系统的操作差异，动态判定手动、自动或渐进式驾驶模式，以降低事故风险。Hu等人^[143]则构建了基于级联模仿学习网络的安全驾驶决策方法，利用传感器数据提取碰撞与翻车等危险场景中的关键操作，实现提前预判与主动规避。

总的来看，面向智能驾驶的人机融合决策技术正快速发展，Tesla、百度、华为和小米等中外科技企业正积极推动相关技术的研发与落地。为顺应这一趋势，《国务院关于印发新一代人工智能发展

表 4 军事领域的人机融合智能决策系统

平台	用途	特点	研发机构
DARPA's Insight ⁶⁾	数据和情报分析平台	通过整合多源数据，结合高级算法与机器学习技术，实现实时情报分析与人机融合决策支持，提升系统的智能响应能力与协同决策水平。	英国宇航系统公司
Palantir Gotham ⁷⁾	数据整合、分析和可视化平台	具备强大的数据处理能力，能够借助直观的可视化界面揭示数据中的潜在模式与关联关系，从而有效辅助用户做出更精准和高效的决策。	帕兰提尔科技公司
Joint Automated Deep Operations Coordination System ⁸⁾	联合作战指挥	通过集成多源数据，实现实时战场态势感知与人机融合决策支持，助力指挥官开展深度作战协调，提升快速响应与动态战术调整能力。	美国国防部
Advanced Field Artillery Tactical Data System ⁹⁾	野战炮兵作战指挥系统	具备快速计算与协调多种火力支援任务的能力，能够将实时数据反馈至指挥官，显著提升作战效率与打击精准度。	莱多斯控股公司
Aegis Combat System ¹⁰⁾	舰载综合作战系统	通过集成先进传感器与武器控制技术，实现对敌方飞机、导弹及舰船目标的自动探测、跟踪与摧毁，具备全面防御与攻击能力，并为指挥官提供高效决策支持。	洛克希德·马丁航天系统公司
Command and Control, Battle Management, and Communications ¹¹⁾	导弹防御系统	具备实时态势感知、战术规划与人机融合智能决策支持能力，保障导弹防御系统高效运行与精准响应。	洛克希德·马丁航天系统公司
Net-Centric Enterprise Services ¹²⁾	防务信息共享与服务平台	通过整合多源信息系统与数据，构建统一操作界面与人机融合决策支持工具，显著提升决策效率与操作便捷性。	美国国防部
Command Post of the Future ¹³⁾	指挥和控制决策支持系统	提供实时战术信息与可视化工具，支持指挥官与决策者在虚拟环境中协同规划作业，提升指挥效率与人机融合决策质量。	通用动力任务系统公司

⁶⁾<https://www.baesystems.com/en-us/product/insight-multi-intelligence-sensor-fusion>

⁷⁾<https://www.palantir.com/platforms/gotham/>

⁸⁾https://www.army.mil/article/274043/army_enters_into_development_phase_of_the_joint_targeting_fires_product

⁹⁾<https://www.leidos.com/sites/leidos/files/2021-10/AFATDS-Fact-Sheet-Digital-2021.pdf>

¹⁰⁾<https://www.lockheedmartin.com/en-us/products/aegis-combat-system.html>

¹¹⁾<https://www.lockheedmartin.com/en-us/products/command-control-battle-management-communications-c2bmc.html>

¹²⁾https://www.intelink.gov/wiki/Net-Centric_Enterprise_Services

¹³⁾<https://gdmissionsystems.com/command-and-control/command-post-of-the-future>

规划的通知》中明确指出,将“人在回路”驾驶脑、人机共驾技术与测试平台等列为人机融合情境理解与决策学习的关键突破方向。

4.4 其他

在智能制造领域,人机融合智能决策广泛应用于协同生产、流程优化、生产调度和设备故障检测等场景。德国HAHN集团基于单臂协作智能机器人Sawyer,集成Cognex视觉与定位系统。用户可通过逐程演示与其互动,快速示教完成工作任务。当故障发生时,Sawyer能感知人类意图,及时停机并在必要时采取保护措施,保障人员安全。我国推出的JAKA系列机器人集成无线示教、图形化编程与视觉安全防护等技术,不仅提升了安全性,还增强了机器人与人类及作业环境之间的自然交互与自适应能力^[14]。Liu等人^[144]提出一种基于深度森林的工业产品缺陷分类策略,将人类主动判断与机器高效计算结合,显著提升了检测精度与效率,克服了人工检测误差率高、效率低等问题。

在智能金融领域,人机融合智能决策已在风险控制、欺诈检测与信用评估等方面展现出显著成效。Aitheon^[15]基于ERC-20区块链标准开发了企业级自动化决策平台,由5个核心组件构成,除信息检索、自动化编程和机器人技术外,还包括由人类专家组成的专家系统(Aitheon Expert)和驾航系统(Aitheon Pilot),负责监督与引导系统运行。平台可以自动处理支付事务,显著提升交易速度与安全性。蔡恒进等人^[145]提出“良知链”方案,在引入人类智能(如认知利率)的基础上,借助区块链构建可信数据与通证的可追溯体系,并通过人工智能对交易数据进行实时分析,实现异常行为识别与动态决策,推动人类智能与人工智能的深度融合。

5 问题与展望

尽管当前人机融合智能决策已取得一些进展,但整体仍处于探索阶段,面临诸多复杂且开放的科学问题与技术挑战。未来研究应重点关注以下6个方面:

(1)多模态感知与融合优化:随着视觉、听觉、触觉等感知技术的发展,机器正逐步具备更全面的环境感知能力。然而,当前研究多集中于图像与文本等常见模态,模态间的语义联系较为直观,现有融合方法可能仍难以满足某些复杂开放场景下的需求。未来研究应聚焦于感知数据的跨模态对齐、语义互补与信息冗余抑制机制,提升系统对环境状态的理解力,增强感知模型在动态任务中的泛化能力和鲁棒性。

(2)弥合人类语义空间与数据特征空间之间的鸿沟:人类通过经验、直觉和抽象推理在语义空间中认知与决策,善于从非结构化数据中提取规律并获取知识;而机器依赖特征空间进行运算。二者在认知机制和表达方式上的差异导致语义障碍,制约信息共享与深层理解,影响人机协同效果。为此,需要构建统一的语义-特征对齐机制,推动人类知识向模型可嵌入、可学习的形式转化,并提升模型对人类意图的理解能力。

(3)构建人类智能与机器智能之间深度耦合的协同决策闭环:人机融合智能决策系统本质上是一个多智能体协同架构,核心在于实现不同子系统间的知识高效表征与共享,并将各类智能体纳入统一的协同决策框架。现有研究多侧重于系统如何辅助人类优化决策,较少关注如何利用机器识别并纠正人类在风险场景中的认知偏差与行为局限。未来需搭建人机之间的桥梁,构建完善的协同模式,使人类智能作为特殊子系统自然融入系统整体。这不仅要求机器的学习过程与决策结果对人类可解释,也需要将人类的经验与直觉等认知优势注入到机器学习与推理中,实现真正的互补增强。

(4)探索人机任务分配与人工介入的一般性原则:合理的人机任务分配是提升系统适应性与鲁棒性的关键。尽管现有研究多聚焦于人类主导的决策权配置^[146]与人机协同团队构建^[147],但在动态任务分配策略上仍显不足。为提升人机融合系统在多变环境中的响应能力,未来应重点研究人机能力与任务需求之间的匹配机制,构建可灵活应变、优化协

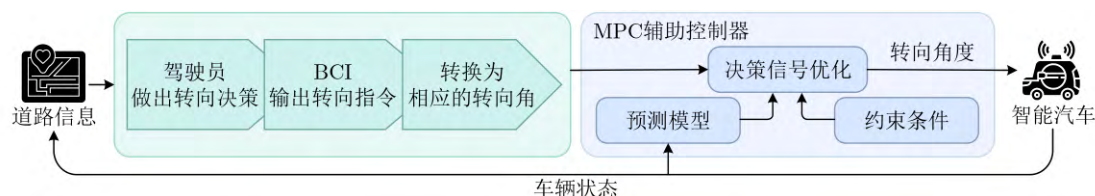


图 23 基于MPC控制器的脑控车辆系统框图^[141]

^[14]<https://www.palantir.com/platforms/gotham/>

^[15]<https://www.aitheon.com/>

同效率的动态任务分配策略, 确保系统始终运行在最优状态。同时有必要提出适用于不同算法框架下的人机协同一般性原则, 明确人工介入的时机、程度、边界、规则与交互方式等。此外, 考虑到人工介入时机对任务执行效果的非线性影响, 还应借助持续的人机交互与在线学习机制, 动态调整系统的决策边界, 并深入分析人工介入对算法泛化能力、收敛性、鲁棒性及可解释性的影响。

(5)提升人机融合智能决策系统的可靠性: 系统的有效性在很大程度上依赖于人机之间的互动, 既包括人类对系统的信任与依赖^[34], 也包括系统在软硬件层面的长期稳定性与任务执行能力^[148]。尤其在高风险环境中, 系统若缺乏可靠性, 可能引发决策失误、响应延迟, 甚至在关键时刻失效, 造成严重后果。为此, 系统设计应关注以下4个方面: 一是动态分析人类对环境的认知状态, 建模其在不同情境下的响应能力与心理负荷^[149], 并融合理性、描述性与自然决策机制^[41], 识别人类的因素对系统可靠性的影响, 进而构建人机信任度评估与动态校准模型。二是优化人机沟通策略与交互界面设计, 使系统决策过程及其内在逻辑更易理解。三是赋予系统自我修正能力, 能够根据输出结果与环境反馈之间的偏差自动调整参数, 缩短错误持续时间, 降低误判带来的负面影响; 四是具备实时监测与故障或性能退化的预测能力^[84], 并结合人类专家反馈, 及时修正潜在问题, 防止错误扩散。

(6)人机融合智能决策系统中的伦理问题: 实现人机优势互补并不意味着机器应完全取代人类, 过度依赖或滥用系统可能引发安全风险、信息泄露及决策不透明等问题。同时, 一旦系统在关键场景中出现决策失误, 各相关方都可能面临责任划分不清、利益冲突等复杂后果。因此, 需由技术专家、伦理学者与监管机构共同参与, 协同制定具有前瞻性与可操作性的法律法规与伦理规范, 明确人机职责边界, 保障人机融合智能决策的可控性、安全性与可持续发展。

6 结束语

本文围绕人机融合智能决策问题, 从概念内涵、系统框架、应用领域、问题与展望4个方面进行了系统综述。人机融合智能作为一种开放式的协同智能范式, 强调在人机协作过程中, 通过双向交互与深度融合, 实现人类认知能力与机器决策能力的互补增强。本文提出以态势感知和协同决策为核心的双层架构: 通过多模态数据融合感知, 增强系统对环境的理解, 并根据任务的性质与人机之间的关系, 灵活采用人类主导型、机器主导型与人机协

同型3种决策方式, 为不同场景下的任务建模提供参考路径; 以军事、医疗与驾驶等典型应用场景为例, 介绍了人机融合智能决策的应用成果和前景; 分析了当前面临的主要挑战和未来的发展趋势。综上所述, 尽管该领域已有一些初步研究成果, 但整体仍处于初级阶段, 尚未形成成熟的理论和技术体系, 仍存在大量有待深入探讨的理论与实践问题。期待有更多研究者关注该方向的探索与研究, 共同推动人机融合智能决策理论与技术的发展。

参 考 文 献

- [1] 杨强, 范力欣, 朱军, 等. 可解释人工智能导论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2022.
YANG Qiang, FAN Lixin, ZHU Jun, *et al.* Introduction to Explainable Artificial Intelligence[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2022.
- [2] 刘伟, 谭文辉, 刘欣. 人机环境系统智能: 超越人机融合[M]. 北京: 科学出版社, 2024.
LIU Wei, TAN Wenhui, and LIU Xin. Human-Machine Environment System Intelligence: Beyond Human-Machine Fusion[M]. Beijing: Science Press, 2024.
- [3] LICKLIDER J C R. Man-computer symbiosis[J]. *RE Transactions on Human Factors in Electronics*, 1960, HFE-1(1): 4–11. doi: 10.1109/THFE2.1960.4503259.
- [4] CLYNES M E and KLINE N S. Cyborgs and space[J]. *Astronautics*, 1960, 14(9): 26–27.
- [5] BARAN P. The future computer utility[J]. *The Public Interest*, 1967, 8: 81–92.
- [6] DREYFUS H. What Computers Can't Do[M]. New York: HarperCollins Publishers, 1978.
- [7] 中国系统工程学会. 钱学森同志关于人-机-环境系统工程的讲话[C]. 第一届全国人-机-环境系统工程学术会议论文集, 北京, 1993: 1–2.
Chinese Society of Systems Engineering. Speech by comrade Qian Xuesen on man-machine-environment system engineering (MMESE)[C]. The First National Conference on MMESE, Beijing, China, 1993: 1–2.
- [8] POMERLEAU D A. ALVINN: An autonomous land vehicle in a neural network[C]. The 2nd International Conference on Neural Information Processing Systems, Denver, Colorado, USA, 1988: 305–313.
- [9] WEISER M. The computer for the 21st century[J]. *Scientific American*, 1991, 265(3): 94–104. doi: 10.1038/scientificamerican0991-94.
- [10] WOLPAW J R, MCFARLAND D J, NEAT G W, *et al.* An EEG-based brain-computer interface for cursor control[J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1991, 78(3): 252–259. doi: 10.1016/0013-4694(91)90040-B.

- [11] HEWETT T T, BAECKER R, CARD S, *et al.* ACM SIGCHI Curricula for Human-Computer Interaction[M]. New York, NY: Association for Computing Machinery, 1992. doi: 10.1145/2594128.
- [12] ENDSLEY M R. Toward a theory of situation awareness in dynamic systems[J]. *Human Factors*, 1995, 37(1): 32–64. doi: 10.1518/001872095779049543.
- [13] BIRBAUMER N, GHANAYIM N, HINTERBERGER T, *et al.* A spelling device for the paralysed[J]. *Nature*, 1999, 398(6725): 297–298. doi: 10.1038/18581.
- [14] President's Information Technology Advisory Committee. Information Technology Research: Investing in Our Future[R]. National Coordination Office for Computing, Information, and Communications, 1999.
- [15] NICOLELIS M A L. Brain-machine interfaces to restore motor function and probe neural circuits[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2003, 4(5): 417–422. doi: 10.1038/nrn1105.
- [16] HINTON G E and SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504–507. doi: 10.1126/science.1127647.
- [17] TONONI G. Consciousness as integrated information: A provisional manifesto[J]. *The Biological Bulletin*, 2008, 215(3): 216–242. doi: 10.2307/25470707.
- [18] FERRUCCI D, BROWN E, CHU-CARROLL J, *et al.* Building Watson: An overview of the DeepQA project[J]. *AI Magazine*, 2010, 31(3): 59–79. doi: 10.1609/aimag.v31i3.2303.
- [19] 吴朝晖, 郑能干. 混合智能: 人工智能的新方向[J]. 中国计算机学会通讯, 2012, 8(1): 59–64.
WU Zhaohui and ZHENG Nenggan. Cyborg intelligence: The new direction of artificial intelligence[J]. *Communications of the CCF*, 2012, 8(1): 59–64.
- [20] WU Zhaohui, ZHOU Yongdi, SHI Zhongzhi, *et al.* Cyborg intelligence: Recent progress and future directions[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2016, 31(6): 44–50. doi: 10.1109/MIS.2016.105.
- [21] SILVER D, SCHRITTWIESER J, SIMONYAN K, *et al.* Mastering the game of go without human knowledge[J]. *Nature*, 2017, 550(7676): 354–359. doi: 10.1038/nature24270.
- [22] PANDEY A K and GELIN R. A mass-produced sociable humanoid robot: Pepper: The first machine of its kind[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2018, 25(3): 40–48. doi: 10.1109/MRA.2018.2833157.
- [23] ABBINK D A, CARLSON T, MULDER M, *et al.* A topology of shared control systems—finding common ground in diversity[J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2018, 48(5): 509–525. doi: 10.1109/THMS.2018.2791570.
- [24] MARJANINEJAD A, URBINA-MELÉNDEZ D, COHN B A, *et al.* Autonomous functional movements in a tendon-driven limb via limited experience[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2019, 1(3): 144–154. doi: 10.1038/s42256-019-0029-0.
- [25] LOPATTO E. Elon Musk unveils Neuralink's plans for brain-reading 'threads' and a robot to insert them[EB/OL]. <https://www.theverge.com/2019/7/16/20697123/elon-musk-neuralink-brain-readingthread-robot>, 2024.
- [26] WU Fei, LU Cewu, ZHU Mingjie, *et al.* Towards a new generation of artificial intelligence in China[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2020, 2(6): 312–316. doi: 10.1038/s42256-020-0183-4.
- [27] OpenAI. GPT-4 technical report[J]. arXiv: 2303.08774, 2023.
- [28] BAI Jinze, BAI Shuai, CHU Yunfei, *et al.* Qwen technical report[J]. arXiv: 2309.16609, 2023.
- [29] OpenAI. Video generation models as world simulators[EB/OL]. <https://openai.com/index/video-generation-models-as-world-simulators/>, 2024.
- [30] DeepSeek-AI. DeepSeek-R1: Incentivizing reasoning capability in LLMs via reinforcement learning[J]. arXiv: 2501.12948, 2025.
- [31] STONE P, BROOK R, BRYNJOLFSSON E, *et al.* Artificial intelligence and life in 2030: The one hundred year study on artificial intelligence[J]. arXiv: 2211.06318, 2022.
- [32] 杨晓楠, 房浩楠, 李建国, 等. 智能制造中的人-信息-物理系统协同的人因工程[J]. 中国机械工程, 2023, 34(14): 1710–1722, 1740. doi: 10.3969/j.issn.1004-132X.2023.14.008.
YANG Xiaonan, FANG Haonan, LI Jianguo, *et al.* Human factor engineering for human-cyber-physical system collaboration in intelligent manufacturing[J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(14): 1710–1722, 1740. doi: 10.3969/j.issn.1004-132X.2023.14.008.
- [33] O'CALLAGHAN M. Decision Intelligence: Human-Machine Integration for Decision-Making[M]. New York: Chapman and Hall/CRC, 2023: 167–194. doi: 10.1201/b23322.
- [34] CHAUHAN H, JANG Y, and JEONG I. Predicting human trust in human-robot collaborations using machine learning and psychophysiological responses[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2024, 62: 102720. doi: 10.1016/j.aei.2024.102720.
- [35] DUAN Ya, CAI Yandong, PENG Ran, *et al.* Research on interaction and trust theory model for cockpit human-machine fusion intelligence[J]. *Frontiers in Neuroscience*,

- 2024, 18: 1352736. doi: 10.3389/fnins.2024.1352736.
- [36] MOYLE S, MARTIN A, and ALLOTT N. XAI human-machine collaboration applied to network security[J]. *Frontiers in Computer Science*, 2024, 6: 1321238. doi: 10.3389/fcomp.2024.1321238.
- [37] SAARILUOMA P, MYLLYLÄ M, KARVONEN A, *et al.* A human digital twin for the m-machine[J]. *Discover Artificial Intelligence*, 2024, 4(1): 61. doi: 10.1007/s44163-024-00164-x.
- [38] 陈能成, 张岩. 人机融合智能与数字孪生城市[J]. 中国人工智能学会通讯, 2022, 12(8): 36–41.
CHEN Nengcheng and ZHANG Yan. Human-machine integration intelligence and digital twin city[J]. *Communications of the CCF*, 2022, 12(8): 36–41.
- [39] 梅宏, 曹东刚, 谢涛. 泛在操作系统: 面向人机物融合泛在计算的新蓝海[J]. 中国科学院院刊, 2022, 37(1): 30–37. doi: 10.16418/j.issn.1000-3045.20211117009.
MEI Hong, CAO Donggang, and XIE Tao. Ubiquitous operating system: Toward the blue ocean of human-cyber-physical ternary ubiquitous computing[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2022, 37(1): 30–37. doi: 10.16418/j.issn.1000-3045.20211117009.
- [40] XIANG Chengguan and YU Zhen. Human-machine hybrid augmented intelligence: Human-machine relationship, collaboration and mutual enhancement[C]. 2023 China Automation Congress (CAC), Chongqing, China, 2023: 7471–7478. doi: 10.1109/CAC59555.2023.10451218.
- [41] 张立华, 杨鼎康, 翟鹏, 等. 人机融合智能研究现状与展望[J]. 中国人工智能学会通讯, 2022, 12(8): 19–22.
ZHANG Lihua, YANG Dingkang, ZHAI Peng, *et al.* Current status and prospects of human-machine fusion intelligence research[J]. *Communications of the CCF*, 2022, 12(8): 19–22.
- [42] SHI Feifei, ZHOU Fang, LIU Hong, *et al.* Survey and tutorial on hybrid human-artificial intelligence[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2023, 28(3): 486–499. doi: 10.26599/TST.2022.9010022.
- [43] 於志文, 郭斌. 人机共融智能[J]. 中国计算机学会通讯, 2017, 13(12): 64–68.
YU Zhiwen and GUO Bin. Human machine integration intelligence[J]. *Communications of the CCF*, 2017, 13(12): 64–68.
- [44] HARRIS M. NTSB investigation into deadly Uber self-driving car crash reveals lax attitude toward safety[R]. *IEEE Spectrum*, 2019.
- [45] 史元春, 喻纯, 石伟男. 从普适计算到人机境融合计算[J]. 中国计算机学会通讯, 2023, 19(5): 10–17.
SHI Yuanchun, YU Chun, and SHI Weinan. From ubiquitous computing to human-machine environment fusion computing[J]. *Communications of the CCF*, 2023, 19(5): 10–17.
- [46] TOCCHETTI A, CORTI L, BALAYN A, *et al.* A. I. Robustness: A human-centered perspective on technological challenges and opportunities[J]. *ACM Computing Surveys*, 2025, 57(6): 141. doi: 10.1145/3665926.
- [47] LEE J, ABE G, SATO K, *et al.* Developing human-machine trust: Impacts of prior instruction and automation failure on driver trust in partially automated vehicles[J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2021, 81: 384–395. doi: 10.1016/j.trf.2021.06.013.
- [48] STEINBERG A N and BOWMAN C L. Revisions to the JDL Data Fusion Model[M]. LIGGINS II M, HALL D, LLINAS J. Handbook of Multisensor Data Fusion. Boca Raton: CRC Press, 2017: 65–88.
- [49] ZHAO Fei, ZHANG Chengcui, and GENG Baocheng. Deep multimodal data fusion[J]. *ACM Computing Surveys*, 2024, 56(9): 216. doi: 10.1145/3649447.
- [50] GUO Yuan, ZHOU Jian, LI Xicheng, *et al.* A review of crowdsourcing update methods for high-definition maps[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2024, 13(3): 104. doi: 10.3390/ijgi13030104.
- [51] GAO Qing, ZHANG Xin, and PANG Wenrao. Fast and accurate hand visual detection by using a spatial-channel attention SSD for hand-based space robot teleoperation[J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2022, 2022(1): 3396811. doi: 10.1155/2022/3396811.
- [52] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, *et al.* An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale[C]. The 9th International Conference on Learning Representations, 2021.
- [53] ABDOLRAHMANI A, HOWES GUPTA M, VADER M L, *et al.* Towards more transactional voice assistants: Investigating the potential for a multimodal voice-activated indoor navigation assistant for blind and sighted travelers[C]. 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Yokohama, Japan, 2021: 495. doi: 10.1145/3411764.3445638.
- [54] ZHANG Hongzhi and SHAFIQ M O. Survey of transformers and towards ensemble learning using transformers for natural language processing[J]. *Journal of Big Data*, 2024, 11(1): 25. doi: 10.1186/s40537-023-00842-0.
- [55] LIU Siru, WRIGHT A P, PATTERSON B L, *et al.* Using AI-generated suggestions from ChatGPT to optimize clinical decision support[J]. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2023, 30(7): 1237–1245. doi: 10.1093/jamia/ocad072.

- [56] 许未晴, 陈磊, 隋秀峰, 等. 脑机接口——脑信息读取与脑活动调控技术[J]. 科学通报, 2023, 68(8): 927–943. doi: 10.1360/TB-2022-0338.
XU Weiqing, CHEN Lei, SUI Xiufeng, *et al.* Brain-computer interface—brain information reading and activity control[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2023, 68(8): 927–943. doi: 10.1360/TB-2022-0338.
- [57] ROBINSON A K, VENKATESH P, BORING M J, *et al.* Very high density EEG elucidates spatiotemporal aspects of early visual processing[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 16248. doi: 10.1038/s41598-017-16377-3.
- [58] 陈豫生, 张琴, 熊蔡华. 截瘫助行外骨骼研究综述: 从拟人设计依据到外骨骼研究现状[J]. 机器人, 2021, 43(5): 585–605. doi: 10.13973/j.cnki.robot.200549.
CHEN Yusheng, ZHANG Qin, and XIONG Caihua. From anthropomorphic design basis to exoskeleton research status: A review on walking assist exoskeletons for paraplegics[J]. *Robot*, 2021, 43(5): 585–605. doi: 10.13973/j.cnki.robot.200549.
- [59] JIANG Xiangyang, WANG Dakai, BI Kunpeng, *et al.* MSHP3D: Multi-stage cross-modal fusion based on hybrid perception for indoor 3D object detection[J]. *Information Fusion*, 2024, 112: 102591. doi: 10.1016/j.inffus.2024.102591.
- [60] BALTRUSAITIS T, AHUJA C, and MORENCY L P. Multimodal machine learning: A survey and taxonomy[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(2): 423–443. doi: 10.1109/TPAMI.2018.2798607.
- [61] CIAMARRA A, BECATTINI F, SEIDENARI L, *et al.* FLODCAST: Flow and depth forecasting via multimodal recurrent architectures[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 150: 110337. doi: 10.1016/j.patcog.2024.110337.
- [62] TSAI Y H H, BAI Shaojie, LIANG P P, *et al.* Multimodal transformer for unaligned multimodal language sequences[C]. The 57th Conference of the Association for Computational Linguistics, Florence, Italy, 2019: 6558–6569. doi: 10.18653/v1/P19-1656.
- [63] AREVALO J, SOLORIO T, MONTES-Y-GÓMEZ M, *et al.* Gated multimodal units for information fusion[C]. The 5th International Conference on Learning Representations, Toulon, France, 2017.
- [64] QIANG Haopeng, WAN Yuan, XIANG Lun, *et al.* Deep semantic similarity adversarial hashing for cross-modal retrieval[J]. *Neurocomputing*, 2020, 400: 24–33. doi: 10.1016/j.neucom.2020.03.032.
- [65] LU Xu, LIU Li, NING Lixin, *et al.* Multi-facet weighted asymmetric multi-modal hashing based on latent semantic distribution[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2024, 26: 7307–7320. doi: 10.1109/tmm.2024.3363664.
- [66] 陈建明, 李定铨, 曾祥津, 等. 一种跨模态光学信息交互和模板动态更新的RGBT目标跟踪方法[J]. 光学学报, 2024, 44(7): 0715001. doi: 10.3788/AOS231907.
CHEN Jianming, LI Dingjian, ZENG Xiangjin, *et al.* Cross-modal optical information interaction and template dynamic update for RGBT target tracking method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2024, 44(7): 0715001. doi: 10.3788/AOS231907.
- [67] AN Jisu, LEE J, LEE J, *et al.* Towards LLM-centric multimodal fusion: A survey on integration strategies and techniques[J]. arXiv: 2506.04788, 2025.
- [68] HWANG J J, XU Runsheng, LIN H, *et al.* EMMA: End-to-end multimodal model for autonomous driving[J]. *Transactions on Machine Learning Research*, 2025, 2025.
- [69] Gemini Team Google. Gemini 1.5: Unlocking multimodal understanding across millions of tokens of context[J]. arXiv: 2403.05530, 2024.
- [70] ZHU Linan, ZHU Zhechao, ZHANG Chenwei, *et al.* Multimodal sentiment analysis based on fusion methods: A survey[J]. *Information Fusion*, 2023, 95: 306–325. doi: 10.1016/j.inffus.2023.02.028.
- [71] JAHN L L F, PARK S, LIM Y, *et al.* Enhancing lane detection with a lightweight collaborative late fusion model[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2024, 175: 104680. doi: 10.1016/j.robot.2024.104680.
- [72] GUARRASI V, AKSU F, CARUSO C M, *et al.* A systematic review of intermediate fusion in multimodal deep learning for biomedical applications[J]. *Image and Vision Computing*, 2025, 158: 105509. doi: 10.1016/j.imavis.2025.105509.
- [73] YE Jiancheng, HAI Jiarui, SONG Jiacheng, *et al.* Multimodal data hybrid fusion and natural language processing for clinical prediction models[J]. *AMIA Summits on Translational Science Proceedings*, 2024, 2024: 191–200.
- [74] TRENDÉ A, UNNI A, JABLONSKI M, *et al.* Driver's turning intent recognition model based on brain activation and contextual information[J]. *Frontiers in Neuroergonomics*, 2022, 3: 956863. doi: 10.3389/fnrgo.2022.956863.
- [75] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, *et al.* Learning transferable visual models from natural language supervision[C]. The 38th International Conference on Machine Learning, 2021: 8748–8763.
- [76] GHOSH S, KUMAR S, SETH A, *et al.* GAMA: A large audio-language model with advanced audio understanding and complex reasoning abilities[C]. 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Miami, USA, 2024: 6288–6313.

- [77] 王玉虎, 刘伟. 一种基于人机融合的态势认知模型[J]. 指挥与控制学报, 2023, 9(1): 76–84. doi: 10.3969/j.issn.2096-0204.2023.01.0076.
- WANG Yuhu and LIU Wei. A situation cognition model based on human-machine hybrid fusion[J]. *Journal of Command and Control*, 2023, 9(1): 76–84. doi: 10.3969/j.issn.2096-0204.2023.01.0076.
- [78] HUANG Chao, LV Chen, HANG Peng, *et al.* Human-machine adaptive shared control for safe driving under automation degradation[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2022, 14(2): 53–66. doi: 10.1109/MITS.2021.3065382.
- [79] HUANG Chao, HUANG Hailong, ZHANG Junzhi, *et al.* Human-machine cooperative trajectory planning and tracking for safe automated driving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8): 12050–12063. doi: 10.1109/TITS.2021.3109596.
- [80] WOLF A, FACKLER K, REULBACH M, *et al.* Computer aided ergonomics: Evaluation study of a interaction model for digital human models[J]. *Proceedings of the Design Society*, 2022, 2: 663–672. doi: 10.1017/pds.2022.68.
- [81] 于景元. 钱学森关于开放的复杂巨系统的研究[J]. 系统工程理论与实践, 1992, 12(5): 8–12. doi: 10.12011/1000-6788(1992)5-106514.
- YU Jingyuan. Qian Xuesen's research on open complex giant systems[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 1992, 12(5): 8–12. doi: 10.12011/1000-6788(1992)5-106514.
- [82] WU Huaining, ZHANG Xiumei, and LI Ruiguo. Synthesis with guaranteed cost and less human intervention for human-in-the-loop control systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(8): 7541–7551. doi: 10.1109/TCYB.2020.3041033.
- [83] ZHOU Ji, ZHOU Yanhong, WANG Baicun, *et al.* Human-cyber-physical systems (HCPSS) in the context of new-generation intelligent manufacturing[J]. *Engineering*, 2019, 5(4): 624–636. doi: 10.1016/j.eng.2019.07.015.
- [84] NIKITIN A. Probabilistic methods for predictive maintenance and beyond: Graph and human-in-the-loop machine learning[D]. [Ph. D. dissertation], Aalto University, 2024.
- [85] ZHENG Nanning, LIU Ziyi, REN Pengju, *et al.* Hybrid-augmented intelligence: Collaboration and cognition[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2017, 18(2): 153–179. doi: 10.1631/fitee.1700053.
- [86] 郑南宁. 人工智能新时代[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 1–3. doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.201914.
- ZHENG Nanning. The new era of artificial intelligence[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2019, 1(1): 1–3. doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.201914.
- [87] SHI Zijiang, FANG Meng, CHEN Ling, *et al.* Human-guided moral decision making in text-based games[C]. The 38th AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Canada, 2024: 21574–21582. doi: 10.1609/aaai.v38i19.30155.
- [88] 龙升照, 姜淇远, 何开源, 等. 人-机系统中人的模糊控制模型[J]. 宇航学报, 1982(2): 12–17.
- LONG Shengzhao, JIANG Qiyuan, HE Kaiyuan, *et al.* Human fuzzy control model in man-machine systems[J]. *Journal of Astronautics*, 1982(2): 12–17.
- [89] KVAM P D. The Tweedledum and Tweedledee of dynamic decisions: Discriminating between diffusion decision and accumulator models[J]. *Psychonomic Bulletin & Review*, 2024, 32: 588–613. doi: 10.31234/osf.io/7bsc4.
- [90] HELLMANN S, ZEHETLEITNER M, and RAUSCH M. Simultaneous modeling of choice, confidence, and response time in visual perception[J]. *Psychological Review*, 2023, 130(6): 1521–1543. doi: 10.1037/rev0000411.
- [91] LIU Pengfei, ZHAO Jing, ZHANG Fanlei, *et al.* Modeling decision-making process of drivers during yellow signal phase at intersections based on drift-diffusion model[J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2024, 105: 368–384. doi: 10.1016/j.trf.2024.07.020.
- [92] ZARE M, KEBRIA P M, KHOSRAVI A, *et al.* A survey of imitation learning: Algorithms, recent developments, and challenges[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(12): 7173–7186. doi: 10.1109/TCYB.2024.3395626.
- [93] ARORA S and DOSHI P. A survey of inverse reinforcement learning: Challenges, methods and progress[J]. *Artificial Intelligence*, 2021, 297: 103500. doi: 10.1016/j.artint.2021.103500.
- [94] HUANG Zhiyu, LIU Haochen, WU Jingda, *et al.* Conditional predictive behavior planning with inverse reinforcement learning for human-like autonomous driving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(7): 7244–7258. doi: 10.1109/TITS.2023.3254579.
- [95] LUO Dongwen. Optimizing load scheduling in power grids using reinforcement learning and Markov decision processes[J]. arXiv: 2410.17696, 2024.
- [96] EDDY S R. What is dynamic programming?[J]. *Nature Biotechnology*, 2004, 22(7): 909–910. doi: 10.1038/nbt0704-909.
- [97] ROBERTAZZI F, VISSANI M, SCHILLACI G, *et al.* Brain-inspired meta-reinforcement learning cognitive control in conflictual inhibition decision-making task for artificial agents[J]. *Neural Networks*, 2022, 154: 283–302.

- doi: 10.1016/j.neunet.2022.06.020.
- [98] MISHRA S. A reinforcement learning approach for training complex decision making models[J]. *Journal of AI-Assisted Scientific Discovery*, 2022, 2(2): 329–352.
- [99] LI Wenli, WANG Mengxin, LI Lingxi, *et al.* Game-generative adversarial imitation learning for pedestrian simulation during pedestrian-vehicle interaction[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 1–12. doi: 10.1109/TIV.2024.3420943.
- [100] AMIRKHANI A and BARSHOOI A H. Consensus in multi-agent systems: A review[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2022, 55(5): 3897–3935. doi: 10.1007/s10462-021-10097-x.
- [101] HU Yaru, ZHENG Jinhua, ZOU Juan, *et al.* Dynamic multi-objective optimization algorithm based decomposition and preference[J]. *Information Sciences*, 2021, 571: 175–190. doi: 10.1016/j.ins.2021.04.055.
- [102] ZHENG Jiaxiao and DE VECIANA G. Modeling and optimization of human-machine interaction processes via the maximum entropy principle[C]. The 57th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, Monticello, USA, 2019: 824–831. doi: 10.1109/ALLERTON.2019.8919959.
- [103] HAQUE M U, DHARMADASA I, SWORNA Z T, *et al.* “I think this is the most disruptive technology”: Exploring sentiments of ChatGPT early adopters using Twitter data[J]. arXiv: 2212.05856, 2022.
- [104] STIENNON N, OUYANG Long, WU J, *et al.* Learning to summarize from human feedback[C]. The 34th International Conference on Neural Information Processing System, Vancouver, Canada, 2020: 253.
- [105] OUYANG Long, WU J, JIANG Xu, *et al.* Training language models to follow instructions with human feedback[C]. The 36th International Conference on Neural Information Processing Systems, New Orleans, USA, 2022: 2011.
- [106] SHAO Zhihong, WANG Peiyi, ZHU Qihao, *et al.* DeepSeekMath: Pushing the limits of mathematical reasoning in open language models[J]. arXiv: 2402.03300, 2024.
- [107] REN Minglun, CHEN Nengying, and QIU Hui. Human-machine collaborative decision-making: An evolutionary roadmap based on cognitive intelligence[J]. *International Journal of Social Robotics*, 2023, 15(7): 1101–1114. doi: 10.1007/s12369-023-01020-1.
- [108] ZIEBA S, POLET P, VANDERHAEGEN F, *et al.* Principles of adjustable autonomy: A framework for resilient human-machine cooperation[J]. *Cognition, Technology & Work*, 2010, 12(3): 193–203. doi: 10.1007/s10111-009-0134-7.
- [109] ZHAO Zhuoya, ZHAO Feifei, ZHAO Yuxuan, *et al.* A brain-inspired theory of mind spiking neural network improves multi-agent cooperation and competition[J]. *Patterns*, 2023, 4(8): 100775. doi: 10.1016/j.patter.2023.100775.
- [110] FENG Xueyang, CHEN Zhiyuan, QIN Yujia, *et al.* Large language model-based human-agent collaboration for complex task solving[C]. The Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024, Miami, USA, 2024: 1336–1357.
- [111] LIU Tao, YOU Hailin, GKIOTSALITIS K, *et al.* Human-machine collaborative decision-making approach to scheduling customized buses with flexible departure times[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2024, 187: 104184. doi: 10.1016/j.tra.2024.104184.
- [112] ROTHFUß S. Human-Machine Cooperative Decision Making[M]. Karlsruhe: KIT Scientific Publishing, 2022.
- [113] MATTHIES D J C, SCHMIDT S O, HE Yuqi, *et al.* LoomoRescue: An affordable rescue robot for evacuation situations[C]. The 4th International Conference on Design, Operation and Evaluation of Mobile Communications, Copenhagen, Denmark, 2023: 53–73. doi: 10.1007/978-3-031-35921-7_5.
- [114] BONSIGNORIO F, CERVELLERA C, MACCIÒ D, *et al.* An imitation learning approach for the control of a low-cost low-accuracy robotic arm for unstructured environments[J]. *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 2023, 7(1): 13–30. doi: 10.1007/s41315-022-00262-y.
- [115] 董志明, 朱广超, 徐享忠, 等. “人在回路”合成训练仿真总体设计及关键技术研究[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(6): 1248–1257. doi: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-0392.
- DONG Zhiming, ZHU Guangchao, XU Xiangzhong, *et al.* Research on the overall design and key technology of "Human in the Loop" synthetic training Simulation[J]. *Journal of System Simulation*, 2021, 33(6): 1248–1257. doi: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-0392.
- [116] RUAN Wanying, DUAN Haibin, and DENG Yimin. Autonomous maneuver decisions via transfer learning pigeon-inspired optimization for UCAVs in dogfight engagements[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2022, 9(9): 1639–1657. doi: 10.1109/JAS.2022.105803.
- [117] 徐友春, 郭宏达, 娄静涛, 等. 无人车集群协同围捕发展现状分析[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(2): 456–471. doi: 10.11999/JEIT230122.
- XU Youchun, GUO Hongda, LOU Jingtao, *et al.* Analysis on current development situation of unmanned ground vehicle clusters collaborative pursuit[J]. *Journal of*

- Electronics & Information Technology*, 2024, 46(2): 456–471. doi: 10.11999/JEIT230122.
- [118] BOURAS C, GKAMAS A, and SALGADO S A K. Long range based IoT search and rescue system, a human-computer interaction preliminary study and implementation[J]. *Computer Networks and Communications*, 2022, 1(1): 2–16. doi: 10.37256/cnc.1120231753.
- [119] 周胜利, 沈寿林, 张国宁, 等. 人机智能融合的陆军智能化作战指挥模型体系[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(3): 34–41. doi: 10.3969/j.issn.1002-0640.2020.03.006.
- ZHOU Shengli, SHEN Shoulin, ZHANG Guoning, *et al.* Research on army intelligent operational command model system based on man-machine intelligence fusion[J]. *Fire Control & Command Control*, 2020, 45(3): 34–41. doi: 10.3969/j.issn.1002-0640.2020.03.006.
- [120] HUANG Yamin, CHEN Linying, NEGENBORN R R, *et al.* A ship collision avoidance system for human-machine cooperation during collision avoidance[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 217: 107913. doi: 10.1016/j.oceaneng.2020.107913.
- [121] 王荣浩, 文晓, 向峥嵘. 人机融合系统协同与优化方法研究进展[J]. 指挥控制与仿真, 2024, 46(5): 103–113. doi: 10.3969/j.issn.1673-3819.2024.05.014.
- WANG Ronghao, WEN Xiao, and XIANG Zhengrong. Research status of collaboration and optimization method for human-machine fusion system[J]. *Command Control & Simulation*, 2024, 46(5): 103–113. doi: 10.3969/j.issn.1673-3819.2024.05.014.
- [122] 李超超, 程兰惠, 杨赛赛, 等. 暗态势计算: 概念、方法与应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2025, 37(4): 568–582. doi: 10.3724/SP.J.1089.2023-00341.
- LI Chaochao, CHENG Lanhui, YANG Saisai, *et al.* Dark situation evaluating: Concepts, methods, and applications[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2025, 37(4): 568–582. doi: 10.3724/SP.J.1089.2023-00341.
- [123] 李超超, 邵文龙, 吕培, 等. 人机协同决策的异质多智能体路径规划[J/OL]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2925.tp.20250526.1717.002>, 2025.
- LI Chaochao, SHAO Wenlong, LV Pei, *et al.* Heterogeneous multi-agent path planning with human-machine collaborative decision-making[J/OL]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2925.tp.20250526.1717.002>, 2025.
- [124] 王可, 刘奕阳, 杨杰, 等. 基于自适应特征增强和融合的舰载机着舰控制状态识别[J]. 上海交通大学学报, 2025, 59(2): 274–282. doi: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.263.
- WANG Ke, LIU Yiyang, YANG Jie, *et al.* Landing state recognition of carrier-based aircraft based on adaptive feature enhancement and fusion[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2025, 59(2): 274–282. doi: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.263.
- [125] 王可, 徐明亮, 李亚飞, 等. 一种面向航空母舰甲板运动状态预估的鲁棒学习模型[J]. 自动化学报, 2024, 50(9): 1785–1793. doi: 10.16383/j.aas.c210664.
- WANG Ke, XU Mingliang, LI Yafei, *et al.* A robust learning model for deck motion prediction of aircraft carrier[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(9): 1785–1793. doi: 10.16383/j.aas.c210664.
- [126] 李亚飞, 高磊, 蒿宏杰, 等. 舰载机保障作业人机协同决策方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(12): 2493–2510. doi: 10.1360/SSI-2022-0403.
- LI Yafei, GAO Lei, HAO Hongjie, *et al.* Human machine collaborative decision-making for carrier aircraft support operations[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2023, 53(12): 2493–2510. doi: 10.1360/SSI-2022-0403.
- [127] AMARILLO A, SANCHEZ E, CACERES J, *et al.* Collaborative human-robot interaction interface: Development for a spinal surgery robotic assistant[J]. *International Journal of Social Robotics*, 2021, 13(6): 1473–1484. doi: 10.1007/s12369-020-00733-x.
- [128] CHEN Xiaoshi, GONG Li, ZHENG Lirong, *et al.* Soft exoskeleton glove for hand assistance based on human-machine interaction and machine learning[C]. 2020 IEEE International Conference on Human-Machine Systems (ICHMS), Rome, Italy, 2020: 1–6. doi: 10.1109/ICHMS49158.2020.9209381.
- [129] LI H Y, NURADHA T, XAVIER S A, *et al.* Human-micromanipulator cooperation using a variable admittance controller[J]. *Science China Information Sciences*, 2019, 62(5): 50204. doi: 10.1007/s11432-018-9663-1.
- [130] GARCIA-MORENO F M, BERMUDEZ-EDO M, RODRÍGUEZ-FÓRTIZ M J, *et al.* A CNN-LSTM deep learning classifier for motor imagery EEG detection using a low-invasive and low-cost BCI headband[C]. 2020 16th International Conference on Intelligent Environments (IE), Madrid, Spain, 2020: 84–91. doi: 10.1109/IE49459.2020.9155016.
- [131] PAVÓN-PULIDO N, LÓPEZ-RIQUELME J A, and FELIÚ-BATLLE J J. IoT architecture for smart control of an exoskeleton robot in rehabilitation by using a natural user interface based on gestures[J]. *Journal of Medical Systems*, 2020, 44(9): 144. doi: 10.1007/s10916-020-01602-w.
- [132] CAI Hengrui, SHI Chengchun, SONG Rui, *et al.* Jump interval-learning for individualized decision making with continuous treatments[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2023, 24(1): 140.
- [133] 袁敏, 陈卓, 徐冰青. 面向数据特征的人机物融合服务分派方

- 法[J]. 软件学报, 2021, 32(11): 3404–3422. doi: 10.13328/j.cnki.jos.006090.
- YUAN Min, CHEN Zhuo, and XU Bingqing. Human-cyber-physical services dispatch approach for data characteristics[J]. *Journal of Software*, 2021, 32(11): 3404–3422. doi: 10.13328/j.cnki.jos.006090.
- [134] FANG Zhenwu, WANG Jinxiang, WANG Zejiang, *et al.* Human-machine shared control for path following considering driver fatigue characteristics[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(7): 7250–7264. doi: 10.1109/TITS.2023.3347439.
- [135] WU Jian, ZHANG Junda, TIAN Yang, *et al.* A novel adaptive steering torque control approach for human-machine cooperation autonomous vehicles[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2021, 7(4): 2516–2529. doi: 10.1109/TTE.2021.3083679.
- [136] HAN Jiayi, ZHAO Jian, ZHU Bing, *et al.* Adaptive steering torque coupling framework considering conflict resolution for human-machine shared driving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8): 10983–10995. doi: 10.1109/TITS.2021.3098466.
- [137] WANG Lingguang, FERNANDEZ C, and STILLER C. High-level decision making for automated highway driving via behavior cloning[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(1): 923–935. doi: 10.1109/TIV.2022.3169207.
- [138] WU Jingda, ZHANG Zhiyu, TIAN Zhongxu, *et al.* Toward human-in-the-loop AI: Enhancing deep reinforcement learning via real-time human guidance for autonomous driving[J]. *Engineering*, 2023, 21: 75–91. doi: 10.1016/j.eng.2022.05.017.
- [139] WANG Jiarong, BI Luzheng, and FEI Weijie. Multitask-oriented brain-controlled intelligent vehicle based on human-machine intelligence integration[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(4): 2510–2521. doi: 10.1109/TSMC.2022.3212744.
- [140] MOHAMMED K, ABDELHAFID M, KAMAL K, *et al.* Intelligent driver monitoring system: An Internet of things-based system for tracking and identifying the driving behavior[J]. *Computer Standards & Interfaces*, 2023, 84: 103704. doi: 10.1016/j.csi.2022.103704.
- [141] DONG Na, LI Xianzheng, and WU Zhiqiang. On integrated lateral and longitudinal control of brain-controlled vehicles[J]. *Neurocomputing*, 2024, 597: 127957. doi: 10.1016/j.neucom.2024.127957.
- [142] MA Biao, LIU Yulong, NA Xiaoxiang, *et al.* A shared steering controller design based on steer-by-wire system considering human-machine goal consistency[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2019, 356(8): 4397–4419. doi: 10.1016/j.jfranklin.2018.12.028.
- [143] HU Weiming, LI Xu, HU Jinchao, *et al.* A safe driving decision-making methodology based on cascade imitation learning network for automated commercial vehicles[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(11): 11285–11295. doi: 10.1109/JSEN.2023.3256704.
- [144] LIU Yiyang, WANG Ke, and CHENG Xinle. Human-machine collaborative classification model for industrial product defect[C]. The 2021 17th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS), Chengdu, China, 2021: 141–145. doi: 10.1109/CIS54983.2021.00038.
- [145] 蔡恒进, 蔡天琪, 耿嘉伟. 人机智能融合的区块链系统[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2019.
- CAI Hengjin, CAI Tianqi, and GENG Jiawei. A Blockchain System Integrating Human-Machine Intelligence[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2019.
- [146] MUSIĆ S and HIRCHE S. Control sharing in human-robot team interaction[J]. *Annual Reviews in Control*, 2017, 44: 342–354. doi: 10.1016/j.arcontrol.2017.09.017.
- [147] HASHEMI-PETROODI S E, THEVENIN S, KOVALEV S, *et al.* Operations management issues in design and control of hybrid human-robot collaborative manufacturing systems: A survey[J]. *Annual Reviews in Control*, 2020, 49: 264–276. doi: 10.1016/j.arcontrol.2020.04.009.
- [148] GEBRU B, ZELEKE L, BLANKSON D, *et al.* A review on human-machine trust evaluation: Human-centric and machine-centric perspectives[J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2022, 52(5): 952–962. doi: 10.1109/THMS.2022.3144956.
- [149] HUANG Qingyang, GUO Mingyang, WEI Yuning, *et al.* Influence of automation level of human-machine system on operators' mental load[J]. *Journal of Safety and Sustainability*, 2024, 1(1): 42–52. doi: 10.1016/j.jsasus.2023.12.001.
- 李 哲: 女, 博士生, 研究方向为智能感知与学习等.
- 王 可: 男, 博士, 副教授, 研究方向为人工智能、机器学习与优化算法、人机融合智能理论和应用等.
- 王 彪: 男, 硕士生, 研究方向为生成式人工智能.
- 赵梓棋: 男, 硕士生, 研究方向为内容生成.
- 李亚飞: 男, 博士, 教授, 研究方向为群体智能、机器学习等.
- 郭毅博: 男, 博士, 副教授, 研究方向为人工智能、调度优化等.
- 胡亚洲: 男, 博士, 副研究员, 研究方向为群体智能、机器人自主学习等.
- 王 华: 女, 博士, 教授, 研究方向为集群行为计算与仿真、虚拟

现实等。

徐明亮：男，博士，教授，研究方向为人工智能、智能图形学等。

吕 培：男，博士，教授，研究方向为人工智能、虚拟现实、人机

融合智能系统等。

责任编辑：余 蓉

Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making: Concepts, Framework, and Applications

LI Zhe^① WANG Ke^{①②③} WANG Biao^① ZHAO Ziqi^① LI Yafei^{①②③}
GUO Yibo^{①②③} HU Yazhou^{①②③} WANG Hua^{①②③}
LV Pei^{①②③} XU Mingliang^{①②③}

^①(School of Computer and Artificial Intelligence, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

^②(National Supercomputing Center in Zhengzhou, Zhengzhou 450001, China)

^③(Engineering Research Center of Intelligent Swarm System, Ministry of Education, Zhengzhou 450001, China)

Abstract:

Significance The exponential growth of data volume, advances in computational power, and progress in algorithmic theory have accelerated the development of Artificial Intelligence (AI). Although AI offers unprecedented opportunities across industries, it continues to face limitations such as dependence on large datasets, poor interpretability of learning and decision-making mechanisms, limited robustness, and susceptibility to hallucinations. To overcome these challenges, integrating human cognitive decision-making capabilities and human-like cognitive models into AI systems is essential. This integration gives rise to a new form of intelligence—Human-Machine Fusion Intelligence—which combines physiological and physical characteristics. The core concept is to harness the complementary strengths of humans and machines in information processing and decision-making: humans provide intuitive judgment and contextual understanding, whereas machines are capable of high-speed computation and large-scale data analysis. By establishing a synergistic, collaborative “partnership,” Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making seeks to optimize decision quality through coordinated organic and probabilistic integration. This paradigm holds significant potential to improve decision reliability in mission-critical contexts, such as military operations, medical procedures, and autonomous driving, thus offering both theoretical research value and practical application relevance.

Progress Unlike prior reviews that focus primarily on specific application domains, this article presents a comprehensive overview of Human-Machine Fusion Intelligence across four key dimensions: conceptual foundations, system framework, practical applications, and current challenges and future prospects. The core contributions of this review are summarized in the following four areas: First, it elucidates the advantages of Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making systems: (1) Improved decision-making accuracy—By combining machines’ strengths in data processing and logical reasoning with human capabilities in handling unstructured problems and ethically complex decisions, the system enables dynamic adjustment through a human-in-the-loop mechanism. (2) Enhanced interpretability of decision outcomes—The decision-making process bridges the cognitive gap between humans and machines, providing a transparent, traceable decision path and clarifying accountability boundaries. (3) Greater system robustness—By integrating machines’ risk monitoring and adaptive capabilities with human experiential judgment in complex or uncertain environments, the system establishes a closed-loop collaboration that balances technological rationality with human cognition. Second, the article highlights that Human-Machine Fusion systems cannot operate independently in safety-critical contexts due to imperfect trust mechanisms and ethical constraints. In response, it proposes a hierarchical architecture comprising two key layers: (1) Situational awareness layer, including three core processes: multimodal data perception, cross-modal information fusion, and situational analysis. (2) Collaborative decision-making layer, which distinguishes three decision-making paradigms based on task characteristics and human-machine interaction mode: (a) Human-led decision-making, suited for tasks with high

uncertainty and open-ended conditions, where an enhanced intelligence model with a human-in-the-loop is adopted. (b) Machine-led decision-making, appropriate for tasks with lower uncertainty, emphasizing hybrid intelligence through cognitive model integration in automated workflows. (c) Human-machine collaborative decision-making, applicable when human and machine strengths are complementary, allowing for equal, synergistic cooperation to optimize decision efficiency. Third, the article synthesizes recent technological progress, summarizing representative applications of Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making in mission-critical domains such as the military, healthcare, and autonomous driving. Finally, it identifies six key directions for future development: optimization of multimodal perception, fusion of semantic and feature spaces, construction of deep collaborative feedback loops, dynamic task allocation mechanisms, enhancement of system reliability, and development of ethical guidelines. These directions aim to advance efficient collaboration and sustainable evolution of human-machine intelligence.

Conclusions This review adopts a systematic research approach to examine Human-Machine Fusion Intelligence in decision-making across four core dimensions. First, it presents a theoretical analysis of the fundamental concepts underpinning Human-Machine Fusion Intelligence and highlights its unique advantages in complex decision-making contexts. Second, it proposes a general framework for Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making systems, emphasizing two key components: situational awareness and collaborative decision-making. Based on this framework, decision-making approaches are categorized into three types according to task characteristics and the nature of human-machine interaction: human-led, machine-led, and human-machine collaborative decision-making. Third, the review synthesizes recent practical advancements in representative application domains. Finally, it examines emerging trends in the development of Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making.

Prospects Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making offers substantial research value and strong application potential for advancing emerging industries and enabling new intelligent paradigms. Although several exploratory efforts have been made, the field remains in its infancy, lacking a unified and mature theoretical or technological foundation. Key scientific and engineering challenges persist, including the optimization of multimodal perception and data fusion, bridging the semantic gap between human cognition and machine-represented feature spaces, and achieving deep integration of human and machine intelligence. Continued interdisciplinary collaboration will be essential to drive theoretical progress and technological innovation, further unlocking the potential of Human-Machine Fusion Intelligent Decision-Making.

Key words: Artificial Intelligence (AI); Human-machine fusion intelligence; Intelligent decision-making; Human-machine cooperation