心理科学进展 2027, Vol. 35, No. 2, 282–304 https://doi.org/10.3724/SP.J.1042.2027.0282
Advances in Psychological Science https://cstr.cn/32111.14.2027.0282

·研究构想(Conceptual Framework)·

人工智能辅助应急决策与处置中的经验阻断效应：内涵、生成与影响机制*

曹 蓉 史济灵 刘观鑫 张亚冉 高 阳

(西北大学公共管理学院, 西安 710127)

摘 要 人工智能(AI)正加速嵌入应急决策与处置中的关键环节, 在提升任务效率和表现的同时, 却可能阻碍管理者经验的同步增长。本文提出“人工智能经验阻断效应” (experience-blocking effect, EBE), 指的是 AI 辅助任务中原始情境接触、判断生成、后果承担与反馈校准、反思转化受到压缩、外移、弱化或浅化的近端过程性多维状态。研究 1 界定 EBE 的内涵、识别关键表征并构建测量框架; 研究 2 将替代式 AI 使用操作化为人–AI–任务配置, 检验其对 EBE 及任务绩效的影响; 研究 3 采用纵向、多轮和高仿真情境, 检验 EBE 是否通过限制情境线索知觉学习和行动–结果关联学习, 使得个人经验内化不足, 并通过减少成员可供外化的经验素材削弱其团队转化, 使团队经验外化不足。该框架将 AI 辅助应急管理的评价由即时任务绩效拓展至个体与团队经验沉淀, 为兼顾任务效能和管理者经验性专业能力发展的人智协同模式提供依据。

关键词 人工智能, 应急决策与处置, 经验阻断效应, 替代式 AI 使用, 人智协同

分类号 B849:C93

1 问题提出

随着大数据、云计算、物联网与人工智能技术的发展, 人工智能(artificial intelligence, AI)尤其是大语言模型正加速进入灾害与应急管理场景。系统综述研究表明, 其在灾害管理中的应用已由早期的信息提取和事件识别, 扩展到态势跟踪、影响分析和行动支持等环节(Xu et al., 2025)。与此相应, 欧洲科学院政策科学咨询联盟(Science Advice for Policy by European Academies, SAPEA)的权威评估报告也指出, AI 已进入危机准备、响应与恢复中的数据采集、预测预警、损失评估和辅助决策等应急管理的关键场景(SAPEA, 2025)。在我国, 应急管理部发布应急管理“久安”大模型并持续推进人工智能建设应用(中华人民共和国应急管理部, 2024, 2026)。可见, AI 嵌入应急管理已由技术探索转向制度化推进, 考察其对应急管理过程及管理者的影响具有重要现实意义。

AI 在应急管理中的深度嵌入进一步凸显了“人”的关键作用。AI 更擅长监测、识别、汇总和预测等标准化任务, 但在情境高度异质、价值冲突明显或需要承担伦理责任的问题上仍存在明显局限(SAPEA, 2025)。应急决策恰恰是一类高不确定、强时效、高风险后果且责任高度集中的自然情境判断任务。在这类任务中, 决策成败并不主要取决于信息处理的充分性, 而更依赖经验支持下的模式识别、情境感知和快速心理模拟(Klein, 2008), 而个人经验、压力水平和不确定性是影响其发挥的关键因素(Reale et al., 2023)。对重大突发事件现场指挥的研究也表明, 个人经验显著影响指挥者如何提取线索并迅速形成情境评估(Rimstad & Sollid, 2015)。因此, AI 辅助应急管理的评价还应关注管理者能否通过任务实践持续形成支持未来独立判断的经验。

作为应急决策的辅助工具, AI 可以扩大信息覆盖、提升态势整合效率、缓解信息过载, 并为

收稿日期：2026-05-15
* 国家社会科学基金重点项目(25AZZ008)资助。
通信作者：高阳, E-mail: 20185300@nwu.edu.cn

复盘材料整理提供支持(Cantini et al., 2025; Dcruz et al., 2025; Mercadé et al., 2025; Yu et al., 2025)。然而, 随着 AI 深度介入应急管理, 特别是当 AI 在信息研判、方案生成和复盘整理中由支持式工具转向替代式工具时, 管理者可能长期依据 AI 预筛选的信息、预生成的方案和复盘结论开展工作。近年的跨领域研究提示, 生成式 AI 可能使人的认知活动更多转向信息核验、回应整合和任务监管, 并在长期中带来去技能化和技能提升抑制等风险(Lee et al., 2025; Natali et al., 2025)。经典学习研究区分任务进行中的即时表现与能够在延迟、迁移情境中保持的学习结果(Soderstrom & Bjork, 2015)。AI 持续介入信息筛选、方案生成和复盘归因, 给高度依赖专业化经验沉淀与直觉决策的应急管理者的学习成长带来了挑战(曹蓉 等, 2017; Reale et al., 2023): AI 辅助下完成的任务能否沉淀为支持未来独立判断的经验?

现有研究尚未深入探讨 AI 嵌入后应急管理者的经验生成过程将如何变化。一方面, 当前 AI 辅助应急管理研究主要聚焦于监测预警、信息处理、决策支持、信任校准与治理条件等议题, 关注重点仍是即时任务绩效, 对管理者能否从 AI 辅助任务中形成可保持、可迁移的经验关注不足; 另一方面, 已有应急决策研究虽已较充分说明经验和直觉的重要性, 但多形成于 AI 深度嵌入之前, 尚未系统回答 AI 介入信息研判、会商、方案生成和复盘等关键环节后, 经验形成条件会发生何种变化。去技能化、技术空心化和自动化偏差等概念虽然揭示了 AI 使用的某些负面后果, 却更多关注短时判断偏差、技能结果变化或劳动过程重塑, 仍需一个专门解释任务经历如何转化为经验的过程机制框架。基于此, 本文以在应急管理过程中承担研判、会商、指挥、协调、处置决策和复盘归因责任的管理者[1]为研究对象, 从经验学习过程出发, 考察 AI 辅助下的任务经历能否转化为支持未来独立判断的经验, 以及不同 AI 使用方式如何改变这一转化过程。本文据此提出 AI 辅助应急管理的经验阻断效应(experience-blocking effect, EBE)这一新概念, 并围绕其内涵与过程表征、发生条件及其影响经验沉淀的路径展开研究构想。

2　国内外研究现状及评述

2.1　应急决策与管理者的经验

应急决策本质上是一类高风险的自然情境判断。与目标相对清晰、信息较充分且时间较宽裕的常规决策不同, 突发事件处置往往发生在时间紧迫、信息不完备、风险高且情境持续变化的条件下(Klein, 2008; Reale et al., 2023)。在这种情境中, 决策活动通常难以依赖先生成备选方案、再进行比较选择的形式化逻辑展开, 而更需要应急管理者在不确定条件下迅速形成对局势的整体把握(Klein, 2008; Rimstad & Sollid, 2015)。

自然情境决策研究指出, 模式识别决策并不是简单地凭感觉做决定, 而是借助长期经验形成的图式, 对当前情境进行快速匹配, 进而提取关键线索、形成预期, 并通过心理模拟判断某一行动是否可行(Klein, 2008)。围绕高风险事件的系统综述也表明, 训练有素的专业人员在危机处置中普遍采用模式识别、情境评估和快速心理模拟等策略, 而时间压力、压力负荷和不确定性是影响其发挥的重要条件(Reale et al., 2023)。因此, 应急决策由情境线索识别和经验图式提取共同支持(Klein, 2008; Reale et al., 2023), 使管理者能够在强时间压力和高不确定性条件下迅速形成可行方案(Choudhury & Saravanan, 2026; Okoli et al., 2022)。

经验是支撑应急情境下实现有效模式识别决策的核心资源, 其重要性首先体现在关键线索提取上。现场指挥研究表明, 在重大突发事件中, 大部分关键决策发生于事件早期, 而此时资源不足、信息不完整, 指挥者必须在高度不确定中迅速完成局势评估(Hugelius et al., 2021; Rimstad & Sollid, 2015)。以奥斯陆爆炸案为例, 知识与经验直接影响现场指挥者如何从视觉、听觉、嗅觉、空间位置等多源线索中提取有效信息, 并将其转化为情境评估(Rimstad & Sollid, 2015)。可见, 应急经验具有鲜明的情境性和具身性。管理者需要

[1] 本文所称应急管理者, 指在突发事件防范准备、监测预警、应急响应、处置协调和事后复盘过程中, 承担信息研判、情境评估、会商决策、指挥调度、资源协调、行动方案选择和复盘评估等职责, 需要在不确定、动态和高后果情境中形成判断, 或对相关判断与行动承担管理责任的组织成员。其典型包括各级应急管理部门和相关行业部门中的研判会商人员、指挥协调人员、现场或综合指挥人员以及复盘评估和培训组织人员; 不包括只执行既定指令的一线操作人员、提供技术支持但不参与应急判断与处置决策的技术人员, 以及仅提供一般咨询、但不参与方案形成与复盘归因的外部专家。

在亲历任务中把多源线索、情境判断组织为可供以后提取的经验表征。

经验的作用还体现在行动组织方式和新异情境适应上。群体伤亡事件指挥研究发现, 新手更多依赖收到线索后的反应式行动, 而经验更丰富的指挥者更早出现无前置线索的主动行动与计划性安排, 表现出由被动响应向前瞻性处置的转变(Perry et al., 2023, 2024)。这说明, 经验并不只是提高决策速度, 也会改变应急管理者组织行动的方式。另一方面, 应急情境往往具有新异性和不可完全重复性, 因此经验的价值还在于能否迁移到新的复杂情境中。适应性专长研究指出, 真正区分专长与常规熟练的, 是在面对陌生、变化和高复杂度任务时, 仍能依托已有知识表征、问题求解与既往经验恢复高水平表现(Bohle Carbonell et al., 2014)。可见, 经验决定了应急管理者能否在复杂多变自然情境中形成具有前瞻性和匹配性的处置行动。

当然, 经验和直觉并非在任何条件下都可靠。直觉有效性的形成具有明确边界: 一方面, 决策环境本身需要具有一定规律性, 能够提供相对稳定而有效的模式识别线索; 另一方面, 决策者还必须拥有足够的实践与反馈机会, 才能逐步学会识别这些线索并形成可迁移的判断图式(Kahneman & Klein, 2009)。因此, 应急管理者的处置决策经验更适合被理解为一种具有情境适配性的认知资源, 其形成依赖管理者在实践中生成判断、观察后果和校准认识。任务经历只有经过这些心理活动, 才可能转化为支持后续决策的经验。AI 进入应急决策关键环节后, 需要进一步考察这些经验形成条件将发生何种变化。

2.2 应急决策与处置经验的生成

本研究关注的“应急管理经验”, 并非泛指一般组织管理经验或具体技术经验, 而是指应急管理者在应急决策与处置实践中形成的情境化实践知识与判断图式。它主要体现为对危机事件线索和演化模式的识别、判断与行动方案的形成、对行动后果的预判以及对处置得失的反思性理解(曹蓉 等, 2017); 其功能在于支持应急决策与处置中的快速情境判断、可行方案形成和行动调整(Klein, 2008; Reale et al., 2023)。经验增长体现为这些表征逐步获得稳定性、可提取性和迁移性, 并能够在后续任务中支持独立的情境识别、判断解释、后果预判和行动调整。

应急管理经验首先生成于真实或近真实情境中的主动问题解决。经验学习研究表明, 经验是在具体任务中接触和组织情境信息、形成初步判断、实施行动并伴随反思修正认知的过程中逐步形成的(Morris, 2020)。学习心理学进一步区分了任务中的即时表现与任务之后相对持久的学习。改善当前任务表现的条件可能只产生暂时性优势, 保持和迁移测验才能反映相对持久的学习变化(Soderstrom & Bjork, 2015)。当学习者先经历自主问题解决、试错和修正, 再接受系统讲授时, 其概念理解与迁移表现通常更好(Sinha & Kapur, 2021)。从知觉学习视角看, 经验会改变个体提取信息的方式, 使其逐步提高诊断性特征的注意权重、区分相似刺激并把相关特征组织为可整体识别的模式(Goldstone, 1998; Kellman & Garrigan, 2009)。自然情境决策研究也表明, 专家借助长期经验提取关键线索、形成情境预期和识别典型行动(Klein, 2008; Klein et al., 2010)。这些研究提示, 对于应急管理者, 真实事件和情境、贴近现实的训练和高仿真模拟通过持续要求管理者感知、判断、协调和调整, 为应急经验的形成提供了实践条件(Hugelius et al., 2021)。这类主动加工使管理者能够把原始线索、问题理解、自主判断和行动方案组织为情境−判断经验表征, 并为后续反馈阶段的修正提供明确对象。

应急管理经验的内化依赖判断行动后的反馈、复盘和反思修正。工具性学习研究表明, 目标导向行动以行动−结果关联及结果效用的习得为基础(Balleine & Dickinson, 1998); 行动−结果关联判断则要求个体依据行动与结果共同出现的规律, 估计自身行动对结果的影响(Dickinson et al., 1984)。动态决策中的实例学习进一步指出, 决策者会把情境、行动和效用组织为具体实例, 在后续情境中提取相似实例, 并依据行动结果持续更新其效用和适用条件(Gonzalez et al., 2003; Gonzalez & Dutt, 2011)。在应急管理中, 只有当管理者能够还原自己如何理解情境、依据什么作出判断, 以及实际结果与预期有何差异时, 反馈才可能推动后果预判与行动规则的校准。行动后评估(after-action review, AAR)和事后复盘通过事件重构、原因分析、自我反思与集体讨论, 把行动经历转化为后续改进行动(Brennan & Abimbola,

2024; Parker, 2020)。结构化复盘能够通过反思、讨论和目标设定促进个体与团队从经验中学习(Tannenbaum & Cerasoli, 2013)。公共卫生应急管理研究还表明, 行动后评估能够捕捉情境化、经验性的隐性知识, 并服务于知识连续性和后续决策(Mayigane et al., 2024)。可见, 行动反馈需要与管理者先前形成的判断、预期和行动选择建立对应关系, 才能触发判断−后果经验联结的更新。反馈的可追溯性、及时性和诊断性决定了管理者能否识别判断偏差, 并修正原有经验表征的效用和适用边界。

此外, 应急管理经验还需要在团队协作中被共享、检验和沉淀。突发事件处置通常需要跨部门、跨专业和跨层级协同工作, 不同团队之间的沟通与协调会影响共享理解和联合决策(Brown et al., 2021)。团队沟通与协调在需要整合分散知识和处理复杂问题的任务中尤为关键(Mesmer-Magnus & DeChurch, 2009)。团队对目标、策略和行动过程进行共同检视, 有助于发现个体判断中的遗漏并修正信息加工偏差(Schippers et al., 2014)。团队沟通、协调与合作也支撑团队共识与组织凝聚力的形成。从团队学习的视角看, 团队成员首先需要形成可表达的情境理解、判断依据和后果解释; 这些个体经验素材随后经过团队中的知识共享、共同建构、建设性冲突和集体反思, 转化为共享理解与可复用的行动知识(Decuyper et al., 2010; Van Den Bossche et al., 2011)。因此, 团队经验沉淀同时受到成员可外化经验素材和团队转化过程的影响。

综合来看, 应急决策与处置经验的形成包含三个相互联系但不能混同的层次。第一, 情境接触、判断生成、行动反馈和复盘反思是具体任务中的经验生成活动; 这些活动是否被充分经历, 由 EBE 这一近端过程性状态加以刻画。第二, 情境线索知觉学习和行动−结果关联学习反映管理者经过一次或多次任务后, 在线索提取方式与行动−结果知识上学到了什么。第三, 稳定保持、独立提取、跨情境迁移以及团队外化反映所学内容能否沉淀为个体与团队可调用的经验资源。因而, EBE、经验学习过程与经验沉淀分别对应“任务中是否充分经历”“从经历中学到了什么”和“所学能否保持、迁移与共享”, 三者构成前后衔接而非循环定义的解释链条。AI 进入应急管理后, 需要关注其介入如何改变经验形成所需的上述关键条件与过程。

2.3　AI 嵌入应急管理关键环节的研究进展

AI 在应急管理中的应用, 已由外围性的信息处理工具转向对决策和处置的关键环节的功能性嵌入。近年的综述研究表明, AI 尤其是大语言模型已不再局限于灾情识别或信息抽取, 而是开始进入情境感知、会商支持、方案生成与行动协同等关键节点(Xu et al., 2025), 其角色正由分析工具延伸为决策支持工具(SAPEA, 2025)。

AI 嵌入应急决策的积极价值, 主要体现在三个方面。首先, AI 能够扩展信息研判的覆盖范围, 领域适配的大语言模型与多模态模型可从社交媒体、现场报告和图像信息中识别、过滤并结构化灾害信息(Yu et al., 2025)。其次, AI 能够提升态势整合效率, 通过摘要生成、信息过滤、报告生成和风险线索组织, 缓解应急管理中的信息过载, 支持会商准备和跨部门沟通(Cantini et al., 2025)。再次, AI 能够为复杂决策提供结构化支持, 通过资源推荐、路径规划、因果推断、方案比较和判断过程追踪, 提高决策支持系统的可解释性与可检验性(Dcruz et al., 2025; Mercadé et al., 2025)。与此同时, 研究前沿开始从任务自动化转向知识整合与复杂情境支持: 一方面, 大语言模型正在承担多源信息综合、跨模态检索、任务分解和行动建议生成等高阶功能, 推动灾害信息系统由“数据−信息”处理向“知识−行动”支持延伸(Xu et al., 2025)。研究重心也逐渐延伸到多灾种风险分析、早期预警系统、数字孪生以及因果推断支持下的灾害决策(Albahri et al., 2024; Ghaffarian et al., 2023)。另一方面, 围绕可解释人工智能(explainable artificial intelligence, XAI)和可信 AI 的研究明显增多, 灾害风险管理中的 AI 研究越来越强调透明性、可解释性、稳健性和可问责性, 以降低高风险场景中的黑箱风险(Dcruz et al., 2025)。这意味着, AI 嵌入应急管理的研究重点, 正在由单纯的任务自动化转向可解释、可检验、可协同的决策支持。

现有 AI 应急管理研究主要采用绩效评价取向。大语言模型应用综述、可解释与可信 AI 综述以及结构化决策研究, 重点考察预测准确性、响应效率、透明性、稳健性与任务适配, 对 AI 介入后管理者的认知分工、责任承担和能力发展关注

较少(Albahri et al., 2024; Ghaffarian et al., 2023; Xu et al., 2025)。事实上，智能技术的使用会产生两个时间尺度上的结果。Salomon 等人(1991)将技术使用期间人与技术共同实现的绩效改善称为“使用技术产生的效果” (effects with technology)，将技术使用后保留在个体身上的知识、技能和认知变化称为“技术产生的后续效果” (effects of technology)。前者反映人机联合系统的任务表现，后者反映个体离开技术后能够保持和迁移的学习结果。现有 AI 应急管理研究主要考察技术使用期间的信息处理效率、决策质量和任务绩效，对 AI 使用过程中经验生成活动是否完整，以及技术使用后形成的经验能否保持、独立提取和跨情境迁移，仍关注有限。

2.4 AI 问题性使用的能力发展风险

AI 对人的长期影响很大程度上取决于 AI 以何种方式被使用。经典自动化研究早已指出，技术通过使用、误用、弃用和滥用等不同方式重塑人的工作角色与能力要求(Parasuraman & Riley, 1997)。进入生成式 AI 时代后，这一问题进一步体现为 AI 在任务中究竟承担“支持”还是“替代”的角色。以人为中心的 AI 研究强调，理想的人机协同是在较高水平的系统支持下仍保留人的控制、判断、创造性和责任(Shneiderman, 2020)。生成式 AI 技能适应研究也明确区分了支持式和替代式 AI 使用，指出二者会导向不同的技能适应路径(Yang et al., 2026)。据此，本文将支持式 AI 使用界定为：AI 作为信息拓展、线索提示、反馈支持和材料整理工具嵌入任务过程，同时保留应急管理者的问题界定、判断生成、行动选择和责任承担；相应地将替代式 AI 使用界定为：AI 预先完成或部分替代应急管理者的信息筛选、问题框定、方案初拟和复盘总结，使其角色由判断生成者转向输出审核者。本文依据系统输出顺序、默认信息界面、原始材料入口、是否要求管理者先形成独立判断，以及复盘内容由人或 AI 先生成等任务配置识别替代式 AI 使用；过度依赖、低校验和低反思则用于描述这种配置下可能出现的使用行为。

现有跨领域研究已经提示，AI 问题性使用的影响并不局限于即时任务表现，而会逐步延伸到人的思维习惯和判断能力。对知识工作者的调查表明，生成式 AI 使批判性思维由前端的自主生成、分析和组织，转向后端的信息核验、整合和任务监管；对 AI 越有信心，批判性思维投入越少(Lee et al., 2025)。个体即便拥有可用的情境信息和自身判断，仍可能跟随 AI 建议；而要求使用者解释、比较和审查 AI 输出的强制认知设计，能够在一定程度上减少过度依赖(Buçinca et al., 2021; Klingbeil et al., 2024)。技术介入顺序也会影响后续学习。先独立尝试回答再使用搜索工具的参与者，在后续知识检验中优于直接使用搜索工具的参与者(Giebl et al., 2021)。生成式 AI 现场实验进一步发现，AI 辅助能够提高数学任务表现，但学生在撤去 AI 后的测验表现却可能低于未使用 AI 的学生；而通过提示和约束保留自主解题活动，可以缓解这种学习损失(Bastani et al., 2025)。这些发现表明，AI 使用期间的任务优势需要通过后续保持和迁移任务检验其是否转化为个体的学习。

更深层的风险在于，这种参与方式如果长期持续，可能进一步转化为能力发展风险。针对 AI 助手的研究指出，AI 的持续使用可能加速既有技能衰退，也可能在使用者并未察觉的情况下妨碍新技能形成(Macnamara et al., 2024)。组织场景研究也发现，AI 带来的认知自动化会侵蚀活动意识、能力维持和输出评估等关键能力，并形成自我强化的技能侵蚀循环(Rinta-Kahila et al., 2023)。医疗领域综述进一步将 AI 的长期成长风险区分为两类：一类是去技能化，即既有能力因长期减少实践而退化；另一类是技能提升抑制，即由于 AI 持续提供判断、建议与答案，个体失去接触复杂任务、承担渐进责任并发展新技能的机会(Natali et al., 2025)。更值得注意的是，这种影响还会迁移到非 AI 辅助情境(Vicente & Matute, 2023)。因此，替代式 AI 使用需要作为外部任务配置进行考察，其影响可以分别从任务中的经验生成活动、跨任务的经验学习过程和任务后的经验沉淀三个层次加以检验。

2.5 AI 问题性使用对经验生成的潜在影响

前述研究表明，AI 辅助任务需要同时评价使用期间的任务表现和任务之后的经验增长。现有研究尚未直接检验 AI 使用方式对应急管理者经验生成的影响，但经验学习和 AI 辅助任务研究已经提供了一些重要线索。从经验学习的角度看，任务经历能否转化为相对稳定、可提取和可迁移的经验，取决于学习者是否充分参与情境接触、判断生成、行动反馈和复盘反思，并在多次任务

中形成情境线索知觉学习与行动−结果关联学习。AI问题性使用可能改变人在任务中的功能和参与方式, 进而影响上述经验生成条件。

首先, AI 问题性使用可能影响经验形成所需的主动判断活动。学习心理学研究表明, 学习者自主选择线索、表征问题和形成初步判断的过程, 为后续信息整合和认识修正提供了基础, 表现出更好的后续知识保持(Giebl et al., 2021), 也更有利于概念理解和迁移(Sinha & Kapur, 2021)。而生成式 AI 研究发现, 使用者在 AI 辅助下的批判性思维活动可能更多集中于信息核验、回应整合和任务监管(Lee et al., 2025), 只有要求使用者解释、比较和审查 AI 输出的设计才能够在一定程度上降低对系统建议的过度依赖(Buçinca et al., 2021)。这些研究提示, 某些 AI 使用方式可能在改善当前任务表现的同时, 减少使用者自主形成问题理解和初步判断的机会; 其影响需要通过后续保持和迁移表现加以检验。

其次, AI 使用方式可能影响经验形成所需的反馈利用。经验学习要求个体把行动结果与此前形成的判断和预期联系起来, 通过比较预期与结果识别偏差、修正认识并提炼后续行动规则(Morris, 2020; Natali et al., 2025; Sinha & Kapur, 2021)。生产性失败研究也表明, 自主尝试形成的初步方案和错误认识可以为后续反馈提供比较对象, 从而促进知识整合与迁移(Sinha & Kapur, 2021)。但当 AI 在任务中提供较为完整的问题解释、判断理由或结果分析时, 使用者可能缺少充分表达自身初始判断及其依据的机会, 行动结果因而较难转化为针对自身认识的校准信息; 而保留自主尝试、质疑和解释活动, 则能为反馈修正创造条件(Lin et al., 2026; Vendrell & Johnston, 2026)。这些研究共同说明, AI 对经验学习的影响与使用者能否形成初始认识、接收针对性反馈并依据结果修正认识密切相关。

再次, AI 问题性使用可能影响经验形成所依赖的实践机会和责任条件。专业能力的发展需要个体反复处理具有代表性的复杂任务, 获得与自身表现相联系的反馈, 并在持续修正中形成较为稳定的判断模式(Ericsson et al., 1993)。持续使用 AI 可能加速既有技能衰退, 也可能在使用者尚未觉察时妨碍新技能形成(Macnamara et al., 2024)。医疗领域综述进一步将 AI 的长期能力风险概括为既有能力退化和新技能发展受限, 其中, 新技能发展受限与复杂任务接触、自主判断和渐进责任承担机会减少有关 (Natali et al., 2025)。从能力发展环境看, 技术配置还可能通过改变行动机会、习惯形成过程和价值投入, 影响个体能力培养的长期条件(Ferdman, 2025)。技术空心化研究也指出, AI 会随时间重塑知识劳动过程, 并可能逐步抽离知识型员工的执行技能和概念技能(王永跃 等, 2024)。由此, AI 使用的长期影响可能来自任务中认知参与方式的持续变化, 也可能来自复杂实践、判断责任和反馈修正机会的累积性减少。

如果把上述发现放回应急管理场景, 其理论指向在于 AI 介入可能改变应急经验形成所依赖的若干关键条件。前文已经表明, 应急决策经验的形成依赖管理者接触和理解一手情境线索, 形成初步判断和行动预期, 根据行动后果校准认识, 并通过复盘反思提炼可供后续调用的经验(Morris, 2020; Parker, 2020; Reale et al., 2023)。欧洲首席科学顾问组的政策评估也明确指出, 应急管理中的 AI 应以支持人类审议与决策为目标, 并应通过训练与制度安排防止专业经验流失和判断能力侵蚀(Group of Chief Scientific Advisors, 2025)。现有证据主要来自教育、医疗、知识工作和一般自动化场景, 能够支持 AI 使用可能影响主动判断、反馈修正和实践条件这一理论推论, 其在应急管理中的具体表现和作用程度仍需直接检验。后续研究需要进一步考察替代式 AI 使用是否通过改变情境接触、判断生成、后果校准和反思转化而提高 EBE, 以及 EBE 是否通过限制情境线索知觉学习和行动−结果关联学习, 影响个人经验内化与团队经验外化。

2.6　研究述评

现有研究为理解 AI 辅助应急决策中的经验生成奠定了四方面基础。自然情境决策研究说明经验性判断对应急处置的重要性, 并揭示其在线索识别、模式匹配、后果预判和心理模拟中的表现; 经验学习及学习−表现区分说明任务经历只有经过主动加工、反馈修正和迁移检验, 才可能转化为相对持久的经验; 适应性结构化与人机协同研究提示, 技术后果取决于 AI 在人−技术−任务关系中的嵌入和采用方式; 组织知识创造与团队学习研究则说明, 成员形成的经验素材还需经过表达、共享、共同建构和集体反思, 才能转化

为团队经验。这些研究脉络共同指向 AI 辅助下的经验学习问题，但目前仍缺少面向应急管理情境的系统整合。

具体而言，AI 辅助应急管理研究主要评价人机联合系统的效率、准确性、透明性与协同效果，对管理者在任务之后形成的经验关注不足。经验学习研究虽然揭示了主动判断、行动反馈与反思修正的作用，也分别说明了情境线索知觉学习和行动–结果关联学习的基本机制，但较少考察技术接管部分任务活动后，这两类学习过程将如何变化。AI 风险研究已经发现认知活动后移、去技能化和能力环境变化等现象，相关证据主要分散在教育、医疗、知识工作和组织自动化等场景中，尚未转化为解释应急管理者个人经验内化与团队经验外化的专门框架。

基于此，本文关注的核心问题是：AI 改善应急任务表现时，管理者的任务经历能否同步转化为支持未来独立行动的经验，以及不同 AI 使用方式如何改变这一转化过程。本文据此提出人工智能经验阻断效应，用以刻画任务完成与经验增长可能分离的近端过程状态，并构建“替代式 AI 使用–EBE–情境线索知觉学习与行动–结果关联学习–个人经验内化与团队经验外化”的可检验研究框架。该研究将 AI 辅助应急管理的评价范围由人机联合绩效扩展到管理者和团队在技术辅助过程中形成、保持、迁移与共享的经验。

3 研究构想

在人工智能全面嵌入应急管理关键环节的背景下，本文拟构建一个解释应急管理者如何将决策与处置经历转化为可调用经验的整合性过程框架。该框架的核心链条是：替代式 AI 使用通过改变人–AI–任务关系以及管理者参与信息研判、情境评估、方案形成、行动反馈和复盘反思的机会结构，提高人工智能经验阻断效应(experience-blocking effect, EBE)的发生概率和程度；EBE 继而限制情境线索知觉学习和行动–结果关联学习，使任务经历难以沉淀为个体可稳定提取和迁移的经验，并减少可进入团队复盘、共享和传授的经验资源。适应性结构化理论用于解释替代式人–AI–任务配置何以改变管理者参与经验生成活动的机会结构；经验学习理论及学习–表现区分用于解释任务中的经历如何通过心理学习过程转化为相对持久的经验；自然情境决策理论用于界定应急经验的核心内容及其在高风险情境判断中的功能；组织知识创造与团队学习理论则进一步解释成员形成的经验素材如何跨层转化为团队经验。当前任务绩效作为与 EBE 平行的比较结果，用于识别“任务可以完成但经验未能同步增长”的学习–表现分离，不构成 EBE 本身，也不替代对经验学习和经验沉淀的纵向检验。

围绕这一过程框架，三项研究依次完成构念建构、前因识别与影响机制探讨。研究 1 回答“人工智能经验阻断效应是什么”，将 EBE 界定为发生在具体任务过程中的近端过程性构念，并从原始情境接触压缩、判断生成外移、后果承担与反馈校准弱化以及反思转化浅化四个方面建立其形成性内容域和测量工具。研究 2 回答“人工智能经验阻断效应如何生成”，将替代式 AI 使用操作化为可观察、可操纵的人–AI–任务配置，通过与支持式 AI 使用及无 AI 条件比较，检验替代式配置是否提高四类 EBE 表征的强度，同时考察其与当前任务绩效可能并存的关系。研究 3 进一步回答“人工智能经验阻断效应如何影响经验沉淀”，通过纵向、多轮和高仿真情境检验 EBE 是否因限制情境线索知觉学习和行动–结果关联学习而增加个人经验内化不足；在团队层面，则考察两类学习过程受限是否减少成员可供外化的经验素材，并经由团队学习与知识转化过程增加团队经验外化不足。三项研究由此共同形成“替代式 AI 使用–人工智能经验阻断效应–经验学习过程–经验沉淀”的总体解释链条，同时在构念、任务过程、心理学习和个体–团队结果之间保持清晰的层次边界。

研究的整体框架见图 1。

3.1 研究 1：人工智能经验阻断效应的内涵、维度与测量

研究 1 旨在提出“人工智能经验阻断效应”(experience-blocking effect, EBE)，并在此基础上厘清其内涵、构成性表征与测量构想。前文已经指出，应急管理经验是在决策与处置实践中形成的情境化实践知识与判断图式，其形成依赖情境接触、判断生成、行动反馈和复盘反思等关键活动。研究 1 据此将 EBE 聚焦于 AI 辅助任务中上述经验生成活动实际受到干扰的程度，并将任务完成与后续经验增长的分离作为检验其理论效应的诊断性结果判据。

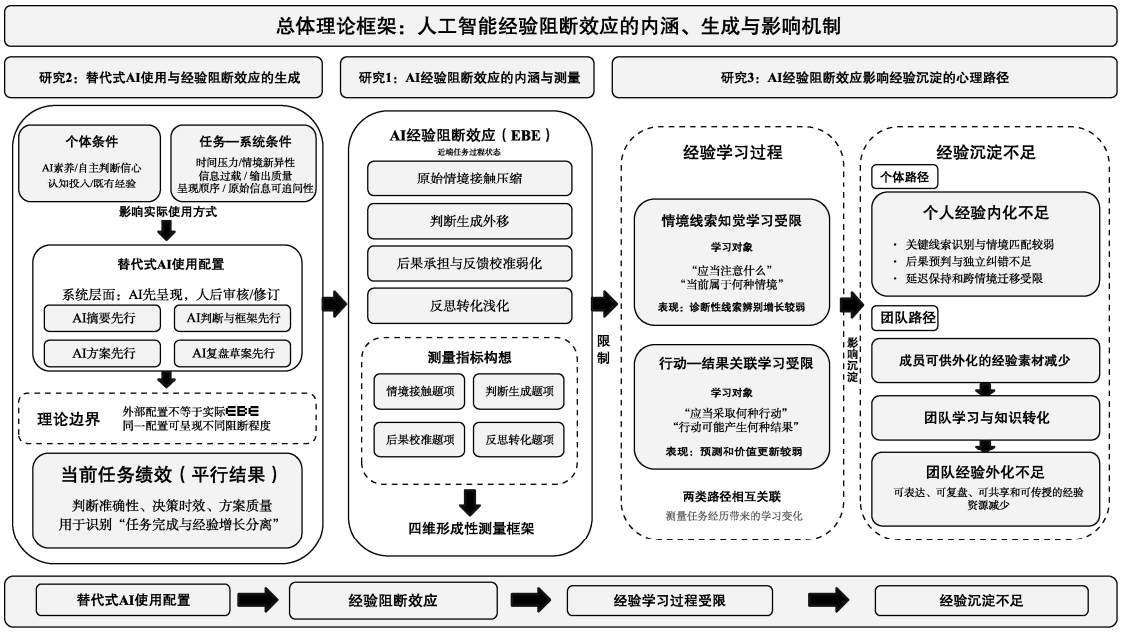


图 1　研究的整体框架

3.1.1　人工智能经验阻断效应的概念界定

本文将 EBE 界定为: 在 AI 辅助应急决策与处置任务中, 管理者实际经历的原始情境接触、判断生成、行动后果承担与反思转化等经验生成活动受到压缩、外移、弱化或浅化的过程性多维状态。EBE 反映管理者在具体任务中是否充分经历了经验生成活动, 并可能限制任务经历向可调用经验的转化; 它不同于管理者经过一次或多次任务后在线索提取方式、行动–结果知识以及经验保持和迁移方面发生的学习变化。当前任务完成与后续经验增长未能同步, 构成识别其理论效应的诊断性结果判据。

这一定义包含四层含义。第一, EBE 发生于 AI 辅助应急决策与处置任务; 第二, EBE 关注 AI 介入引发的近端任务过程状态, 而不是经验内化、能力衰退或团队知识不足等远端心理和行为结果; 第三, EBE 的过程核心由多个经验生成环节的变化共同构成, 按程度可表现为单一维度突出或多个维度联合的组合形态; 第四, EBE 的直接解释对象是应急管理中任务完成而经验却未能同步增长的现象, 任务完成与后续经验增长分离是 EBE 的诊断性结果判据。

3.1.2　与相关概念的区别

与既有概念相比, EBE 的独特解释对象是“任务已经完成而经验没有生成”。认知卸载通常指个体借助外部工具降低内部认知加工需求(Risko & Gilbert, 2016); 自动化偏差关注人们在自动化建议面前出现的遗漏错误和采纳错误(Mosier et al., 1998; Parasuraman & Riley, 1997); AI 依赖强调使用者对 AI 系统形成不恰当信任并采纳其建议(Klingbeil et al., 2024; Lee & See, 2004); 去技能化关注既有技能因技术替代和实践减少而衰退(Natali et al., 2025); 技术空心化则关注 AI 对知识型员工劳动过程中的执行技能和概念技能的抽离(王永跃 等, 2024)。相较之下, EBE 关注的是应急管理者经验学习循环中的关键环节是否被改变, 进而探讨这种改变如何影响个体和团队的经验沉淀(详见表 1)。

3.1.3　人工智能经验阻断效应的形成性构念依据

EBE 更适合被理解为形成性多维构念, 理由主要有四点。第一, 原始情境接触压缩、判断生成外移、后果承担与反馈校准弱化以及反思转化浅化共同构成 EBE, 任一维度的变化都会改变总体构念的内容和程度。第二, 四类表征分别对应情境接触、判断生成、行动反馈和复盘反思, 具有不可互换的经验学习功能。第三, 四类表征共同界定 EBE 的完整内容域, 具体任务可以呈现单一维度突出或多个维度联合的组合形态。第四,

表 1 经验阻断效应与相关概念的区别

概念	主要关注	解释对象	与经验阻断效应的区别
经验阻断效应	经验形成环节受干扰	任务完成与经验增长分离	——
替代式 AI 使用	人与 AI 的功能分工和介入顺序	AI 替代人完成任务中的判断和反思	构成 EBE 的潜在发生条件，不直接关注经验生成过程本身
认知卸载	认知负担外部化	认知负荷和加工方式变化	不涉及除认知外经验形成的其他过程
自动化偏差	接受自动化系统建议	单次判断中的采纳偏差	主要解释单次判断偏差，关注结果正确性
AI 依赖	对 AI 不恰当信任和依赖	信任校准失败	可以成为 EBE 的前因或伴随行为，未直接刻画经验生成
去技能化	既有技能退化	能力衰退结果	偏结果概念，属于 EBE 可能引起的远端能力结果
技术空心化	技能结构被抽离	劳动过程重塑	分析层次更宏观，时间跨度更长

四类表征可能具有不同的发生条件和后续影响，由此形成具有情境差异的维度分布。

据此，本文将 EBE 界定为过程性、形成性多维构念。多维构念研究指出，对于过程性和复合性现象，维度更适合被理解为共同构成总体构念的组成部分，而不是高阶潜变量的表层表现(Law et al., 1998; MacKenzie et al., 2011)。形成性测量研究也强调，形成性指标不一定高度相关，其理论价值在于共同覆盖构念的不同组成部分，而不是共同反映同一个潜在状态(Bollen & Lennox, 1991; Diamantopoulos & Winklhofer, 2001; Jarvis et al., 2003)。

因此，研究 1 预期 EBE 的四类表征之间可能存在正相关，但不完全一致。它们的关系更可能表现为中等相关、部分独立和情境依赖的组合模式。不同 AI 嵌入方式可能激活不同表征组合。四类表征共同构成 EBE 的形成性内容域，具体个案无需同时在四个维度上达到相同水平。

3.1.4 人工智能经验阻断效应的形成性表征

从经验生成的关键条件出发(Morris, 2020; Parker, 2020)，研究 1 将 EBE 初步划分为四类形成性表征(详见图 2)：第一，原始情境接触压缩，指管理者在任务中对原始线索、现场复杂性、一手信息、冲突线索和不确定信息的实际接触与自主加工减少；其典型表现包括较少查看、比较和追索原始材料，或者主要依据已经整理的信息理解情境。第二，判断生成外移，指管理者自主完成问题界定、初步判断、理由形成和备选方案生成的

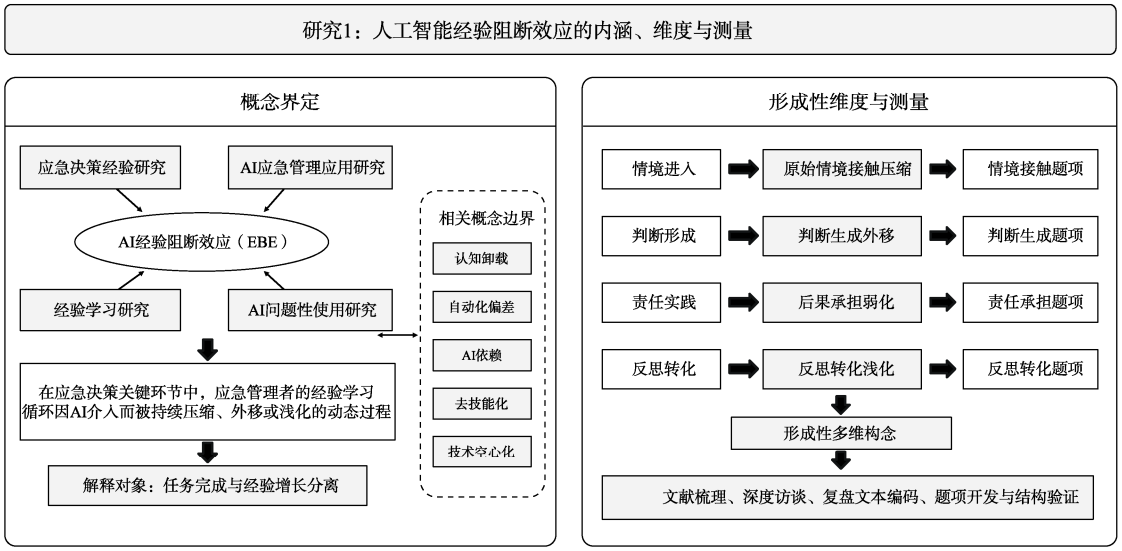


图 2 人工智能经验阻断效应的理论内涵与维度示意图

程度降低; 其典型表现包括在参考 AI 输出前缺少独立的问题表征、判断理由、备选解释和行动方案, 后续活动主要集中于确认、修改或采纳既有结论。第三, 后果承担与反馈校准弱化, 指管理者较少将行动结果与自身先前判断和行动预期进行回溯比较, 因而缺少根据结果识别偏差和修正认识的过程; 其典型表现包括初始判断和预期缺少记录、结果与先前判断之间的联系不清, 以及未能依据结果说明需要修正的认识。本文所称后果承担, 是指管理者参与行动选择并将结果回溯到自身判断的学习责任。第四, 反思转化浅化, 指管理者对事件过程、判断依据和行动后果的自主重构、因果分析、反事实思考及经验规则提炼趋于表层化; 其典型表现包括较少亲自重构事件过程、比较预期与结果、追问原因, 以及提炼行动规则的适用条件和边界。四类表征分别对应经验生成活动中的情境接触、判断生成、行动反馈和复盘反思, 共同刻画 AI 介入情境中经验形成过程受到干扰的不同方面。

3.1.5　测量构想

在测量构想上, 研究 1 拟遵循“概念建构–题项开发–结构验证–多方法效度检验”的路径展开。其中, 文献梳理、关键事件访谈和材料编码用于概念建构与内容域识别(Gioia et al., 2013), 后续题项分析和结构检验用于形成可重复使用的测量工具。由于人工智能经验阻断效应(EBE)更接近由多类异质表征共同构成的综合状态, 而非单一潜在特质的同质反映, 本研究拟将其作为二阶形成性构念进行初步建模。四个一阶维度分别采用反映性测量, 二阶 EBE 采用形成性测量。

具体而言, 第一步, 通过关键事件访谈、演练与复盘文本分析以及专家评估, 识别四类表征的语义边界、行为表现与可观察指标。访谈和文本分析重点考察管理者在 AI 辅助任务中实际接触了哪些信息、如何形成判断、如何利用行动反馈以及如何完成复盘反思。第二步, 在此基础上形成题项池, 题项设置明确的作答参照情境。一般调查可以引导被试回顾最近一次或典型的 AI 辅助应急决策与处置经历, 情境实验则以刚刚完成的任务为参照。这里的参照情境用于提高回忆和判断的准确性, 不限定 EBE 只能发生于单次任务。题项开发排除三类内容: AI 输出顺序等外部任务配置、主体性感知等内部心理状态, 以及延迟保持和迁移等经验结果。研究 1 进一步通过专家分类、内容效度评价和认知访谈检验题项与四个维度的对应关系。

第三步, 对各一阶表征分别进行项目分析、探索性因子分析和验证性因子分析, 以评估题项质量、内部一致性、聚合效度与区分效度。探索性因子分析和验证性因子分析原则上使用独立样本, 并检验各一阶题项是否稳定反映相应的任务过程状态。第四步, 在二阶构念验证上, 研究 1 拟将 EBE 建模为“反映性一阶、形成性二阶”的高阶构念, 并以 PLS-SEM 作为主要统计路径。具体而言, 采用两阶段法: 第一阶段估计各一阶表征的测量模型并获得潜变量得分; 第二阶段将各一阶表征的潜变量得分作为形成性指标, 共同构成二阶 EBE 构念。随后检验各一阶表征的外部权重、bootstrap 置信区间及多重共线性, 对于权重不显著但具有明确理论必要性的表征, 可结合外部载荷、内容效度和法则网络关系判断是否保留。

第五步, 从多方法收敛效度、区分效度、效标效度和增量效度四个方面开展外部验证。其中, 多方法收敛效度通过 EBE 量表与交互日志、任务痕迹和专家编码之间的对应关系加以检验: 原始情境接触压缩对应原始材料访问和线索追索记录; 判断生成外移对应独立初判、判断理由和备选方案痕迹; 后果承担与反馈校准弱化对应结果回溯、预期–结果比较和判断修正记录; 反思转化浅化对应复盘文本中的事件重构、因果解释、反事实思考和规则边界。区分效度通过比较 EBE 与替代式 AI 使用、认知卸载、AI 依赖、去技能化和技术空心化等相邻构念加以检验。效标效度同时考察即时任务绩效和延迟经验结果, 检验 EBE 是否更稳定地预测无 AI 条件下的独立判断、延迟保持和跨情境迁移。增量效度进一步检验: 在控制既有经验、认知卸载、AI 依赖和即时任务绩效后, EBE 能否继续解释延迟经验表现。团队经验外化属于跨层结果, 需要通过团队复盘和交互材料另行检验。研究 1 对延迟保持和迁移表现的考察仅用于验证 EBE 测量工具的法则网络、效标效度和增量效度, 不在此检验经验学习过程的正式中介作用; 经验学习过程及其个体和团队远端结果由研究 3 通过纵向设计加以检验。

作为补充, 可分别以四个一阶反映性维度为对象构建 MIMIC 模型, 将 AI 使用情境和替代式

AI 使用作为外部原因变量, 将相应题项作为反映性指标, 考察不同 AI 情境与各维度之间的差异化关联及测量结构的稳定性。该补充分析不替代二阶形成性构念的 PLS-SEM 两阶段检验。研究 1 还可在不同 AI 任务类型、专业人员与受训学生样本以及不同测量时间点之间检验一阶测量结构的等值性, 以确认测量工具的跨情境适用性。

3.2 研究 2: 应急管理中替代式 AI 使用与经验阻断效应的生成

研究 2 进一步回答“人工智能经验阻断效应如何生成”, 聚焦于应急管理中人−AI−任务配置是否改变情境接触、判断生成、行动反馈和复盘反思四类经验生成活动, 并识别不同 AI 介入环节的相对作用。研究 1 将 EBE 界定为上述活动实际受到干扰的程度; 据此, 研究 2 将替代式 AI 使用作为可操纵的任务条件, 将四类 EBE 表征作为近端过程因变量, 同时单独评估当前任务绩效。研究 2 主要回答两个问题: 支持式与替代式配置是否引发不同程度的 EBE; 当前任务绩效优势是否可能与较高的 EBE 过程强度同时出现。

3.2.1 应急决策与处置中的替代式 AI 使用及其操作化

从适应性结构化理论看, 技术后果并不直接由技术功能决定, 而是由技术特征、任务特征和使用者采纳方式共同塑造(Schmitz et al., 2016)。相关自动化依赖、人机分工与强制认知设计研究也表明, 系统在决策链条中的介入阶段、输出顺序和默认结构, 会影响使用者是否仍保留主动判断生成过程(Buçinca et al., 2021; Parasuraman & Riley, 1997)。进入生成式 AI 时代后, 支持式 AI 使用与替代式 AI 使用不仅关乎任务结果, 还会导向不同的技能适应路径(Yang et al., 2026)。据此, 本文将支持式与替代式 AI 使用区分为两类不同的人−AI−任务结构。

本文所称支持式 AI 使用, 是指将 AI 输出安排在关键人工生成活动之后: 系统默认呈现原始材料, 要求使用者先形成问题界定、初步判断和行动方案, 随后由 AI 提供线索补充、盲点提示、方案比较和反馈支持。替代式 AI 使用则是将 AI 输出安排在关键人工生成活动之前: 系统默认先呈现 AI 摘要、问题框架、风险判断、行动方案或复盘草案, 使用者随后审核、修订或确认。两类配置由“系统何时呈现何种内容、默认呈现何种内容、何时要求人工提交任务产出”等可观察规则加以区分, 具体见表 2。

需要注意的是, 研究中保持原始材料的可获得性、AI 输出的信息内容与质量、结果反馈和总任务时限一致, 仅改变默认呈现顺序与强制加工要求。AI 输出可预先生成并经专家评定后固定, 以控制模型随机性和建议质量差异。表 2 描述的是实验者设置的外部配置; 参与者仍可在替代式条件下主动追索原始信息、重构问题和改写 AI 建议, 也可能在支持式条件下仅作形式化初判。EBE 需要依据参与者实际完成的经验生成活动另行测量, 这种实际过程差异构成研究 2 的近端过程因变量。

3.2.2 AI 使用配置与经验生成活动的变化

外部配置通过改变信息与 AI 输出的呈现时点、默认选项以及人工生成活动的必要性, 重新安排管理者参与经验生成的机会结构。替代式配置提高了直接沿用 AI 输出的便利性, 支持式配置为自主尝试、比较和修正保留了明确的任务节点。具体参与过程仍受到既有经验、AI 素养和主动加工行为影响, 因此同一配置下可以出现不同程度、不同组合的 EBE 表征。这一概率关系使外部配置与 EBE 保持了可检验的理论边界。

表 2 应急管理中支持式 AI 使用与替代式 AI 使用的外部配置

配置环节	支持式 AI 使用	替代式 AI 使用
默认信息呈现	原始材料	AI 摘要
原始材料入口	始终可见并主动呈现	始终可访问但默认折叠
初始判断顺序	强制人先提交初判, 随后呈现 AI 判断	先呈现 AI 判断, 人随后审核或修订
问题框定顺序	人先界定问题, AI 随后提示盲点	AI 先给出问题框架, 人随后审核或重构
方案生成顺序	人先提出方案及后果预判, AI 随后补充比较	AI 先生成方案, 人随后审核或修订
复盘生成顺序	人先完成事件重构与初步归因, AI 随后反馈	AI 先生成复盘草案, 人随后审核或修订

在任务前端, AI 摘要先行及 AI 先行判断可能降低管理者主动查阅一手材料、整合冲突线索和形成独立问题表征的机会。自动化依赖与强制认知设计研究表明, AI 输出的呈现顺序和交互要求会影响使用者对系统建议的跟随以及主动分析程度(Buçinca et al., 2021; Klingbeil et al., 2024)。研究 2 据此考察, 替代式配置下参与者是否实际减少原始材料追索、跨来源比较、独立理由生成、备选解释和自主方案修订行为, 以评估原始情境接触压缩和判断生成外移的程度。系统是否先呈现 AI 输出属于操纵条件; 上述活动的数量、完整性和质量构成 EBE 过程证据。

在任务后端, AI 先行提供结果解释和复盘草案可能减少管理者将行动结果回溯至先前判断、识别判断偏差并自主重构事件因果的机会。经验学习和行动后评估研究表明, 行动结果需要与原有判断和预期建立联系, 复盘中的因果分析、反事实思考与规则提炼支持经验修正和转化(Morris, 2020; Parker, 2020)。研究 2 据此考察, 参与者是否实际记录行动预期、比较预期与结果、说明判断修正, 并在复盘中独立完成事件重构、因果分析、反事实思考和适用边界提炼, 以识别后果承担与反馈校准弱化和反思转化浅化。

四类 EBE 表征可能呈现不同的效应强度和组合形态。前端信息与判断配置主要关联原始情境接触压缩和判断生成外移, 后端反馈与复盘配置主要关联后果承担与反馈校准弱化和反思转化浅化; 跨环节影响也有可能出现。研究 2 将分别报告四个维度的变化, 并依据研究 1 验证的形成性结构汇总总体 EBE 程度。

研究 2 同时测量当前任务绩效, 包括情境判断准确性、决策时效和方案质量。替代式 AI 使用可能支持当前任务完成, 也可能提高 EBE 过程强度, 两类结果由平行路径分别检验。研究 2 能够识别二者在当前任务中的并存模式; 任务完成与经验增长分离的完整证据还需要研究 3 通过无 AI 独立判断、延迟保持和跨情境迁移加以验证。研究 2 的理论关系见图 3。

3.2.3　可检验路径与研究设计

替代式 AI 使用并非完全取决于使用者的行为, 而是由个体条件、任务条件和系统条件共同塑造。在个体层面, AI 素养、自主判断信心、认知投入意愿和既有经验水平可能影响管理者是否倾向于直接采纳系统输出内容(Lee et al., 2025)。在任务层面, 时间压力、情境新异性、信息过载和后果不确定性可能提高使用者对系统建议的依赖。在系统层面, AI 输出的完整度、呈现顺序、原始信息可追问性、复盘归因呈现方式等, 会直接影响管理者使用 AI 的具体方式。研究 2 将既有经验和 AI 素养纳入基线测量, 在主实验中控制任务新异性、时间压力与 AI 输出质量, 并在高仿真推演中考察结果对关键应急任务条件的稳健性。

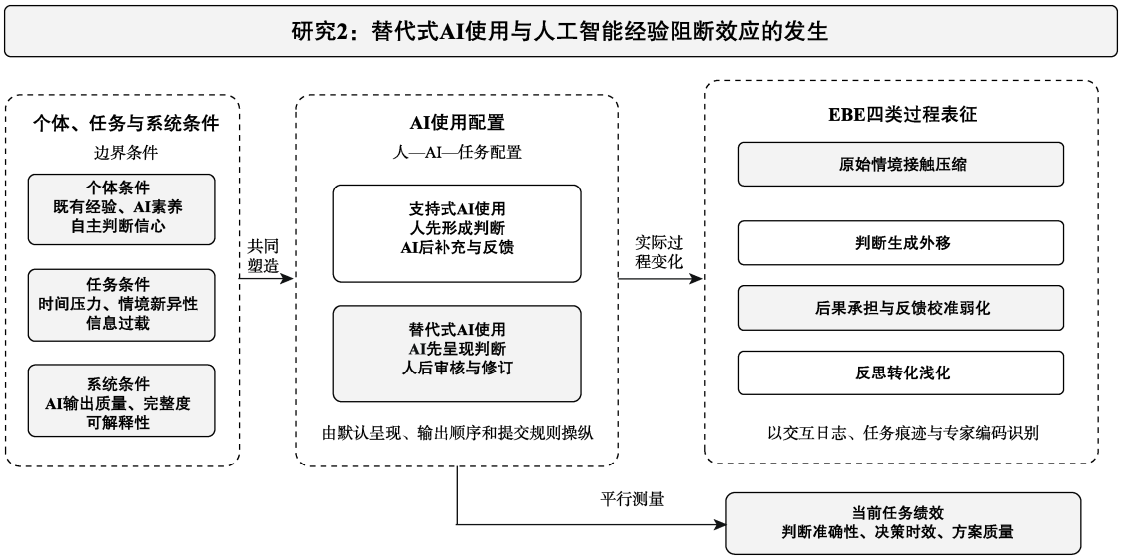


图 3　替代式 AI 使用与人工智能经验阻断效应发生的理论模型图

上述因素用于界定效应的适用条件，不在本文中扩展为完整的调节模型。

同时，为了匹配应急决策与处置情境高压力、高后果和动态变化的特征，研究 2 采用“情境实验−高仿真桌面推演−真实演练与复盘材料分析”的多阶段检验路径设计，以同时兼顾内部效度和生态效度。三个阶段分别承担外部配置的因果识别、复杂任务条件下的稳健性检验和组织化情境中的过程复现。研究 2 的主要检验路径为“替代式 AI 使用配置→EBE 四类过程表征”；与情境线索加工和行动−结果联结相关的即时心理加工指标仅作为探索性证据，跨任务的情境线索知觉学习和行动−结果关联学习及其对延迟经验结果的中介作用在研究 3 中正式检验。

第一阶段可采用情境实验，对支持式 AI 使用和替代式 AI 使用进行因果操纵。参与者可依据既有应急经验进行分层随机分配，并在实验前测量 AI 素养和基线判断能力。在支持式 AI 条件下，系统首先呈现原始多源线索，并要求参与者先完成问题界定、风险判断和初步方案，AI 随后提供线索补充、反例提醒和追问反馈；在替代式 AI 条件下，系统先呈现由 AI 整合形成的“态势−问题−方案”一体化建议，并在复盘阶段先给出复盘草案，参与者主要对系统输出内容进行审核、修正和确认。无 AI 条件要求参与者依据相同的原始材料独立完成任务，用于建立四类经验生成活动的行为基线。无 AI 组中出现的活动不足反映一般性的经验生成受限；AI 条件相对于无 AI 基线或支持式条件出现的额外受阻，构成识别人工智能经验阻断效应的证据。

以城市内涝处置任务为例，三组接收相同的雨量、积水、交通、舆情和救援资源信息，支持式与替代式 AI 组接收内容和质量相当的系统建议。研究过程依次记录：基线条件与实验配置(S0)；原始材料访问、线索追索、初始判断和方案版本(S1)；决策结果及当前任务绩效(S2)；行动反馈回溯、判断修正和复盘活动(S3)。任务结束后可隐藏 AI 输出，设置即时情境重构和判断依据回忆任务(S4)，作为探索性心理加工证据，不纳入 EBE 评分或研究 2 的正式中介检验。

第二阶段可采用高仿真桌面推演或应急演练，以提高生态效度。推演任务应尽量包含应急决策与处置的关键情境特征，如时间压力、多源信息冲突、资源约束、跨部门会商等。该阶段可将上述支持式与替代式系统界面嵌入团队推演过程，邀请应急管理部门、消防救援、公共卫生、安全生产或综合指挥中心相关人员参与，也可以先采用受训学生或模拟团队进行预实验，记录 AI 交互日志、原始材料查看记录、会商文本、方案修订痕迹和复盘发言。个体 EBE 依据成员各自的交互与作答材料评估，团队任务绩效单独记录；分析中采用多层模型或聚类稳健标准误处理成员嵌套于团队的结构。高仿真推演主要复现应急任务的信息加工和协作特征，真实后果压力的外推范围需在研究结论中明确限定。

第三阶段可结合真实演练、复盘文本和系统交互日志进行过程分析。该阶段用于考察实验和推演中发现的“外部配置−过程表征”关系能否在组织化演练场景中复现，并识别真实工作中支持式与替代式配置的具体形态。具体而言，可依据表 2 所列配置环节，对真实演练中的 AI 嵌入方式进行编码；同时，结合交互日志、任务痕迹、复盘文本和专家评分，分析管理者实际表现出的四类 EBE 过程表征。

为识别整体配置中不同 AI 介入环节的相对作用，研究 2 可在三组整体比较之后增加递进式拆分检验。前端采用“原始材料先行/AI 摘要先行×人先形成初判/AI 先呈现判断”的 2×2 设计；后端比较“人先复盘−AI 后反馈”与“AI 先生成复盘−人后审核”。各条件保持原始材料可访问、AI 建议内容与质量一致。整体实验用于检验支持式与替代式人−AI−任务结构的净差异，拆分检验用于估计信息呈现、判断顺序和复盘顺序对相应 EBE 维度的独立效应及交互作用。上述检验属于研究 2 内部的递进步骤，无需增加新的独立研究。

在过程指标上，研究 2 按照“操纵实现−EBE 过程表征−当前任务绩效−心理加工”四个层次组织指标，见表 3。操纵实现仅记录实验者控制的系统规则与流程；EBE 通过研究 1 量表、交互日志、版本记录、人工生成比例和专家编码等多方法证据评估。复杂文本指标以预先制定的编码手册和分级行为锚点为依据，由不了解实验条件的评分者独立编码，并报告组内相关系数或加权 Kappa 等评分者一致性。结构化文本分析用于提取因果连接、反事实表达、自我修正和规则边界等特征，其结果需与专家评分进行效标校验。

表 3　研究 2 过程性指标的操作化示例

指标层次	测量对象	材料来源	评分与编码方式
操纵检验	支持式/替代式 AI 使用配置	系统界面记录、交互日志、任务流程记录	核验各项客观配置是否按方案执行, 并报告实施一致性
EBE过程表征	原始情境接触压缩	原始材料访问、检索与任务笔记记录	编码原始来源查看覆盖率、冲突线索追索、跨来源比较、返回查看及判断理由中的一手线索使用情况
EBE过程表征	判断生成外移	人工初判、会商文本、方案版本和 AI 交互记录	评估人工生成的问题要素、判断理由、备选解释、后果预判和方案内容的完整性、原创比例及对 AI 建议的实质性修订
EBE过程表征	后果承担与反馈校准弱化	反馈前行动预期、结果反馈查看、判断修正和方案修订记录	评估参与者是否将结果回溯至先前判断, 能否识别预期偏差并据此修正判断或行动方案
EBE过程表征	反思转化浅化	个人复盘、口头复盘、版本记录和团队讨论文本	评估参与者自主完成事件重构、因果分析、反事实思考、经验规则及适用边界提炼的深度
当前任务绩效	任务完成质量	决策结果、作答时间和方案文本	记录判断准确性和决策时效, 由盲法专家评价方案可行性、风险控制和资源匹配质量
探索性心理加工证据	与情境线索加工和行动–结果关联相关的即时心理加工证据	隐藏 AI 后的即时情境重构、判断依据回忆和结果匹配任务	评估情境要素及其关系的重构完整性、判断依据组织以及判断–后果对应关系; 该指标不等同于跨任务的经验学习过程, 且不纳入 EBE 得分

主要分析以 AI 使用配置为外生变量, 以四个 EBE 维度为平行过程结果, 并分别检验“替代式 AI 组−支持式 AI 组”的核心对比以及两个 AI 组与无 AI 行为基线的差异。依据研究 1 形成性测量模型计算的总体 EBE 指数可用于汇总, 维度层面的效应仍需分别报告。当前任务绩效作为独立的平行结果进入模型; 拆分实验采用因子设计检验各配置成分的主效应和交互作用; 重复任务及团队样本采用多层模型。研究应预先确定核心对比、主要指标和编码规则, 并根据主要效应的功效分析或模拟确定样本量。

通过上述设计, 研究 2 能够区分系统设置的 AI 使用配置与管理者实际发生的经验生成过程, 检验替代式 AI 使用是否提高四类 EBE 表征的强度, 并识别不同 AI 介入环节的相对作用。当前任务绩效的平行测量为识别“任务能够完成而经验生成活动受阻”的近端模式提供证据; 研究 3 将进一步检验 EBE 如何通过限制情境线索知觉学习和行动–结果关联学习, 增加个人经验内化不足, 并通过减少成员可供外化的经验素材及其团队转化, 增加团队经验外化不足。

3.3　研究 3: 人工智能经验阻断效应影响应急管理者经验沉淀的心理路径

研究 3 进一步考察人工智能经验阻断效应的影响。前文所界定的经验阻断效应主要发生在应急任务处理阶段, 表现为原始情境接触、判断生成、后果承担与反馈校准和反思转化等经验生成活动被压缩、外移、弱化或浅化。研究 3 关注这些任务过程变化如何影响管理者从任务经历中获得经验, 并在 EBE 与经验沉淀之间提出两类相互关联的经验学习过程, 重点考察它们是否受到限制: 情境线索知觉学习和行动–结果关联学习。前一类解释管理者能否从复杂情境中学习具有诊断意义的线索及其组合模式, 后一类解释管理者能否依据反馈学习自身判断、行动与后续结果之间的关系。两条路径具有不同的学习对象, 共同影响任务经历能否沉淀为个人可调用经验。

成员在任务中形成的可供外化经验素材构成团队经验沉淀的内容基础。团队成员从任务中形成的线索认识、判断依据、结果预期和反馈修正, 需要经过团队中的知识共享、共同建构、建设性冲突和集体反思, 转化为共享经验。因此, 研究 3 在个体心理学习路径之外进一步考察对团队经验外化的影响路径。

本文所称经验沉淀, 是指应急管理者完成应急决策与处置任务后, 任务经历在个体层面转化为可调用的情境识别模式、判断图式、行动预判规则和迁移经验, 或在团队层面转化为可表达、

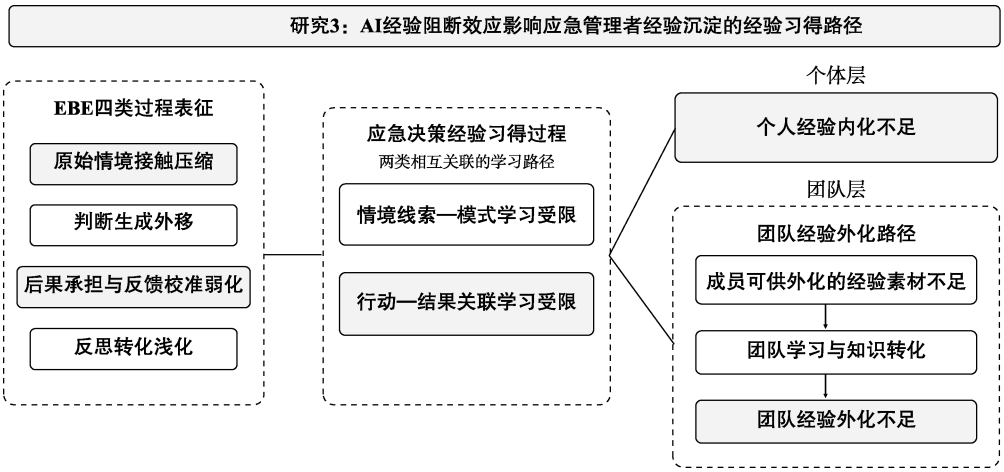


图 4 人工智能经验阻断效应影响经验沉淀的理论机制模型图

可复盘、可共享和可传授的经验资源。经验沉淀不足是指任务虽然已经完成，相关经历却未能充分转化为个体稳定经验或团队共享知识，具体包括个人经验内化不足和团队经验外化不足。两类结果共享成员在任务中获得的经验内容，但属于相关而不同的层次：个人经验内化取决于个体经验学习过程，团队经验外化还取决于成员可供外化的经验素材以及团队学习和知识转化。人工智能经验阻断效应影响经验沉淀的理论框架见图 4。

3.3.1 经验阻断效应影响个人经验内化的心理路径

经验内化不足，是指应急管理者虽然参与并完成了应急任务，却未能将任务经历转化为稳定的情境判断图式、关键线索识别规则、行动后果预判方式和跨情境迁移能力。经验学习理论认为，经验并不是任务完成后的自然副产物，而是在具体经验、反思观察、抽象概念化和主动试验的循环中生成的，其中具体经验尤其要求学习者主动进入具有情境丰富性、新异性和一定风险性的实践场景(Kolb, 1984; Morris, 2020)，学习期间形成的经验还需要通过延迟保持和跨情境迁移加以检验(Soderstrom & Bjork, 2015)。据此，研究 3 将任务过程中发生的线索学习和行动–结果关联学习作为心理路径，将延迟条件下的稳定提取与迁移表现作为个人经验内化的结果判据。

第一条路径是情境线索知觉学习受限。知觉学习是经验引起的信息提取方式变化，其基本过程包括提高诊断性特征的注意权重、区分原本难以辨别的刺激，以及把相互关联的特征组织为可以整体识别的模式(Goldstone, 1998)。这一学习可以发生在复杂和抽象关系层面，专业能力尤其依赖对领域结构的选择性提取和模式识别(Kellman & Garrigan, 2009)。情境意识理论所描述的要素感知、意义理解和未来状态预测，反映管理者在当前任务中形成的情境认识(Endsley & Kiris, 1995)。知觉学习进一步关注任务经历是否改变管理者在后续情境中提取线索和识别模式的方式。自然情境决策研究表明，专家能够借助长期经验迅速识别关键线索、形成情境预期并提取典型行动(Klein, 2008; Klein et al., 2010)。模拟自然环境研究也发现，隐性统计学习能够促进基于情境模式识别的直觉决策，动态沉浸情境中形成的学习具有更好的迁移表现(Patterson et al., 2013)。

原始情境接触压缩和判断生成外移可能限制上述知觉学习。管理者直接接触现场报告、图像、传感数据和情境变化时，需要在噪声、冲突和不确定信息中搜索、比较和组合线索；这些活动为诊断性线索的注意权重调整、知觉分化和模式提取提供经验。AI 预先形成摘要、标签、风险等级或问题框架时，管理者主要接触经过筛选和组织的二手情境信息，其任务参与可能集中于理解和核验系统结论，因而较少学习哪些原始征兆支持某种判断、哪些冲突线索提示例外，以及多源线索如何随时间共同变化。受到影响的经验内容主要包括关键线索敏感性、情境类型辨别、线索组合模式和风险演化预期。因此，原始情境接触压缩和判断生成外移程度越高，管理者通过任务形

成情境线索知觉学习的程度可能性越低。

第二条路径是行动−结果关联学习受限。工具性学习研究表明, 目标导向行动依赖个体习得行动与结果之间的关联以及结果的效用(Balleine & Dickinson, 1998)。行动−结果关联研究表明, 个体会根据行动与结果共同出现的规律判断行动对结果的影响; 其他可能原因的存在会改变个体对结果的选择性归因(Dickinson et al., 1984)。动态决策中的实例学习理论进一步提出, 决策者将情境、行动和效用组织为具体实例, 通过相似实例提取支持后续选择, 并依据行动结果持续更新实例效用和判断策略(Gonzalez et al., 2003; Gonzalez & Dutt, 2011)。本文据此将行动−结果关联学习界定为: 管理者将自身形成的情境判断、方案选择和处置行动与随后出现的结果及其效用建立联系, 并依据结果修正后续判断和行动规则的学习过程。这里的“行动”包括风险判断、方案选择和处置决定。

判断生成外移、后果承担与反馈校准弱化以及反思转化浅化可能限制行动−结果关联学习。管理者先形成判断、选择行动并预判可能后果时, 实际结果能够与先前预期形成可比较的反馈信号, 使其识别线索遗漏、因果理解和行动选择中的偏差。AI 预先提供判断、方案和理由时, 管理者缺少清楚的自主判断与后果预测基线; 结果出现后, 系统建议、自身决定和外部变化对结果的贡献也更难区分。AI 进一步生成复盘归因和经验结论时, 管理者亲自完成预期−结果比较、选择性归因和行动规则修正的机会相应减少。受到影响的经验内容主要包括后果预判、判断校准、行动效用、因果归因和规则适用边界。因此, 判断生成外移、后果承担与反馈校准弱化以及反思转化浅化程度越高, 管理者通过反馈形成行动−结果关联学习的程度可能越低。

情境线索知觉学习和行动−结果关联学习构成两条平行的心理路径。前者学习“应当注意什么以及当前属于何种情境”, 后者学习“在这种情境下采取何种行动以及可能产生什么结果”。两者在同一次任务中分别对应情境接触、判断行动与结果反馈等不同阶段, 在多次任务中可以相互影响: 前一轮行动结果会调整下一轮任务中的线索注意和行动预期。研究 3 允许两条路径相关, 暂不设定单向链式中介关系。原始情境接触压缩主要关联情境线索知觉学习受限, 后果承担与反馈校准弱化及反思转化浅化主要关联行动−结果关联学习受限, 判断生成外移可能同时影响两条路径。

可靠直觉需要任务环境具有可学习的规律, 也需要个体拥有反复实践和获得反馈的机会(Kahneman & Klein, 2009); 当 EBE 持续限制上述两类学习时, 管理者可以借助 AI 完成当前任务, 其线索提取方式和行动−结果知识却较少随任务经历得到调整。个人经验内化不足将主要在延迟、无 AI、AI 建议错误或结构发生变化的情境中表现出来, 包括关键线索识别、情境模式匹配、后果预判、独立纠错和策略迁移能力较弱。因此, 研究 3 预期, EBE 会分别通过情境线索知觉学习受限和行动−结果关联学习受限, 增加个人经验内化不足。

3.3.2　个体学习与团队经验外化的跨层转化

团队经验外化不足, 是指应急管理者未能将个人任务经历转化为可表达、可解释、可传授并可进入团队复盘和组织记忆的经验资源。应急处置中的经验包含大量嵌入具体情境的隐性知识。组织知识创造理论指出, 隐性知识需要经过表达和概念化, 才能进入团队共享知识系统(Nonaka, 1994; Polanyi, 1983)。团队经验外化由成员经验素材和团队转化过程共同支持。个人经验内化与团队经验外化共享个体学习基础, 团队外化还需要成员互动完成跨层转化。

两类心理学习过程决定成员能够用于团队会商与复盘的经验素材。情境线索知觉学习使成员能够说明自己观察到哪些征兆、哪些线索具有诊断意义、线索之间形成何种模式以及情境如何演化; 行动−结果关联学习使成员能够说明判断依据、行动预期、实际后果、偏差原因和规则边界。两类学习受限时, 成员可以复述 AI 生成的摘要、方案和复盘结论, 却较难提供建立在亲历线索、独立判断和结果校准基础上的经验解释。由此, EBE 可能通过减少成员可供外化经验素材的丰富性、完整性和可解释性, 限制团队经验沉淀的内容基础。

成员经验素材进入团队后, 还需要经过团队学习和知识转化。团队学习研究将共享、共同建构和建设性冲突视为团队形成共享知识的重要过程(Decuyper et al., 2010); 成员表达不同认识、相互澄清并协商形成共同理解, 有助于团队共享心

理模型的发展(Van Den Bossche et al., 2011)。工作场所学习研究表明, 专业能力发展高度依赖同伴互动、共同参与和对他人经验的吸收, 而这些学习往往嵌入具体情境和实践共同体之中(Eraut, 2004, 2007; Lave & Wenger, 1991)。团队反思进一步促使成员共同检视目标、策略、信息加工和行动结果, 修正遗漏与错误解释(Schippers et al., 2014)。在应急复盘中, 这些互动过程能够把分散在不同岗位和专业中的线索认识、判断依据及后果解释整合为团队可复用的行动知识。充分的团队追问、交叉验证和共同重构还可能补充单个成员经验素材中的缺失(Tannenbaum & Cerasoli, 2013)。因此, 成员可供外化的经验素材不足也削弱了团队学习转化过程, 共同导致了团队经验外化不足。

基于上述分析, 研究 3 将团队路径表述为“成员 EBE−两类个体学习受限−成员可供外化的经验素材减少−团队学习与知识转化−团队经验外化不足”。成员层面的心理学习过程不直接等同于团队层面的经验结果; 团队经验外化也不能由成员 EBE 得分简单加总得到。研究 3 预期, 成员可供外化的经验素材越不充分, 团队越难形成包含关键情境线索、判断依据、行动后果、反事实解释和适用边界的共享经验资源; 团队学习与知识转化过程将进一步影响这一跨层转化的程度。

3.3.3 可检验路径

经验内化和经验外化都具有渐进性、累积性和情境依赖性, 短期绩效提升并不等于长期经验沉淀。学习研究将训练期间的当前表现与相对持久的学习结果加以区分, 延迟保持和跨情境迁移能够检验训练中形成的变化能否被稳定调用(Soderstrom & Bjork, 2015)。AI 去技能化研究指出, 技能衰退和技能提升抑制往往需要通过多时间点设计才能识别(Macnamara et al., 2024; Natali et al., 2025); 应急指挥和群体伤亡事件研究也表明, 高仿真推演适合观察管理者在情境评估、线索提取、判断组织和行动发起上的差异(Perry et al., 2023; Rimstad & Sollid, 2015)。因此, 研究 3 拟采用纵向高仿真情境推演, 连续记录 EBE、两类心理学习过程和延迟经验结果。

在研究设计上, 可选择应急管理、消防救援、公共卫生应急或基层应急指挥中心中的管理者及其工作团队, 在危险化学品事故、城市内涝或公共卫生事件中选择一个边界清楚的应急领域, 由应急管理专家建立一组深层结构相同、表面信息不同的子情境。专家预先标定每个情境中的诊断性线索、干扰线索、风险演化路径、可行动方案及行动−结果关联, 仿真程序据此提供标准化结果反馈。每个情境设置 3~4 个连续决策点, 四轮学习任务由此形成 12~16 次“情境−判断−行动−结果”观察。研究以团队为单位随机设置无 AI 组、支持式 AI 组和替代式 AI 组。三个条件均可访问完整原始材料; 支持式 AI 组采用“原始材料先行−人先判断−AI 补充−人先复盘”的任务顺序, 替代式 AI 组采用“AI 摘要和判断先行−人审核−AI 复盘草案先行”的任务顺序。两个 AI 组使用内容和质量相同的系统输出, 以控制 AI 建议质量和信息可得性的影响。

在时间安排上, 可设置 T0 基线、T1 首次推演、T2 重复推演和 T3 延迟检验。T0 在无 AI 条件下评价既有经验、基线判断能力、诊断性线索辨别和行动后果预测; T1 和 T2 分别完成若干轮结构相同而表面特征不同的推演; T3 在 7~14 天后设置无 AI 近迁移、新异情境和错误 AI 建议任务。每轮推演依次包括情境材料接触、个体初判、团队决策、结果反馈、个体经验记录和团队复盘。系统同步保存材料访问日志、AI 呈现前后的判断版本、行动选择、后果预测及复盘文本, 并采用研究 1 形成的四维指标评价每名成员实际发生的 EBE。

情境线索知觉学习可借鉴领域线索利用研究中的特征识别、情境分类、线索区分和信息优先获取任务(Carrigan et al., 2021)。在 T0、T1 和 T2 结束时, 可使用三个等值且不提供反馈的评估, 向参与者呈现未曾出现的简短情境, 要求其识别诊断性线索、区分诊断性线索与表面线索、判断线索优先级并识别情境类型。主要指标包括诊断性线索辨别敏感性从 T0 到 T2 的变化, 以及结构相似新情境的分类正确率; 正确反应时、线索排序与专家排序的一致性和眼动中的诊断区域注意指标可作为补充证据。知觉学习表现为管理者在多轮经验后更准确、更迅速地提取诊断性线索, 并能在表面信息改变的情境中识别相同风险结构。部分推演轮次还可采用 SAGAT 式探测: 在标准化决策点暂停并隐藏任务界面, 要求参与者回答环境要素、当前意义和未来状态问题, 以正确

率评价当次情境意识(Endsley, 2021; Endsley & Kiris, 1995)。该指标用于检验当前情境认识, 与跨阶段的知觉学习指标分别报告。

行动−结果关联学习可借鉴行动−结果关联判断和经验决策研究的重复选择−反馈范式(Dickinson et al., 1984; Gonzalez et al., 2003; Shanks, 1987)。参与者在每个决策点行动前记录方案选择及关键结果的发生概率, 反馈后评价行动效用并修正规则适用条件。主要指标为 12~16 个连续决策点中结果预测 Brier 分数(Brier, 1950)的下降趋势, 以及主观行动价值与仿真预设效用之间的绝对误差; 反馈后的价值更新幅度和下一决策点的策略调整作为补充指标。若需进一步验证参与者能否识别行动对结果的控制程度, 可增加预先平衡行动与结果组合的关联判断子任务, 计算主观判断与客观 ΔP 之间的误差。EBE 中的后果承担与反馈校准弱化记录参与者是否亲自形成预测并完成结果比较, 行动−结果关联学习则检验这些经历是否改善其后续结果预测和行动选择。

个人经验内化主要通过 T3 任务评价。无 AI 近迁移任务考察管理者能否独立识别关键线索、形成情境判断、预测后果和选择行动(Macnamara et al., 2024); 新异情境任务考察其能否识别规则的适用边界并调整方案; 错误 AI 建议任务在系统输出中预设与诊断性线索冲突的建议, 记录错误识别率、正确接管率及接管后的决策质量。个人经验内化可作为延迟结果变量, 由无 AI 近迁移任务中的情境判断准确性、行动方案专家评分和后果预测准确性共同反映; 新异情境表现和错误 AI 接管表现用于检验其迁移效度和外部效度。所有开放式判断和方案由不了解实验条件的领域专家依据行为锚定标准独立评分。

团队层面分别使用个体记录、互动过程和最终产品评价。每轮团队复盘前, 成员独立填写“关键线索−情境判断−所选行动−预期结果−实际结果−规则修正”的经验卡, 以准确经验单元数和完整关系链比例评价可供外化的经验素材。团队复盘的语音和文本按照信息分享、共同建构、证据性质疑和集体反思进行编码, 并计算每 100 个发言轮次的有效行为次数及成员独有信息被团队采纳的比例(Decuyper et al., 2010; Van Den Bossche et al., 2011)。团队经验外化根据最终因果图和书面行动后评估进行评价, 包括情境重构、判断依据、行动后果、反事实解释和规则边界的质量, 以及正确概念、正确关系和错误关系的数量。因果图中的节点和因果连线能够反映经验解释的丰富性(Ellis & Davidi, 2005)。复盘后还可要求成员分别绘制认知图, 计算多数成员共同表达的概念和关系, 作为团队共享认识的补充指标(Van Den Bossche et al., 2011)。

统计分析可将重复任务嵌套于成员、成员嵌套于团队, 采用多层增长模型或多层结构方程模型。个体层面的主要检验为: T1 和 T2 的 EBE 过程强度是否通过较低的情境线索知觉学习斜率和较低的行动−结果关联学习斜率, 预测 T3 个人经验内化不足。随机分配的 AI 使用条件提供外生差异, EBE 四维指标评价各成员实际受到阻断的程度。团队层面进一步检验成员可供外化的经验素材能否经由团队学习与知识转化预测团队经验外化; 成员指标需要聚合时, 应先检验组内一致性和组间差异, 正式研究应依据团队数量、重复测量次数和预期最小间接效应开展蒙特卡洛功效分析。

若替代式 AI 组能够保持当前任务绩效, 同时表现出较弱的诊断性线索辨别增长、较高的后果预测误差和行动价值判断误差, 并在 T3 出现较低的无 AI 决策质量和 AI 接管率, 即可为“任务完成与个人经验增长分离”提供证据。若成员在复盘前形成的有效经验素材较少, 团队互动未能补充这些缺失, 最终因果图和行动后评估中的正确因果关系及可迁移规则也较少, 则可进一步识别团队经验外化不足。

4　理论建构

本文试图回答一个关于技术辅助与经验学习的基本问题: AI 帮助应急管理者提高任务表现时, 这种表现优势能否转化为管理者自身相对持久、可迁移的经验? 学习心理学长期区分任务中的即时表现与任务之后的学习, 技术研究也区分人与技术共同工作时的绩效改善与技术使用后留在个体身上的认知变化(Salomon et al., 1991; Soderstrom & Bjork, 2015)。本文将这一问题引入 AI 辅助应急决策情境, 考察 AI 介入如何改变管理者接触情境、形成判断、利用反馈和反思转化的过程, 并据此提出“经验阻断效应”及其研究框架。

第一, 在研究视角上, 本文将学习−表现区分从正式学习和训练情境延伸到 AI 辅助的自然工

作情境。学习−表现区分强调, 任务进行期间观察到的表现可能反映短时状态, 延迟保持和跨情境迁移更能反映相对持久的学习变化(Soderstrom & Bjork, 2015)。应急处置同时构成任务完成过程和管理者获得实践经验的过程。现有 AI 应急研究主要考察 AI 能否帮助应急系统更快处理信息、更准确评估风险和更有效支持决策(SAPEA, 2025; Xu et al., 2025)。Salomon 等人(Salomon et al., 1991)关于“与技术共同产生的效果”和“技术产生的后续效果”的区分进一步提示, 人机联合绩效与技术使用后个体保留的认知变化需要分别评价。本文的视角价值在于把 AI 辅助应急管理的评价范围从提升当下绩效, 进一步拓展到考察其是否保留、压缩或重组了应急管理者经验生成的关键条件(Li & Tian, 2026)。

第二, 在概念建构上, 本文提出了“人工智能经验阻断效应”这一桥接性构念。已有研究揭示了认知卸载、自动化偏差、过度依赖、去技能化、技能提升抑制、技能侵蚀循环以及能力敌对环境等现象(Ferdman, 2025; Klingbeil et al., 2024; Lee et al., 2025; Natali et al., 2025; Rinta-Kahila et al., 2023)。这些概念为理解 AI 的长期风险提供了重要基础, 但它们分别侧重认知过程、依赖行为、技能结果或能力环境, 尚难直接解释“任务已经完成而经验未能沉淀”的过程性问题。人工智能经验阻断效应则把关注点放在任务经历向经验转化的中间环节, 刻画 AI 介入时一手情境接触、判断生成、后果校准和反思转化等经验形成环节可能发生的变化。该构念据此把 AI 使用期间的任务活动与使用后的经验沉淀连接起来, 为解释任务完成与经验增长分离提供了过程性分析单位。

第三, 在理论整合上, 本文连接了适应性结构化、经验学习与学习−表现区分、自然情境决策以及组织知识创造与团队学习理论。适应性结构化理论说明技术后果并非由 AI 功能直接决定, 而取决于 AI 在人−技术−任务关系中的嵌入和采用方式, 从而支撑“替代式 AI 使用配置−EBE”的前端关系(Schmitz et al., 2016; Yang et al., 2026); 经验学习及学习−表现区分说明任务经历需经过主动加工、反馈修正以及保持与迁移检验才能转化为相对持久的经验, 并具体支撑 EBE 经由情境线索知觉学习和行动−结果关联学习影响个人经验内化的路径(Morris, 2020; Soderstrom & Bjork, 2015); 自然情境决策理论说明应急经验最终表现为线索识别、模式匹配、后果预判和心理模拟等情境化判断能力(Kahneman & Klein, 2009; Reale et al., 2023; Rimstad & Sollid, 2015); 组织知识创造与团队学习理论则解释成员可供外化的经验素材如何经由表达、共享、共同建构和集体反思转化为团队经验(Decuyper et al., 2010; Nonaka, 1994)。四类理论由此共同支撑“替代式 AI 使用−EBE−经验学习过程−经验沉淀”的总体过程模型, 并分别对应技术配置、近端任务过程、个体学习和团队跨层转化的理论层次。

第四, 在分析框架上, 本文从个人、团队以及制度与技术情境三个层次理解经验阻断效应。相关变化可能影响管理者的原始线索吸收、判断图式形成、后果预判和跨情境迁移, 并表现为个人经验内化不足。在团队层面, 相关变化可能影响管理者在会商、复盘和培训中的经验表达、理由说明、规则提炼和知识共享, 并表现为团队经验外化不足。在制度与技术情境层面, AI 嵌入流程、信息呈现规则、训练和复盘制度、责任追溯以及 AI 治理规范会影响管理者参与经验生成和沉淀的机会(Bearman et al., 2023; Group of Chief Scientific Advisors, 2025; Hollnagel & Woods, 2005; Shneiderman, 2020)。这一分层框架有助于把原本分散在个体认知、团队协作和技术治理中的研究线索连接起来, 解释和干预应急管理经验生成和沉淀条件。

在实践启示上, 本文提示 AI 嵌入应急管理的设计与治理需要同时考虑效率、准确性、响应速度和管理者经验学习条件。个体层面的系统设计可以保留原始线索暴露、人工初判、追问与覆盖权限以及责任可追溯性, 使管理者持续参与判断生成(Shneiderman, 2020)。团队层面的 AI 可以支持会商准备、提示盲点和整理复盘材料, 复盘流程还应保留管理者的经验表达、判断解释和集体反思(Parker, 2020; Vendrell & Johnston, 2026)。制度层面的训练与治理可以设置无 AI 条件下的独立判断训练, 明确 AAR 所有权, 并强化参与式部署、AI 素养以及对系统输出的质疑和覆盖能力(Group of Chief Scientific Advisors, 2025; SAPEA, 2025)。AI 以脚手架、反馈和推荐方式嵌入经验学习过程时, 也可能促进反思、判断校准和经验积累(Lin et al., 2026; Vendrell & Johnston, 2026)。

综上, 本文把 AI 辅助应急管理置于经验学习

的时间尺度下理解, 区分技术使用期间的人机联合绩效与技术使用后管理者自身的经验增长, 并据此提出任务完成与经验沉淀可能分离的经验阻断效应。该框架以“替代式 AI 使用−EBE−情境线索知觉学习与行动−结果关联学习−经验沉淀”为主线, 将个人经验内化不足和团队经验外化不足视为相关但不同层次的远端结果; 团队路径还需经过成员经验素材外化及团队学习与知识转化。评价人智协同由此需要同时考察 AI 对当前任务表现、近端经验生成活动、跨任务学习变化, 以及延迟保持、跨情境迁移和团队经验共享的影响。

参考文献

曹蓉, 夏德雨, 朱序. (2017). 基于扎根理论的管理者应急决策模式构建研究. *西北大学学报(哲学社会科学版)*, *47*(3), 113−118.

王永跃, 黄飘飘, 金杨华, 白新文, 岳峰凯, 张范颖, 郭子浩. (2024). 人工智能背景下制造业知识型员工技术空心化: 内涵、生成及影响机制. *心理科学进展*, *32*(12), 2005−2017.

中华人民共和国应急管理部. (2024). *应急管理“久安”大模型正式发布*. https://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202408/t20240807_497095.shtml

中华人民共和国应急管理部. (2026). *全国应急管理科技和信息化工作会召开*. https://www.mem.gov.cn/xw/bndt/202604/t20260401_598835.shtml

Albahri, A. S., Khaleel, Y. L., Habeeb, M. A., Ismael, R. D., Hameed, Q. A., Deveci, M., … Alzubaidi, L. (2024). A systematic review of trustworthy artificial intelligence applications in natural disasters. *Computers and Electrical Engineering*, *118*, 109409.

Balleine, B. W., & Dickinson, A. (1998). Goal-directed instrumental action: Contingency and incentive learning and their cortical substrates. *Neuropharmacology*, *37*(4−5), 407−419.

Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö., & Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *122*(26), e2422633122.

Bearman, C., Hayes, P., & Thomason, M. (2023). Facilitating teamwork in emergency management: The team process checklist. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, *97*, 103979.

Bohle Carbonell, K., Stalmeijer, R. E., Könings, K. D., Segers, M., & Van Merriënboer, J. J. G. (2014). How experts deal with novel situations: A review of adaptive expertise. *Educational Research Review*, *12*, 14−29.

Bollen, K. A., & Lennox, R. (1991). Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective. *Psychological Bulletin*, *110*(2), 305−314.

Brennan, E., & Abimbola, S. (2024). A conceptual learning analysis of paired after action and intra action reviews for health emergencies. *Learning Health Systems*, *8*(4), e10447.

Brier, G. W. (1950). Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Monthly Weather Review*, *78*(1), 1−3.

Brown, O., Power, N., & Conchie, S. M. (2021). Communication and coordination across event phases: A multi-team system emergency response. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, *94*(3), 591−615.

Buçinca, Z., Malaya, M. B., & Gajos, K. Z. (2021). To trust or to think: Cognitive forcing functions can reduce overreliance on AI in AI-assisted decision-making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, *5*(CSCW1), 1−21.

Cantini, R., Cosentino, C., Marozzo, F., Talia, D., & Trunfio, P. (2025). Harnessing prompt-based large language models for disaster monitoring and automated reporting from social media feedback. *Online Social Networks and Media*, *45*, 100295.

Carrigan, A. J., Magnussen, J., Georgiou, A., Curby, K. M., Palmeri, T. J., & Wiggins, M. W. (2021). Differentiating experience from cue utilization in radiological assessments. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *63*(4), 635−646.

Choudhury, N. A., & Saravanan, P. (2026). Mapping critical decisions and cues in firefighting: A structured analysis using the critical decision method. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, *20*(1), 26−50.

Dcruz, J. G., Zolotas, A., Greenwood, N. R., & Arana-Catania, M. (2025). Structured AI decision-making in disaster management. *Scientific Reports*, *15*(1), 32093.

Decuyper, S., Dochy, F., & Van Den Bossche, P. (2010). Grasping the dynamic complexity of team learning: An integrative model for effective team learning in organisations. *Educational Research Review*, *5*(2), 111−133.

Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. M. (2001). Index construction with formative indicators: An alternative to scale development. *Journal of Marketing Research*, *38*(2), 269−277.

Dickinson, A., Shanks, D., & Evenden, J. (1984). Judgement of act-outcome contingency: The role of selective attribution. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, *36*(1), 29−50.

Ellis, S., & Davidi, I. (2005). After-event reviews: Drawing lessons from successful and failed experience. *Journal of Applied Psychology*, *90*(5), 857−871.

Endsley, M. R. (2021). A systematic review and meta-analysis of direct objective measures of situation awareness: A comparison of SAGAT and SPAM. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *63*(1), 124−150.

Endsley, M. R., & Kiris, E. O. (1995). The out-of-the-loop performance problem and level of control in automation.

Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, *37*(2), 381−394.

Eraut, M. (2004). Informal learning in the workplace. *Studies in Continuing Education*, *26*(2), 247−273.

Eraut, M. (2007). Learning from other people in the workplace. *Oxford Review of Education*, *33*(4), 403−422.

Ericsson, K. A., Krampe, R. T., & Tesch-Römer, C. (1993). The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance. *Psychological Review*, *100*(3), 363−406.

Ferdman, A. (2025). AI deskilling is a structural problem. *AI And Society*, *41*(4), 3001−3013.

Ghaffarian, S., Taghikhah, F. R., & Maier, H. R. (2023). Explainable artificial intelligence in disaster risk management: Achievements and prospective futures. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, *98*, 104123.

Giebl, S., Mena, S., Storm, B. C., Bjork, E. L., & Bjork, R. A. (2021). Answer first or Google first? Using the internet in ways that enhance, not impair, one's subsequent retention of needed information. *Psychology Learning & Teaching*, *20*(1), 58−75.

Gioia, D. A., Corley, K. G., & Hamilton, A. L. (2013). Seeking qualitative rigor in inductive research: Notes on the Gioia methodology. *Organizational Research Methods*, *16*(1), 15−31.

Goldstone, R. L. (1998). Perceptual learning. *Annual Review of Psychology*, *49*, 585−612.

Gonzalez, C., & Dutt, V. (2011). Instance-based learning: Integrating sampling and repeated decisions from experience. *Psychological Review*, *118*(4), 523−551.

Gonzalez, C., Lerch, J. F., & Lebiere, C. (2003). Instance-based learning in dynamic decision making. *Cognitive Science*, *27*(4), 591−635.

Group of Chief Scientific Advisors. (2025). *Framing the risks and opportunities of AI use in crisis management*. Scientific Advice Mechanism to the European Commission.

Hollnagel, E., & Woods, D. D. (2005). *Joint cognitive systems: Foundations of cognitive systems engineering*. CRC Press.

Hugelius, K., Rådestad, M., Al-Dhahir, H., & Kurland, L. (2021). Decision-making by medical officer in charge during major incidents: A qualitative study. *Scandinavian Journal of Trauma, Resuscitation and Emergency Medicine*, *29*(1), 120.

Jarvis, C. B., MacKenzie, S. B., & Podsakoff, P. M. (2003). A critical review of construct indicators and measurement model misspecification in marketing and consumer research. *Journal of Consumer Research*, *30*(2), 199−218.

Kahneman, D., & Klein, G. (2009). Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree. *American Psychologist*, *64*(6), 515−526.

Kellman, P. J., & Garrigan, P. (2009). Perceptual learning and human expertise. *Physics of Life Reviews*, *6*(2), 53−84.

Klein, G. (2008). Naturalistic decision making. *Human Factors*, *50*(3), 456−460.

Klein, G., Calderwood, R., & Clinton-Cirocco, A. (2010). Rapid decision making on the fire ground: The original study plus a postscript. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, *4*(3), 186−209.

Klingbeil, A., Grützner, C., & Schreck, P. (2024). Trust and reliance on AI − an experimental study on the extent and costs of overreliance on AI. *Computers in Human Behavior*, *160*, 108352.

Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. Prentice-Hall.

Lave, J., & Wenger, E. (1991). *Situated learning: Legitimate peripheral participation*. Cambridge University Press.

Law, K. S., Wong, C. -S., & Mobley, W. H. (1998). Toward a taxonomy of multidimensional constructs. *The Academy of Management Review*, *23*(4), 741−755.

Lee, H. P., Sarkar, A., Tankelevitch, L., Drosos, I., Rintel, S., Banks, R., & Wilson, N. (2025). The impact of generative AI on critical thinking: Self-reported reductions in cognitive effort and confidence effects from a survey of knowledge workers. In *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Article 1121, pp. 1−22). Association for Computing Machinery.

Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *46*(1), 50−80.

Li, H., & Tian, F. (2026). Advancing decision-making through AI-human collaboration: A systematic review and conceptual framework. *Group Decision and Negotiation*, *35*(2), 26.

Lin, C. P., Chen, P. -C., & Liu, C. -M. (2026). A framework for human-AI collaborative mentoring to develop interns' management skills: Mentoring-enabled experiential learning theory. *Total Quality Management & Business Excellence*, *37*(5−6), 495−507.

MacKenzie, S. B., Podsakoff, P. M., & Podsakoff, N. P. (2011). Construct measurement and validation procedures in MIS and behavioral research: Integrating new and existing techniques. *MIS Quarterly*, *35*(2), 293−334.

Macnamara, B. N., Berber, I., Çavuşoğlu, M. C., Krupinski, E. A., Nallapareddy, N., Nelson, N. E., … Ray, S. (2024). Does using artificial intelligence assistance accelerate skill decay and hinder skill development without performers' awareness? *Cognitive Research: Principles and Implications*, *9*(1), 46.

Mayigane, L. N., Burmen, B., Mbanya, A., Brennan, E., Vente, C., Vedrasco, L., & Chungong, S. (2024). A knowledge management system for health emergencies: Facilitating knowledge continuity and timely decision-making for frontline responders using experiential knowledge captured during action reviews. *Frontiers in Public Health*, *12*,

1427223.

Mercadé, S., Tarzan, M., Alzueta, D., Trejo, K., Escrig, J., Serra, S., & Touma, R. (2025). IRIS-AI: An AI-based resource recommender for emergency decision support systems of fire departments. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, *18*(1), 280.

Mesmer-Magnus, J. R., & DeChurch, L. A. (2009). Information sharing and team performance: A meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, *94*(2), 535−546.

Morris, T. H. (2020). Experiential learning − a systematic review and revision of Kolb's model. *Interactive Learning Environments*, *28*(8), 1064−1077.

Mosier, K. L., Skitka, L. J., Heers, S., & Burdick, M. (1998). Automation bias: Decision making and performance in high-tech cockpits. *The International Journal of Aviation Psychology*, *8*(1), 47−63.

Natali, C., Marconi, L., Dias Duran, L. D., & Cabitza, F. (2025). AI-induced deskilling in medicine: A mixed-method review and research agenda for healthcare and beyond. *Artificial Intelligence Review*, *58*(11), 356.

Nonaka, I. (1994). A dynamic theory of organizational knowledge creation. *Organization Science*, *5*(1), 14−37.

Okoli, J. O., Watt, J., & Weller, G. (2022). A naturalistic decision-making approach to managing non-routine fire incidents: Evidence from expert firefighters. *Journal of Risk Research*, *25*(2), 198−217.

Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *39*(2), 230−253.

Parker, G. W. (2020). Best practices for after-action review: Turning lessons observed into lessons learned for preparedness policy. *Revue Scientifique Et Technique De l'OIE*, *39*(2), 579−590.

Patterson, R. E., Pierce, B. J., Boydstun, A. S., Ramsey, L. M., Shannan, J., Tripp, L., & Bell, H. (2013). Training intuitive decision making in a simulated real-world environment. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *55*(2), 333−345.

Perry, O., Goldberg, A., Jaffe, E., & Bitan, Y. (2023). Mass casualty incident commander decision-making models: Novice vs. expert decision making. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, *67*(1), 2329−2334.

Perry, O., Jaffe, E., Goldberg, A., & Bitan, Y. (2024). Incident commander decision making: Quantitative evaluation of instantaneous and considered decisions. *Applied Ergonomics*, *114*, 104139.

Polanyi, M. (1983). *The tacit dimension*. Peter Smith.

Reale, C., Salwei, M. E., Militello, L. G., Weinger, M. B., Burden, A., Sushereba, C., … Anders, S. (2023). Decision-making during high-risk events: A systematic literature review. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, *17*(2), 188−212.

Rimstad, R., & Sollid, S. J. (2015). A retrospective observational study of medical incident command and decision-making in the 2011 Oslo bombing. *International Journal of Emergency Medicine*, *8*(1), 4.

Rinta-Kahila, T., Penttinen, E., Salovaara, A., Soliman, W., & Ruissalo, J. (2023). The vicious circles of skill erosion: A case study of cognitive automation. *Journal of the Association for Information Systems*, *24*(5), 1378−1412.

Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, *20*(9), 676−688.

Salomon, G., Perkins, D. N., & Globerson, T. (1991). Partners in cognition: Extending human intelligence with intelligent technologies. *Educational Researcher*, *20*(3), 2−9.

SAPEA. (2025). *Artificial intelligence in emergency and crisis management*. Rapid evidence review report. Munich: SAPEA.

Schippers, M. C., Edmondson, A. C., & West, M. A. (2014). Team reflexivity as an antidote to team information-processing failures. *Small Group Research*, *45*(6), 731−769.

Schmitz, K. W., Teng, J. T. C., & Webb, K. J. (2016). Capturing the complexity of malleable IT use: Adaptive structuration theory for individuals. *MIS Quarterly*, *40*(3), 663−686.

Shanks, D. R. (1987). Acquisition functions in contingency judgment. *Learning and Motivation*, *18*(2), 147−166.

Shneiderman, B. (2020). Human-centered artificial intelligence: Reliable, safe & trustworthy. *International Journal of Human−Computer Interaction*, *36*(6), 495−504.

Sinha, T., & Kapur, M. (2021). When problem solving followed by instruction works: Evidence for productive failure. *Review of Educational Research*, *91*(5), 761−798.

Soderstrom, N. C., & Bjork, R. A. (2015). Learning versus performance: An integrative review. *Perspectives on Psychological Science*, *10*(2), 176−199.

Tannenbaum, S. I., & Cerasoli, C. P. (2013). Do team and individual debriefs enhance performance? A meta-analysis. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *55*(1), 231−245.

Van Den Bossche, P., Gijselaers, W., Segers, M., Woltjer, G., & Kirschner, P. (2011). Team learning: Building shared mental models. *Instructional Science*, *39*(3), 283−301.

Vendrell, M., & Johnston, S. -K. (2026). Scaffolding critical thinking with generative AI: Design principles for integrating large language models in higher education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *10*, 100572.

Vicente, L., & Matute, H. (2023). Humans inherit artificial intelligence biases. *Scientific Reports*, *13*(1), 15737.

Xu, F., Ma, J., Li, N., & Cheng, J. C. P. (2025). Large language model applications in disaster management: An interdisciplinary review. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, *127*, 105642.

Yang, B., Sun, Y., Zeng, Z., & Li, Q. (2026). Deskilling, reskilling, or upskilling? Unpacking the pathways of student adaptation to generative artificial intelligence. *International Journal of Information Management*, *87*, 103002.

Yu, C., Hu, B., & Wang, Z. (2025). Open-world disaster information identification from multimodal social media. *Complex & Intelligent Systems*, *11*(1), 7.

The experience-blocking effect of artificial intelligence assistance in emergency decision-making and response: Conceptualization, formation, and impact mechanisms

CAO Rong, SHI Jiling, LIU Guanxin, ZHANG Yaran, GAO Yang

(*School of Public Management, Northwest University, Xi'an* 710127, *China*)

Abstract: Artificial intelligence (AI) is increasingly embedded in key stages of emergency decision-making and response, including information assessment, situation evaluation, plan generation, action coordination, and after-action reflection. Although AI can broaden information coverage, improve the integration of situational information, and support complex decisions, emergency managers' experience-based judgment does not develop automatically through task completion. Rather, it develops through first-hand exposure to raw situational cues, the formation of independent judgment, the calibration against consequences of action, and the transformation of experience through reflection. When AI shifts from supporting managers to substituting for these activities, current task performance may become decoupled from subsequent experiential growth. We introduce the AI experience-blocking effect (EBE), defined as a proximal, multidimensional task-process state in which AI assistance compresses, displaces, weakens, or renders superficial managers' exposure to raw situations, generation of judgments, ownership of consequences and feedback-based calibration, and reflective transformation. Across three interrelated studies, we develop an integrated framework linking substitutive AI use, EBE, experiential learning processes, and experience consolidation. Study 1 clarifies the meaning and conceptual boundaries of EBE, identifies four formative dimensions, and develops a measurement instrument. Study 2 operationalizes substitutive AI use as a human−AI−task configuration, tests its effect on the four EBE dimensions, and examines current task performance as a parallel outcome for comparison. Study 3 uses repeated high-fidelity simulations in a longitudinal design to test whether EBE contributes to deficits in individual experience internalization by constraining perceptual learning of situational cues and associative learning of action−outcome relationships. It also examines whether EBE contributes to deficits in team experience externalization by reducing the experiential material that members can articulate and by limiting its transformation through team learning. The framework extends the evaluation of AI-assisted emergency management beyond immediate task performance to experiential learning and the consolidation of individual and team experience. It offers theoretical and practical guidance for human−AI collaboration that preserves both task effectiveness and the development of managers' experience-based expertise.

Keywords: artificial intelligence, emergency decision-making and response, experience-blocking effect, substitutive AI use, human-AI collaboration