论人类智能与人工智能的协同应用
生成式人工智能时代机器智能向人类有效智能转化的设计科学框架

——基于“双智子 AI 应用万能公式”的理论构建与探索性实践研究

2026 年 9 月整合稿

摘要

生成式人工智能的能力增长，并不自动转化为使用者的能力增长。现有应用讨论容易从文字、图片、视频、代码和智能体等显性功能理解 AI，却未必充分说明 AI 如何进入人的理解、分析、比较、推演与决策准备过程。本文区分“行动智能”与“认知协同智能”两个应用维度，提出人类智能与人工智能协同应用的“双智论”框架，以 AI 人工智能、HI 人类智能与人机协同机制共同构成的复合能力系统为研究对象，关注普通人及中小企业如何将外部机器能力转化为现实的问题解决能力。

本文进一步界定“可调用智能”“有效智能”与“智能转化率”，构建“AI 基础能力—人机协同—可调用智能—有效智能—现实生产力”的能力转化链。研究采取设计科学取向，将“双智子 AI 应用万能公式”作为面向非技术背景用户的方法构件，将指令法、拆解法、验证法、画龙点睛法和智能体搭建法分别理论化为信息对齐、任务组织、结果校验、智慧注入和能力沉淀五类机制。在公司提供的实践叙述基础上，本文对软件开发、成长导航软件、课程匹配、软件著作权自主申报和内容生产五类项目进行回顾性分析，讨论能力转化的可能过程及其边界，并提出八项研究命题与分阶段评价框架。

本文的贡献在于，将“AI 能够做什么”进一步转化为“用户如何理解、组织、校验并获得这些能力”的设计问题。现阶段材料提供的是探索性实践线索，尚不足以识别五类机制的独立因果效应或证明普遍有效性。本文主张，真正的 AI 普惠应从工具可访问进一步走向能力可获得；AI 教育的长期使命，是让更多人能够随着机器智能的进步，持续扩展自身的有效能力。

关键词： 人机协同；双智论；生成式人工智能；人类智慧；可调用智能；有效智能；智能转化率；设计科学；AI 素养；AI 教育。

一、引言：让 AI 的强大，成为你的强大

为什么 AI 越来越强，真正落到自己身上，却未带来实质的改变？

会用 AI 写文案、做海报、剪视频、开发小程序、搭建智能体，是否就意味着收入会提高、经营会改善、人生会因此改变？

我们不断看见机器创造新的奇迹，却未必看见自己的处境发生同样明显的变化。

AI 越来越强，不等于你越来越强。

这种落差，正是双智论的起点：我们可能把太多注意力放在“AI 能做什么”，却把太少注意力放在“我因此能做什么”。

理解 AI，可以看三个层次。

第一层，是与你对话。

从文字问答到多模态交流，你一句、它一句，AI 已经能够提供丰富的信息与内容。

第二层，是帮你干活。

从 OpenClaw 小龙虾，到 Codex、TRAE、WorkBuddy 等工具与智能体，AI 进一步参与代码、办公和软件操作，将指令转化为具体执行。

第三层，是把 AI 作为外脑，赋能人的内脑，让内外脑协同，形成一个人的“超级大脑”。

什么叫外脑？

你自己的大脑，就是内脑。它有你的知识、经历、行业经验、目标和判断，但也有知识盲区，有看不懂的问题，有不知道怎样处理的事情。

AI 则可以成为随时调用的外脑，帮助你丰富知识、分析问题、比较选择、辅助判断决策，并针对遇到的困难，一起寻找解决方案。

内脑提供真实处境、经验与目标，外脑提供知识、分析与方案。两者持续配合，就形成了共同思考、共同解决问题的能力系统。

这里的“超级大脑”是协同能力的比喻，其力量来自人的经验与 AI 能力的结合，以及持续的核验和现实反馈。

本文将 AI 帮助人生成内容、完成操作和执行任务的能力，称为“行动智能”；将 AI 参与人的理解、分析、比较、推演与决策准备的能力，称为“认知协同智能”。

工具应用的直接收益，通常与具体职业和任务有关。新媒体人、程序员、文员更容易从视频、代码和办公工具中获得效率提升；没有相关任务的人，却未必能从这些演示中找到改变自身处境的路径。

外脑的应用机会则更为广泛。不是每个人都需要写代码、剪视频，但每个人都会遇到需要学习、理解、判断、选择和行动的问题。

工具应用帮助人把某项工作做得更快，外脑协同帮助人理解和推进更多事情。

看见得最多的，不一定是对自己最有价值的。

一个老板可以用 AI 制作一百条宣传视频，也可以用 AI 分析一个关键问题：自己的企业，究竟是缺少流量，还是有了流量却无法成交？

如果问题出在成交，再增加一百条视频，也未必能解决经营困境。看清这一点，接下来的预算、人员和销售流程，都可能随之改变。

一百次执行的价值，可能由一个判断决定。

人们常以“25 岁后思维趋于固化”来描述成年后逐渐稳定的思维习惯。这不意味着人失去学习能力，却提醒我们：既有经验在帮助我们判断世界的同时，也可能限制我们理解陌生问题的方式。

一个人的知识和经历终究有限，但现实问题不会按照他已经掌握的知识范围出现。

库存积压，资金怎么安排？客户迟迟不成交，下一步怎么推进？企业需要融资、招商，应该从哪里开始？

面对陌生领域，人可以借助外脑解释概念、拆解问题、梳理流程、比较选择，再结合自身经验与真实资料核验信息、调整方案、推进任务。

过去“不懂，所以无法开始”的事情，开始有了“边理解、边验证、边调整、边推进”的完整路径。

本文将个人或组织能够从外部 AI 中稳定调动、并用于自身任务的能力集合，称为“可调用智能”。

一个人的知识有边界，但他能够调用的外部智能，可以超出个人知识的边界。当这种变化发生在大量普通人和企业身上，就可能改变谁有能力解决复杂问题、谁有机会把想法变成现实。

然而，知道外脑重要，就等于会使用外脑吗？

人机协同拥有深厚的研究基础。Engelbart 在 1962 年讨论通过工具、方法与训练增强人解决复杂问题的能力[2]；Amershi 等人在 2019 年提出了具体的人机交互设计指南[11]。

今天，生成式 AI 进入大众使用场景，赋予这一研究传统新的历史分量：越来越多缺少技术背景、专业团队和系统训练的人，开始直接面对强大的机器智能。

机器智能开始走向大众，驾驭智能就成为这个时代必须回答的能力问题。

同一个 AI，为什么有人只能获得通用答案，有人却能够完成复杂项目，并建立自己的工作体系？

因为拥有外部智能，不等于能够组织外部智能。

怎样让外脑理解自己的处境？怎样组织它处理复杂问题？怎样检查答案？怎样加入人的经验与判断？怎样把一次成功变成下一次可以调用的能力？

工具可以不断更新，驾驭智能的方法必须建立。

“双智子 AI 应用万能公式”的五大方法，正是对此给出的系统回答：

指令法

通过“我是谁、我有什么、我缺什么、我要什么”，对齐真实情境与任务目标。

拆解法

分解复杂问题、安排顺序、逐项推进，再整合为完整方案。

验证法

核对依据、检查逻辑、检验适用性，识别错误与遗漏。

点睛法

融入人的经验、现场信息、创造力与判断，使结果适配具体处境。

智能体搭建法

沉淀有效资料、工作标准与协同流程，使一次成功成为下一次可以调用的能力。

五种方法对应信息对齐、任务组织、结果校验、智慧注入与能力沉淀，形成能够教学、练习、反馈和持续改进的协同体系。

它把“应该用好 AI”展开为具体操作，把个人摸索组织为可以传授的方法，把一次求助推进为可以积累的能力。

这也是双智论所追求的历史性突破：

在机器智能加速发展的时代，建立一条普通人能够理解、学习和实践的能力转化路径，让技术每向前一步，人都有机会随之前进一步。

本文以“AI 人工智能 × HI 人类智能”为核心，进一步提出“有效智能”与“智能转化率” 等概念。双智论说明能力为什么需要转化，五大方法回答转化怎样开展，真实任务与持续反馈检验转化是否发生。

大模型不断扩大机器能做什么的边界，双智论探索人如何扩大自己能解决什么的边界。

如果这种方法能够被广泛掌握，它的意义就可能超出一门课程、一款产品和一个行业：每一次模型进步，都可能成为更多人的能力来源。

技术突破决定 AI 能力能够走多高，能力转化决定 AI 价值能够走多远。

改变世界的技术，最终应当让更多人拥有改变现实的能力。

让 AI 的强大，成为你的强大。

这就是双智论的出发点，也是我们希望它推动的改变。

二、问题界定：从功能集合到能力转化

2.1 机器侧能力与用户侧能力

基础模型的性能、上下文处理、生成质量、推理表现和工具使用能力，主要描述机器侧的能力供给。用户能够提出什么问题、组织怎样的工作、发现哪些错误、完成何种现实任务，则描述用户与工具共同组成的能力系统。两者相关，但不能等同。

同一模型可以被用于修改一段文字，也可以被嵌入需求分析、软件开发、测试与部署的连续过程。差别不仅来自模型，还来自使用者的目标、情境信息、任务组织、领域经验、外部支持与验证条件。因此，本文的基本分析单位是“具体用户或组织在特定任务中的人机协同过程”，而不是抽象地比较谁使用的模型更多。

本文所称“普通用户”，主要指在所研究任务上缺乏完整专业训练、但具有实际需求的人，并不意味着其没有行业经验、一般认知能力或数字工具基础。一个经营经验丰富的老板，也可能是软件开发任务中的非专业用户。

2.2 行动智能与认知协同智能

引言提出的三个层次，描述理解 AI 的视角如何由交互形式、任务执行，推进到人的整体能力系统；本节的行动智能与认知协同智能，则按 AI 在具体任务中承担的功能进行区分。对话与任务执行中都可能包含认知协同，三个层次并非互斥类别，也不要求用户依次经历。将 AI 作为外脑，强调的是用户怎样组织这些能力进入自身的问题解决过程。

行动智能关注“怎样把事情做出来”，认知协同智能关注“怎样理解问题并改善行动准备”。二者是分析维度，不是互不重叠的工具目录，也不是对模型内部结构的划分。

例如，写代码既可能是执行既定方案，也可能涉及需求澄清与架构权衡；生成图片既可能是制作素材，也可能帮助设计者探索新的产品概念。判断一个应用属于哪个维度，应观察它在任务中承担的功能，而不能仅看输出是文字、图片还是代码。

表 1　行动智能与认知协同智能的分析维度

比较维度	行动智能	认知协同智能
核心问题	怎样把事情做出来	怎样理解与判断这件事
典型活动	生成、制作、计算、操作、执行	解释、分析、比较、推演、规划
直接产出	内容、软件、数据处理结果、任务动作	问题结构、候选方案、判断依据、行动准备
主要评价	正确性、交付质量、速度、成本	依据质量、情境适配、遗漏识别、可检验性
常见偏差	更快地产生无效或错误结果	把流畅解释误当可靠判断

两类智能的互补关系可以概括为：认知帮助确定行动方向，行动使认知成果得到实践检验。本文强调认知协同，是为了补充只看显性产出的应用视角，并不主张所有任务中认知的价值必然高于执行。

2.3 从“我会什么”到“我能组织什么能力”

传统专业学习仍然重要。本文提出的变化，是个人完成任务的边界，可以部分超出其已经内化的知识与技能边界。用户能够借助 AI 形成初步理解、组织外部支持、完成限定任务，但这种协同表现不等于脱离工具后已经拥有完整专业能力。

需要区分三种结果：借助 AI 完成当次任务；在持续使用中形成可重复的协同方法；通过学习内化为脱离 AI 仍可使用的知识与判断。三者都可能有价值，但评价方式不同。本文首先关注前两种，并将第三种作为长期学习与迁移研究的重要方向。

三、理论基础与相关研究

3.1 人机共生、智力增强与延展认知

人机协同有长期的研究传统。Licklider 在 1960 年提出人机共生，讨论计算机参与问题形成、决策和复杂情境处理的可能性[1]。Engelbart 在 1962 年的智力增强框架中，将人的能力

放在人、工具、语言、方法和训练共同构成的系统中考察[2]。这些思想表明，研究“人怎样借助机器变强”，并不是生成式 AI 出现以后才产生的问题。

Clark 与 Chalmers 的延展心智理论讨论了外部对象在特定条件下参与认知过程的可能性[3]。本文借鉴其系统视角，将 AI 作为能够进入问题解决过程的外部能力来源，但不据此断言所有 AI 对话都已构成哲学意义上的心智延展。

Kamar 关于混合智能的研究进一步讨论机器智能与人类智能的组合[4]。Gomez 等对 105 篇 AI 辅助决策研究的系统综述发现，所考察的交互仍较多采用简单合作模式，充分互动的人机协同有进一步研究空间[5]。因此，本文的贡献定位不是首次提出“人与机器合作”，而是围绕非技术背景用户，设计低门槛的能力转化方法。

3.2 AI 素养、技术采纳与交互设计

Long 与 Magerko 将 AI 素养作为一组理解、互动、使用并批判性评价 AI 的能力来讨论[6]。Ng 等人的综述概括了理解、使用、评价与创造以及伦理等方面[7]。UNESCO 的学生 AI 能力框架则从以人为本、AI 伦理、技术与应用、系统设计等维度组织学习，并设置理解、应用和创造的递进层次[8]。这些研究为“有效使用 AI 需要学习”提供了概念基础。

技术采纳研究关注用户为何接受和使用技术。UTAUT 及 UTAUT2 讨论了绩效预期、努力预期、社会影响、便利条件，以及消费情境中的价格价值、习惯等因素[9–10]。本文进一步关注采用之后的能力结果：打开工具、增加使用频次，并不直接说明复杂任务表现已经提高。技术采纳与能力转化相互联系，但具有不同的解释重点。

Amershi 等提出的人机交互设计准则强调能力边界呈现、纠正机制和随时间发展的交互支持[11]。本文的五类机制与这些设计问题存在关联，但更侧重普通用户在完整任务中怎样组织自己的行为。这里是研究重心的区别，而非声称既有 AI 素养与交互研究没有讨论实际应用。

3.3 AI 收益具有任务与人群差异

Brynjolfsson、Li 与 Raymond 基于 5172 名客服人员的研究发现，AI 辅助使每小时解决问题数平均提高约 15%，但收益因经验和技能水平而异，经验较少、技能较低的员工获得了更明显的改善[12]。

Dell’Acqua 等对 758 名知识工作者的实验发现，在所设置的 AI 能力边界以内，AI 使用者完成任务更多、速度更快，质量也有所改善；而边界之外的任务可能出现表现下降。作者以“锯齿状技术前沿”描述这种不均匀性[13]。

这些结果不直接验证双智论或五大方法，但说明“机器能力增强必然使所有人均匀受益”不是充分的应用假设。本文据此将协同过程、任务边界与现实反馈纳入同一个分析框架。

四、研究取向：面向能力转化的设计科学

4.1 研究对象与设计目标

Hevner 等指出，设计科学可以通过构建和应用人工构件（Artifact），形成对问题领域及其解决方案的知识[14]。本文采取这一取向，构建面向普通用户的方法构件，而不研究模型训练、算法优化或基础算力。

本文的 Artifact 由三个部分组成：解释能力转化的双智理论框架；指导实践的五大方法；将方法用于真实任务的循环应用结构。其设计目标是易理解、可操作、可迁移、可验证和可沉淀。

这些目标之间需要平衡。方法过于简单，可能遗漏复杂任务的重要条件；方法过于繁琐，又可能使普通用户无法持续使用。因此，本文采用少量稳定问题组织操作，并允许依据任务风险、复杂度与重复频率调整使用深度。

4.2 方法来源与理论化过程

根据公司提供的方法形成说明，“双智子 AI 应用万能公式”在应用实践中形成了指令法、拆解法、验证法、画龙点睛法和智能体搭建法。指令法以“我是谁、我有什么、我缺什么、我要什么”为核心；拆解法强调化整为零、修复模块与重新整合；验证法关注逻辑、实用性和信息准确；点睛法加入个人经验与现实判断；智能体搭建法用于长期个性化积累。

后续内部说明进一步将其组织为“应用—用大—用对—用精—长期用”的实践路径，并强调沉淀结果反哺下一轮协同。本文在此基础上进行概念重构，将五种操作方法分别映射为五类转化机制。

“万能公式”是该实践方法体系的既有名称，表达跨工具、跨任务复用的设计追求，不表示存在适用于所有任务的无条件解法。五类机制也不是已经被证明唯一或完备的分类。

4.3 材料来源与分析方式

本稿依据公司提供的内部方法说明及五类项目的实践叙述，对“原有任务门槛—人机协同活动—所述完成结果—理论解释—证据边界”进行回顾性整理。本文未报告新增访谈、现场观察、随机分组或独立审计，也未取得全部原始对话、时间日志、版本记录和项目验收文件。

因此，案例中的项目完成状态属于公司自述；五类机制在项目中的作用属于基于叙述的框架映射。本文不将未提供的操作细节补写成已经观察到的事实，也不把当前分析称为严格的因果验证。

在现阶段，研究目的在于形成可讨论、可使用、可检验的设计方案，并利用已有实践识别值得继续追踪的过程。后续评价可以从日常教学与项目交付中的连续记录开始，再逐步扩展到不同讲师、不同组织与对照设计。

五、双智论的核心结构：AI、HI 与能力转化

5.1 AI × HI：面向真实目标的复合能力系统

“双智”指 AI 人工智能与 HI 人类智能。本文所称“人类智慧”，强调人类智能在经验运用、情境判断与价值选择中的表现。AI 在知识处理、候选方案生成、信息分析、代码与内容生成、工具调用等方面提供外部能力。HI 则包括人的经验、问题意识、目标选择、情境理解、审美、价值判断以及责任承担。

引言中的“内脑”对应人类侧的知识、经验、目标、情境理解与判断，“外脑”指 AI 及其工具环境提供的外部能力来源。“超级大脑”沿用引言的比喻含义，指二者通过持续核验与现实反馈形成的复合能力系统。外脑说明能力来源，后文的可调用智能进一步说明特定用户能够稳定调动哪些外部能力，有效智能则关注协同能力能否在具体任务中满足现实要求。

二者之间不存在永远不变的技能边界。AI 能够参与分析，人也能够执行；AI 能够生成备选目标，人也可能提出错误判断。因此，双智论不建立在“某项能力机器永远没有”的断言上，而建立在具体任务中的能力组合与主体责任之上。

双智协同 = AI 人工智能 × HI 人类智能 × 人机协同质量。

这里的“×”是互补关系的表达，不是已经得到估计的数学乘法，也不意味着某个维度缺失后所有任务表现必然归零。更准确地说，模型能力、人的经验与目标、协同方式、任务条件及现实反馈，共同影响最终表现。

HI 也并非天然正确。人的经验需要接受事实检验，AI 提出的新解释也可能纠正人的旧判断。智慧注入的意义是把人所掌握的真实信息和理由加入讨论，而不是要求机器始终赞同人的最初想法。

5.2 生物智能、可调用智能与有效智能

生物智能指人的生物认知系统所具有并通过学习、训练发展起来的能力。它是个人理解与行动的重要基础，但不能用来概括人借助所有外部工具之后的完整表现。

可调用智能（Callable Intelligence）指具体个人或组织能够从外部 AI 及其工具环境中较为稳定地调动，并用于自身任务的能力集合。它受到模型能力、访问权限、费用、资料、协作方法与外部支持等条件影响。偶然得到一次正确答案，尚不足以证明已经形成稳定的可调用能力。

有效智能（*Effective Intelligence*）指人在具体情境中与 AI 形成协同以后，能够理解问题、形成有依据的判断、组织行动并满足预先明确的任务要求的综合能力。这里的“有效”必须通过输出质量、任务完成及现实反馈评价，而不能仅由用户感觉良好来定义。

生物智能描述能力来源，可调用智能描述外部能力的可获得状态，有效智能描述协同系统在情境中的实际表现。三者是相互联系的分析视角，不是三个能够直接用同一把尺子比较的智商等级。

例如，生成一个营销方案说明系统产出了文本；能够根据企业资料反复形成合适的方案，才更接近稳定调用；方案中的关键判断得到核验，并转化为符合要求的行动，才为有效智能提供进一步证据。最终销售结果还受到市场、产品与执行等因素影响，不能全部归于 AI 或训练方法。

5.3 智能转化率及其解释对象

智能转化率（*Intelligence Conversion Efficiency*）描述在给定任务、资源和评价标准下，外部 AI 能力经由协同被转化为用户可调用能力与有效任务表现的程度。沿用“转化率”这一名称，旨在突出能力供给与能力实现之间的距离；现阶段它是待操作化的理论构念，不是已经定义分子、分母的百分比。

这一构念至少包含两个相互关联的环节：能否把外部能力调动出来，以及调动出的能力能否满足现实要求。前者涉及发现用途、表达需求与组织工具，后者涉及正确性、情境适配、执行条件与结果检验。

在实证研究中，应同时考察任务结果与实现这些结果的成本。如果质量提高但耗时大幅增加，不能只据质量上升就认定整体效率提高。若要建立比率指标，必须先限定任务集合、资源预算与能力基准；在此之前，不宜用一个任意百分数给个人或组织贴上“智能转化率高低”的标签。

5.4 能力转化链与现实生产力

本文将能力转化链概括为：AI 基础能力经由人机协同形成可调用智能，可调用智能与人的经验、行动条件结合形成有效智能，进一步在真实任务中表现为生产与服务能力，并接受现实反馈。

AI 基础能力 → 人机协同 → 可调用智能 → 有效智能 → 现实生产力。

这是一条概念链，而非一次性完成的流水线。一次使用的中途就可能发生验证、经验注入或流程调整。现实反馈既能更新后续调用方式，也能促使用户重新定义问题，甚至决定停止使用 AI 完成某类任务。

“现实生产力”可以表现为可使用的软件、更高质量的交付、减少返工、扩大服务范围或缩短完成周期。收入和利润是进一步的经营结果，并不与内容数量、调用次数或 AI 使用频率直接等同。

六、五大方法与五类智能转化机制

五大方法面向用户操作，五类机制用于解释这些操作如何影响能力转化。两套术语保持对应，兼顾普通用户理解与研究讨论。

表 2 五大方法与五类转化机制

实践方法	理论机制	核心问题	主要沉淀物
指令法	信息对齐	AI 是否理解我的真实处境	任务说明与验收标准
拆解法	任务组织	复杂能力怎样有序组合	任务结构与整合方案
验证法	结果校验	输出是否有依据、能使用	证据记录与修正结果
画龙点睛法	智慧注入	通用建议怎样适合现实	情境修订与判断理由
智能体搭建法	能力沉淀	有效方法怎样重复使用	知识、流程与反馈版本

6.1 指令法：信息对齐机制

指令法的起点是一个常见事实：用户知道的事情，AI 未必知道。身份、资源、客户、限制、真实目标与结果标准若未进入输入，模型就可能用通用假设填补空白。

“我是谁”说明与任务有关的角色与背景；“我有什么”说明已有资料、资源和可用条件；“我缺什么”界定困难与信息缺口；“我要什么”说明期望结果。为了使最后一项可以被检查，本文进一步将其展开为“结果、对象、标准、边界”。

以营销规划为例，“帮我写年度营销方案”只提供了任务名称。进一步说明企业服务谁、现有渠道与人员、已知转化问题、预算限制及计划用途，才能减少不必要的猜测。这里增加的信息应与任务相关，而非一次性提交所有企业资料。

信息对齐是双向过程。用户表达不完整时，AI 可以追问；AI 理解偏离时，用户需要修正。对任务尚不清楚的用户，可先让 AI 协助盘点问题，再逐渐形成完整说明。四问是起点，不要求用户在第一次输入时就掌握全部答案。

指令法的交付物应是一份双方理解基本一致的任务说明。它提高情境匹配的可能性，但不能单独保证事实正确，也不能补足模型本身不存在的能力。

6.2 拆解法：任务组织机制

复杂任务通常同时包含多个目标、依赖关系和专业环节。拆解法通过“化整为零—做好模块—化零为整”，将外部智能组织成可以推进的工作过程。

有效拆解需要回答：哪些部分可以独立完成，哪些部分必须等待前置结果；每个部分的输入与输出是什么；谁负责判断是否完成；局部结果出现冲突时如何整合。单纯增加提问轮次，不等于完成任务组织。

以业务软件为例，需求、界面、数据结构、功能实现、测试和部署分别有不同验收条件。需求未明确就大量生成代码，可能导致反复返工；各模块分别可运行，也不意味着整套软件能够协同工作。因此，重新整合与端到端检查，是拆解法不可省略的功能。

拆解的粒度应服务于理解和验收。过度拆分会增加沟通成本，遗漏模块间的重要联系；对简单任务，直接完成可能比复杂拆解更合适。随着工具与智能体能力提高，一部分分解可以由系统承担，但人仍需要检查任务目标与最终结果是否一致。

6.3 验证法：结果校验与适当依赖

生成式 AI 能够流畅地表达不准确的内容。验证法的目标，是降低错误被直接采纳的概率，并使信任与能力边界相匹配。Parasuraman 与 Riley 对自动化使用、误用、弃用与滥用的讨论，以及 Lee 与 See 关于适当依赖的研究，为这一问题提供了理论基础[15-16]。

本文保留早期方法的三个核心方向：验逻辑、验实用性、核关键信息。验逻辑检查前提、推导与结论是否一致；验实用性检查人员、预算、时间和流程是否支持执行；核关键信息则要求对重要事实寻找可追溯依据。

操作中可以先让不同模型提出反例、相互质疑或指出信息缺口，也可以持续追问一项判断成立的条件。但多个模型得出相同结论，不构成独立事实证明；反复提问也可能只是得到不同措辞。因此，模型间比较主要用于发现疑点，关键核验仍应回到原始资料、权威来源、计算复核、软件测试、专业审查或实际业务反馈。

验证强度应与错误后果相匹配。普通创作可关注表达与事实要点；涉及法律、财务、医疗、安全及重大经营选择的任务，需要更严格的资料与专业核验。这里的原则是将验证安排进任务过程，而不是等到全部生成完成以后才统一补救。

验证法的交付物不只是“通过”或“不通过”，还应包括已经确认的事实、仍未解决的疑点、采用或拒绝某项建议的理由。这样，下一轮协同能够继承判断过程，而非只继承一个可能失去适用条件的结论。

6.4 画龙点睛法：智慧注入机制

画龙点睛法，也简称“点睛法”，其理论含义是智慧注入（Human Wisdom Integration）。它把人的现实经验、情境信息、价值偏好和判断理由纳入结果，使输出从通用建议进一步走向具体适配。

本文将其分为三个层次。去模板，是删除泛化、空洞和机械表达；加现实，是加入真实数据、用户经历、客户反应与执行条件；加判断，是利用人的现场知识重新检查问题结构与方案取舍。

例如，AI 建议增加宣传投入，而经营者补充“当前线索数量已经足够，主要损失发生在跟进环节”。这一信息可能改变后续分析方向。它的价值不在文字润色，而在于将通用模型难以自行获得的现场情况带入协同。

智慧注入也应允许反向修正。如果经营者坚持的经验与当前数据不符，AI 可以帮助提出检验方式，用户则应根据结果更新判断。真正的 AI×HI，是让双方提供的信息与理由进入可讨论的过程，而非给主观直觉增加技术包装。

在实际任务中，智慧注入与信息对齐并非完全分离：前者强调人在评估、修订和取舍中的持续参与，后者强调形成共同理解的基础条件。二者可在多个阶段反复发生。

6.5 智能体搭建法：能力沉淀机制

一次成功的对话，如果每次都要从头开始，其价值主要停留在当次任务。能力沉淀机制将可复用的资料、规则、指令、任务结构、验证标准与反馈记录保存下来，降低后续同类任务重新组织的成本。

本文沿用“智能体搭建法”这一实践名称，但沉淀载体不限于自主执行的智能体，也可以是知识库、标准提示模板、案例集、检查表或可重复工作流。选择载体，应取决于任务需要，而非为了使用某种技术名称。

沉淀应从高频、边界清楚、便于检查的小任务开始。先形成可用版本，再根据真实反馈扩大范围。需要持续保存的不只是成功结果，还包括失败情况、适用条件、修改原因和版本变化。保存资料也不意味着模型已经自动学习了这些资料，实际效果仍取决于系统能否在恰当时刻取用并正确使用它们。

将前四种方法的有效做法沉淀下来，可以反过来改善下一轮信息对齐、任务组织、结果校验与智慧注入。所谓“长期复利”，在此表示重复使用与持续纠错可能形成的累积收益，而非保证智能体自然变强。

七、协同循环与人的主体性

7.1 五类机制共同构成循环

五类机制分别应对信息缺失、任务失序、结果失真、情境脱离与经验流失。它们在功能上互补，但并不要求每个任务都依次执行五个完整步骤。

简短改写可能主要需要信息对齐与质量检查；复杂开发需要更多拆解和整合；一次性任务未必需要搭建智能体。判断机制是否需要强化，应看当前任务的主要失效风险，而不是机械追求流程齐全。

完整循环可以用“使用—校验—反馈—沉淀—再使用”描述。前一次实践留下的任务说明、证据与判断，构成下一次协同的起点。模型升级、环境变化或用户目标调整后，已有流程也需要重新评估。

7.2 五项主体权与相应责任

AI 开始参与认知以后，“人负责思考、机器负责执行”的简单划分已不足以解释实际协同。本文提出五项应被保留的主体权与相应责任，作为协同设计原则，而非对现行法律权利作分类解释。

问题定义权，意味着人能够质疑最初问题是否成立，并要求重新检查目标与前提。例如，从“如何获得更多流量”转向“是否应先修复成交环节”。

目标选择权，意味着人决定希望追求什么结果，并能够修改或拒绝 AI 建议的目标。机器生成的可行路径，不能自动替代人的目的选择。

价值判断权，意味着效率、利润和速度之外的公平、尊严、责任与长期影响，应进入决策理由。最容易量化的指标，不一定是最值得追求的目标。

现实校验权，意味着人能够要求查看依据、组织测试、暂停执行或寻求外部支持。实际控制不仅依靠一个确认按钮，还依靠足够的信息、理解与干预能力。

最终责任承担，意味着使用者和相关组织不能用“AI 这样建议”结束对真实后果的解释。责任归属应结合角色与制度处理，不能简单压给缺乏信息和权限的操作人员。关于有意义的人类控制的研究，强调系统对人的理由的响应，以及责任能够追溯至适当的人类主体[17]。

AI 能力可以扩张，人的主体性应当通过更好的协同设计得到落实。

八、探索性实践：从“原来不会”到“最终能够完成”

本节案例均来自双智子人工智能科技（武汉）有限公司提供的既有实践叙述。以下区分公司所述结果与本文的机制解释，不把尚未提供的量化数据、第三方评价或项目日志作为既成证据。

8.1 普通团队成员完成软件项目链路

根据公司叙述，团队已完成自有小程序、官网以及适配实际业务的多款软件。相关工作涉及需求梳理、界面生成、代码修改、错误排查、阿里云部署、域名与服务器配置、微信生态对接及上线。此前缺少完整项目实操经验的团队成员，在 AI 辅助和老师指导下参与并完成这些环节。

这一案例呈现的并非单独的代码生成，而是跨环节任务被组织和推进的过程。按照双智论，需求说明可以对应信息对齐，模块开发与整合可以对应任务组织，报错排查与运行检查可以对应结果校验，业务要求可以对应智慧注入。这里的对应是解释性映射，尚不能证明每一机制都以相同强度实际发生。

老师指导属于协同系统的重要支持条件，不能从结果中扣除以后再声称员工完全独立完成。后续应分别记录 AI、执行者与指导者的贡献，并通过新任务观察指导减少后能否继续完成。当前案例提供的是能力边界扩展的实践线索，不代表人员已经具有完整独立的软件工程能力。

8.2 《365 天后的自己》导航图软件

根据公司叙述，团队自主完成了《365 天后的自己》导航图软件开发。其产品思想、教育理念和用户需求判断来自人的业务实践，AI 主要参与将这些想法转化为软件功能的过程。

这一项目有助于说明思想与实现能力的互补关系。产品目标需要 HI 提出和修订，AI 可以降低部分实现门槛，而最终功能是否有价值仍应由实际使用评价。软件被开发出来，与软件已经改善学习结果，是两个不同判断。

本稿尚未提供用户完成率、使用留存、学习收益或功能验收数据，因此仅将其作为“人的产品构思借助 AI 获得技术实现”的案例。其与前一案例来自同一团队且可能共享开发条件，不能视为完全独立的重复验证。

8.3 十四大课程板块的个性化匹配

公司叙述显示，团队围绕十四大课程板块建立问答与课程匹配体系，根据学习者年龄、身份及 AI 使用程度等信息，为其推荐 2 至 3 个适合当前阶段的学习板块。团队报告在搭建中综合使用了指令、拆解、验证与点睛等方法。

这一案例涉及教育资源匹配，而非单纯生成教学内容。课程分类、学习阶段与推荐标准体现教育实践中的 HI；问答资料使系统获得具体情境；软件与 AI 功能使推荐流程能够被执行。

当前尚未提供推荐准确性与教学效果的独立评价，也不能仅从“生成了 2 至 3 项推荐”认定匹配合理。后续可对推荐理由、教师复核结果、学员选择及课程体验进行连续记录。对不适配案例的修订，将比只展示成功推荐更有助于完善 Artifact。

8.4 软件著作权自主申报

根据公司叙述，团队最初缺乏软件著作权申报经验，原计划委托代理机构办理，相关计划费用合计超过一万元。随后团队借助 AI 理解流程与材料要求，经核验和调整后自主完成相关登记。

该案例具有清楚的能力转化结构：缺乏流程经验，借助 AI 获得初步理解，将事项拆成步骤，核验材料并采取行动，最终取得公司所述登记结果。其价值在于陌生事务出现了可推进的路径，而不是证明一般用户能够替代所有知识产权专业服务。

本稿未附登记证书、受理记录、代理报价或实际工时，故“超过一万元”仅为公司所述原计划费用，不作为已核实的净节约额。净收益还需要考虑工具费用、人员投入、返工和外部帮助等成本。

8.5 小团队的持续内容生产

公司报告已借助 AI 持续完成数百条宣传视频和数百张宣传海报。该实践主要呈现内容制作能力的扩展，同时也需要选题、客户理解、定位与审美等人的判断。

内容产量能够说明交付数量，却不能单独说明传播、获客或市场价值。要判断认知协同是否改善了内容效果，需要进一步观察目标人群适配、事实与表达质量、返工情况以及实际业务反馈。

这一案例也说明，两类智能不能被割裂。认知帮助选择值得生产的内容，行动使内容得到制作与发布，现实反馈再修正下一次认知与行动。

8.6 跨案例观察与证据边界

表 3　五类实践及其证据补充方向

实践场景	公司所述完成结果	后续需要补充的关键证据
软件项目链路	小程序、官网及业务软件完成与上线	版本、验收、工时及指导记录
成长导航软件	产品理念获得软件实现	功能使用与学习结果记录
课程匹配	十四板块中推荐 2 至 3 项	推荐理由、复核与适配反馈
软件著作权	自主完成相关登记	登记材料、投入与费用记录
内容生产	数百条视频及数百张海报	质量、返工及传播经营效果

五类项目共同指向一种值得研究的现象：人能够完成的任务，不必完全局限于此前已经掌握的专业技能；但这种扩展依赖工具、方法、经验、指导和现实条件的组合。

当前案例主要是同一组织内部的成功实践叙述，存在选择偏差、回顾偏差、结果归因与案例关联问题。它们适合用于发现设计问题、提出命题及建立后续记录框架，尚不足以估计五大方法的普遍收益或作出跨组织因果结论。

九、讨论：能力边界、商业价值与 AI 普惠

9.1 双智论的贡献在于连接三个层次

本文尝试连接模型能力、用户协同与现实结果。行动智能和认知协同智能帮助识别 AI 进入任务的不同方式；可调用智能与有效智能帮助区分能力供给、调用状态与情境表现；五类转化机制则提供从概念走向实践的操作接口。

这种贡献主要属于问题重构、概念整合与方法设计。它不依赖于声称首次发现人机协作，而在于将分散的应用经验组织为普通用户能够学习、研究者能够进一步检验的整体结构。

与只按工具名称分类的教学相比，该框架把学习组织在“真实需求怎样变成可靠结果”这一连续过程中。与只强调人的经验相比，它进一步提出怎样把经验写入任务说明、修订依据与可重复流程。与只强调模型能力相比，它将转化过程作为独立问题。

9.2 认知协同为何具有重要商业价值

对于企业经营者，AI 的价值不只体现在员工完成单项工作的速度，还可能体现在问题识别、资源配置和跨领域理解。一个经营者若能较早发现方案的缺失前提，或在投入前比较更多可行路径，其收益可能影响后续整个工作链。

这里的价值来自决策影响范围与执行的连续作用，而不是预设“认知必然比行动贵若干倍”。对于经营判断成为主要瓶颈的企业，认知协同可能成为老板学习 AI 的首要理由；对于交付与生产成为主要瓶颈的企业，行动智能可能更紧迫。

跨领域理解也不要求老板替代全部专业岗位。能够提出更清楚的问题、看懂方案差别、识别需要专家介入的环节，本身就可能改善与财务、技术、法律和咨询人员的合作。AI 帮助经营者组织专业资源，而专业资源又帮助校验 AI 结果，两者可以相互增强。

因此，双智论能够为一种以真实企业需求为中心的 AI 教育与应用服务提供解释框架：从老板理解问题，到团队执行任务，再到组织积累流程。商业收益能否实现，仍取决于客户需求、服务质量、交付成本与持续使用，不能从理论名称或文章发表状态直接推导。

9.3 从工具可达性到能力可获得性

工具可达性说明用户能够访问某个系统，能力可获得性则进一步要求用户能够发现用途、组织使用、校验结果并适配自身任务。即使模型访问条件相似，时间、语言、数字基础、资料质量、专业支持和组织环境仍可能造成差异。

“真正的 AI 普惠”因此应同时关注技术供给与转化条件。低门槛方法、示例、训练、反馈和可复用资源，是缩短这段距离的可能途径。其价值不应只用使用人数衡量，还应观察不同背景的人是否真正获得了可重复的问题解决能力。

当这种转化能够跨人群、跨任务发生，AI 价值的扩散就可能超出少数熟练使用者。基础模型的进步提供不断扩大的能力机会，而人机协同教育帮助更多人接近这些机会。二者共同构成技术进入社会生产与个人生活的完整过程。

9.4 外部智能层与持续成长

人类长期借助书籍、软件、团队与专业服务扩展能力。生成式 AI 的特殊之处，在于将多种认知与执行支持集中到可持续交互的界面中，使更多用户能够通过自然语言参与复杂任务。

本文将这一能力来源概括为人的能力系统中的“外部智能层”。它不等于另一个生物大脑，也不意味着用户的智商随模型版本自动提高。其意义在于，人的既有经验可以与持续发展的外部能力结合，形成新的任务可能性。

如果用户掌握的只是某个界面的操作步骤，模型变化可能使经验快速过时；如果掌握的是问题定义、协同组织、核验和沉淀方法，新的模型能力就更有机会成为下一轮成长的资源。能否实现这种迁移，是双智论需要持续接受检验的核心问题。

十、教育启示：AI 时代的“AI 驾校”

10.1 从工具操作到智能调配

“AI 驾校”是本文实践背景中的教育定位比喻。它强调训练人驾驭外部智能的能力：理解目标，辨认边界，掌握操作，在真实情境中调整，并为使用结果承担相应责任。

工具训练仍然是必要基础。文字、图片、视频、PPT、代码、网站、小程序、图像识别和智能体，可以构成学习任务的具体载体。但教学不应在“找到按钮并完成演示”处结束，还应引导用户说明为什么做、怎样判断做得对、何时需要调整，以及哪些方法能迁移到下一项任务。

因此，教学可以形成三个层次：完成具体作品，完成真实任务，形成持续协同能力。作品让学习者获得直接体验，任务把学习连接到现实需求，持续协同能力使一次成果有机会变成长期资产。

10.2 老板学习与团队学习的不同重点

对企业主、中小微老板和创业者，课程可以优先从经营问题进入：如何说明真实需求、识别问题所在、比较资源投入、组织团队执行及检验结果。对团队成员，则可以围绕岗位交付、工具组合、质量标准与流程复用展开。

老板不必成为每种工具的专业操作员，但需要拥有足够的实操体验，才能合理分配任务并理解验收难点。团队成员也不应仅被当作执行按钮的人，他们在一线积累的经验与反馈同样属于 HI 的重要来源。

人机协同教育的关键，是将个人学习与组织使用连接起来。老板定义的目标、员工掌握的操作和企业积累的资料，只有进入共同的工作过程，才可能形成持续效用。

10.3 以真实任务组织教学与反馈

可采用“提出自己的问题—形成任务说明—选择并使用方法—提交成果—说明依据—反馈修正—保留可复用内容”的教学结构。学习者需要说明自己作了什么决定、验证了哪些事实、还有哪些不确定性，而不只是展示 AI 生成了多少文字。

评价也应区分作品质量与人的理解。一个漂亮成果可能主要来自老师代操作；一个尚不精致但能说明思路、发现错误并继续修订的成果，可能更能体现学习过程。课程应同时观察交付与学习，减少把生成结果直接当作能力证明的偏差。

对资源有限的教学组织，最初可以从已有课堂作业、课后反馈和项目记录建立证据。记录不必繁琐，但应连续保留成功、失败和未完成的任务，并标明老师及其他人员提供的帮助。这样的积累既服务教学改进，也为后续研究提供基础。

十一、可检验研究命题

以下命题是待检验的理论预期，不是本文已经获得的统计结论。研究时需要明确任务类型、模型版本、使用条件与评价标准。

P1：AI 能力上限命题

在访问权限、任务适配和资源条件相近时，与目标任务相关的基础模型能力提高，预期扩大用户潜在可调用能力范围。该命题不意味着所有模型升级都会改善所有任务，也不意味着用户能够自动实现新增能力。

P2：协同调节命题

在相近任务条件下，AI 能力提高对用户有效智能的影响，预期随用户的信息表达、任务组织、核验和经验整合能力而变化。可比较不同协同水平下模型能力变化所产生的收益差异。

P3：信息对齐命题

对于高情境依赖任务，结构化说明身份、资源、困难、目标及约束，相对于仅提供任务名称，预期提高输出的情境匹配程度。评价应检查要求满足情况和关键条件遗漏，而非只看篇幅是否增加。

P4：任务组织命题

在复杂度较高且具有可分解结构的任务中，合理拆解并重新整合，相对于一次性生成，预期改善任务质量或降低返工。过度拆解和整合成本可能削弱这一收益。

P5：验证命题

在事实依赖较强、错误后果较大或接近模型能力边界的任务中，包含外部依据核对的系统性验证，预期降低错误输出被采纳的概率。单纯增加模型之间的一致性不应被当作同等验证条件。

P6：智慧注入命题

当用户具有与当前任务相关且可检验的领域经验时，纳入真实案例、现场信息和判断理由，预期改善结果的现实适配度。应同时检查人的既有偏见是否被强化。

P7：能力沉淀命题

将重复有效的资料、指令、验证标准与工作流程保存为可复用资源，在内容保持适用并得到维护的条件下，预期降低后续同类任务的协同成本，并提高结果一致性。

P8：系统训练命题

在训练时长、工具访问和任务条件相近时，接受五类机制综合训练的用户，预期在复杂任务表现与新场景迁移上优于仅接受单一工具操作训练的用户。未来可以通过分阶段评价、匹配比较及条件允许时的随机对照检验这一预期。

十二、智能转化的评价与低成本研究路径

12.1 先测可观察表现，再发展综合构念

“智能转化率”的测量不应从一个看似精确的总分开始。首先应确认任务能否完成、输出是否可靠、用户是否理解、投入多少资源，以及方法能否复用；在这些指标具有可信记录以后，再研究是否适合形成综合构念。

表 4　智能转化的可观察评价方面

评价方面	可观察指标	基本记录方式
任务范围	能完成的任务种类及复杂度	任务清单与先前经验说明
调用稳定性	同类任务的重复完成情况	连续任务记录
结果质量	正确性、需求满足与可使用程度	预先标准与成果复核
协同成本	时间、费用、返工及外部帮助	简明过程日志
认知理解	能否解释选择、依据和疑点	复述、答辩或简短反思
迁移表现	更换工具或任务后的使用表现	新场景任务与帮助记录
沉淀效果	复用率、维护成本与一致性	版本和后续调用记录
现实采用	成果是否进入实际工作	使用反馈与业务记录

任务完成率可以在预先定义的任务集合中计算，节省时间可以在条件相近的任务间比较；这些是具体指标，不应未经验证就等同于整体智能转化率。交互轮次减少也未必代表改善，因为必要的验证可能增加轮次。

12.2 以四类记录形成最小证据基础

第一类是任务开始前的记录：问题是什么，完成标准是什么，执行者原有经验如何，可使用哪些工具与支持。这样才能避免事后根据结果重新定义成功。

第二类是过程记录：保留关键输入、重要输出、采用与拒绝的理由、必要的外部核验，以及讲师或同事提供的帮助。不需要保存所有无关对话，但应能重建关键转折。

第三类是结果记录：保存成果、验收反馈、耗时与返工，注明完成、未完成或部分完成。失败任务与退出任务同样应进入记录，避免只留下成功样本。

第四类是后续记录：在新的同类任务或新工具中再次观察，判断此前获得的是一次性结果、可重复协同能力，还是进一步的知识内化。

12.3 分阶段提升证据质量

第一阶段可以将日常教学与交付过程记录标准化，形成可回看的案例。第二阶段在相近任务上进行前后比较，邀请熟悉任务但不参与教学的人复核成果，并减少对训练阶段信息的依赖。第三阶段扩展到不同讲师、组织和用户群体，检验方法能否脱离创始人的个人指导继续发挥作用。

前后比较与外部复核能够改善证据质量，但仍可能受到任务熟悉、动机变化和工具升级等因素影响。更严格的对照与随机设计适合作为进一步研究，而不是当前实践开始积累证据的先决条件。

这一路径使研究与业务交付相互支持：记录帮助发现课程薄弱环节，改进后的教学又产生新的可评价任务。设计科学的迭代由此可以发生在持续实践之中，而非只停留在一次理论陈述。

十三、适用边界与研究局限

首先，协同方法不能保证产生模型和工具环境根本不具备的能力。资料缺失、权限不足、信息过时及现实资源约束，都可能使任务无法完成。更好的提问不能替代必要的数据、资质、现场操作和专业支持。

其次，人的经验与 AI 输出都可能存在偏差。强调主体性不能被理解为“人永远比 AI 正确”，强调模型能力也不能被理解为“专业表达就是专业结论”。高风险任务需要与后果相匹配的核验及制度安排。

再次，协同会产生成本。某些标准化任务可以由自动化流程高效完成，过多人工参与反而可能降低效率。五类机制应按需使用，不宜变成所有任务都必须遵守的繁重仪式。

此外，智能体和知识库可能沉淀错误经验或过期资料。长期使用需要来源、权限、版本和纠错安排；资料越多并不保证结果越好。组织也需要防止关键方法仅掌握在少数人员手中，导致表面上系统化、实际上仍高度依赖个别人员。

最后，本文仍处于理论构建与探索性实践分析阶段。案例来自单一组织，原始材料尚不完整；设计者、实践者与商业受益者之间存在关联；模型版本、指导强度和任务差异尚未被系统控制。现有材料不能证明方法的唯一性、跨人群普适性、因果效果或确定的商业回报。

这些边界明确了研究下一步需要回答的问题：在哪些任务中有效，对哪些用户有效，需要怎样的支持，付出多少成本，以及效果能否持续与迁移。

十四、结论：从机器的突破，走向人的成长

生成式人工智能正在扩展机器能够完成的任务，也正在为人的理解、判断和创造提供新的外部支持。但机器智能的增长，不会自动变成使用者的能力增长。

本文提出的双智论，以行动智能与认知协同智能的互补为起点，区分 AI 基础能力、可调用智能与有效智能，并以智能转化率概括能力供给与能力实现之间的关系。通过信息对齐、任务组织、结果校验、智慧注入和能力沉淀五类机制，本文尝试为普通用户提供一条组织外部智能、扩大任务能力边界的可操作路径。

其探索性实践提示，原有专业技能边界与最终任务完成边界之间，可以通过 AI、人的经验、指导和协同方法建立新的连接。下一步需要通过持续记录、外部评价和跨场景研究，检验这种连接何时稳定、何时失效，以及能否被更多人掌握。

双智论关注的，并不只是“AI 还能生成多少东西”，而是“越来越强大的 AI，究竟能够进入多少人的真实能力系统”。当一个人能够理解过去看不懂的问题，推进过去不会开展的任务，把一次成功沉淀为下一次能力，技术进步才开始变成具体的人生与经营机会。

AI 教育的长期目标，是让人能够不断吸收技术进步，而不是永远追赶下一个工具。

如果一种协同方法能够被大量普通人理解、实践并迁移，它的影响就可能随着使用人数、任务范围与模型进步而扩展。基础研究推动机器能力向上突破，协同教育推动能力机会向更广泛的人群开放。两者共同决定 AI 能够产生怎样的社会价值。

技术突破决定 AI 能力能够走多高。

能力转化决定 AI 价值能够走多远。

改变世界的技术，最终应当表现为更多人拥有改变现实的能力。这也是双智论所坚持的核心价值主张：

让 AI 的强大，成为你的强大。

参考文献

[1] Licklider, J. C. R. (1960). Man-computer symbiosis. IRE Transactions on Human Factors in Electronics, HFE-1, 4–11. DOI: 10.1109/THFE2.1960.4503259

[2] Engelbart, D. C. (1962). Augmenting Human Intellect: A Conceptual Framework. Stanford Research Institute, Summary Report AFOSR-3223. 原文链接

[3] Clark, A., & Chalmers, D. (1998). The extended mind. Analysis, 58(1), 7–19. DOI: 10.1093/analys/58.1.7

[4] Kamar, E. (2016). Directions in hybrid intelligence: Complementing AI systems with human intelligence. Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 4070–4073. 原文链接

[5] Gomez, C., Cho, S. M., Ke, S., Huang, C.-M., & Unberath, M. (2025). Human-AI collaboration is not very collaborative yet: A taxonomy of interaction patterns in AI-assisted decision making from a systematic review. Frontiers in Computer Science, 6, 1521066. DOI: 10.3389/fcomp.2024.1521066

[6] Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 1–16. DOI: 10.1145/3313831.3376727

[7] Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2, 100041. DOI: 10.1016/j.caeai.2021.100041

[8] UNESCO. (2024). AI Competency Framework for Students. UNESCO. 原文链接

[9] Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. MIS Quarterly, 27(3), 425–478. 原文链接

[10] Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. MIS Quarterly, 36(1), 157–178. 原文链接

[11] Amershi, S., Weld, D., Vorvoreanu, M., et al. (2019). Guidelines for human-AI interaction. Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 1–13. DOI: 10.1145/3290605.3300233

[12] Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. The Quarterly Journal of Economics, 140(2), 889–942. DOI: 10.1093/qje/qjae044

[13] Dell'Acqua, F., McFowland, E. III, Mollick, E., et al. (2026). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of artificial intelligence on knowledge worker productivity and quality. Organization Science, 37(2), 403–423. DOI: 10.1287/orsc.2025.21838

[14] Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. MIS Quarterly, 28(1), 75–105. 原文链接

[15] Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse. Human Factors, 39(2), 230–253. DOI: 10.1518/001872097778543886

[16] Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. Human Factors, 46(1), 50–80. DOI: 10.1518/hfes.46.1.50_30392

[17] Santoni de Sio, F., & van den Hoven, J. (2018). Meaningful human control over autonomous systems: A philosophical account. Frontiers in Robotics and AI, 5, 15. DOI: 10.3389/frobt.2018.00015

研究材料与利益关系说明

双智子早期《AI 应用万能公式》及后续《AI 应用万能公式理论闭环说明》，属于方法构件形成过程中的内部实践材料。本稿使用公司提供的结构说明与实践叙述进行整理，未对相关材料的完整原件、版本沿革或全部项目证据开展独立审计。这些材料用于说明方法来源和实践背景，不作为同行评议外部证据。

本研究围绕双智子自有方法体系及公司项目展开，具有直接的产品与商业应用背景。文中的公司名称、课程与软件名称用于标识实践来源；项目叙述不构成对培训收益、专业资质或经营回报的保证。

生成式 AI 参与了本稿的结构整理、语言编辑与文献检索辅助，不作为案例事实的独立来源。