



人工智能语境下的设计思维：历史比较与认知重构

张劲松, 徐育忠*, 朱吉虹

浙江工业大学 设计与建筑学院, 杭州 310053

摘要: 在人工智能迅猛发展的背景下, 传统设计思维在本体论与认识论上显现出若干局限: 比如难以将隐性知识显性化、对复杂情境的把握能力有限, 以及未能将 AI 视为协同认知主体, 这些不足引发了设计思维主体性重构的理论挑战。本文系统比较了 3 种经典的设计思维认知框架, 并综合人工智能、心理学及认知神经科学的最新进展, 深入分析了设计知识的表征与生成机制, 以及设计思维认知重构的议题。在此基础上, 提出了 PBS-VC (problem-behavior-solution-value-context) 设计认知模型, 并通过 MPGPT (multimodal prompting generative pre-trained transformer) 跨模态提示词生成实验对该模型进行了系统映射与案例验证。该模型通过整合问题-行为-方案, 并引入价值与情境元素, 构建了适应人机协同创造的新的理论框架, 实现了问题识别、行为匹配与方案生成的可计算支持。基于 MPGPT 的案例研究表明, PBS-VC 模型能显著提升生成式人工智能提示词工程等任务的完成质量, 从而为人工智能赋能的设计学科发展提供了新视角, 对未来的设计教育和设计实践具有深远的启示作用。

关键词: 设计思维; 人工智能; 认知重构; PBS-VC 模型; 人机协同设计

中图分类号: TB21; TP18; J0-05

文献标识码: A

文章编号: 1674-4969(2026)03-0225-13

引言

自 1969 年赫伯特·西蒙 (Herbert Alexander Simon) 提出“设计是创造人工物的过程”^[1]以来, 设计思维作为设计理论探究的核心概念, 已历经半个多世

纪的演进与嬗变。21 世纪初, 斯坦福大学 D.school (哈索普莱纳设计学院) 将设计思维 (design thinking) 包装为一种通用的创新方法, 并在全球商学院引发了热潮^[2]。然而, 关于设计思维的本质——是设计师独有的认知模式, 还是一种普遍适用的问题解决框架——学

收稿日期: 2025-08-01; **修回日期:** 2026-01-15

基金项目: 教育部人文社会科学研究一般项目: 人工智能语境下设计思维的历史比较与演进研究 (23YJAZH195)

作者简介: 张劲松 (1975—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为设计思维、设计哲学、人工智能辅助设计。E-mail: kingsunzhang@zjut.edu.cn

*徐育忠 (1971—), 男, 硕士, 教授, 研究方向为设计思维、数字媒体艺术。E-mail: xuyuzhong@zjut.edu.cn (通讯作者)

朱吉虹 (1980—), 女, 博士, 副教授, 研究方向为设计思维、用户体验、设计智造。E-mail: jhzhu@zjut.edu.cn

引用格式: 张劲松, 徐育忠, 朱吉虹. 人工智能语境下的设计思维: 历史比较与认知重构[J]. 工程研究——跨学科视野中的工程, 2026, 18(3): 225-237. DOI: 10.3724/j.issn.1674-4969.20250118. CSTR: 32282.14.JES.20250118

ZHANG J S, XU Y Z, ZHU J H. Artificial Intelligence-Driven Design Thinking: Historical Comparison and Cognitive Reconstruction[J]. Journal of Engineering Studies, 2026, 18(3): 225-237. DOI: 10.3724/j.issn.1674-4969.20250118. CSTR: 32282.14.JES.20250118

界仍存在争论。近年来,随着生成式人工智能(AIGC)的突破性发展,学界围绕AI对设计活动的变革性影响展开了广泛探讨。现有研究主要聚焦于AI作为设计辅助工具的效能评估^[3]、人机协作设计流程优化^[4],以及AI生成内容的创造性评价等议题^[5]。然而这些研究多将AI视为外部工具或客体,较少从认知本体论层面审视AI介入对设计思维主客体关系的根本性重构。传统设计思维模型均建立在设计师作为认知主体、设计对象作为客体的二元结构之上。当AI从被动工具演变为具有生成能力的“准主体”时,这一主客体二元框架是否仍然适用?设计中的隐性知识如何在人机共创中转化与演进?这些问题尚缺乏系统性的理论回应。

在人工智能技术日新月异的发展背景下,设计思维的认知模式正经历着前所未有的变革与重塑。一方面,AIGC技术对设计教育理论与实践的冲击已成必然趋势,亟须在人工智能语境下构建新的理论框架与方法论来指导实践;另一方面,设计思维概念的广泛运用可能导致设计师角色被淡化、专业界限变得模糊,进而在设计实践中引发理论上的困境和方法论的危机^[6]。基于此,本文将探讨人工智能对设计思维中主客体二元结构的消解作用,以及由此引发的知识表征与生成机制转换这一核心。通过跨学科的历史比较研究方法,本文将深入剖析人工智能对设计思维产生的影响,以期为当前设计思维的本体论与认识论研究提供重构性视角。

1 设计思维的本体论辨析

回顾历史,设计思维始终位于跨学科研究的语境中,其概念范畴和理论框架因各学科视角的差异而呈现出多元化的解读。赫伯特·西蒙从科学的角度深入解析了设计思维的逻辑,与埃里克森合作提出了设计协议分析法(protocol analysis)^[7],这为通过口语编码研究设计思维开辟了先例。唐纳德·舍恩(Donald A. Schön)^[8]则基于反思框架,对设计思维过程进行了研究,其理论揭示了设计思维的行动实践特征。随着设计哲学研究者们从形式研究逐渐转向问题求解的方法,舍恩的反思实践理论为设计思维的理论框架奠定了初步的雏形。

近年来计算机、心理学、人工智能等领域的研究进展为设计思维拓展了全新的研究视角,越来越多学者通过眼动仪、脑电研究引入认知神经科学来研究设计思维的机理特征^[9]。约翰·格罗(John Gero)提出了基于知识推理计算的FBS(function-behavior-structure)本体论模型^[10],与基·多斯特(Kees Dorst)等提出的设计问题探索与解空间的共同演化,逐步成为近年来设计思维领域比较有代表性的主流思想^[11]。随着AIGC技术在设计艺术领域取得了突破性进展,2022年末大语言模型与扩散模型技术催生了ChatGPT、Midjourney、Stable Diffusion等明星AI产品,AIGC技术已经对设计师的认知和创作模式带来了巨大改变。在这一趋势背景下,本文将重点分析几个具有代表性的传统设计思维框架:基·多斯特的“问题空间与解空间”理论[图1(a)]、荷兰学派彼得·克罗斯(Peter Kroes)的“功能和结构”理论[图1(b)]和约翰·格罗(John Gero)的FBS本体论框架[图1(c)],探究人工智能介入后的影响与挑战。

1.1 基·多斯特的“问题空间与解空间”理论

基·多斯特在2001年提出了“问题空间”(problem space)和“解空间”(solution space)的概念^[12]。他认为,设计过程可以被建构为两个空间中的双向探索和共同演化,设计思维就是一个探索从问题空间映射到解空间的过程。多斯特认为,问题空间和解空间之间存在复杂的互动关系,设计者在问题空间中不断探索、理解问题,同时也在解空间中生成、评估备选方案。问题空间和解空间共同演化,直至达成设计目标。这种问题空间与解空间的动态交互,是多斯特设计思维理论的核心特征。

1.2 彼得·克罗斯的“功能和结构”理论

彼得·克罗斯等依据经验导向的哲学进路在描述立场下引入工程话语,将“结构”和“功能”两个基本范畴引入技术人工物描述,并将其确定为技术人工物的二重性^[13]。克罗斯用“结构”范畴表述技术人工物的物理实在,用“功能”范畴表达技术人工物要实现的主体意向性。“结构”与“功能”之间存在着异质性和非线性,并不容易建立起逻辑的一致性,二者并无确定性关

系; 所以技术人工物的功能与其结构是否兼容, 被称之为技术人工物在本体论层面的“难问题”^[14]。

1.3 约翰·格罗的FBS本体论框架

约翰·格罗提出了FBS设计本体论框架。在该框架中, 设计过程活动被描述为在功能(F)、行为(B)和结构(S)之间的一系列变换过程^[15]。格罗认为, 设计思维的过程就是不断在三种要素之间进行转换和推理的过程。设计者需要从功能(F)出发, 合成出行为(B), 最终产生结构(S)的描述, FBS本体论为设计思维的分析提供了一个较为系统和全面的框架。

综合图1所示的三种理论框架, 克罗斯的“功能和结构”理论以独特的本体论视角为理解设计思维提供了洞见, 它揭示了设计过程中的核心挑战——如何将抽象的功能意图具象化为具体的物理结构。多斯特的“问题空间与解空间”理论则强调了设计过程中问题和解决方案的状态变化及其相互关系, 这一动态视角更贴近实际的设计和技术创新流程, 因此广受设计研究者的青睐。相比之下, FBS模型侧重于设计概念本身的框架结构以及设计者在功能、行为和结构间进行的认知推演过程。然而, 从形式逻辑的角度审视, 功能(F)蕴含了意图与目标的双重性质, FBS模型在维持设计思维模型中知识表征的逻辑一致性方面, 显然仍存在一些逻辑兼容性的问题^[16]。

然而, 尽管这些理论各具独到见解, 它们在设计本体论层面仍面临严峻挑战。首先, 设计认知的复杂性深受情境因素的影响, 难以脱离具体语境的束缚。传统模型在考量设计情境时相对简略, 未能充分展现AI时代情境的复杂性和动态性。其次, 设计经验多以隐形知识存在, 天然抵抗任何形式化的本体表征, 这些特质使设计活动难以完全归约为计算逻辑,

其中的主观意图与价值判断更难以形式化; 最后, 传统设计思维模型隐含了人类作为唯一认知主体的假设, 难以容纳AI作为协同认知代理的新角色。Rahwan等^[14]指出现今的人工智能系统不再是简单的工具, 而是具有一定程度的主体性和能动性的“混合智能体”。生成式AI设计方法导致了“混合实在性”(hybrid reality)现象, 设计成果往往来自混合智能创造的成果, 这打破了传统设计哲学中主体-客体的二元认知框架^[15]。Kantosalo和Jordanous^[16]的研究表明, 在AI参与的设计过程中, 人类设计师与AI系统形成了一种基于角色的合作创造关系模式, 这种关系改变了创意生成的传统方式。这种人机协作不仅改变了设计知识的生产方式, 还重构了设计师的认知逻辑和决策模式。

2 设计思维的知识表征与生成机制

传统设计学理论一直认为, 设计思维是人类所独有的认知能力。作为这一能力的特定“所指”, 设计师思维不仅体现了设计师主体在知识生成过程中的智慧, 也反映了设计过程中参与者协作实践的智慧。在认知科学和人工智能领域, 知识被视为智能的基础, 而知识表征则涉及将设计思维中的对象、策略和行动过程转化为机器可理解的语言和操作指令等关键步骤。这一转译过程不仅是对技术层面的挑战, 更深刻地触及了设计思维的本质内核。特别是在当前的AI时代, 设计认知已经从经验直觉导向转变为数据计算驱动。传统的设计认知模式正在经历从“问题-解决方案”的线性思维向“数据-模式-生成”的网络思维的转变^[17]。与此同时, 设计思维的生成机制——如何从概念生成到策略实施——这一过程正经历着从人

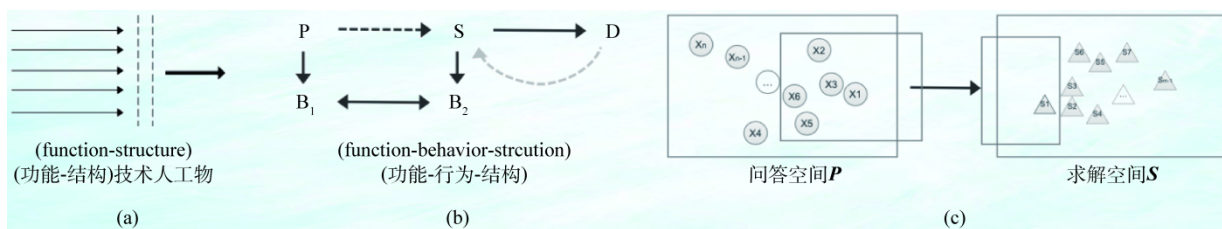


图1 三种不同设计思维本体论模型的比较研究^[7]

Figure 1 A comparative study of three ontological models of design thinking^[7]

类中心向人机协同的范式转换^[18]。

2.1 设计知识：从个体隐性到系统显性

自20世纪中期以来,设计方法学的研究重心主要在于探讨设计师如何利用个人经验和专业知识来解决问题。80年代,随着Schön^[8]提出的反思实践理论,设计知识被重新定义为在实践活动中形成的“行动中的知识”。进入90年代,设计认知研究进一步关注知识表征的多样性,Cross^[19]指出设计师的思维具有独特的知识范式。这一历史脉络见证了设计知识从工具理性向实践理性的转变。

传统设计思维的知识表征具有多元复合性,它不仅包括可形式化的逻辑知识,还包含了难以言传的实践知识和经验知识。特别是Polanyi^[20]提出的“隐性知识”(tacit knowledge),即那些“我们知道但难以言表”的设计直觉、身体技能和情景判断,它们构成了设计思维的独特资源,但同时也成为人工智能理解设计过程的主要障碍。这些隐性知识常常以个体化和情境化的形式存在,难以系统化表达和传递,使得设计思维长期被视为一种难以捉摸的“黑箱”过程。

然而,人工智能的介入为解决这一难题提供了新的可能。深度学习技术能够将不同类型的设计知识(逻辑、实践、经验)视为同一高维语义空间中的不同表征^[21],使原本割裂的知识类型在计算表征中获得统一。这种表征方式弥合了显性知识与隐性知识的边界割裂,为设计思维的形式化表征开辟了新路径。正如Sun^[22]的CLARION认知架构所示,通过显性层与隐性层的交互机制,曾经难以捕捉的设计经验和实践智慧可以在一定程度上实现形式化表达和运算处理(图2)。这一转变使设计知识从个体内隐网络演化成人机共构的外显网络,从而重构了设计思维的知识层级。

2.2 设计推理：从个体认知到混合智能

设计思维的推理机制正经历从个体认知向混合智能的转变。在传统设计实践中,设计师依赖于复杂的推理能力,包括演绎、归纳、类比、溯因等多种思维方式的交织运用,形成了被视为“设计师特有”的个体认知模式。

双钻石(double diamond)模型^[23]将设计思维过

程精炼为“发现-定义-发展-交付”四大阶段,每一阶段均伴随着发散与收敛思维的交替运用,尽管此模型简化了设计的复杂性,却精准捕捉了设计推理中在问题界定与解决方案生成时,发散与收敛非线性思维特质交互作用的特点。

近年来,认知神经科学的研究为理解直觉思维开辟了新的视角。Dietrich^[24]关于创造性认知神经基础的研究指出,“灵感闪现”实质上是特定脑区——尤其是前额叶皮层与默认模式网络——之间的协同活动。这一发现挑战了将设计直觉视为不可分析“整体”的传统观念,为计算模拟提供了理论上的可能性。

Kahneman^[25]的双系统理论(系统1与系统2)深入揭示了直觉思维(系统1)与分析思维(系统2)之间的相互依存关系,为理解设计思维中的直觉思考与系统分析提供了坚实的认知基础。Pearl^[26]的因果推理理论,则借助因果阶梯,将人类思维过程细分为关联、干预和反事实推理,为设计思维的高维推理构建了形式化的框架。

当前,大型语言模型(LLMs)中新兴的推理模型正为上述论点提供实证支持。这些推理系统展现出类似于设计师的推理能力,如通过大量设计案例学习产生归纳偏好、利用跨领域知识进行创造性联想。特别是,Wei等^[27]的研究发现,通过恰当的提示词策略(prompting),大模型能够模拟“思维链”(chain-of-thought)推理过程,在解决复杂问题时展现出清晰的逻辑,这与设计思维的迭代过程具有相似性。

这一发展使我们认识到,设计推理不应再被视为单一认知主体(人类设计师)的内在过程,而应理解为分布在人-机交互网络中的混合智能活动。正如哈钦斯(Edwin Hutchins)分布式认知理论所强调的,认知不仅存在于大脑中,还延伸到工具、符号和环境^[28]。在这种新的认知框架下,人类直觉与算法逻辑之间形成互补而非对立关系,各自发挥独特优势,共同推动设计思维认知过程的演化(图2)。

2.3 知识生成：从主体创造到协同涌现

设计思维的知识生成机制正随着人机关系的演变而重新构建。在传统的设计实践中,知识的生成主要

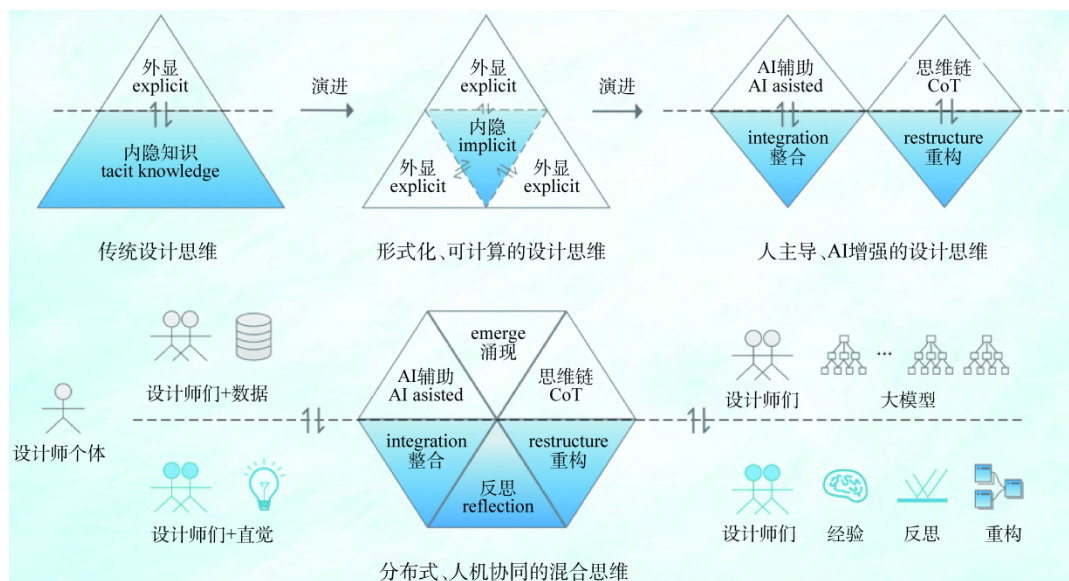


图2 设计思维的知识表征与知识生成演化

Figure 2 Knowledge representation and the evolution of knowledge generation in design thinking

依赖于设计师个人或设计团队内部的流程, 是设计知识与设计认知在特定情境下动态交织的结果。这一过程可以理解为CLARION认知架构中的自主学习特征^[22], 它通过探索问题空间和决策来驱动设计知识的内隐与外显学习。设计思维的内隐-外显双层表征在行动与学习之间形成循环迭代, 共享知识库为设计认知提供学习的基础, 而设计认知则通过实际行动将新经验沉淀回共享知识库中, 从而构建了一个持续互动的生成机制^[29]。

AI的介入从根本上重塑了这一生成机制。首先, AI系统能处理并整合远超个人能力的知识范围, 从而拓宽了设计思维的知识图谱。其次, AI的计算能力极大提升了设计方案生成与评估的速度, 进而加速了设计认知的迭代周期; 尤为重要, AI已不再是仅作为被动工具存在, 而是具有主动性的合作伙伴, 参与设计知识的生成与演化过程。这一转变使得设计思维的知识生成从个人内部的创造活动, 演变为人机系统中的协同涌现现象。从复杂系统理论的视角来看, 人机协同设计中的知识生成并非人类知识与机器知识的简单叠加, 而是两种不同认知模式交互作用产生的系统性涌现(见图2)^[30]。这种涌现无法被还原为单一主体的认知过程, 它彰显了分布式智能系统的独特性。传统设计思维理论难以充分解释这种协同

涌现现象, 因为它们通常预设了以单一认知主体(即设计师)为中心的知识生成模式。

面对这一理论挑战, 本文主张发展新的设计认知模型, 既要保留传统设计思维核心理念, 又要能吸纳人机协同带来的认知重构的系统变革。这促使我们思考以下问题: 如何构建一个更具动态包容性的设计思维认知框架? 如何理解设计主体与AI在设计过程中的关系演变? 以及在人机协同环境下, 价值判断和情境因素将对协同设计产生怎样的影响?

3 人机协同视角下设计思维的认知模型建构

在人工智能时代, 设计思维所面临的挑战主要源于社会-技术系统的日益复杂性和不确定性^[31]。从“有限理性”^[1]到“反思实践”^[8], 从“功能-行为-结构”的三重框架到“问题与解空间”的共同演化, 再到“设计过程”模型和“双钻模型”, 传统设计思维理论始终基于主客体二元认知框架, 将设计师视为独立的认知主体, 而设计对象则作为被动的思考客体。尽管这种模式在工业机器生产时代成效显著, 却难以应对当前社会-技术系统的多元复杂性。人工智能的兴起进一步暴露了这一理论框架的局限性, 因为AI已从工具角色转变为协作伙伴, 使得设计认知不再局

限于单一主体的内部过程,而是演变为分布式系统中交互涌现的复杂过程^[30]。

根据 Hutchins^[28]的分布式认知理论,设计认知过程不仅局限于个体的心智之中,还广泛分布于由人、工具与环境所构成的整体系统内。在此背景下,本研究提出了一种更为包容的认知框架,旨在超越简单的二元对立,以容纳设计活动中出现的新型关系网络,具体细节将在后文详述。

3.1 PBS-VC 模型: 人机协同设计认知框架

在深入剖析设计认知历史脉络,并观察人工智能环境下的设计实践后,本研究提出一个名为“问题-行为-方案-价值-情境”(PBS-VC)的设计认知模型。该模型的基础架构由三个相互关联的维度构成:问题空间(problem)、行为过程(behavior)和方案生成(solution)。这三个维度既承袭了设计认知的传统理论,又通过向量空间表征获得了新的知识表征方式。在此基础上,模型进一步引入价值判断(value)和情境因素(context)这两个关键维度,以捕捉人机协同设计中新出现的认知特质(见图3)。

在借鉴人工智能领域中的“嵌入”(embedding)技术^[32]的基础上,PBS-VC模型通过向量空间表征来设计认知的各个维度。该模型将设计知识进行形式化编码,随后进行特征压缩与映射,最终转化为多维的向量空间。这种处理方式将原本离散的知识、经验和行为编码成连续的向量表示。具体而言,PBS-VC模型使用一个 n 维向量来代表问题空间(P),其中每一维都代表不同的问题属性,而向量值则对应神经网络中的权重。以下是模型各维度的具体阐释:

问题空间(P)不仅包含显性的功能需求与技术约束,也蕴含着隐性的情感期待、文化背景与美学诉求。这一空间可被视为多层次认知图景,通过多维向量 $P = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 表征,其中每一维度对应设计思考的不同面向——从功能性(x_1)到情感共鸣(x_2),从文化符号(x_3)到生态影响(x_4),这种表征方式超越了简单的逻辑命题,呈现了问题定义的生成性特质。

行为维度(B)包含两个方面:预期行为(B_1)是设计者对设计方案性能的预测,表达为 $B_1 = g(P, S)$,即基于问题理解和方案构思对设计表现的预期;实际行为

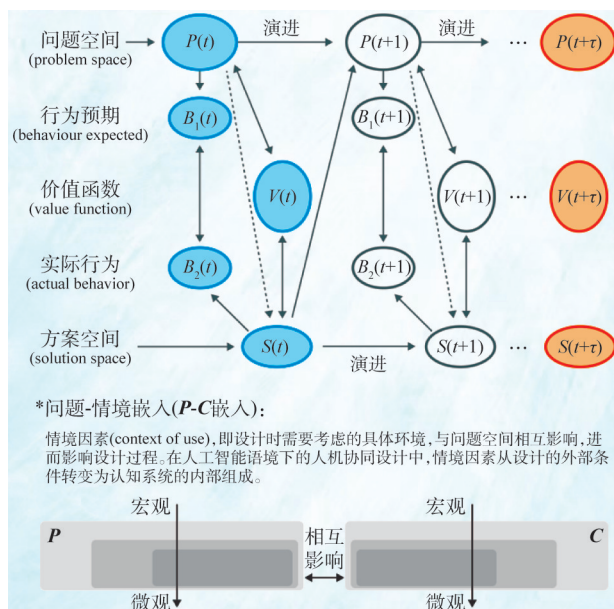


图3 人工智能语境下的PBS-VC设计思维模型

Figure 3 The PBS-VC design thinking model within the context of artificial intelligence

(B_2)则是设计成果在真实环境中的表现,表达为 $B_2 = h(S, E)$,反映环境因素对设计实现的影响。两者之间的对齐度决定了设计的成功与否,可通过对齐函数 $Align(t) = 1 - \min(|\lg(B_1(t)/B_2(t))|, 1)$ 来形式化表达。这种表达并非意在机械化设计思维,而是为设计反思提供一种思考工具,类似于音乐家调整乐器的“共振频率”——当预期与现实和谐共振时,设计方案获得了成功;当两者失谐时,则需重新审视问题定义或方案构思。

方案空间(S)代表设计思考的具体成果,是设计师创造性思维的物化表现。方案空间不仅是可能性的集合,还是灵感、技艺与逻辑交织的表达场域,可通过多维向量 $S = [S_1, S_2, \dots, S_m]$ 表征,每个维度对应设计成果的不同方面,从形式优雅到功能完备,从材质质感到交互流畅。

价值维度(V)是模型的重要扩展,源自基尼(Ralph L. Keeney)的“价值聚焦思维”理论^[33]。价值维度贯穿设计过程,连接问题界定、行为预测和方案生成,体现了设计决策的价值判断标准。在人机协同设计中,价值判断从隐性过程转变为必须明确处理的核心问题——AI系统可以生成海量方案但缺乏价

值直觉, 需要将价值判断显性化; 当AI成为设计协作者而非工具时, 价值对齐问题成为协同设计的关键挑战。价值维度可视为设计系统中“人机价值取向的综合协调机制”, 它不仅涉及设计成果的价值评估, 更涉及设计过程中的价值引导与协商。

情境维度(C)建立在萨克曼 (Lucy A. Suchman) 的情境行动理论基础上^[34], 强调设计认知深度嵌入于具体环境中。在人机协同设计中, 情境因素从设计的外部条件转变为认知系统的内部组成——AI系统依赖形式化表征而缺乏对情境的自然感知; 设计成果将置于数字-物理混合环境中使用, 情境复杂性大幅提升; AI系统本身成为情境的一部分, 产生“反身性情境”。情境维度包含时间、空间、社会、文化、技术等多重层面, 它们不仅影响设计过程, 还直接参与设计认知的构建。

3.2 PBS-VC 模型的系统动态关系分析

PBS-VC模型的五个维度构成了一个相互关联的动态系统, 而非简单的并列关系。这些维度间形成多重反馈回路, 共同构建了人机协同设计的系统生态: ① 问题-情境嵌入(P-C嵌入)。情境因素不仅影响问题界定, 问题界定也重构了相关情境要素(图3)。例如, 当设计师界定了“智慧城市导航系统”问题时, 同时选择了关注导航系统的智能化(技术情境)、城市基础设施(物理情境)和社会行为模式(社会情境), 这些情境自然成为设计问题的制约因素。AI代理通过数据分析发现该系统次要使用人群中有一部分老年人, 促使问题重新界定。

② 价值-行为-方案反馈循环(V-B-S反馈回路)。价值判断引导行为选择, 行为产生方案, 方案实现又强化或挑战原有价值观。这一循环在人机协同环境中表现为设计师基于可持续性价值选择特定设计参数, AI基于这些参数生成方案, 但可能同时发现可持续性与成本之间的意外冲突, 促使设计师重新审视价值权重。

③ 预期-实际行为的情境调节(B_1 - B_2 -C对齐验证)。情境因素调节着预期行为与实际行为之间的匹配关系。当情境变化时, 即使方案不变, 预期与实际行为的对齐度也会改变。AI系统能够验证不同情境下的

设计表现, 帮助设计师理解情境变化对 B_1 - B_2 行为对齐的影响。这种系统视角使我们认识到: PBS-VC模型不是静态模型, 而是动态演化的认知框架。特别地, 在人机协同设计中, 这种动态性表现得更为突出。AI的参与改变了系统的反馈机制, 加速了系统各要素间的信息流动, 形成了传统设计认知模型中难以解析的复杂交互系统。

4 PBS-VC 设计思维模型实践映射与反思

以下是通过案例研讨来尝试验证PBS-VC模型有效性的过程。以MPGPT(multimodal prompting generative pre-trained transformer)跨模态系统(见图4)作为设计实践的载体, 我们将抽象的设计思维框架转化为可操作的工作流程。MPGPT系统针对当前AIGC提示词工程所面临的核心挑战, 如用户意图与生成结果的语义偏差、隐性知识表征不足、价值导向模糊等, 提出了基于PBS-VC框架的解决方案。系统基于腾讯元器智能体技术框架开发^[35], 通过模块化设计将复杂的认知过程分解为可视化的节点与连接, 实现了设计思维过程的形式化表达。该系统的应用场景主要聚焦于Logo和Icon的prompt提示词生成任务, 这一领域既需要创意思维, 又要满足功能性要求, 是验证PBS-VC模型有效性的理想场景。为验证PBS-VC模型的理论有效性和实践价值, 建立了PBS-VC模型维度与MPGPT系统的映射对照关系(如表1)。这种理论-实践映射不仅展示了模型的操作化过程, 也为评估模型预测力和解释力提供了框架。

4.1 问题空间的向量化表征

在PBS-VC模型框架下, 问题空间(P)被定义为多维向量表示: $P = \{\text{主体维度, 风格维度, 颜色维度, 参数维度, 其他维度, } \dots\}$ 。MPGPT系统将这一抽象概念具体化为多种类型的技术参数, 尤其体现在其多模态输入处理模块中。

从系统架构来看, MPGPT通过“大语言模型”节点处理用户的需求描述, 将设计需求从自然语言转换为结构化的向量表征。例如, 当任务描述为“设计一个表达威尔逊生态理念的民宿酒店Logo”时, 系

表1 PBS-VC模型与MPGPT系统实现的概念映射对照
Table 1 Conceptual mapping between the PBS-VC model and the implemented MPGPT system

模型维度	知识表征	MPGPT 系统实现	技术模块分解	模型验证指标
问题空间(P)	多维问题表征	多模态输入处理	意图分类模块 参数提取模块	设计需求转化完整度 隐含需求挖掘能力
	问题时序演化	问题重构机制	需求动态更新 反馈整合模块	问题表述迭代次数 需求理解演化度量
行为维度(B)	预期行为(B1)	提示词生成路径	逻辑分支节点	提示词结构完整度
	实际行为(B2)	生成结果分析	多层次评估模块	综合评估
	行为对齐机制	交互式反馈	中间检查点模块	过程输出正确率
方案维度(S)	方案表征	结构化输出	生成式计算算法 方案参数化表示	方案多样性指标 结构化程度评分
	方案演化	迭代优化机制	版本控制节点	方案迭代深度
价值维度(V)	多元价值表征	价值评估框架	多维评价系统	价值权重一致性
	价值协商	价值权重调整	设计师干预接口	价值调整响应性
情境维度(C)	物理情境	环境数据整合	HTTP 请求模块 MCP 通信协议模块	环境因素识别率 API 访问触达率
	社会文化情境 技术情境	文化知识库 技术框架适配	社会文化知识图谱 实现可行性评估	社会文化适配性评分 系统集成成分

统能够识别出“民宿酒店”“威尔逊”和“生态”这几个关键描述，并将其映射到向量空间的特征维度上。具体而言，“民宿酒店”代表了主体对象类型，“威尔逊”表现为风格维度上的“亲生命理念”，体现为“自然、环保、互动”等风格描述；而“生态”则可能表现为内容维度上的自然元素权重(0.85)、色彩维度上的绿色基调(0.7)等。

“Wilson's ecological concept homestay hotel logo, digital art, minimalist natural design, green and brown colors, clean edges, organic shapes, soft shadows, 8k detailed, sharp focus, crisp edges.”

系统的“意图分类”模块将设计需求分解为主体、风格、颜色和分辨率等四个层次，对应系统入参时的多维性质。“参数提取”模块捕捉显性知识，而“知识库”则捕捉隐性知识，例如“威尔逊”主要是暗藏了文化内涵和风格指向，如“威尔逊”会自动关联绿色(0.95)、互动(0.8)、野外(0.7)等设计元素的描述。

4.2 行为序列的动态生成与对齐机制

PBS-VC模型将行为分为预期行为(B₁)和实际行为(B₂)，强调两者之间的对齐对设计过程至关重

要。MPGPT系统通过其 workflow 设计，具体体现在动态生成行为序列和建立对齐机制两个方面，来体现这一理念。动态生成行为序列是 MPGPT 系统的核心功能之一。

系统不是简单地将用户需求转化为单一提示词，而是构建了一个用户需求的行爲路径预判。这一路径始于需求识别，经过模态识别、若干个逻辑节点的判断分支，最终生成结构化的提示词组合。系统根据输入模态类型以及每个前序节点的输出动态来形成系统提示词的重构，从而产生了个性化、适应性的提示词智能生成。例如，当系统检测到用户需求中包含图片上传时，会自动激活图片理解的节点；当需求表达模糊或不完整时，系统会启动自动补全提示词结构。

在 PBS-VC 模型中，行为对齐指的是预期行为与实际行为之间的匹配度，MPGPT 通过多层次反馈机制实现了这一概念。系统不仅在最终输出阶段提供生成结果的预览，还在中间环节设置了多个检查点，使用户能够实时评估和调整生成过程。这种多层次反馈机制使 MPGPT 系统能够在设计过程中持续优化行为对齐度。与传统提示词生成器相比，MPGPT 的对齐机制更加灵活和透明，用户能够清晰地看到系统每个

节点的“思考”运行过程,并在任何环节进行报错或人为干预。这种交互式设计不仅提高了系统的可控性,也增强了用户对生成结果的信任度,这正是PBS-VC设计思维模型中强调行为对齐的价值核心。

4.3 解空间与价值-情境维度的整合

在MPGPT系统中,通过“知识库”与“HTTP”请求模块的整合,实现了PBS-VC模型中解空间与价值-情境维度的紧密结合。该系统从知识库内部检索,获取隐性知识或约束条件,同时利用HTTP请求与外部API,扩展最新资讯或信息,确保在智能体生成过程中能够找到最佳匹配的信息。这些信息与系统提示词的结构和权重分配相结合,形成了可适应的解空间表示。为“最新款克莱斯勒汽车座椅绘制图标”,需按时间顺序检索克莱斯勒汽车座椅的样式,以获取与该公司品牌、产品相匹配的图形构图(权重0.8)、蓝色调(权重0.7)和简约风格(权重0.9)等要素。传统设计思维中,空间探索高度依赖于设计师的个人经验,常受限于知识孤岛和有限视野的约束。而MPGPT系统通过整合不同设计师间的经验知识到统一的知识库中,利用向量化表征实现不同类型知识的互操作。该案例使用了LAION-5B公开数据集中的60个设计任务^[36],涵盖了不同行业和复杂度。实验结果显示,系统生成的提示词能精确捕捉设计意图的细微差别,特别是在需要平衡多重设计目标的复杂任务中表现卓越,这证明了PBS-VC模型在隐性知识表征和利用方面的有效性。价值-情境维度的整合对于传统设计思维中价值判断的主观化和情境理解的碎片化问题具有显著帮助。系统通过多维度评估指标(包括CLIP-S、美学预测、专家评分)尝试建立了价值评估的客观基础,将设计师基于经验的模糊判断转化为可量化、可解释的评分标准。

5 结论

在人工智能技术重塑各行各业的当下,设计思维作为设计学科的理论,正面临着从“人类中心主义”向“人机协同”范式的根本性转型。本文通过历史比较与文献分析,深入剖析了传统设计思维在本体

论与认识论层面的局限,提出了PBS-VC设计认知模型,并通过MPGPT跨模态提示词生成实验验证了其有效性。主要结论如下:

(1) 人工智能消解了设计思维中主客体的二元对立,重构了设计认知的本体论基础。传统设计理论将设计师视为唯一的认知主体,设计对象为客体。然而,随着AIGC从被动工具演变为具有生成能力的“准主体”,设计活动演变为一种“混合智能”过程。MPGPT系统的实验表明,AI不再是简单的指令执行者,而是参与了从问题界定到方案生成的全过程。初级设计师倾向于对AI的依从,而资深设计师则通过价值引导与AI形成动态协作,这证实了设计认知已从个体内部的心理过程,转变为分布于人机交互网络中的协同涌现。

(2) PBS-VC模型实现了设计思维的可计算表征,解决了隐性知识转化的难题。针对设计思维中“只可意会不可言传”的隐性知识难以形式化的问题,本文提出的PBS-VC模型引入了向量空间表征方法。通过将问题(*P*)、行为(*B*)、方案(*S*)映射为多维向量,并嵌入价值(*V*)与情境(*C*)维度,该模型将设计意图转化为机器可理解的计算逻辑。在MPGPT的应用中,系统能够精准捕捉用户意图的细微差别(如特定的文化符号或美学风格),并将其转化为结构化的提示词工程,显著提升了AIGC任务的完成质量。这不仅证明了该模型在理论上的自治性,更展示了其在指导人机协同设计实践中的强大解释力与操作性。

(3) 价值与情境维度的引入,为应对复杂社会-技术系统提供了新的方法论支撑。在传统FBS等模型基础上,PBS-VC模型特别强调了价值与情境的核心作用。在人机协同环境中,AI缺乏天然的价值直觉与情境感知能力。本研究通过显性化的价值评估框架(如多维评分系统)和情境数据整合(HTTP/MCP协议),将伦理、美学及社会文化因素嵌入设计流程。这种机制确保了在算法高效生成的同时,设计成果依然符合人类社会的深层需求与特定语境,为人机协同设计提供了必要的伦理边界与质量保障。

尽管本文提出的PBS-VC模型在MPGPT系统中初步验证了其在人机协同设计中的有效性,但我们仍



图4 基于腾讯元器^[35]开发的MPGPT设计智能体模型

Figure 4 An intelligent agent model of MPGPT designed on Tencent Yuanqi^[35]

需清醒地认识到,当前的研究主要聚焦于Logo与Icon等视觉生成领域,受限于特定的实验情境与样本规模,该模型向产品设计、服务设计等更为复杂的社会-技术系统迁移时,其普适性与适应性仍有待进一步检验。面向未来,随着AI智能体技术的成熟,研究将重点突破现有系统的封闭性,通过深化MCP协议与HTTP外部互联技术,使设计智能体能够实时感

知物理世界与网络资讯,实现从静态知识库向动态环境感知的跨越;同时将致力于拓展PBS-VC模型在跨学科复杂设计场景中的应用边界,并基于此框架重塑设计教育体系,重点培养学生在人机共生环境下的意图表达、价值判断与批判性思维,以期智能时代的创新设计提供坚实的理论与实践支撑。

参考文献

- [1] 司马贺. 人工科学: 复杂性面面观[M]. 武夷山, 译. 上海: 上海科技教育出版社, 2004.
Simon H A. The Sciences of the Artificial[M]. Cambridge: The MIT Press, 1996.
- [2] Brown T. Design thinking[J]. Harvard Business Review, 2008, 86(6): 84.
- [3] Verganti R, Vendraminelli L, Iansiti M. Innovation and design in the age of artificial intelligence[J]. Journal of Product Innovation Management, 2020, 37(3): 212-227.
- [4] Koch J, Lucero A, Hegemann L, et al. May AI? Design ideation with cooperative contextual bandits[C]//Proceedings of the 2019 CHI

- Conference on Human Factors in Computing Systems. Glasgow Scotland UK. ACM, 2019: 1-12.
- [5] Muller M, Chilton L B, Kantosalo A, et al. GenAICHI: Generative AI and HCI[C]//CHI Conference on Human Factors in Computing Systems Extended Abstracts. New Orleans, LA USA. ACM, 2022: 1-7.
- [6] Gram M. On design thinking[EB/OL]. 2019. <https://www.nplusonemag.com/issue-35/reviews/on-design-thinking/>.
- [7] Ericsson K A, Simon H A. Protocol Analysis: Verbal Reports as Data[M]. Cambridge: MIT Press, 1984.
- [8] Schön D A. The Reflective Practitioner: How Professionals Think in Action[M]. New York: Basic Books, 1983.
- [9] Gero J S. Design Prototypes: A Knowledge Representation Schema for Design[J]. AI Magazine, 1990, 11(4): 26-36.
- [10] Dorst K, Cross N. Creativity in the Design Process: Co-evolution of Problem - Solution[J]. Design Studies, 2001, 22(5): 425-437.
- [11] Kroes P. Design methodology and the nature of technical artefacts[J]. Design Studies, 2002, 23(3): 287-302.
- [12] Kroes P. Technical Artefacts: Creations of Mind and Matter: A Philosophy of Engineering Design[M]. Dordrecht: Springer, 2012.
- [13] Gero J S, Kannengiesser U. The situated function - behaviour - structure framework[J]. Design Studies, 2004, 25(4): 373-391.
- [14] Rahwan I, Cebrian M, Obradovich N, et al. Machine behaviour[J]. Nature, 2019, 568(7753): 477-486.
- [15] Dellermann D, Ebel P, Söllner M, et al. Hybrid intelligence[J]. Business & Information Systems Engineering, 2019, 61(5): 637-643.
- [16] Kantosalo A, Jordanous A. Role-Based Perceptions of Computer Participants in Human-Computer Co-Creativity[C]// Proceedings of the 7th Computational Creativity Symposium at AISB 2021 (CC2021). 2021: 20-26.
- [17] Oxman R. Thinking difference: Theories and models of parametric design thinking[J]. Design Studies, 2017, 52: 4-39.
- [18] Rezwana J, Maher M L. Designing creative AI partners with COFI: A framework for modeling interaction in human-AI co-creative systems [J]. ACM Transactions on Computer-Human Interaction, 2023, 30(5): 1-28.
- [19] Cross N. Designerly ways of knowing[J]. Design Studies, 1982, 3(4): 221-227.
- [20] Polanyi M. Personal Knowledge[M]. Chicago: The University of Chicago Press, 1958.
- [21] Bengio Y, Courville A, Vincent P. Representation learning: A review and new perspectives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8): 1798-1828.
- [22] Sun R. Anatomy of the Mind: Exploring Psychological Mechanisms and Processes with the Clarion Cognitive Architecture[M]. Oxford: Oxford University Press, 2016.
- [23] Design Council. The Design Council's evolved Double Diamond[EB/OL]. (2019-10-03)[2025-07-15]. <http://www.designcouncil.org.uk/news-opinion/design-process-what-double-diamond>.
- [24] Dietrich A. The cognitive neuroscience of creativity[J]. Psychonomic Bulletin & Review, 2004, 11(6): 1011-1026.
- [25] 丹尼尔·卡尼曼. 思考, 快与慢[M]. 胡晓姣, 李爱民, 何梦莹, 译. 北京: 中信出版社, 2012.
- Kahneman D. Thinking, Fast and Slow[M]. New York: Farrar, Straus and Giroux, 2013.
- [26] Pearl J, Mackenzie D. The Book of Why: The New Science of Cause and Effect[M]. New York: Basic Books, 2018.
- [27] Wei J, Wang X Z, Schuurmans D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[EB/OL]. 2022: arXiv: 2201.11903. <https://arxiv.org/abs/2201.11903>.
- [28] Hutchins E. Cognition in the Wild[M]. Cambridge: MIT Press, 1995.
- [29] Nonaka I, Takeuchi H. The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation[M]. Oxford: Oxford University Press, 1995.
- [30] Morello L T, Chick J C. Human-AI symbiotic theory (HAIST): Development, multi-framework assessment, and AI-assisted validation in academic research[J]. Informatics, 2025, 12(3): 85.
- [31] 克劳斯·克里彭多夫. 设计: 语义学转向[M]. 胡飞, 高飞, 黄小南, 译. 北京: 中国建筑工业出版社, 2017.
- Krippendorff K. Semantic Turn: A New Foundation for Design[M]. Boca Raton: CRC Press, 2005.
- [32] 斯蒂芬·沃尔弗拉姆. 这就是 ChatGPT[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2023.
- Wolfram S. What is ChatGPT Doing... and Why Does It Work?[M]. Champaign: Wolfram Research, Inc., 2023.
- [33] Keeney R L. Value-Focused Thinking[M]. Cambridge: Harvard University Press, 1992.
- [34] Suchman L A. Plans and Situated Actions[M]. New York: Cambridge University Press, 1987.
- [35] 腾讯. 元器智能体平台[EB/OL]. (2023)[2025-04-08]. <https://yuanqi.tencent.com/agent/IcpvmKUqPV1H>.
- Tencent. Tencent Meta-Component Intelligent Platform[EB/OL]. (2023)[2025-04-08]. <https://yuanqi.tencent.com/agent/IcpvmKUqPV1H>.
- [36] Schuhmann C, Beaumont R, Vencu R, et al. LAION-5B: An open large-scale dataset for training next generation image-text models[EB/OL]. 2022: arXiv: 2210.08402. <https://arxiv.org/abs/2210.08402>.

Artificial Intelligence-Driven Design Thinking: Historical Comparison and Cognitive Reconstruction

ZHANG Jinsong, XU Yuzhong*, ZHU Jihong

School of Design and Architecture, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310053, China

Highlights

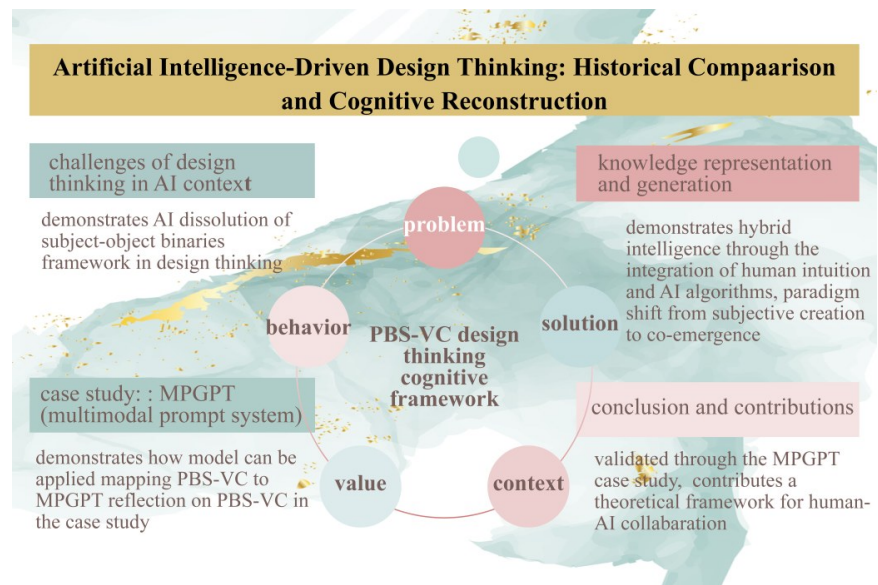
Demonstrates AI's dissolution of subject-object binaries framework in design thinking, addressing the emergence of "hybrid reality" in design outcomes.

Redefines design knowledge representation from individual implicit knowledge to a formalized, explicit, and computable system.

Highlights a paradigm shift in design reasoning from individual human cognition to a "hybrid intelligence" distributed across human-AI interaction networks.

Proposes and evaluates a novel PBS-VC design thinking framework, for human-machine collaborative design.

Graphical Abstract



Abstract: Since Herbert Simon's seminal work on the design of artificial objects, design thinking has evolved as a core concept in design theory for five decades. In the early 21st century, Stanford's D.school packaged design thinking as a universal innovation methodology, sparking global interest. However, the essence of design thinking remains contested: is it a unique cognitive mode exclusive to designers, or a universally applicable problem-solving framework? With the rapid advancement of artificial intelligence, particularly generative AI technologies, design thinking faces unprecedented transformation and reconstruction. The emergence of AIGC technologies has created an urgent need for new theoretical frameworks to guide design education and practice, while the popularization of design thinking risks weakening designer agency and blurring professional boundaries.

This research conducts a cross-disciplinary historical comparative study to examine how AI intervention impacts design thinking, providing reconstructive perspectives on both the ontology and epistemology of design thinking. Three influential traditional frameworks are analyzed: Kees Dorst's "problem space and solution space" theory, Peter Kroes' "function and structure" theory, and John Gero's FBS ontological framework focusing on transformations among functional, behavioral, and structural elements.

While these traditional frameworks offer valuable insights, they face significant ontological challenges in the AI era. First, design cognition's complexity is deeply influenced by contextual factors that are difficult to separate from specific situations, yet traditional models oversimplify contextual considerations and fail to adequately reflect the complexity and dynamism of AI-era contexts. Second, design experience exists predominantly as tacit knowledge, naturally resisting formal ontological representation, making design activities difficult to fully reduce to computational logic, particularly regarding subjective intentions and value judgments. Third, traditional design thinking models implicitly assume humans as the sole cognitive agents, struggling to accommodate AI's emerging role as a collaborative cognitive partner.

Recent research demonstrates that AI systems are no longer simple tools but "hybrid intelligent agents" possessing degrees of

agency and autonomy. This generative AI design approach produces "hybrid reality" phenomena, where design outcomes result from mixed intelligence creation, fundamentally disrupting the traditional subject-object dualistic cognitive framework. In AI-participated design processes, human designers and AI systems form role-based collaborative creative relationships, transforming not only how design knowledge is produced but also reconstructing designers' cognitive logic and decision-making patterns.

The research examines how design thinking's knowledge representation and generation mechanisms transform from individual tacit knowledge to systemic explicit knowledge, and from individual cognition to hybrid intelligence. Traditional design thinking relied heavily on designers' personal experience and tacit knowledge—Polanyi's concept of "we know more than we can tell"—which constituted design thinking's unique resource while creating barriers for AI understanding. AI intervention provides new possibilities through deep learning technologies that unify different knowledge types (logical, practical, experiential) within high-dimensional semantic spaces, bridging the gap between explicit and tacit knowledge.

Design reasoning similarly transitions from individual cognition to hybrid intelligence. While traditional design practice relied on complex reasoning abilities—deduction, induction, analogy, and abduction—intertwined in ways considered uniquely designer-specific, emerging large language models demonstrate similar reasoning capabilities. Through appropriate prompting strategies, these models can simulate "chain-of-thought" reasoning processes, showing clear logic in complex problem-solving that parallels iterative design thinking processes. This development suggests design reasoning should no longer be viewed as an internal process of a single cognitive agent but as hybrid intelligent activity distributed across human-machine interaction networks.

To address these theoretical challenges, this research proposes the (PBS-VC) design thinking model for human-AI collaborative environments. The model's foundation consists of three interconnected dimensions: Problem space (P), Behavior process (B), and Solution generation (S), drawing from design cognition's theoretical traditions while incorporating vector space representation for new knowledge encoding. Two critical dimensions—Value judgment (V) and Context factors (C)—are integrated to capture emergent cognitive characteristics in human-AI collaborative design.

The PBS-VC model employs vector space representation for each cognitive dimension, encoding design knowledge through feature compression and mapping into multidimensional vector spaces. Problem space encompasses not only explicit functional requirements and technical constraints but also implicit emotional expectations, cultural backgrounds, and aesthetic aspirations. The Behavior dimension distinguishes between expected behavior (designers' predictions of solution performance) and actual behavior (design outcomes' real-world performance), with alignment between them determining design success. The Solution space represents concrete design outcomes as multidimensional vectors spanning from formal elegance to functional completeness.

The Value dimension, derived from Keeney's "value-focused thinking" theory, pervades the design process, connecting problem definition, behavior prediction, and solution generation. In human-AI collaboration, value judgment transforms from an implicit process to a core issue requiring explicit handling—AI systems can generate numerous solutions but lack value intuition, necessitating explicit value judgment; When AI becomes a design collaborator rather than a tool, value alignment becomes a critical challenge. The Context dimension, building on Suchman's situated action theory, emphasizes design cognition's deep embedding in specific environments, transforming from external conditions to internal components of the cognitive system.

The research validates the PBS-VC model through the MPGPT system, a cross-modal intelligent agent developed on Tencent's Yuanqi framework. The system addresses core challenges in current AIGC prompt engineering—semantic gaps between user intentions and generated results, insufficient tacit knowledge representation, and ambiguous value orientation. Testing with 60 design tasks from the LAION-5B dataset across various industries and complexity levels demonstrated that system-generated prompts accurately captured nuanced design intentions, particularly excelling in complex tasks requiring balanced multiple design objectives.

This practical implementation proves the PBS-VC model's feasibility and effectiveness, offering a comprehensive theoretical framework for design knowledge representation in human-AI collaboration. The model not only formalizes design thinking processes but preserves design thinking's inherent complexity and creativity, potentially serving as a bridge for deeper research into design cognition and artificial intelligence integration.

Keywords: artificial intelligence; design thinking; cognitive restructuring; PBS-VC model; human-machine collaborative design