

基于复杂适应系统理论的教育提示语框架构建研究

汤雅璐

苏州大学教育学院, 江苏 苏州

收稿日期: 2026年5月19日; 录用日期: 2026年7月6日; 发布日期: 2026年7月16日

摘要

生成式人工智能的发展推动了教育提示语研究的兴起, 并为人机协同学习提供了新的可能。然而, 现有提示语框架主要表现为通用结构型和教学功能导向型两类, 在学习过程支持、人机动态交互以及元认知发展等方面仍存在不足。基于复杂适应系统理论, 本研究提出CREATE教育提示语框架, 包含情境与角色、请求与目标、执行与参数、适应与交互、思维与元认知以及评估与输出六个模块, 构建从任务启动到成果评价的人机协同学习闭环。为增强框架的可操作性, 研究进一步设计了模块化提示语模板, 并提出CREATE-Lite简化版本。通过文献综述写作案例, 展示了框架的运行机制及其在教育场景中的应用。研究表明, CREATE框架能够为学习者提供结构化的人机交互支架, 支持动态反馈与认知调节, 为教育提示语设计提供新的理论视角与实践参考。

关键词

教育提示语, 生成式人工智能, 提示语工程, 复杂适应系统理论

An Educational Prompt Framework Based on Complex Adaptive Systems Theory

Yalu Tang

School of Education, Soochow University, Suzhou Jiangsu

Received: May 19, 2026; accepted: July 6, 2026; published: July 16, 2026

Abstract

The rapid development of generative artificial intelligence (GenAI) has stimulated growing interest in educational prompting and created new opportunities for human-AI collaborative learning. However, existing prompting frameworks can generally be categorized as either general structural

frameworks or pedagogically task-oriented frameworks, both of which exhibit limitations in supporting learning processes, dynamic human-AI interaction, and metacognitive development. Drawing on Complex Adaptive Systems (CAS) theory, this study proposes the CREATE framework for educational prompting, which consists of six interconnected modules: Context and Role, Request and Target, Execution and Parameters, Adaptation and Interaction, Thinking and Metacognition, and Evaluation and Output. Together, these modules establish a human-AI collaborative learning cycle spanning task initiation, interaction, reflection, and evaluation. To enhance practical applicability, the study further develops a modular prompting template and introduces CREATE-Lite, a simplified version for novice users. A literature review writing scenario is employed to illustrate the operational mechanism and educational application of the framework. The findings suggest that the CREATE framework provides a structured scaffold for human-AI interaction, facilitating dynamic feedback, metacognitive regulation, and deeper learning. This study offers both theoretical insights and practical guidance for educational prompt design in the era of generative AI.

Keywords

Educational Prompt, Generative Artificial Intelligence, Prompt Engineering, Complex Adaptive System

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence, GAI)正从“辅助工具”逐步转型为具备类人交互能力的“人智协同伙伴”，其深度融入已成为教育变革的关键力量[1]。《教育强国建设规划纲要（2024—2035年）》明确提出打造“人工智能教育大模型”，进一步开辟了教育发展的新赛道[2]。然而，GAI的教育潜能释放并非自发过程。作为连接人类意图与机器理解的“认识论新话语”[3]，提示语(Prompt)在其中扮演着关键枢纽角色。GAI的生成机制决定了其高度依赖指令质量，若缺乏精准的提示语设计，极易导致模型产生“幻觉”或仅提供浅表化响应，从而制约教学效果。虽然当前学界已聚焦于通过设计教育提示语框架以挖掘生成式人工智能的潜能但既有研究仍囿于静态指令范式。现有框架普遍存在交互线性化、静态化与认知调节不足等问题。究其根源，在于“教育性”与“技术性”的割裂，导致传统的线性提示语工程难以有效适应教育场景中任务复杂性与学习者差异性[4]。

基于此，本研究试图引入复杂适应系统(CAS)理论作为理论基础，超越传统提示语工程的静态线性逻辑，构建兼具结构系统性与动态适应性的教育提示语框架，解决当前人机教育对话中的认知阻滞问题，为生成式人工智能在教育场域的深度融合提供一套具备理论解释力与实践可操作性的方法论参照。

2. 基于大语言模型的教育提示语演化与技术进展

2.1. 提示语的起源与早期发展

在大型语言模型的快速演进驱动下，提示语工程从仅任务输入的辅助操作，逐渐成为连接人类意图与模型生成的桥梁。最初，提示语的创建主要依靠人工设计，研究者基于人类对任务的理解，手动创建直观的模板[5]。之后，提示语依赖零样本提示，即用户直接输入自然语言问题或命令引导模型完成任务[6]。这种提示主要激活模型在预训练阶段内化的语言与世界知识，适用于结构简单、领域清晰的任务，但其没有系统的提示语设计方法，成功概率受模型理解能力、任务复杂度影响较大。随着任务复杂性的

提升，提示语开始从零样本转向包含示例的少样本提示，通过在提示中加入几个示例，让模型理解任务格式和目标内容，构建“类任务上下文”[7]。这种上下文学习机制使模型能够动态地从提供的示例中推断任务模式与要求，无需额外参数更新。

早期提示语主要演化路径表现为从依赖人工驱动简单模板逐渐过渡到通过上下文示例进行任务约束。这一路径为教育提示语的萌芽提供了技术支撑，即通过将教学目标与示例直接编码进提示语，引导模型生成符合学习任务的输出。

2.2. 指令调优与思维链提示的探索阶段

随着 Instruct GPT 的提出以及基于人类反馈的强化学习(RLHF)的应用[8]，提示语从开始的仅对任务进行描述阶段发展成为规范任务执行阶段。这一时期的标志性进展包括两方面：其一，指令调优与 RLHF 的结合显著提升了模型遵循自然语言指令的能力，该方法通过在大量的“指令 - 回答”数据对上对预训练模型进行调整，显著增强了模型在理解自然语言意图与响应复杂任务指令方面的能力[9]。其二，思维链提示的提出，模型开始通过提示语模拟“思维链条”，逐步输出中间推理步骤，有效激发其多步推理能力[10]。由此，提示语开始从单步任务延伸到多步推理任务，形成任务模板化和结构化提示语的雏形。

这两条路径促使提示语从直接提供答案转向生成思考的发展过程。从教育学角度来看，这一变化过程与布鲁纳的“支架式教学”高度契合，都旨在通过逐步的提示引导学习者形成结构化的理解。

2.3. 智能体协同与系统化交互的集成阶段

随着基础模型能力的持续增强，尤其是在 RLHF 赋予模型强大的指令遵循能力之后，提示语工程开始突破单一对话框的限制，向智能化与系统化方向演进。在提示语发展的第三阶段，研究者开始突破传统静态模板的局限，将大语言模型逐步塑造成具备角色与行动能力的智能体。

这时的提示语发展主要体现在两个方面：其一，从角色扮演提示向智能体构建升级[11]，虽然早期的提示语已涉及简单的角色设定，但在该阶段，研究者开始利用复杂的系统提示语构建具备长期记忆、工具调用能力和特定行为规范的智能体。这种深度的角色化不仅要求模型“说话像某人”，更要求其像特定专家一样“思考和行动”，有研究表明，有效的角色提示是释放大模型教育潜能的关键，远比简单的问答更具沉浸感和教育效果[12]。其二，自动化与动态交互机制的引入。反应式提示进一步整合了思维链机制与外部工具调用能力，构建“感知 - 推理 - 行动”的循环推理框架[13]，该方法使提示承担起规划、监控和反思的动态职责，推动提示从静态指令向动态思维过程演进。同时，自动提示工程[14]的出现标志着提示语设计从人工手写迈向机器自动优化。该方法将提示优化任务交还给模型自身，这时用户仅需提供任务目标与评估标准，模型即可自动搜索并生成高性能提示。提示示例也由固定模板发展为可动态调整的形式，标志着提示工程由人工设计迈向机器优化的新阶段。随后，Tsimpoukelli 等人[15]将提示学习技术的适用范围从基于文本的自然语言处理拓展到了文生图、图生文、音频理解等更丰富的多模态交互场景。大模型逐步支持文本 + 图像 + 音频 + 视频的多模态输入输出，体现出多样化的认知调度能力。

2.4. 现有框架类型与适用局限

在现有研究中，学者们已经提出了若干具有代表性的教育提示语框架。但各教育提示语框架在实际应用中暴露出了一定的适用性局限。当前，教育提示语框架大致分为通用结构型框架和教学功能导向型框架两类。

2.4.1. 通用结构型框架

通用结构型框架是指能够提供结构化的、相对完整的元素组合，旨在系统性地指导提示语的构建的

提示语框架,这类元素组合能够覆盖提示语设计的关键维度。例如,Giray 提出的 ICIO 框架[16]包含指令、背景、输入与输出四要素,体现了明确的结构化思维。在此基础上,赵晓伟等提出的 CORE 框架[3]突出语境、目标、角色与示例的结合,主要停留在结构层面,尚未深入涉及学习过程调控与认知支持。CRISPE 框架[17]更加注重任务执行与语言风格控制,仍然适用于通用任务,在教育认知机制层面相对不足。钟柏昌则引入 TRIZ 理论——一种基于大量技术发明规律,将提示语的角色建构与系统化创新方法结合,提出了 TIE 提示语框架[18]。然而,这类框架在应对复杂教育情境与生成式人工智能的非线性交互时仍存在一定局限。

2.4.2. 教学功能导向型框架

教学功能导向型框架则更加强调场景化和目标导向。相关研究提出了图书馆信息素养教育[19]、医学信息检索教学[20]等具体场景中应用的提示语。它们不再是通用的对话模板,而是嵌入特定教学流程的策略工具,其设计紧密围绕明确的教学目标,如培养批判性思维或提升信息检索效率,能够直接、高效地服务于特定的教学。然而这些框架通常缺乏普适性的顶层结构,因此难以在不同学科或教学场景中直接复用。与此同时,部分研究开始探索面向个性化教育的框架,如 FOKE 框架[21],通过学习者画像、提示语设计与学习路径规划来实现个性化支持,强调可解释性与适应性,但其关注点更多集中在系统层面的学习路径优化,较少触及学生元认知发展。

3. 复杂适应系统下的提示语机制解析

3.1. CAS 理论在提示语设计中的独特优势与核心概念具象

生成式人工智能支持下的教育提示语设计,本质上是在学习者、教师与人工智能之间构建一种新型的人机协同学习机制。因此,教育提示语框架的设计不仅需要关注技术层面的指令组织,更需要回答学习支持如何发生、认知如何发展以及交互如何持续优化等教育学问题。

在探索这些问题的过程中,已有教育理论为教育提示语设计提供了重要启示,但在解释生成式人工智能环境下复杂的人机交互过程时仍存在一定局限。本研究引入由约翰·霍兰提出的复杂适应系统(CAS)理论。该理论通过聚集、非线性、多样性、流动等核心特性,系统地解释了主体的适应性学习与涌现行为[22]。在人机协同的教育场景中,提示语恰好将学习者、教师与生成式人工智能联结为一个动态适应系统。相较于传统教育理论,CAS 理论在解析这种多主体、非线性的交互演化时,展现出独特的理论优势。

首先,支架式教学理论强调通过适当支持帮助学习者完成超出其当前能力水平的任务,其核心在于通过逐步引导帮助学习者实现从依赖支持到独立完成的任务能力跃迁[23]。教育提示语中的角色设定、步骤引导以及问题分解等设计,与支架式教学所强调的“逐步支持-能力提升-支架撤除”逻辑具有较高的一致性。然而,支架理论主要关注教师或学习工具对学习者的单向支持过程,其本质仍是一种相对静态的支持框架,对于生成式人工智能环境下持续反馈、多轮协商与动态调整的人机交互过程解释力有限。

其次,建构主义认为知识并非被动接受,而是在具体情境中通过经验重组与社会互动主动建构形成[24]。当前大量教育提示语设计均强调情境创设、角色扮演以及问题探究,其核心思想与建构主义所倡导的情境学习和主动建构高度契合。然而,建构主义更多关注学习者个体的知识建构过程,对于学习者、教师与人工智能三方之间如何形成动态协同关系,以及系统如何随着交互不断演化,缺乏系统性的解释框架。

再次,对话理论强调知识在持续的交流、反馈与协商过程中生成,学习本质上是一种不断深化的对话过程[25]。生成式人工智能的出现使教育活动从传统师生对话扩展为“学习者-教师-人工智能”的多主体对话形式。但对话理论主要聚焦交流过程本身,对于复杂交互过程中出现的反馈循环、路径分化以

及系统涌现等现象关注不足，难以解释生成式人工智能环境下非线性的人机协同机制。

相比之下，CAS 理论认为系统中的主体通过持续互动、反馈与适应实现协同演化，并在交互过程中产生新的系统行为与认知结构。这种强调动态反馈、非线性演化与涌现生成的理论特征，与生成式人工智能支持下的人机协同学习过程高度契合。CAS 理论认为系统由多个相互作用的主体构成，主体之间通过持续互动、反馈与适应不断调整自身行为，最终形成具有涌现特征的复杂系统。教育场景中的学习者、教师与人工智能均可被视为具有自主性的行动主体。三者通过提示语不断交换信息、修正策略并重构认知结构，使学习过程呈现出明显的动态性、非线性与适应性特征。

与支架式教学理论强调“支持”、建构主义强调“建构”、对话理论强调“交流”不同，CAS 理论进一步关注系统内部主体之间如何通过持续反馈实现协同演化，以及复杂学习结果如何在交互过程中逐渐涌现。特别是在生成式人工智能环境下，学习者的问题表达、人工智能的反馈内容以及后续交互策略均处于不断变化之中，学习路径并非预先确定，而是在持续互动过程中动态生成。这种特征与 CAS 理论所强调的适应、流动、非线性和涌现机制高度契合。

因此，虽然支架式教学理论、建构主义学习理论和对话理论均能够为教育提示语设计提供有益启示，但其关注重点主要集中于学习支持、意义建构或交流互动的单一维度，尚不足以全面解释生成式人工智能支持下教育提示语的动态演化过程。复杂适应系统理论则能够从系统整体视角揭示学习者、教师与人工智能之间持续反馈、动态适应与协同发展的运行机制。因此，本研究选择 CAS 理论作为 CREATE 教育提示语框架构建的理论基础，并据此分析教育提示语交互中的核心机制与设计原则。见表 1。

Table 1. A comparison of the applicability of CAS theory and related educational theories in educational prompt design
表 1. CAS 理论与相关教育理论在教育提示语设计中的适用性比较

理论	核心观点	对教育提示语设计的启示	对生成式 AI 人机交互的解释范围	局限性
支架式教学理论	通过适当支持帮助学习者完成超出其当前能力水平的任务	提示语可通过步骤引导、问题分解、示例示范等方式为学习者提供认知支架	能解释提示语如何支持学习任务完成与能力发展	侧重单向支持过程，难以解释人机之间持续反馈与动态调整机制
建构主义学习理论	学习者在真实情境中主动建构知识意义	提示语应创设真实情境、激活已有经验并促进知识迁移	能解释情境化提示和主动学习过程	关注个体知识建构，较少涉及多主体协同演化机制
对话理论	知识在持续交流与协商过程中生成	提示语应鼓励追问、反馈和深度对话，促进认知发展	能解释学习者与 AI 之间的互动过程	对反馈循环、动态适应和系统演化的解释不足
复杂适应系统理论	多主体通过持续互动、反馈与适应形成动态演化系统，并产生涌现行为	提示语不仅需要提供结构支持，还应支持动态调整、路径分化、元认知监控与持续优化	能整体解释学习者、教师与 AI 之间的反馈、适应、协同与演化过程	理论抽象程度较高，需要进一步转化为可操作的设计框架

从表 1 可以看出，支架式教学理论、建构主义学习理论与对话理论分别从学习支持、知识建构与互动交流等角度为教育提示语设计提供了重要启示。然而，这些理论大多聚焦于学习过程中的某一侧面，难以系统解释生成式人工智能环境下学习者、教师与人工智能之间持续反馈、动态调整与协同演化的复杂过程。相较而言，复杂适应系统理论不仅关注主体间的互动关系，更强调系统在交互过程中表现出的适应性、非线性与涌现性特征。生成式人工智能支持下的教育提示语实践本质上是一种多主体协同参与的动态过程，其运行逻辑与复杂适应系统的基本特征高度契合。因此，本研究选择复杂适应系统理论作为 CREATE 教育提示语框架构建的核心理论基础，并进一步分析其关键机制在教育提示语设计中的映射关系。见表 2。

Table 2. Mapping relationship between CAS and educational prompts
表 2. CAS 与教育提示语的映射关系表

CAS 核心机制	机制特征描述	在教育提示语中的映射	对应 CREATE 模块
积木块	系统由可重新组合的基本规则或组件构成，简单组合可涌现复杂行为	提示语不再是固定文本，而是由情境、任务、参数等功能模块灵活拼装而成，以适应不同学科需求	C (情境) R (请求) E (执行)
流	信息、资源在主体间不断流动，提示语交互不是单次问答，而是人机间持续的信息流流动的通畅性决定系统的适应力转。系统需具备多轮对话能力，根据反馈动态调整输出		A (适应)
内部模型	主体基于经验构建认知模型，用于预判环境变化并指导行动	提示语需显性化地引导学习者监控自身的思维路径与认知策略，促进元认知发展与思维模型的优化	T (思维)
标识	引导主体进行选择识别与聚集的信号或边界机制	通过设定明确的评估标准、输出格式与角色标签，筛选有效信息，确立系统输出的边界与质量规范	E (评估) C (角色)
非线性	交互产生非简单因果关系，微小提示语设计需预设动态分支，支持根据学习者的不同反输入可能引发巨大输出变化	应生成差异化的路径，而非线性流程	A (交互)
聚集	多个主体相互作用涌现出更高层学习者、教师与 AI 通过六大模块的协同，从单一的指令的系统行为	令输入“聚集”为深度的教学对话系统	全框架协同

3.2. 基于 CAS 理论的提示语框架生成逻辑

纵观大语言模型提示语技术的演进脉络，其从零样本指令向复杂工程化发展的跃迁，深刻映射了从线性交互向复杂系统演化的必然趋势。这一演进规律与复杂适应系统理论高度契合，为 CREATE 教育提示语框架的构建提供了从方法论到设计原则的逻辑支撑。

首先，在交互架构上，技术演进揭示了从单次响应转向动态闭环的必要性，这正呼应了 CAS 理论中的“流”与“非线性”机制。据此，本框架确立了动态流转原则，通过设计迭代式交互节点，确保认知资源在人机间持续、非线性地高效流转。其次，在表征深度上，情境表征从模糊泛化向参数化的转变，实质上是 CAS 理论中“积木块”聚集机制的体现。为此，本框架遵循模块化重组原则，将角色、背景等要素封装为功能独立的模块，允许学习者根据学科情境进行灵活聚集与涌现。最后，在认知维度上，技术逻辑从答案生成转向思维链支架，对应了 CAS 理论对“内部模型”与“标识”机制的强调。这要求框架必须兼顾认知显性化与闭环验证原则，既要通过显性引导策略促进学习者的元认知发展，又要建立明确的标识系统以确保输出规范与教学目标的精准达成。综上，CREATE 框架并非经验的简单堆砌，而是基于系统演化规律与 CAS 核心机制的深度映射，旨在为生成式人工智能的教育应用提供一套结构化、支架式的可操作路径。

4. CREATE 教育提示语框架的设计

4.1. CREATE 教育提示语框架的总体架构

基于上述 CAS 理论推导出的四大设计原则，本研究构建了 CREATE 教育提示语框架。该框架并非简单的指令堆砌，而是为了在教育提示语中具象化复杂适应系统机制的系统性方案。如图 1 所示，CREATE 教育提示语框架采用六边形环绕结构，构建了一个围绕“学习者与 AI 交互”核心运作的动态闭环系统。该图示直观地呈现了复杂适应系统四大设计原则的具象化运行逻辑。

首先，遵循模块化重组原则，框架顶部的情境与角色(C)、右侧的请求与目标(R)及执行与参数(E)构成了系统的基础“积木块”。这三个模块顺时针衔接，负责为交互设定具体的场域、确定任务并提供多

模态的操作路径支撑。随后，遵循动态流转原则，底部的适应与交互(A)模块构成了系统的动态枢纽。图中该模块特有的两条指向中心的向上箭头，象征着实时反馈机制直接作用于“学习者与AI交互”的核心，表明系统能依据交互流进行路径分岔与动态调优。进阶阶段遵循认知显性化原则，左下方的思维与元认知(T)模块通过虚线与适应模块(A)形成潜在的交互回路。这一细节暗示了“内部模型”的外化过程：学习者的反思往往需要回溯并触发新的适应，二者在交互中交织共生，促进深度认知。最后，遵循闭环验证原则，左上方的评估与输出(E)模块发挥系统的“标识”作用。通过验收标准确立边界，并将最终成果回流至起点(C)，形成完整的教学闭环，实现从情境激活到能力进阶的螺旋上升。见图1。

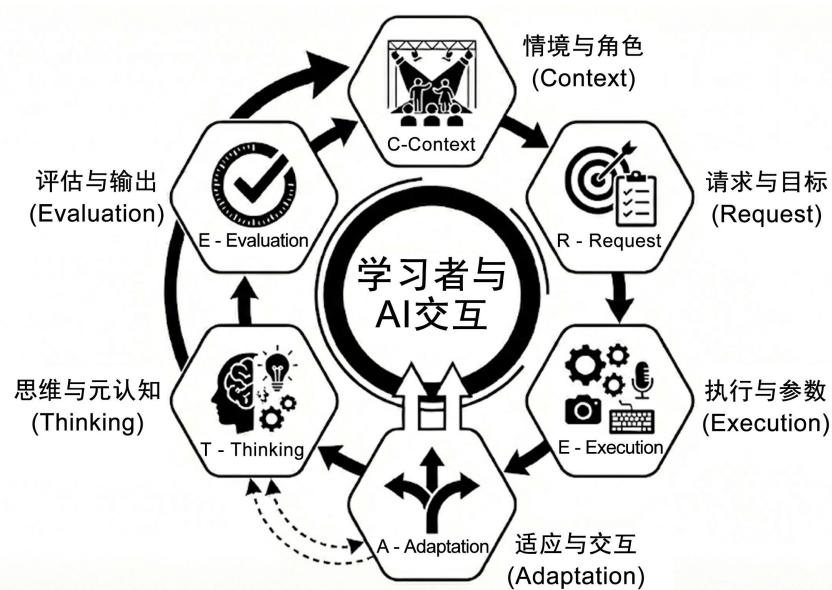


Figure 1. Execution diagram of the CREATE prompt framework
图 1. CREATE 提示语框架运行示意图

4.2. CREATE 教育提示语指令的模块化设计

CREATE 框架强调提示语设计的结构化与可操作性，旨在为学习者提供一套能够支持生成式人工智能深度参与学习活动的人机交互支架。基于复杂适应系统理论所强调的模块化组织与动态协同思想，本研究将教育提示语划分为情境与角色、请求与目标、执行与参数、适应与交互、思维与元认知以及评估与输出六个功能模块。各模块既承担不同功能，又通过持续的信息流动与反馈形成完整的人机协同学习闭环。为提升框架的应用性，本文进一步构建了对应的提示语模板，帮助学习者将抽象的框架结构转化为具体的提问实践。见表3。

Table 3. CREATE question template design
表 3. CREATE 问题模板设计

核心模块	指令类型	提问示例
C 情境与角色	构建学习情境与角色身份	请你扮演____；我目前处于____情境。
R 请求与目标	明确任务内容与学习目标	请帮助我完成____；目标是____。
E 执行与参数	规定分析路径与输出要求	请按照____步骤展开；以____形式呈现。

续表

A 适应与交互	根据反馈动态调整内容	请根据_____进一步优化；请换一种方式解释。
T 思维与元认知	引导反思与认知监控	请检查我的思路是否存在_____；请指出可能忽视的问题。
E 评估与输出	检验学习成果与输出结果	请依据_____标准评价；最终请以_____形式输出。

4.2.1. 情境与角色模块

情境与角色模块主要用于构建学习情境与角色身份。该模块通过明确学习者所处的问题情境以及人工智能需要扮演的角色，引导模型进入特定认知语境，从而生成与学习任务高度相关的内容。

在生成式人工智能交互过程中，情境信息不仅有助于限定问题边界，也能够增强输出内容的针对性与专业性。例如，学习者可以要求人工智能扮演学科专家、课程教师或研究顾问等角色，并说明当前所面临的学习任务或研究情境。通过情境与角色的共同设定，学习活动得以建立明确的问题场域，为后续任务开展奠定基础。

从复杂适应系统视角来看，该模块发挥了系统“标识”机制的作用[22]。情境与角色信息相当于系统中的标签，通过对主体身份和环境特征进行标记，实现学习者需求与模型能力之间的有效匹配，从而提升交互效率与学习支持的精准性。

4.2.2. 请求与目标模块

请求与目标模块主要用于明确任务内容与学习目标。学习者需要将模糊的问题意识转化为清晰、具体的任务需求，并说明期望达成的学习结果。该模块的核心作用在于增强交互过程的目标导向性。明确的任务请求有助于人工智能聚焦于特定问题，而学习目标的设定则能够为后续评价与反馈提供依据。通过任务与目标的共同设计，学习活动由开放探索逐步转向问题解决，使学习路径更加清晰。

在复杂适应系统中，该模块体现了“积木块”特征[22]。学习任务与学习目标构成了系统运行的基本单元，学习者能够根据不同学习需求灵活组合这些单元，形成多样化的人机协同学习活动。

4.2.3. 执行与参数模块

执行与参数模块主要用于规定任务实施路径与输出要求。学习者可以对问题分析步骤、知识组织方式以及输出形式进行限定，引导人工智能按照既定逻辑完成任务。通过明确执行路径与输出参数，学习者能够有效控制生成内容的深度、结构与呈现方式，从而提高结果的规范性与可用性。例如，可以要求模型按照特定分析框架展开论述，或以表格、提纲等形式呈现结果。

从复杂适应系统视角来看，该模块体现了系统中的“流”特征[22]。信息、知识与资源在不同主体之间不断流动与重组，并通过结构化组织形成新的知识表达形式，实现知识的整合与迁移，即在多模态资源整合的基础上，实现知识的灵活重组与迁移。

4.2.4. 适应与交互模块

适应与交互模块旨在支持学习过程中的动态调整与持续优化。随着交互不断深入，学习者可以根据理解程度、任务需求以及反馈结果，对模型输出进行进一步修正与完善。该模块强调交互过程的开放性与生成性。学习路径并非预先确定，而是在持续反馈与修正过程中逐步形成。学习者既可以要求模型对已有内容进行补充解释，也可以从不同视角重新分析问题，从而获得更符合自身需求的学习支持。这一过程体现了复杂适应系统中的适应机制。系统参与者通过持续反馈不断调整行为策略，使整个学习过程表现出明显的非线性与动态演化特征。

4.2.5. 思维与元认知模块

思维与元认知模块侧重于引导学习者开展反思与认知监控。其核心目标不仅是帮助学习者获得知识，更重要的是促进学习者对自身思维过程进行审视与优化。通过利用人工智能对学习思路进行检查、发现逻辑漏洞以及识别潜在认知盲区，学习者能够不断修正已有认知结构。同时，人工智能还可以通过提出反思性问题，引导学习者开展更深层次的思考。

从复杂适应系统理论来看，该模块体现了“内部模型”机制[22]。学习者在持续交互过程中不断更新自身认知结构，并依据新的经验调整后学习策略，从而实现认知发展的动态优化。

4.2.6. 评估与输出模块

评估与输出模块用于检验学习成果并规范结果呈现方式。学习者可以依据既定标准要求人工智能对学习结果进行评价，同时规定最终成果的输出形式。该模块不仅承担学习结果检验功能，也构成新一轮学习活动的重要反馈来源。评价结果能够帮助学习者发现问题、调整策略，并进一步优化后续学习过程，从而形成持续改进的学习循环。

从复杂适应系统视角来看，评估与输出模块连接着系统运行的终点与新的起点。通过反馈信息的持续输入，系统不断产生新的调整与演化，实现学习过程的循环更新与涌现发展。

整体而言，CREATE 框架并非由六个独立模块简单拼接而成，而是形成了一个以目标达成为导向、以反馈循环为纽带的人机协同学习系统。学习者可以根据具体任务灵活调用不同模块，并在持续交互过程中不断调整学习路径。六个模块共同构成了生成式人工智能支持下教育提示语设计的基本结构，为学习者开展深度学习与认知发展提供了系统化支撑。

4.3. CREATE-Lite 简化版框架

虽然 CREATE 框架通过六大模块构建了完整的人机协同学习闭环，但对于初次接触生成式人工智能的教师与学习者而言，同时理解并运用全部模块可能会带来一定的认知负荷。已有研究表明，当学习工具包含过多操作要素时，学习者容易将认知资源消耗于工具使用本身，而非学习任务的完成，从而影响学习效果[23]。因此，在保证框架核心功能的基础上，有必要提供更加简洁、易于上手的应用形式。

基于此，本研究进一步提出 CREATE-Lite 简化版框架。该版本保留情境与角色、请求与目标以及评估与输出三个核心模块，形成“情境设定 - 任务执行 - 成果评价”的基础闭环。相较于完整版 CREATE 框架，CREATE-Lite 弱化了动态适应、元认知监控以及复杂参数配置等进阶功能，更适用于生成式人工智能应用初期的教学场景。

CREATE-Lite 的设计遵循“先结构、后适应”的渐进原则。对于初学者而言，明确角色定位、学习任务以及成果标准，已经能够显著提升提示语质量。通过构建最小可行交互单元，学习者无需掌握复杂提示语工程技术，即可形成较为规范的人机对话过程。随着使用经验的积累，学习者可以逐步引入执行与参数、适应与交互以及思维与元认知等模块，实现从基础应用向深度学习支持的过渡。

具体而言，CREATE-Lite 包含以下三个核心模块与提示语模板，见表 4。

Table 4. CREATE-Lite question template design
表 4. CREATE-Lite 问题模板设计

模块	核心问题	提示语模板
C (情境与角色)	我是谁？在哪种情境？	请你扮演_____
R (请求与目标)	我要完成什么任务？	帮助我完成_____
E (执行与参数)	怎样算完成？	最终请以_____形式输出，并通过_____检验学习效果。

从复杂适应系统视角来看，CREATE-Lite 虽然简化了部分动态机制，但仍保留了系统运行所必需的基本结构单元与反馈机制，能够实现学习任务的初步组织与成果验证。因此，CREATE-Lite 并非对 CREATE 框架的削弱，而是其面向初学者的轻量化应用形式。通过“完整版-Lite 版”的简化设计，CREATE 框架能够兼顾易用性与复杂性，更好地适应不同层次用户的实际需求。

为进一步说明 CREATE-Lite 与完整版 CREATE 框架之间的关系，本研究从目标用户、功能结构、适用场景及认知支持等维度对二者进行比较。需要指出的是，CREATE-Lite 并非独立于 CREATE 框架之外的新框架，而是其面向初学者与基础教学场景的轻量化表达形式。二者在设计理念上保持一致，均遵循复杂适应系统所强调的模块化组织与反馈闭环原则，但在功能复杂度与应用深度上存在差异。见表 5。

Table 5. Functional comparison between CREATE and CREATE-Lite
表 5. CREATE 与 CREATE-Lite 的功能比较

比较维度	CREATE-Lite	CREATE
目标用户	初学者	熟练用户
核心模块	C, R, E	C, R, E, A, T, E
使用难度	低	中高
适用任务	单次学习任务	复杂项目任务
动态适应	不强调	强调
元认知支持	基础	深度
典型场景	概念学习、知识理解	研究设计、项目学习、问题解决

由表 4 可见，CREATE-Lite 与 CREATE 框架呈现出明显的层级递进关系。CREATE-Lite 聚焦于基础学习闭环，强调低门槛与易操作性，适用于概念理解、知识获取以及一般性学习任务等场景；而完整版 CREATE 框架则进一步引入执行与参数、适应与交互以及思维与元认知等模块，不仅关注学习结果的获得，更强调学习过程中的动态调节、认知监控与深度反思，能够支持复杂问题解决、项目式学习以及研究性学习等高阶任务。

从复杂适应系统视角来看，这种由简至繁的层级化设计体现了系统适应性的基本思想。不同经验水平的用户可以根据自身需求选择不同复杂度的框架结构，并在实践过程中逐步扩展模块功能，实现从基础交互到深度协同的渐进发展。因此，CREATE 框架并非固定僵化的提示语模板，而是一种具有开放性、可扩展性与适应性的提示语设计体系。

5. 结束语

在生成式人工智能与教育深度融合的时代语境下，提示语已超越单纯的技术指令，演变为连接人类教育智慧与机器生成能力的交互枢纽。本研究立足复杂适应系统理论，针对当前人机对话中存在的意图理解偏差与交互浅表化困境，构建 CREATE 教育提示语框架。该框架的核心价值在于实现了结构化支架与生成性逻辑的辩证统一。通过引导学习者进行动态调整与反思，CREATE 框架致力于将人机交互转化为促进“高意识学习”发生的场域[26]，使技术真正成为拓展人类认知边界、促进思维进阶的智力伙伴。

然而，任何理论模型都需经受实践的检验。CREATE 框架目前尚处于理论构建与初步阐释阶段，未来的研究应致力于通过严谨的课堂实验、案例追踪及多模态数据分析，系统评估其在不同学段与学科情境中的教学效能。最终实现赋能教育创新、通过人机协同促进深度学习的长期愿景。

参考文献

- [1] 易凯谕, 韩锡斌. 从混合教学到人智协同教学: 生成式人工智能技术变革下的教学新形态[J]. 中国远程教育, 2025, 45(4): 85-98.
- [2] 国务院. 中共中央 国务院印发《教育强国建设规划纲要(2024—2035年)》[EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/202501/content_6999913.htm, 2025-01-19.
- [3] 赵晓伟, 祝智庭, 沈书生. 教育提示语工程: 构建数智时代的认识论新话语[J]. 中国远程教育, 2023, 43(11): 22-31.
- [4] Davis, B. and Sumara, D. (2006) Complexity and Education: Inquiries into Learning, Teaching, and Research. Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- [5] Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T. and Sutskever, I. (2018) Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. OpenAI.
- [6] Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D. and Sutskever, I. (2019) Language Models Are Unsupervised Multitask Learners. OpenAI. https://cdn.openai.com/better-language-models/language_models_are_unsupervised_multitask_learners.pdf
- [7] Brown, T.B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., et al. (2020) Language Models Are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems 33: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2020, NeurIPS 2020*, 6-12 December 2020, 1877-1901.
- [8] Ouyang, L., Wu, J., Jiang, X., Almeida, D., Wainwright, C., Mishkin, P., et al. (2022) Training Language Models to Follow Instructions with Human Feedback. *Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2022, NeurIPS 2022*, New Orleans, 28 November-9 December 2022, 27730-27744. <https://doi.org/10.52202/068431-2011>
- [9] Zhang, S., Gong, C., Yao, S., Zhang, X., Li, X. and Li, J. (2023) Instruction Tuning for Large Language Models: A Survey. <https://arxiv.org/abs/2308.10792>
- [10] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Ichter, B., Xia, F., et al. (2022) Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models. *Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2022, NeurIPS 2022*, New Orleans, 28 November-9 December 2022, 24824-24837. <https://doi.org/10.52202/068431-1800>
- [11] Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., Chen, Z., Tang, J., Chen, X., Lin, Y., Zhao, W. X., Wei, Z. and Wen, J. (2024) A Survey on Large Language Model Based Autonomous Agents. *Frontiers of Computer Science*, **18**, Article 186345. <https://doi.org/10.1007/s11704-024-40231-1>
- [12] White, J., Fu, Q., Hays, S., Sandborn, M., Olea, C., Gilbert, H., et al. (2023) A Prompt Pattern Catalog to Enhance Prompt Engineering with ChatGPT. *Patterns*, **4**, Article ID: 100856.
- [13] Yao, S., Zhao, J., Yu, D., Du, N., Shafran, I., Narasimhan, K. and Cao, Y. (2023) ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models. <https://arxiv.org/abs/2210.03629>
- [14] Shin, T., Razeghi, Y., Logan IV, R.L., Wallace, E. and Singh, S. (2020) Autoprompt: Eliciting Knowledge from Language Models with Automatically Generated Prompts. In *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)* (pp. 4222-4235). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.emnlp-main.346>
- [15] Tsipoukelli, M., Menick, J.L., Cabi, S., Eslami, S.M.A., Vinyals, O. and Hill, F. (2021) Multimodal Few-Shot Learning with Frozen Language Models. *Advances in Neural Information Processing Systems 34: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2021, NeurIPS 2021*, 6-14 December 2021, 200-212.
- [16] Giray, L. (2023) Prompt Engineering with Chatgpt: A Guide for Academic Writers. *Annals of Biomedical Engineering*, **51**, 2629-2633. <https://doi.org/10.1007/s10439-023-03272-4>
- [17] Nigh, M. (2023) ChatGPT-Free-Prompt-List: A Free Guide for Learning to Create ChatGPT Prompts [Source Code]. GitHub. <https://github.com/mattnigh/ChatGPT-Free-Prompt-List>
- [18] 钟柏昌, 裴永漫. 面向工程教育的TIE提示语框架的设计与应用研究[J]. 电化教育研究, 2025, 46(4): 40-48.
- [19] 李书宁, 萧雨佳, 佟蕊. 提示素养: 数智时代高校图书馆信息素养教育的新拓展[J]. 图书馆论坛, 2025, 45(9): 52-60.
- [20] 丁文婧. 生成式人工智能融入医学信息检索教学的实践研究[J]. 图书馆学研究, 2024(12): 12-20.
- [21] Hu, S. and Wang, X. (2024) FOKe: A Personalized and Explainable Education Framework Integrating Foundation Models, Knowledge Graphs, and Prompt Engineering. In: Meng, X.F., et al., Eds., *Big Data and Social Computing*, Springer, 399-411. https://doi.org/10.1007/978-981-97-5803-6_24
- [22] Holland, J.H. (1995) Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity. Addison-Wesley.

-
- [23] Wood, D., Bruner, J.S. and Ross, G. (1976) The Role of Tutoring in Problem Solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, **17**, 89-100. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x>
- [24] Jonassen, D.H. (1991) Objectivism versus Constructivism: Do We Need a New Philosophical Paradigm? *Educational Technology Research and Development*, **39**, 5-14. <https://doi.org/10.1007/bf02296434>
- [25] Laurillard, D. (2002) *Rethinking University Teaching: A Conversational Framework for the Effective Use of Learning Technologies*. Routledge.
- [26] 赵晓伟, 戴岭, 沈书生, 等. 促进高意识学习的教育提示语设计[J]. 开放教育研究, 2024, 30(1): 44-54.