

# 生成式AI使用模式对创造力的影响： 基于静息态功能连接的证据

程麟哲<sup>1</sup>, 吴瑕<sup>1,2,3\*</sup>

<sup>1</sup>天津师范大学心理学部, 天津

<sup>2</sup>教育部人文社会科学重点研究基地天津师范大学心理与行为研究院, 天津

<sup>3</sup>学生心理发展与学习天津市高校社会科学实验室, 天津

收稿日期: 2026年3月22日; 录用日期: 2026年4月29日; 发布日期: 2026年5月11日

## 摘要

目的: 探究生成式AI使用模式(对AI局限性的认知)与个体创造力的关系及其神经机制。方法: 招募129名大学生, 采用问卷评估AI使用模式与创造力好奇心, 并采集静息态功能磁共振数据, 计算局部一致性(ReHo)指标。通过全脑相关与中介分析检验神经活动的中介作用。结果: AI使用模式与创造力好奇心显著正相关( $r = 0.26$ ), 与右侧海马体ReHo显著正相关( $r = 0.18$ )。右侧海马体ReHo在二者间起显著部分中介作用, 间接效应值为0.06。结论: 批判型AI使用模式通过增强右侧海马体的自发神经活动, 提升个体的好奇心, 进而影响个体创造力, 揭示了AI使用影响创造力的认知神经路径。

## 关键词

生成式人工智能, AI使用, 创造力, 好奇心

# The Impact of Generative AI Usage Patterns on Creativity: Evidence from Resting-State Functional Connectivity

Linzhe Cheng<sup>1</sup>, Xia Wu<sup>1,2,3\*</sup>

<sup>1</sup>College of Psychology, Tianjin Normal University, Tianjin

<sup>2</sup>Key Research Base of Humanities and Social Sciences of the Ministry of Education, Academy of Psychology and Behavior, Tianjin Normal University, Tianjin

<sup>3</sup>Tianjin Social Science Laboratory of Student Psychological Development and Learning, Tianjin

Received: March 22, 2026; accepted: April 29, 2026; published: May 11, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 程麟哲, 吴瑕(2026). 生成式AI使用模式对创造力的影响: 基于静息态功能连接的证据. *心理学进展*, 16(5), 73-82. DOI: 10.12677/ap.2026.165239

## Abstract

**Objective:** To investigate the relationship between generative AI usage patterns (awareness of AI limitations) and individual creativity, as well as its underlying neural mechanisms. **Methods:** A total of 129 university students were recruited. Questionnaires were used to assess AI usage patterns and creative curiosity, and resting-state functional magnetic resonance imaging data were collected to calculate the regional homogeneity (ReHo) index. Whole-brain correlation and mediation analyses were employed to examine the mediating role of neural activity. **Results:** AI usage patterns showed a significant positive correlation with creative curiosity ( $r = 0.26$ ) and a significant positive correlation with ReHo in the right hippocampus ( $r = 0.18$ ). ReHo in the right hippocampus played a significant partial mediating role between AI usage patterns and creative curiosity, with an indirect effect value of 0.06. **Conclusion:** Critical AI usage patterns enhance individual curiosity and subsequently influence individual creativity by increasing spontaneous neural activity in the right hippocampus, revealing a cognitive neural pathway through which AI usage affects creativity.

## Keywords

Generative Artificial Intelligence, AI Usage, Creativity, Curiosity

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

近年来,以大语言模型为代表的生成式人工智能(Generative AI)在全球迅速普及,成为人类历史上普及速度最快的技术(Microsoft, 2026)。这种前所未有的新技术,正在对个体的认知加工方式、思维习惯乃至心理状态产生深远的影响——它既能极大地拓展人类的信息处理边界(Jarrahi et al., 2022),也可能引发过度依赖和认知功能的损害,从而潜在地削弱个体的深度思考能力(Ejaz et al., 2025)。在探讨生成式 AI 使用对个体高级认知能力的影响时,创造力无疑是当前学术界最为关注的核心领域之一(Bervar et al., 2026)。在人工智能技术快速迭代的当下,机械性重复活动正逐渐被算法取代,但人类创造力仍是无法复制的核心优势。创造力是产生新颖且具社会价值想法的过程(Sternberg & Lubart, 1996),随着大语言模型等 AI 工具在日常学习和工作中的深度普及,一方面,生成式人工智能因其强大的内容生成能力,能够为人类创作者提供丰富的灵感和创意,加速创作过程,拓展创作领域(胡钦太等, 2025; Sengar et al., 2025)。但另一方面,也有学者担心 AI 使用可能制约人类的想象力,让人产生思维惰性(Fan et al., 2025),降低新颖性(梁宇畅等, 2024),甚至使创意模式固化,抑制整体的创造力(Habib et al., 2024)。然而,以往关于生成式 AI 与创造力关系的研究,多将 AI 使用简单地操作为同质化的量化指标(如使用频率、使用时长),却忽视了使用者在人机交互过程中的认知状态(Sun et al., 2025)。生成式 AI 有别于传统搜索引擎,其拟人化的交互方式和强大的内容生成能力,极易让使用者产生“算法权威”的错觉(Nass & Moon, 2000)。具体而言,个体对 AI 技术局限性的认知构成了两种截然不同的 AI 使用模式(Lee & See, 2004):一种是依赖型使用,即使用者缺乏对 AI 在处理复杂任务、事实准确性及潜在偏见等方面的清醒觉察;另一种则是批判型使用,即使用者能清醒意识到 AI 的固有局限,保持警觉的审视态度。不同的交互状态可能导致 AI 使用的不同影响(Shen, 2022)。因此,生成式人工智能对创造力的影响是一个复杂的问题,从具体的认知层面出

发, 探究生成式 AI 使用模式如何影响个体的创造力, 具有重要的现实意义。

创造力不仅是个体产生新颖且有价值想法的能力, 更是一个涵盖了发散思维、联想思维以及情景构建等复杂信息加工方式的动态过程(Beaty et al., 2016)。这些高级认知活动并非孤立发生, 而是高度依赖于特定大脑神经网络的协同调控(Beaty et al., 2018)。近年来, 认知神经科学研究逐渐揭示, 海马体在创造力的底层神经基础中扮演着不可或缺的关键角色。传统观点多将海马体视为情景记忆的中枢(Scoville & Milner, 1957), 但新兴的实证证据表明, 其功能远不止于静态的信息存储。海马体能够提取已有的记忆片段, 进行灵活的联想整合, 并在心理空间中进行未来模拟, 从而为创新想法的组合与构建提供丰富的认知素材(Hassabis et al., 2007)。大量的神经影像学研究也证实, 海马体不仅深度参与了创造力的加工过程, 还在个体产生创造性顿悟时表现出显著的神经响应(Becker et al., 2025)。此外, 海马体的静息态自发神经活动也直接参与了创造力潜能的表征。Torrance 在定义创造力时包含了好奇心这一核心要素, 他指出, 创造力是“感知信息中问题或空白、形成想法或假设、检验和修改这些假设, 并传达结果的过程”(Torrance, 1972), 这表明好奇心是创造力的前身。作为创造力的重要前置维度, 好奇性促使个体不断探索未知、寻求新颖刺激并对复杂问题保持求知欲(Evans & Jirout, 2022)。研究发现, 当个体面临新异刺激或处理认知冲突时, 海马体等特定脑区往往表现出显著的激活差异(Strange & Dolan, 2006)。海马体是大脑中负责记忆系统和新异性检测的关键节点, 参与调控个体对未知事物的探索欲, 决定了对外部知识是进行深度批判整合还是被动地浅层接纳(Murty et al., 2013)。以往大量神经影像学研究发现, 海马体不仅负责新旧经验的编码与比对, 参与识别信息中的逻辑矛盾与事实偏差, 而且在好奇心驱动的自主探究行为中也发挥着不可替代的核心作用(Meliss, 2022), 当个体面对新异或不确定的情境时, 海马体会被强烈激活, 进而驱动个体进行持续的信息比对与深度加工, 因此, 海马体不仅为创造力提供了联想与情景构建的认知基础, 更通过激发和维持个体的好奇心, 进而影响其创造力。

在生成式 AI 全球普及的背景下, AI 使用正深度介入人类认知过程。认知卸载理论是指个体倾向于利用外部工具替代内部加工, 以减轻认知负荷的现象(Risko & Gilbert, 2016)。使用生成式 AI 时, 若个体对其事实错误、逻辑偏差等局限性缺乏清晰认知, 往往会将信息检索、整合乃至初步推理全面“外包”给机器, 不加甄别地接受其答案。这种深度卸载跳过了自主联想整合, 减少了外部输入与内部认知的冲突, 可能导致海马体为核心的新异性检测网络未被充分调用, 从而削弱其自发活跃度与加工效率(Small et al., 2020)。相反, 当个体带着对 AI 局限性的清醒认知进行交互时, 会审视生成内容并与既有经验交叉比对, 一旦信息存在偏差, 便会触发海马体的新异性与冲突检测功能(Kumaran & Maguire, 2007)。这一主动交互过程, 不仅防止了过度依赖外部工具带来的认知退化, 还能使海马体保持活跃, 从而在神经回路上持续激发和维持个体的好奇心, 进而激发创造力。以往研究鲜有针对生成式 AI 的神经机制探讨, 并且往往聚焦于使用 AI 带来的行为后果, 而忽视使用者认知在其中的作用。因此, 有必要验证生成式 AI 使用模式对创造力的影响, 并结合静息态磁共振数据, 从神经功能角度揭示其潜在心理加工过程。由于目前尚无其他研究对这一神经基础进行探索, 在前人研究尚无充足的神经方面的实证证据的情况下, 全脑层面的探索式分析更为合适。

综上, 本研究将采用全脑探索性的相关分析, 以探究生成式 AI 使用创造力的静息态神经关联, 从神经功能的角度验证并扩展生成式 AI 使用对创造力的影响因素模型。本研究提出以下假设: (1) 在行为层面上, 个体在生成式 AI 使用过程中对机器局限性的认知能够显著正向预测其好奇心; (2) 在神经层面上, AI 使用模式与负责新异性检测及联想整合的核心脑区(特别是海马体)的局部神经自发活动(ReHo)显著相关; (3) 海马体的神经自发活动(ReHo)在生成式 AI 使用模式与创造力之间发挥着关键的神经中介作用。

## 2. 方法

### 2.1. 被试

本研究共招募来自天津市某大学的 133 名大学生被试。所有被试必须满足静息态核磁数据质量和头动标准才能纳入正式分析。在数据预处理阶段, 因头动过大剔除 2 名被试, 因数据质量不佳剔除 2 名被试。经过筛选后, 最终有 129 名被试(其中男性 33 名, 女性 96 名; 平均年龄 =  $21.3 \pm 2.2$  岁, 年龄范围为 17~30 岁), 所有被试均为右利手, 视力或矫正视力正常, 无色盲, 且均未报告有精神疾病或神经系统疾病史。所有被试在实验前均已充分了解研究内容并自愿签署了知情同意书, 在实验结束后获得了相应的被试费作为报酬。

### 2.2. 行为变量测量

#### 2.2.1. 生成式 AI 使用模式

参考 Chan 和 Zhou (2023) 的研究, 将对生成式 AI 局限性的认知作为衡量个体使用模式的核心指标, 采用生成式 AI 使用感知问卷(An expectancy value theory (EVT) based instrument for measuring student perceptions of generative AI)中的知识维度测量参与者对生成式 AI 技术功能与局限性的理解程度。该维度包含 5 个条目(例如: “我了解生成式 AI 在输出中可能存在偏见或不公平现象” “我了解生成式 AI 会生成与事实不符的内容”)。所有条目采用 5 点李克特量表(1 = 非常不同意, 5 = 非常同意)进行评定, 通过计算均值反映个体的认知水平。得分越高, 表明个体对生成式 AI 的运作机制及潜在问题的认知越深刻。本研究中, 该量表的内部一致性系数为 0.78。

#### 2.2.2. 创造力

采用威廉斯创造力倾向量表(Williams Creativity Tendency Scale, WCTS)的好奇性维度评估个体的创造力倾向。该量表由 F.E. Williams (1980) 编制, 所有条目采用 3 点李克特量表(1 = 完全不符合, 2 = 部分符合, 3 = 完全符合)进行评定, 其中好奇心维度包含 14 个条目, 部分条目为反向计分, 在统计分析前已对反向计分条目进行转换处理。各维度得分为相应条目得分之和, 得分越高表示该维度倾向越强。根据常模标准, 好奇心维度的优秀标准为 36 分。该量表在中国被试群体中已被证明具有良好的信效度(刘晓陵等, 2016)。典型条目如: “我喜欢仔细观察以前没有见过的东西, 以了解细节。” 本研究中, 该量表的内部一致性系数为 0.74。

### 2.3. 静息态功能磁共振数据的采集和预处理

#### 2.3.1. 影像采集

本项目的脑成像数据使用 Siemens 3T Prisma 扫描仪采集, 被试在扫描过程中仰卧, 头部采用泡沫垫固定以减少运动。扫描前, 被试被告知保持头部静止并保持清醒。在静息态扫描过程中, 要求被试睁眼, 并避免进行系统性思维活动。使用高分辨率的 T1-加权图像作为结构像, 具体参数为: 重复时间(TR) = 2530 ms, 回波时间(TE) = 2.98 ms, 翻转角(FA) =  $7^\circ$ , 间隔扫描, 视野(FOV) =  $256 \text{ mm} \times 256 \text{ mm}^2$ , 层内分辨率 =  $1.0 \times 1.0 \text{ mm}^2$ , 像素 =  $256 \times 256$ , 层厚 = 1 mm, 层数 = 192。

#### 2.3.2. 影像数据预处理

使用基于 SPM8 的脑成像数据处理与分析工具箱(Data Processing and Analysis for Brain Imaging, 简称 DPABI)对数据进行处理(Yan & Zang, 2010)。处理步骤包括: (1) 去除前 10 个时间点, 并将所有功能图像调整至中间切片的采集时间。(2) 进行头部运动校正。头部最大绝对运动超过 3 毫米或  $3^\circ$  以及平均逐帧位移(FD<sub>power</sub>)超过 0.2 毫米的被试被排除。(3) 利用 ANTS 配准方法对结构图像进行分割并注册至

MNI 标准空间, 同时将功能图像重新采样至体素尺寸为  $3 \times 3 \times 3 \text{ mm}^3$ 。(4) 使用 ICA\_AROMA 的非侵入性方法去除噪声, 并回归了包括 Friston 24 参数模型在内的头部运动参数, 同时将白质和脑脊液作为协变量以减少生理噪声。(5) 去除线性趋势, 并应用 0.01~0.08 Hz 的带通滤波器以减少低频漂移和低频噪声。(6) 进行高斯平滑(半峰全宽 6 毫米), 并提取了特定脑区的时间序列数据。

## 2.4. 数据分析

### 2.4.1. 问卷相关分析

本研究采用 SPSS 26.0 软件对量表问卷数据进行全面的统计分析。首先, 对核心研究变量进行描述性统计和零阶相关分析, 其次, 为了检验变量间的行为学关联, 本研究采用偏相关分析探讨生成式 AI 使用模式与创造力好奇心得分之间的相关关系。在分析过程中, 严格控制了年龄和性别这两个潜在的人口学协变量, 以排除额外变量对核心机制的干扰。本研究中所有的行为学统计检验均采用双侧检验, 并将统计显著性水平设定为  $p < 0.05$ 。

### 2.4.2. ReHo-行为相关分析

本研究利用静息态功能磁共振数据处理助手(Data Processing Assistant for Resting-State fMRI, DPARSF) 提取并计算局部一致性(Regional homogeneity, ReHo)指标。具体而言, 通过评估全脑每个中心体素与其空间上相邻的 26 个体素在时间序列上的肯德尔和谐系数(KCC), 来构建每位参与者的个体 ReHo 图谱(Zang et al., 2004)。该系数值越高, 表明该局部区域在静息状态下自发神经活动的同步性与协调性越强。为了消除被试间差异带来的干扰, 本研究将全脑每个体素的 KCC 值除以该被试全脑的平均 KCC 值以完成数据的标准化。随后, 应用 Fisher r-to-z 转换, 将标准化后的 ReHo 图像转化为符合正态分布的 Z 值图。最后, 对预处理后的 Z 值图进行空间平滑处理, 以提高信号的信噪比并满足后续统计检验的假设。为了确定与创造力相关的脑区, 采用全脑相关分析计算大脑每个体素与创造力的相关。使用 SPM 12 软件对儿童挑食行为与 ReHo 进行多重线性回归分析, 将年龄、性别以及平均头动参数作为协变量予以控制, 以排除潜在的混淆效应。最终的结果采用高斯随机场理论(Gaussian Random-Field, GRF)进行多重比较校正, 显著性阈值设定为体素水平  $p < 0.005$  且团块水平  $p < 0.05$ , 以此获得与创造力显著相关的脑区。

### 2.4.3. 中介分析

本研究采用 SPSS 软件中的 PROCESS 插件(Hayes & Scharkow, 2013)检验大脑自发神经活动在生成式人工智能使用模式与好奇心之间的中介效应。鉴于好奇心高度依赖底层中枢神经系统的调控, 且生成式 AI 使用模式作为外部认知刺激能显著影响个体的神经加工资源分配, 本研究构建了以生成式 AI 使用模式为自变量, 好奇心为因变量, 相关脑区(如右侧海马体)的 ReHo 值为中介变量的理论模型。最后, 采用偏差校正的非参数百分位 Bootstrap 方法迭代 5000 次以评估中介效应的显著性。若计算得出的 95%置信区间(Confidence Interval, CI)不包含零点, 则判定中介效应显著。

## 3. 结果

### 3.1. 共同方法偏差检验

由于问卷数据来源于同一评分者, 为了避免共同方法偏差问题(周浩, 龙立荣, 2004), 本研究在施测过程中进行了必要的控制, 包括匿名填写问卷、对数据的科研用途加以解释、正反向计分等。采用单因素验证性因子分析对所有题项进行共同方法偏差检验(Podsakoff et al., 2012), 分析结果表明, 特征根大于 1 的因子共有 5 个, 第一个因子解释的总变异量为 21.58%, 低于 40%的临界标准。因此, 本研究的共同方法偏差问题不严重。

### 3.2. 初步分析

所有变量的描述性统计及皮尔逊相关系数见表 1。描述性统计结果显示, 好奇心得分在年龄、性别、头动上均不存在显著差异。零阶相关分析表明, 创造力好奇心与年龄( $r = -0.05, p = 0.587$ )及头动( $r = 0.13, p = 0.139$ )均无显著相关, 而生成式 AI 使用模式与创造力好奇心呈显著正相关( $r = 0.26, p = 0.003$ )。

**Table 1.** Descriptive statistics and correlation results for all variables (N = 129)

**表 1.** 所有变量的描述性统计和零阶相关结果(N = 129)

变量	均值	标准差	范围	1	2	3	4
1) 年龄	21.32	2.20	17~30	-			
2) 性别	1.74	0.44	1~2	-0.09	-		
3) 头动	0.09	0.06	0.02~0.38	-0.12	-0.20*	-	
4) 生成式 AI 使用模式	19.95	2.98	11~25	-0.01	-0.05	0.07	-
5) 好奇心	31.25	4.42	20~41	-0.05	-0.10	0.13	0.26**

注: N = 样本量; \* $p < 0.05$ 。

### 3.3. 神经相关结果

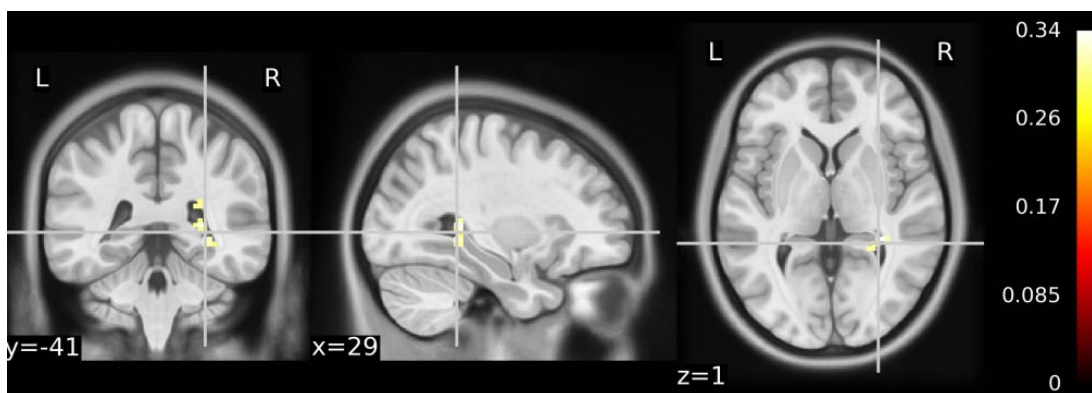
ReHo-行为相关分析结果如图 1、图 2 和表 2 所示, AI 使用模式对右侧海马体的 ReHo 值有显著的正向预测作用( $r = 0.18, p = 0.041$ ), 表明个体的 AI 知识水平越高, 其右侧海马体的局部功能整合程度越强。

**Table 2.** Results of correlation analysis between creative curiosity and whole-brain ReHo values

**表 2.** 创造力好奇心与全脑 ReHo 值的相关分析结果表

脑区	峰值点坐标			体素量	t 值
	X	Y	Z		
右侧海马	30	-39	6	42	2.07

注: 显著脑区的阈值设置为团块水平  $p\text{-GRF} < 0.05$ , 体素水平  $p\text{-GRF} < 0.005$ 。



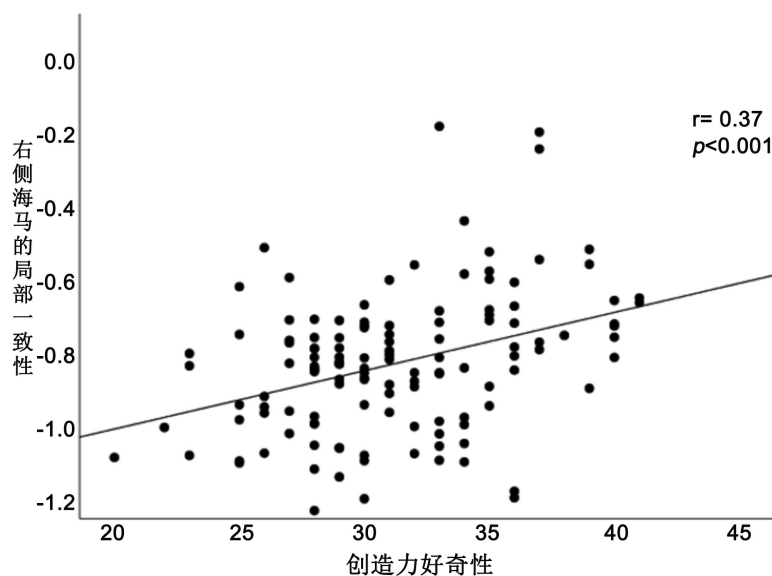
**Figure 1.** Significant brain regions associated with creativity and curiosity

**图 1.** 与创造力好奇心相关的显著脑区

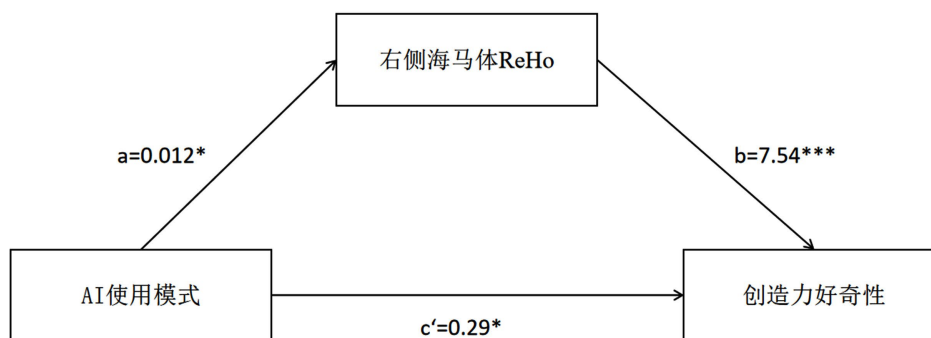
### 3.4. 中介模型

中介结果如图 3 所示, 生成式 AI 使用模式对创造力好奇心的总效应显著( $B = 0.38, SE = 0.13, t = 3.01$ ,

$p=0.003$ )。在放入中介变量右侧海马体 ReHo 值后, 生成式 AI 使用模式能够显著正向预测右侧海马体的 ReHo 值( $B = 0.01, SE = 0.01, t = 2.07, p = 0.041$ ); 同时, 右侧海马体 ReHo 值也能显著正向预测个体的创造力好奇心( $B = 7.54, SE = 1.88, t = 4.01, p < 0.001$ )。在控制了中介变量后, 生成式 AI 使用模式对好奇性的直接效应依然显著( $B = 0.29, SE = 0.12, t = 2.41, p = 0.018$ )。中介效应的 Bootstrap 检验进一步显示, 右侧海马体 ReHo 值在生成式 AI 使用模式和好奇心之间的间接效应显著, 完全标准化间接效应值为 0.06,  $Boot SE = 0.03, 95\%$ 置信区间为 $[0.002, 0.132]$ , 区间不包含 0。这表明右侧海马体的 ReHo 在生成式 AI 使用模式与好奇心之间起显著的部分中介作用。这一结果从静息态大脑神经自发活动的层面, 进一步验证了生成式 AI 使用模式通过调节特定脑区活动进而影响个体创造力的潜在脑神经机制。



**Figure 2.** Scatter plot of the correlation between creative curiosity and regional homogeneity in the right hippocampus  
**图 2.** 创造力好奇心与右侧海马体局部一致性相关的散点图



注: \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ 。

**Figure 3.** Mediation model of generative AI usage patterns influencing creative curiosity  
**图 3.** 生成式 AI 使用模式影响创造力好奇性的中介模型

## 4. 讨论

本研究旨在探讨生成式 AI 使用模式对个体好奇心倾向的影响及其潜在的神经机制, 重点考察个体对生成式 AI 局限性的认知如何通过影响右侧海马体的自发神经活动, 进而作用于创造力。行为层面的相关

分析显示, 生成式 AI 使用模式与好奇心之间存在显著正相关, 初步验证了研究假设 1, 即对 AI 技术局限性的清醒认知有助于激发和维持个体的好奇心倾向。进一步的神经影像学分析发现, 生成式 AI 使用模式与右侧海马体的 ReHo 显著正相关, 支持了研究假设 2, 提示个体对 AI 输出内容的批判性觉察可能促进了以海马体为核心的新异性检测与联想整合网络的协同加工。中介模型分析结果显示, 右侧海马体的 ReHo 在生成式 AI 使用模式与好奇心之间起到了显著的部分中介作用, 验证了研究假设 3, 揭示了一条“AI 使用认知 - 神经活动 - 创造力倾向”的影响路径。

海马体作为中介变量的显著作用, 为理解生成式 AI 如何塑造人类高级认知提供了神经层面的证据。以往研究多将海马体视为情景记忆的存储中枢, 但近年来的认知神经科学研究逐渐揭示其在联想整合、未来模拟及新异性检测中的关键角色(Murty et al., 2013)。本研究中, 右侧海马体的 ReHo 值能够正向预测个体的好奇心, 表明该脑区的自发神经同步性越强, 个体在面对新异信息时越容易产生探索欲望和认知投入。这一结果与以往关于创造力神经基础的研究一致, 即海马体的功能完整性对于维持创造性思维的内在驱动力至关重要。

从认知卸载理论的视角来看, 生成式 AI 的广泛应用为个体提供了便捷的信息获取路径, 但也可能诱发过度依赖。当个体缺乏对 AI 局限性的觉察时, 倾向于将信息整合、逻辑推理等认知过程“外包”给机器, 从而绕过以海马体为核心的联想整合与新异性检测机制(Gilbert, 2024)。相反, 若个体能清晰认识到 AI 在事实准确性、逻辑一致性及语境理解等方面的局限, 便会在交互过程中保持警觉, 主动进行信息比对与认知加工。这种人机交互中的批判性参与, 可能持续激活海马体的新异性检测功能, 促使其保持较高的神经元同步性, 从而在神经层面维持并激发个体的好奇心(Gruber et al., 2014)。本研究的中介结果正好支持了这一推论: 右侧海马体的 ReHo 不仅受 AI 使用模式的正向预测, 还能显著预测好奇心, 说明海马体可能是“批判性 AI 使用”向“创造性认知倾向”转化的关键神经节点。

值得注意的是, 本研究中右侧海马体的 ReHo 在模型中起到了部分中介作用, 而非完全中介, 说明还存在其他可能的神经机制或心理路径尚未被纳入模型。例如, 前额叶皮层在认知控制与批判性思维中的作用(Miller & Cohen, 2001)、默认模式网络(DMN)和执行控制网络(ECN)的功能连接(Beatty et al., 2018), 均可能参与调节 AI 使用对创造力的影响。未来研究可进一步结合功能连接分析, 探讨更广泛的脑网络在 AI 使用与创造力关系中的协同作用。

此外, 本研究在方法上采用全脑探索性分析, 发现了右侧海马体这一关键脑区, 而非左侧海马体。这一偏侧化结果可能与右侧海马体在空间认知、情景记忆提取及新异性处理中的优势有关(Hassabis et al., 2007)。右侧海马体在应对新异刺激和构建复杂心理场景时表现出更强的激活倾向, 因此在本研究中更敏感地反映出 AI 使用模式对神经活动的影响。

本研究也存在一定的局限性。首先, 样本主要来源于高校大学生, 虽有助于控制教育背景等混杂变量, 但也限制了结论向其他年龄层或职业群体的推广。未来研究可在更具多样性的样本中验证本研究的发现。其次, 本研究采用横断面设计, 无法推断因果关系。虽然中介模型提供了一定的路径解释力, 但仍需结合纵向追踪或实验操纵手段进一步确认方向性。此外, 本研究仅关注了创造力中的好奇心维度, 未对其他维度如冒险性、想象力等进行探讨, 未来可扩展至更全面的创造力结构。

综上所述, 本研究从行为与神经层面揭示了生成式 AI 使用模式对个体创造力的影响机制, 首次将海马体的自发神经活动作为中介变量纳入模型, 拓展了认知卸载理论在人机交互中的解释力, 也为如何在智能时代培养和维持人类创造力提供了神经科学层面的实证支持。未来研究可进一步探索如何通过教育干预或工具设计, 引导个体形成批判性 AI 使用习惯, 从而在技术赋能的同时, 保护并激发人类的创造性潜能。

## 基金项目

天津市级大学生创新创业训练计划项目资助(项目编号: 202510065167)。

## 参考文献

- 胡钦太, 梁心贤, 刘颜帆, 王姝莉(2025). 生成式人工智能如何影响学生发展——基于 31 项实验与准实验研究的元分析. *现代远程教育研究*, 37(2), 83-91.
- 梁宇畅, 何刚, 金孟子(2024). 使用生成式人工智能对员工创造力评价的影响. *外国经济与管理*, 46(10), 71-88+104.
- 刘晓陵, 刘路, 邱燕霞, 金瑜, 周隽(2016). 威廉斯创造力测验的信效度检验. *基础教育*, 13(3), 51-58.
- 周浩, 龙立荣(2004). 共同方法偏差的统计检验与控制方法. *心理科学进展*, 12(6), 942-950.
- Beaty, R. E., Benedek, M., Silvia, P. J., & Schacter, D. L. (2016). Creative Cognition and Brain Network Dynamics. *Trends in Cognitive Sciences*, 20, 87-95. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2015.10.004>
- Beaty, R. E., Kenett, Y. N., Christensen, A. P., Rosenberg, M. D., Benedek, M., Chen, Q. et al. (2018). Robust Prediction of Individual Creative Ability from Brain Functional Connectivity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115, 1087-1092. <https://doi.org/10.1073/pnas.1713532115>
- Becker, M., Sommer, T., & Cabeza, R. (2025). Insight Predicts Subsequent Memory via Cortical Representational Change and Hippocampal Activity. *Nature Communications*, 16, Article No. 4341. <https://doi.org/10.1038/s41467-025-59355-4>
- Bervar, M., Bertonecel, T., & Pejić Bach, M. (2026). Generative Artificial Intelligence and the Creative Industries: A Bibliometric Review and Research Agenda. *Systems*, 14, Article 138. <https://doi.org/10.3390/systems14020138>
- Chan, C. K. Y., & Zhou, W. (2023). An Expectancy Value Theory (EVT) Based Instrument for Measuring Student Perceptions of Generative Ai. *Smart Learning Environments*, 10, Article No. 64. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00284-4>
- Ejaz, A., Farhan, M., Ernesto, F., & Longa, A. (2025). AI and Cognitive Load: How Reliance on AI Tools (ChatGPT, etc.) Affects Critical Thinking. *Research Journal of Psychology*, 3, 1-10.
- Evans, N. S., & Jirout, J. J. (2022). Investigating the Relation between Curiosity and Creativity. *Journal of Creativity*, 33, Article 100038. <https://doi.org/10.1016/j.yjoc.2022.100038>
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y. et al. (2025). Beware of Metacognitive Laziness: Effects of Generative Artificial Intelligence on Learning Motivation, Processes, and Performance. *British Journal of Educational Technology*, 56, 489-530. <https://doi.org/10.1111/bjet.13544>
- Gilbert, S. J. (2024). Cognitive Offloading Is Value-Based Decision Making: Modelling Cognitive Effort and the Expected Value of Memory. *Cognition*, 247, Article 105783. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2024.105783>
- Gruber, M. J., Gelman, B. D., & Ranganath, C. (2014). States of Curiosity Modulate Hippocampus-Dependent Learning via the Dopaminergic Circuit. *Neuron*, 84, 486-496. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2014.08.060>
- Habib, S., Vogel, T., Anli, X., & Thorne, E. (2024). How Does Generative Artificial Intelligence Impact Student Creativity? *Journal of Creativity*, 34, Article 100072. <https://doi.org/10.1016/j.yjoc.2023.100072>
- Hassabis, D., Kumaran, D., Vann, S. D., & Maguire, E. A. (2007). Patients with Hippocampal Amnesia Cannot Imagine New Experiences. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104, 1726-1731. <https://doi.org/10.1073/pnas.0610561104>
- Hayes, A. F., & Scharkow, M. (2013). The Relative Trustworthiness of Inferential Tests of the Indirect Effect in Statistical Mediation Analysis: Does Method Really Matter? *Psychological Science*, 24, 1918-1927. <https://doi.org/10.1177/0956797613480187>
- Jarrahi, M. H., Lutz, C., & Newlands, G. (2022). Artificial Intelligence, Human Intelligence and Hybrid Intelligence Based on Mutual Augmentation. *Big Data & Society*, 9, 1-6. <https://doi.org/10.1177/20539517221142824>
- Kumaran, D., & Maguire, E. A. (2007). Match-Mismatch Processes Underlie Human Hippocampal Responses to Associative Novelty. *The Journal of Neuroscience*, 27, 8517-8524. <https://doi.org/10.1523/jneurosci.1677-07.2007>
- 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, 50-80. <https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50.30392>
- Meliss, S. (2022). *Remember the Magic? How Curiosity Elicitation and the Availability of Extrinsic Incentives Shape Memory Formation and Its Neural Mechanisms during Encoding and Early Consolidation*. PhD Thesis, University of Reading.
- Microsoft (2026). *AI Diffusion Report 2025 for Distribution: Microsoft AI Diffusion Report*. <https://www.microsoft.com/en-us/research/wp-content/uploads/2025/10/Microsoft-AI-Diffusion-Report.pdf>
- Miller, E. K., & Cohen, J. D. (2001). An Integrative Theory of Prefrontal Cortex Function. *Annual Review of Neuroscience*, 24, 167-202. <https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.24.1.167>

- Murty, V. P., Ballard, I. C., Macduffie, K. E., Krebs, R. M., & Adcock, R. A. (2013). Hippocampal Networks Habituate as Novelty Accumulates. *Learning & Memory*, 20, 229-235. <https://doi.org/10.1101/lm.029728.112>
- Nass, C., & Moon, Y. (2000). Machines and Mindlessness: Social Responses to Computers. *Journal of Social Issues*, 56, 81-103. <https://doi.org/10.1111/0022-4537.00153>
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., & Podsakoff, N. P. (2012). Sources of Method Bias in Social Science Research and Recommendations on How to Control It. *Annual Review of Psychology*, 63, 539-569. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120710-100452>
- Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive Offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, 20, 676-688. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.07.002>
- Scoville, W. B., & Milner, B. (1957). Loss of Recent Memory after Bilateral Hippocampal Lesions. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 20, 11-21. <https://doi.org/10.1136/jnnp.20.1.11>
- Sengar, S. S., Hasan, A. B., Kumar, S., & Carroll, F. (2025). Generative Artificial Intelligence: A Systematic Review and Applications. *Multimedia Tools and Applications*, 84, 23661-23700. <https://doi.org/10.1007/s11042-024-20016-1>
- Shen, M. W. (2022). *Trust in AI: Interpretability is Not Necessary or Sufficient, While Black-Box Interaction Is Necessary and Sufficient*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.05302>
- Small, G. W., Lee, J., Kaufman, A., Jalil, J., Siddarth, P., Gaddipati, H. et al. (2020). Brain Health Consequences of Digital Technology Use. *Dialogues in Clinical Neuroscience*, 22, 179-187. <https://doi.org/10.31887/dcns.2020.22.2/gsmall>
- Sternberg, R. J., & Lubart, T. I. (1996). Investing in Creativity. *American Psychologist*, 51, 677-688. <https://doi.org/10.1037/0003-066x.51.7.677>
- Strange, B. A., & Dolan, R. J. (2006). Anterior Medial Temporal Lobe in Human Cognition: Memory for Fear and the Unexpected. *Cognitive Neuropsychiatry*, 11, 198-218. <https://doi.org/10.1080/13546800500305096>
- Sun, S., Li, Z. A., Foo, M., Zhou, J., & Lu, J. G. (2025). How and for Whom Using Generative AI Affects Creativity: A Field Experiment. *Journal of Applied Psychology*, 110, 1561-1573. <https://doi.org/10.1037/apl0001296>
- Torrance, E. P. (1972). Predictive Validity of the Torrance Tests of Creative Thinking. *The Journal of Creative Behavior*, 6, 236-262. <https://doi.org/10.1002/j.2162-6057.1972.tb00936.x>
- Williams, F. E. (1980). *Creativity Assessment Packet*. DOK Publishers.
- Yan, C. G., & Zang, Y. F. (2010). DPARSF: A MATLAB Toolbox for “Pipeline” Data Analysis of Resting-State fMRI. *Frontiers in System Neuroscience*, 4, Article 13.
- Zang, Y., Jiang, T., Lu, Y., He, Y., & Tian, L. (2004). Regional Homogeneity Approach to fMRI Data Analysis. *NeuroImage*, 22, 394-400. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2003.12.030>