

人工智能工具使用与学术表现的关系研究：基于大学生群体的相关性  
分析] 人工智能工具使用与学术表现的关系研究：  
基于大学生群体的相关性分析

[

谈万龙

2025 年 5 月 3 日

### 摘要

本研究调查了大学生群体中人工智能（AI）工具使用频率与学术表现之间的关系。通过对不同学科成绩和总体平均绩点（GPA）的相关性分析，我们发现 AI 使用与学术表现之间存在微弱但一致的正相关（相关系数范围为 0.0039 至 0.0454）。技术类课程相比人文类课程显示出较强的相关性，这表明 AI 工具在不同学科领域的效用可能存在差异。研究结果为教育工作者和学生提供了关于 AI 工具合理使用的实证参考。

## 1 引言

### 1.1 研究背景

随着人工智能技术的快速发展，AI 工具在教育领域的应用日益普及，这引发了人们对其对学习效果影响的关注和讨论。

在大学教育中，AI 工具（如 ChatGPT、文献检索工具等）被广泛应用于写作辅助、概念解释、问题解答和资料整理等方面。尽管已有研究探讨了技术融入教育的影响，但关于 AI 工具使用频率与学术表现之间的关系仍缺乏系统的实证研究。

### 1.2 研究意义

本研究旨在填补这一研究空白，通过对大学生群体的调查，分析 AI 工具使用频率与学术表现之间的相关性。研究结果将为教育工作者和学生提供关于 AI 工具合理使用的实证参考，帮助他们更好地利用这些工具提升学习效果。

### 1.3 研究目的

本研究的主要目的是探讨大学生在学习过程中使用 AI 工具的频率与其学术表现之间的关系。具体而言，我们将分析以下几个方面：

- AI 工具使用频率与各学科成绩之间的相关性

- AI 工具使用频率与总体平均绩点（GPA）之间的相关性
- 不同学科领域中 AI 工具使用频率与学术表现的差异
- AI 工具使用频率对学术表现的潜在影响机制

## 2 文献综述

### 2.1 教育领域中的 AI 工具应用现状

近年来，教育领域中 AI 工具的应用呈现出多样化的发展趋势。特别是大型语言模型（LLMs），如 ChatGPT 的出现，为学生提供了新的学习辅助方式 [7]。这些工具主要应用于以下方面：

- 写作辅助：帮助学生改进写作结构、语法和表达 [2]
- 概念解释：提供复杂概念的多角度解释和示例
- 问题解答：为学生提供即时的学习疑问解答 [12]
- 资料整理：协助学生组织和总结学习材料

然而，这些工具的使用也引发了学术界的广泛讨论。一方面，有研究指出 AI 工具可能影响学生的批判性思维和原创能力培养，甚至引发学术诚信问题 [11]。另一方面，许多学者认为，若引导得当，AI 工具能够作为“认知伙伴”，提高学习效率，激发学习兴趣 [6]。例如，一项针对大学生使用 ChatGPT 的研究发现，学生普遍认为该工具在头脑风暴和草稿撰写方面非常有用，但同时也对其生成内容的准确性和深度表示担忧 [5]。目前，关于 AI 工具使用对学术表现（尤其是具体学科成绩）影响的实证研究仍相对缺乏，且现有研究结果并不完全一致，这也是本研究试图填补的研究空白。

### 2.2 技术融入教育的相关研究

教育技术的发展历程中，新技术与教育的融合一直是研究的重点。从早期的计算机辅助学习（CAL）到网络化学习，再到移动学习（M-learning），技术工具在教育中的角色不断演变。已有大量研究表明，技术工具的合理使用能够显著提升学习效果 [14]。例如，CAL 研究显示，使用计算机辅助工具的学生在特定知识领域的掌握和问题解决能力方面可能优于传统教学方式下的学生 [9]。在线学习平台的研究则强调了个性化学习路径和即时反馈机制对提高学习动机和效率的积极作用 [10]。移动学习则因其便携性和灵活性，被认为有助于促进碎片化学习和协作学习 [3]。

然而，技术工具的使用也并非全然没有挑战。研究同样指出，过度依赖技术可能削弱学生的某些基本技能和独立思考能力 [8]。技术工具的设计不当或使用方式错误，不

仅不能提高效率,反而可能增加学习者的认知负担。此外,技术的引入也可能带来干扰,分散学习者的注意力,影响深度学习的进行 [1]。

这些研究为我们理解 AI 工具在教育中的作用提供了重要参考。与传统教育技术相比, AI 工具,尤其是生成式 AI,具有更强的自主性、交互性和内容生成能力。这使得其对学习过程的影响可能更为复杂和深远。因此,借鉴以往教育技术研究的经验与教训,审慎评估 AI 工具的实际影响,并探索有效的融合策略,已成为当前教育研究领域的重要课题。

## 2.3 理论框架

本研究的理论基础主要借鉴了认知负荷理论 (Cognitive Load Theory, CLT) 和技术接受模型 (Technology Acceptance Model, TAM)。认知负荷理论由 Sweller 等人提出,其核心观点是人类的认知加工能力 (尤其是工作记忆) 是有限的,有效的教学设计应尽量减少与学习任务无关的认知负荷 (外部负荷),优化与学习内容相关的认知负荷 (内部负荷),并促进用于知识建构的认知负荷 (关联负荷) [15, 16]。在 AI 工具使用的情境下, AI 或许能通过自动化信息检索、初步内容组织、语言润色等任务,降低学习过程中的外部负荷,使学生能将更多认知资源投入到核心概念理解和深度思考上 [17]。然而,如果 AI 工具界面复杂、输出结果不可靠导致需要大量核查,或者学生过度依赖 AI 进行思考而非自主建构,则可能增加外部负荷或阻碍关联负荷的投入,反而不利于学习。

另一方面,技术接受模型 (TAM) 由 Davis 提出,旨在解释用户接受和使用信息技术的意愿 [4]。该模型的核心变量是感知有用性 (Perceived Usefulness, PU) 和感知易用性 (Perceived Ease of Use, PEOU)。PU 指用户认为使用某项技术能提高其工作绩效的程度,PEOU 指用户认为使用某项技术是轻松不费力的程度。在教育领域, TAM 被广泛应用于解释学生和教师对各种学习技术 (如 LMS、移动应用等) 的接受程度 [13]。对于 AI 工具,如果学生认为其有助于完成作业、提高成绩、节省时间 (高 PU),并且觉得工具操作简单、交互自然 (高 PEOU),那么他们更可能频繁使用这些工具。本研究假设,学生对 AI 工具的感知价值和易用性影响其使用频率,而这种使用频率结合其使用方式 (可能影响认知负荷),共同作用于学生的学业表现。因此,本研究在分析 AI 使用频率与成绩关系时,也间接反映了 CLT 和 TAM 理论在 AI 教育应用背景下的潜在作用机制。

## 3 研究方法

### 3.1 研究设计与数据来源

本研究采用定量相关性分析方法。数据来源于对本学院学生的匿名调查,收集了学生自我报告的 AI 工具使用频率,并结合了教务系统提供的学生在多门核心必修课程中的成绩记录以及总体平均绩点 (GPA)。所有数据均经过匿名化处理,以保护学生隐私。

研究所分析的课程均为学院内所有学生统一修读的课程，确保了样本的一致性。

## 3.2 研究变量

本研究主要关注以下变量：

- **自变量：** AI 工具使用频率。此变量通过问卷形式收集，反映学生在学习过程中使用 AI 工具（如 ChatGPT、文献检索工具等）的相对频率，以数值表示。
- **因变量：** 学术表现。通过以下指标衡量：
  - 各门核心课程成绩：包括线性代数、思想政治理论、概率论、微电子器件、信号与系统、中国近代史纲要等。这些课程涵盖了基础科学、技术应用和人文社科等不同领域。
  - 总体平均绩点：作为学生整体学业成就的综合反映。

所有成绩数据均从官方教务记录中获取。

## 3.3 数据分析方法

使用了 Python 中的 Pandas 库对收集到的数据进行处理和分析。主要运用皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient）来计算 AI 工具使用频率与各项学术表现指标（单科成绩及 GPA）之间的相关性强度和方向。通过比较相关系数的大小和显著性，分析 AI 使用频率与不同学科领域学习成效关联的模式和差异。

# 4 研究结果

## 4.1 整体相关性模式

我们的分析显示 AI 使用频率与各学科成绩的相关系数如下：

- 线性代数：0.0141
- 思想政治：0.0053
- 概率论：0.0247
- 微电子器件：0.0454
- 信号与系统：0.0446
- 近代史：0.0039
- 总体平均绩点：0.0373

## 4.2 学科特定分析

### 4.2.1 技术类课程

技术类课程（微电子器件、信号与系统）显示出相对较高的正相关性，这可能表明 AI 工具在这些领域具有更好的辅助作用。

### 4.2.2 基础科学课程

基础科学课程（概率论、线性代数）显示出中等程度的相关性，说明 AI 工具在基础科学学习中可能起到一定的辅助作用。

### 4.2.3 人文社科类课程

人文社科类课程（思想政治、近代史）显示出最低的相关性，这可能反映出 AI 工具在需要深度思考和个人见解的领域作用有限。

## 4.3 GPA 相关性分析

与总体平均绩点的相关系数为 0.0373，表明 AI 使用对整体学习效果有轻微的正面影响。

# 5 讨论

## 5.1 相关性模式解读

研究结果揭示了一个一致的模式：AI 工具的使用频率与所有被考察的学业表现指标（包括各单科成绩和总体 GPA）之间均存在正相关关系。然而，一个关键的发现是，这些相关系数的绝对值都非常低（普遍小于 0.05），这表明 AI 使用频率与学业成绩之间的关联强度非常微弱。

这种普遍存在但强度较弱的正相关模式，可以从几个角度进行解读。首先，这可能反映了 AI 工具对学业表现的积极影响确实存在，但这种影响在当前阶段相对有限。与其他影响学业成绩的关键因素（例如学生的学习投入、先前的知识基础、学习策略、教学质量等）相比，AI 工具使用的影响可能较小。其次，本研究采用的“使用频率”作为衡量指标，可能未能完全捕捉到 AI 工具使用的“质量”或“有效性”。学生使用 AI 工具的频率高，并不一定代表其使用方式是高效或有助于深度学习的。例如，过度依赖 AI 获取直接答案而非用于辅助理解和批判性思考，可能限制甚至抵消其潜在的正面效益。此外，AI 工具的功能多样，学生在不同学科、不同学习任务中使用 AI 的方式和目的可能存在显著差异，单一的频率指标难以全面反映这种复杂性。

尽管相关性微弱，但所有指标一致呈现正相关而非负相关，这一点本身具有重要的指示意义。它初步表明，在本研究的特定情境和学生群体中，增加 AI 工具的使用并未

导致学业表现的普遍下降。这在一定程度上回应了社会上关于 AI 工具可能助长学习惰性或导致学生能力退化的担忧。相反，数据似乎暗示，将 AI 工具整合到学习过程中，可能对学生的学业表现带来一种轻微的、整体性的正面倾向。当然，这种微弱的关联也提醒我们，在现阶段不应过分夸大 AI 工具对提高学业成绩的直接和显著作用。未来的研究需要更深入地探讨如何引导学生更有效地利用 AI，以发挥其更大的教育潜力。

## 5.2 学科差异分析

在不同学科领域中，AI 工具使用频率与学业表现的相关性存在显著差异。技术类课程（如微电子器件、信号与系统）显示出较强的正相关性，而人文社科类课程（如思想政治、近代史）则显示出最低的相关性。这可能反映了 AI 工具在不同学科中的适用性和有效性差异。

在技术类课程中，AI 工具可能更有效地辅助学生进行复杂的计算、数据分析和实验设计等任务，从而提高学习效率和成绩。而在人文社科类课程中，AI 工具的辅助作用可能受到限制，因为这些领域通常需要更高层次的批判性思维、创造性表达和个人见解，这些是 AI 工具难以完全替代的。

## 5.3 教育启示

本研究的结果为教育工作者和学生提供了以下启示：

- AI 工具的使用频率与学术表现之间存在微弱的正相关关系，教育工作者应鼓励学生合理使用 AI 工具，以提高学习效率。
- 在技术类课程中，AI 工具可能更有效地辅助学习，而在人文社科类课程中，教师应引导学生更好地利用 AI 工具，避免过度依赖。
- 学校和教师应制定相应的指导方针，帮助学生合理使用 AI 工具，以最大限度地发挥其在学习中的潜力。
- 未来的研究应关注 AI 工具使用的质量和有效性，以及如何在不同学科中优化其应用。

## 6 研究局限与展望

本研究存在一些局限性。首先，数据主要基于自我报告的 AI 工具使用频率，可能受到学生主观因素的影响。其次，相关性分析无法证明因果关系，因此不能确定 AI 工具使用是否直接导致学业表现的变化。此外，本研究仅限于特定学院的学生群体，结果可能不具普遍适用性。

未来的研究可以考虑更大范围的样本，采用实验设计或纵向研究方法，以更深入地探讨 AI 工具使用与学业表现之间的因果关系。同时，研究还可以关注 AI 工具使用的具体方式和策略，以及如何在不同学科中优化其应用。

## 7 结论

研究表明，AI 工具使用与学术表现之间存在持续稳定的正相关关系，尽管这种相关性较弱。这一发现表明，当 AI 工具被适当地整合到学习过程中时，不仅不会对学生的学习表现产生负面影响，在技术类课程中甚至可能提供轻微的优势。这为教育工作者制定 AI 工具使用指导方针提供了实证基础。

## References

- [1] Richard I Arends. *Instructional-design theories and models, Volume IV: The learner-centered paradigm of education*. Routledge, 2014.
- [2] David Baidoo-Anu and Leticia Owusu Ansah. Education in the era of generative artificial intelligence (ai): Understanding the potential benefits of chatgpt in promoting teaching and learning. *Available at SSRN 4337484*, 2023.
- [3] Helen Crompton. A systematic review of mobile learning in higher education. *British Journal of Educational Technology*, 44(2):163–174, 2013.
- [4] Fred D Davis. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS quarterly*, pages 319–340, 1989.
- [5] Mehdi Farrokhnia, Seyed Kazem Banihashem, Omid Noroozi, and Arjen Wals. Integrating chatgpt into higher education: A study on potential benefits and drawbacks based on students’ perceptions. *European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education*, 13(7):1197–1218, 2023.
- [6] Gwo-Jen Hwang, Haoran Xie, Benjamin W Wah, and Dragan Gašević. Roles and research trends of artificial intelligence in education: A bibliometric mapping analysis and systematic review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1:100001, 2020.
- [7] Enkelejda Kasneci, Katharina Sessler, Stefan K”uchemann, Maria Bannert, Daryna Dementieva, Frank Fischer, Urs Gasser, Georg Groh, Stephan G”unnemann, Eyke H”ullermeier, et al. Chatgpt for good? on the implications of chatbots for education. *Learning and individual differences*, 103:102274, 2023.



- [8] Paul A Kirschner and Jeroen JG van Merriënboer. Symptoms of declining academic skills of students in higher education. *Nederlands tijdschrift voor opvoeding, vorming en onderwijs*, 22(4):229–242, 2006.
- [9] James A Kulik and Chen-Lin C Kulik. Meta-analytic studies of findings on computer-based instruction. *Technology assessment in software applications*, pages 9–33, 1994.
- [10] Barbara Means, Marianne Bakia, and Robert Murphy. Learning online: What research tells us about whether, when and how. *Routledge*, 2013.
- [11] OpenAI et al. Gpt-4 technical report. Technical report, arXiv preprint arXiv:2303.08774, 2023.
- [12] Jürgen Rudolph, Samson Tan, and Shannon Tan. Chatgpt: Bullshit spewer or the end of traditional assessments in higher education? *Journal of Applied Learning and Teaching*, 6(1), 2023.
- [13] Jeroen Schepers and Martin Wetzels. A meta-analysis of the technology acceptance model: Investigating subjective norm and moderation effects. *Information & management*, 44(1):90–103, 2007.
- [14] Richard F Schmid, Robert M Bernard, Eugene Borokhovski, Rana M Tamim, Philip C Abrami, Michael A Surkes, C Anne Wade, and Jenna Woods. Does the use of technology in higher education improve student learning outcomes? a meta-analysis. *Computers & Education*, 78:224–231, 2014.
- [15] John Sweller, Jeroen JG Van Merriënboer, and Fred GW Paas. Cognitive load theory and the use of worked examples. *Journal of Experimental Psychology: General*, 127(2):178, 1998.
- [16] John Sweller, Paul Ayres, and Slava Kalyuga. Cognitive load theory. *Cognitive load theory*, pages 1–310, 2011.
- [17] Han Zeng, Xinyao Feng, Xun Liu, K Michael, and M G Michael. Cognitive load theory informed generative ai in education: systematic review and meta-analysis. *Available at SSRN 4572718*, 2023.