

GAI 智能体引导类型与反馈模态对小学生人工智能学习的影响

The Effects of Guidance Type and Modality of GAI Agents on Elementary Students' AI Learning

卢逸杰^{1*}, 李卿², 张屹³, 郭晓戈³, 陈邓康³¹ 华中师范大学教育大数据应用技术国家工程研究中心² 华中师范大学前沿交叉研究院³ 华中师范大学人工智能教育学部* yijie_lu@mails.ccnu.edu.cn

【摘要】随着人工智能进入小学教育, 如何为低龄学习者设计有效支架仍缺乏直接证据。既有研究多将引导类型与反馈模态分开考察, 且对象多为年龄更大的学习者。为弥补这一空白, 本研究采用 2×2 实验设计, 考察生成式 AI 教学智能体的引导方式(直接/间接)与反馈模态(纯文本/多模态)对小学生 AI 学习的影响。174 名三年级学生被随机分配至四个条件。前测采用纸笔 AI 知识测验; 后测采用绘画任务, 并依据数据、训练、测试和偏差四个维度进行评分, 同时结合探索性认知网络分析考察概念结构。结果显示, 引导类型在总分与偏差维度上具有显著主效应, 且两者均存在显著交互作用; 反馈模态未呈现显著独立主效应。探索性 ENA 进一步表明, 间接引导与纯文本条件下学生表现出更紧密的跨维度概念共现。研究说明, 对于小学阶段 AI 学习, 能够激发推理且信息负荷相对可控的支架组合更可能促进学生形成较整合的概念理解。

【关键词】生成式人工智能教学智能体; 小学生人工智能学习; 引导类型; 反馈模态; 认知网络分析

Abstract: As artificial intelligence (AI) is increasingly introduced into primary education, evidence on how to design effective scaffolding for young learners remains limited. Prior studies have often examined guidance type and feedback modality separately, and most have focused on older learners. To address this gap, this study employed a 2×2 experiment to investigate the effects of guidance type (direct vs. indirect) and feedback modality (text vs. multimodal) of a generative AI pedagogical agent on elementary students' AI learning. Students' conceptual understanding was captured through drawing-based representations and analyzed using Epistemic Network Analysis (ENA). The results showed that guidance type significantly affected learning performance (total score: $p = .034$; bias dimension: $p = .024$), whereas feedback modality alone did not produce a significant main effect. Their interaction was also significant: students who received indirect guidance under the text-only feedback condition achieved the highest performance scores, and exploratory ENA results further indicated that this condition was associated with denser patterns of conceptual co-occurrence than the other conditions. These findings suggest that, in the context of this study, combining indirect guidance with text-only feedback was associated with stronger AI learning outcomes on the primary measures and more tightly connected conceptual co-occurrence patterns, offering implications for the instructional design of GAI pedagogical agents for elementary learners.

Keywords: GAI Agents, Elementary Students' AI Learning, Guidance Type, Feedback Modality, ENA

1. 引言

随着人工智能在基础教育中的快速渗透, 围绕小学阶段 AI 素养培养的研究正在持续增加。(Alqahtani et al., 2023; Ng et al., 2023; Touretzky et al., 2019)。然而, 低龄学习者在抽象推理、先备知识和自主调节方面仍处于发展阶段, 因此同样的教学支持并不必然适用于小学课堂。如何为小学生设计既可理解又能促进深层思考的 AI 学习支架, 已成为当前研究与实践共同关注的问题。(Park et al., 2022)

与此同时, 小学课堂中有限的教师资源常常导致“一位教师面对许多学生”的情形, 使教师难以及时为每个孩子提供个性化支架与反馈。(Röhl et al., 2025)

生成式 AI 教学智能体为这一问题提供了新的可能。此类智能体能够根据学生输入提供即时反馈, 并通过不同的引导方式与呈现形式支持学习过程。(Abbes et al., 2024) 已有研究提示, 直接讲解有助于降低新手的外在负荷, 而启发式或间接式提示则可能在适当条件下促进更主动的知识建构; 多模态反馈也可能改善理解, 但其效果并不稳定。现有证据仍缺少对“引导类型×反馈模态”组合效应的系统检验, 尤其缺乏来自小学 AI 教育场景的研究。

(Kim et al., 2022; Giannakos et al., 2025; Kirschner et al., 2006; Klahr & Nigam, 2004)

为回应上述空白,本研究在真实课堂中实施 2×2 实验,系统考察引导类型(直接/间接)与反馈模态(纯文本/多模态)对小学生 AI 学习表现的影响,并结合基于绘画产物的探索性 ENA 分析考察不同条件下概念结构的差异。研究重点关注两个问题:其一,两类设计因素及其交互是否影响学习表现?其二,四种条件下的概念共现结构是否存在差异?

2. 研究方法

2.1 实验参与者与学习情景

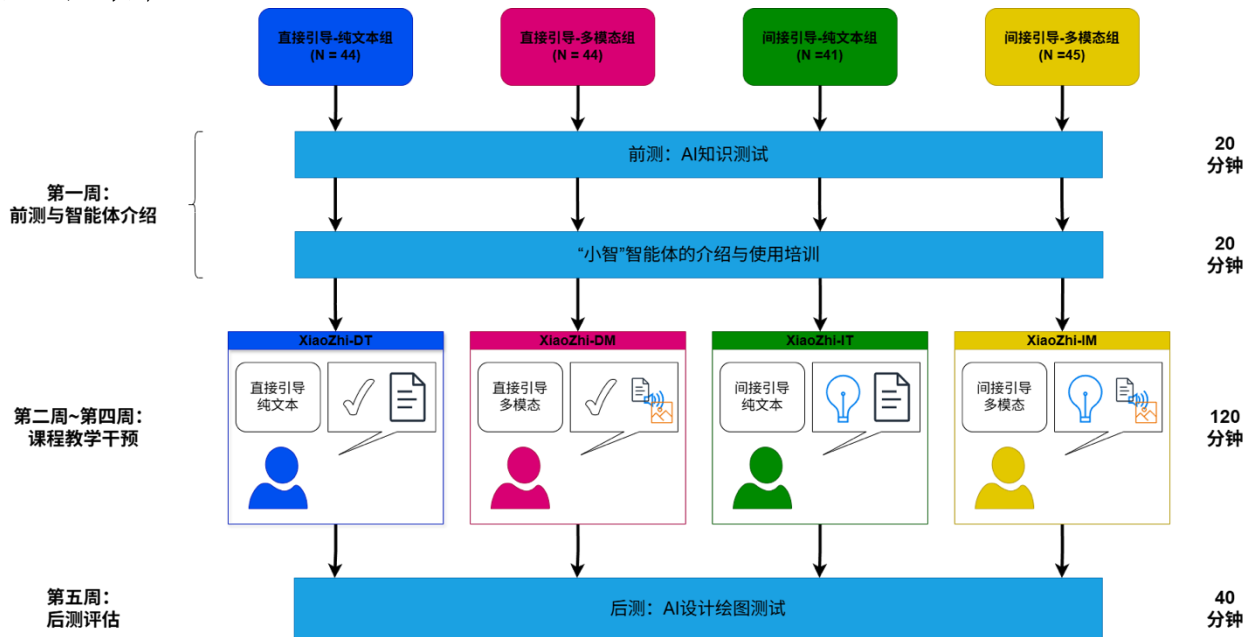
实验参与者为来自中国中部一所小学的 174 名三年级学生(约 8—9 岁)。所有学生及其监护人均在研究开始前签署知情同意书,研究方案经所在大学伦理委员会审查批准。研究采用 2×2 组间设计,以引导类型(Direct vs. Indirect)和反馈模态(Text vs. Multimodal)为自变量。四组人数分别为 DT=44、DM=44、IT=41、IM=45。先验知识前测显示四组不存在显著差异(DT: $M=59.06$, $SD=16.43$; DM: $M=60.57$, $SD=15.93$; IT: $M=59.63$, $SD=17.94$; IM: $M=59.88$, $SD=14.83$; $F(3,143)=0.294$, $p=.588$),表明组间基线可比。

2.2 干预实施与课程主题

为在真实课堂中实施实验,本研究基于 Coze 平台开发了面向小学 AI 学习的教学智能体“小智”。该智能体由大语言模型驱动,并通过预设提示词、知识库约束与固定工作流控制输出,使四个条件仅在引导方式与反馈模态上存在差异,其余任务情境、课程内容与教师讲授保持一致。直接引导条件提供较明确的解释或答案;间接引导条件主要通过追问与提示促使学生继续推理。纯文本条件仅提供文字反馈;多模态条件在文字基础上整合图像或语音等支持信息。

如图 1 所示,实验持续五周。第一周完成前测并进行统一的智能体使用培训;第二至第四周开展三次核心干预课程,每次 40 分钟,其中前 10 分钟为教师统一讲授,后 30 分钟为学生在各自实验条件下借助“小智”完成探究任务;第五周实施后测。课程主题与知识目标依次聚焦于:机器学习导入与任务理解;数据的收集、标注与质量要求;训练与测试的区别及其在机器学习流程中的作用;偏差/误分类的来源及基本改进思路。上述安排补充了研究工具与教学设计的可重复性信息。

图1
实验流程简图



2.3 测量工具与分析方法

数据测量包括前测与后测两个部分。前测为纸笔 AI 知识测验，由两位具有 AI 专业背景的教师共同编制，总分 100 分，包含 3 道填空题、5 道选择题和 1 道连线题。三类题型分别对应基础概念识记与理解、机器学习流程辨识与判断，以及核心概念关系的整体把握，主要用于评估学生对数据、训练、测试与偏差等课程核心内容的初始掌握情况。

后测采用绘画任务。学生需设想一个具有任意功能的 AI 系统，并通过绘画呈现其如何运作。作品依据 AI4K12 框架从四个维度进行分析性评分：Data、Training、Test 和 Bias，每个维度 0—4 分，总分 16 分，具体的编码规则见表 1。就认知层面而言，Data、Training 与 Test 主要反映学生对机器学习流程的程序性与关系性理解，Bias 进一步涉及对误差来源、模型局限及改进策略的评价性理解。两位经过训练的评分者独立完成全部编码，协商解决分歧后得到最终分数，评分一致性良好 (Cohen's $\kappa=.82$)。

鉴于后测分数不满足正态性假设，本研究采用 Aligned Rank Transformation (ART) ANCOVA 检验引导类型、反馈模态及其交互作用；并将绘画作品作为分析单元开展探索性 ENA，以补充说明四个概念维度之间的共现结构。

表 1

学生作品评分量规 (累计得分)

维度	描述	评分标准
数据	由人类提供给机器的各种示例；数据可以有多种形式，例如图像、音频或文本。	1分：提到收集/汇聚数据或建立数据集。 2分：明确指出数据类型（如图像），并提到标注。 3分：说明建立数据集至少一项要求（如图像必须清晰）。 4分：说明建立数据集的第二项或更多附加要求。
训练	机器从带标签的数据中学习，以识别特征并从大量数据中归纳规律。	1分：提到训练机器或让机器学习。 2分：指出训练使用的是带标签的数据。 3分：解释机器会学习示例中的特征。 4分：指出为了提高准确性需要进行多轮训练。
测试	使用新数据进行判断或分类。	1分：提到对机器进行测试或“检验”。 2分：指出测试使用的是新数据。 3分：解释机器会独立进行判断或分类。 4分：对测试结果进行评价（如分类正确或错误）。
偏差	机器学习可能导致误分类或偏差；其成因及潜在解决方案可能各不相同。	1分：指出至少一种导致误分类的原因。 2分：指出另一种导致误分类的原因。 3分：提出至少一种减少偏差/错误的解决方案。 4分：提出第二种或更多与成因相关的解决方案。

3. 实验结果

3.1 学习表现的 ANCOVA 结果

我们在表2中总结了四种实验条件下学习表现得分的描述性统计结果：

表 2

四种条件下学习表现的均值

	DT (N=44)	DM (N=44)	IT (N=41)	IM (N=45)
数据	1.77	2.07	2.17	1.98
训练	1.30	1.84	1.76	1.73
测试	1.18	1.50	1.68	1.53
偏差	0.30	0.56	0.98	0.47
总分	4.54	5.95	6.59	5.71

由于学习表现得分数据通常不满足正态性假设，本研究采用对齐秩转换（Aligned Rank Transformation, ART）ANCOVA 来检验引导类型与反馈模态的交互效应。该方法是一种非参数分析方法，其基本思路是在进行 ANCOVA 之前先将数据转换为秩。

表 3

学习表现测验的 ANCOVA (秩结果)

	引导类型	反馈模态	交互作用
数据	$F(1,147)=0.946, p=0.332, \eta^2=0.006$	$F(1,147)=0.002, p=0.963, \eta^2=0.000$	$F(1,147)=2.050, p=0.154, \eta^2=0.012$
训练	$F(1,147)=2.270, p=0.134, \eta^2=0.013$	$F(1,147)=3.491, p=0.063, \eta^2=0.020$	$F(1,147)=3.480, p=0.064, \eta^2=0.020$
测试	$F(1,147)=3.484, p=0.064, \eta^2=0.020$	$F(1,147)=0.306, p=0.581, \eta^2=0.002$	$F(1,147)=2.092, p=0.150, \eta^2=0.012$
偏差	$F(1,147)=5.213, *p=0.024, \eta^2=0.030$	$F(1,147)=0.052, p=0.820, \eta^2=0.000$	$F(1,147)=5.661, *p=0.018, \eta^2=0.032$
总分	$F(1,147)=4.548, *p=0.034, \eta^2=0.026$	$F(1,147)=1.311, p=0.254, \eta^2=0.008$	$F(1,147)=5.426, *p=0.021, \eta^2=0.031$

*= $p<0.05$

表 3 中的结果表明，总学习表现得分显示出引导类型的显著主效应 ($p=.034$) 以及引导类型与反馈模态之间的显著交互作用 ($p=.021$)，而反馈模态本身并未表现出显著效应。具体而言，在 Bias 维度上，回应类型存在显著主效应 ($p=.024$)，回应类型与模态之间也存在显著交互作用 ($p=.018$)。然而，在 Data、Train 和 Test 三个维度上，无论是回

应类型还是反馈模态，其主效应均不显著，且未发现交互效应（均 $p > .05$ ），这表明这些组成部分在单独考察时并未受到任一因素的显著影响。

3.2 基于绘画分析的 ENA 结果

为进一步探索四种条件下小学生 AI 学习认知结构的差异，我们对编码后的绘画数据进行了 ENA 作为探索性分析。按照 Shaffer et al. (2016) 的做法，每位学生的一幅绘画被视为一个分析单元，在整件作品层面计算四个编码维度（数据，训练，测试，偏差）之间的共现关系。直接组与间接组在投影空间中的两个 ENA 质心位置较为接近，表明整体模式并未出现明显的全局位移。然而，差异网络图显示，间接组保留了更多“数据—训练”、“数据—测试”以及“测试—偏差”之间的共现连接，这表明该组在这些维度之间形成了更丰富的整合。

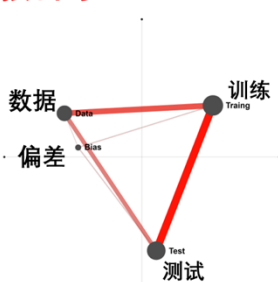
图2

按引导类型绘制的 ENA 图

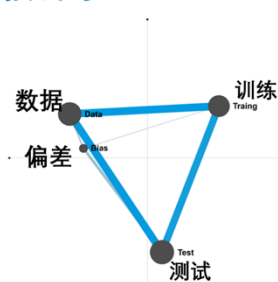
直接引导—间接引导



直接引导



间接引导



红色—直接回应，蓝色—间接回应

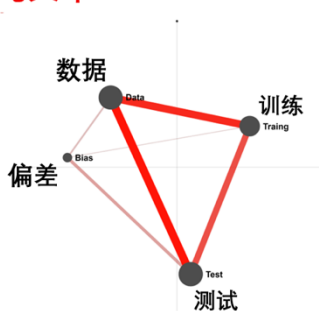
图3

按反馈模态绘制的 ENA 图

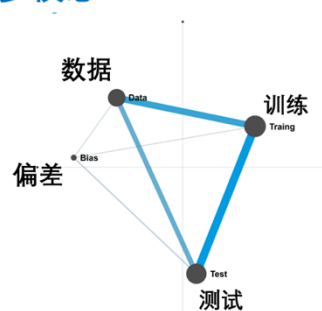
纯文本—多模态



纯文本



多模态



红色—纯文本，蓝色—多模态

按引导类型比较时（图2），间接引导组保留了更多 Data—Training、Data—Test 以及 Test—Bias 之间的连接。而按反馈模态比较时（图3），纯文本组在 Data—Test 和 Test—Bias 连接上更强，多模态组则在 Training—Test 连接上相对更强。轴向检验进一步表明，引导类型在 MR1 上存在小幅差异 ($p=.04$)，反馈模态在 MR1 上亦存在差异 ($p=.02$)，但两者在 SVD2 上的差异均不显著 ($p>.05$)。总体而言，探索性 ENA 与定量结果一致地提示：间接引导与纯文本条件更可能支持跨维度概念之间的整合。

4. 讨论与结论

研究表明,在小学 AI 课程情境下,生成式 AI 教学智能体的教学效果并不能简单归因于引导方式或反馈模态的单独作用,而取决于两者的具体组合。定量结果显示,间接引导在总分与 Bias 维度上具有优势,且这一优势主要体现在纯文本反馈条件下;反馈模态本身并未呈现稳定的独立主效应。该结果说明,对低龄学习者而言,能够促使其继续推理的间接式支架,可能比直接给出答案更有利于其形成对机器学习流程的主动理解,尤其是在涉及偏差与误差来源等更具评价性的内容时。

探索性 ENA 进一步补充了上述发现。尽管四组在全局空间中的分离并不显著,但间接引导与纯文本条件下更密集的跨维度连接说明,学生不仅记住了单个知识点,而且更可能将数据、测试与偏差等概念联系起来理解。结合多媒体学习与认知负荷研究,一种可能的解释是:对于小学阶段学习者而言,纯文本反馈在本研究任务中减少了额外的知觉加工要求,而间接引导则保留了必要的推理压力,两者共同形成了更有利于概念整合的支架环境。当然,这一解释仍有待后续通过认知负荷或过程数据加以直接检验。

本研究的局限在于:样本来自单一学校,后测为绘画产物,ENA 分析也仅具有探索性。未来研究可在不同年级、课程主题与平台环境中继续检验引导类型与反馈模态的最优组合。

总体而言,本研究为小学场景下 GAI 教学智能体的设计提供了一个清晰结论:相较于更丰富的媒介形式或更直接的答案,能够激发学生推理且维持信息负荷相对可控的支架配置,更可能支持其形成较整合的 AI 概念理解。

参考文献

- Abbes, F., Bennani, S., & Maalel, A. (2024). Generative AI and Gamification for Personalized Learning: Literature Review and Future Challenges. *SN Computer Science*, 5(8), 1154. <https://doi.org/10.1007/s42979-024-03491-z>
- Alqahtani, T., Badreldin, H. A., Alrashed, M., Alshaya, A. I., Alghamdi, S. S., Bin Saleh, K., Alowais, S. A., Alshaya, O. A., Rahman, I., Al Yami, M. S., & Albekairy, A. M. (2023). The emergent role of artificial intelligence, natural learning processing, and large language models in higher education and research. *Research in Social and Administrative Pharmacy*, 19(8), 1236–1242. <https://doi.org/10.1016/j.sapharm.2023.05.016>
- Anderson, J. L., Ellis, J. P., & Jones, A. M. (2014). Understanding Early Elementary Children's Conceptual Knowledge of Plant Structure and Function through Drawings. *CBE—Life Sciences Education*, 13(3), 375–386. <https://doi.org/10.1187/cbe.13-12-0230>
- Chen, J. J. (2024). A Scoping Study on AI Affordances in Early Childhood Education: Mapping the Global Landscape, Identifying Research Gaps, and Charting Future Research Directions. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 81, 701–740. <https://doi.org/10.1613/jair.1.16882>
- Giannakos, M., Azevedo, R., Brusilovsky, P., Cukurova, M., Dimitriadis, Y., Hernandez-Leo, D., Järvelä, S., Mavrikis, M., & Rienties, B. (2025). The promise and challenges of generative AI in education. *Behaviour & Information Technology*, 44(11), 2518–2544. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2024.2394886>
- Kim, J., Lee, H., & Cho, Y. H. (2022). Learning design to support student-AI collaboration: Perspectives of leading teachers for AI in education. *Education and Information Technologies*, 27(5), 6069–6104. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10831-6>
- Park, K., Mott, B., Lee, S., Gupta, A., Jantaraweragul, K., Glazewski, K., Scribner, J. A., Ottenbreit-Leftwich, A., Hmelo-Silver, C. E., & Lester, J. (2022). Investigating a visual interface for elementary students to formulate AI planning tasks. *Journal of Computer Languages*, 73, 101157. <https://doi.org/10.1016/j.cola.2022.101157>
- Röhl, S., Bijlsma, H., & Schwichow, M. (2025). Can feedback from students to teachers improve different dimensions of teaching quality in primary and secondary education? A hierarchical meta-analysis. *Educational Assessment, Evaluation and Accountability*, 37(1), 35–71. <https://doi.org/10.1007/s11092-024-09450-9>
- Su, J., Yang, W., Yim, I. H. Y., Li, H., & Hu, X. (2024). Early artificial intelligence education: Effects of cooperative play and direct instruction on kindergarteners' computational thinking, sequencing, self-regulation and theory of mind skills. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 2917–2925. <https://doi.org/10.1111/jcal.13040>
- Tu, Y.-F., & Hwang, G.-J. (2024). University students' conceptions of ChatGPT-supported learning: A drawing and epistemic network analysis. *Interactive Learning Environments*, 32(10), 6790–6814. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2286370>
- Brown, A. (1992). Design experiments: Theoretical and methodological challenges in creating complex interventions in classroom settings. *The Journal of Learning Sciences*, 2(2), 141–178.
- Fischer, F., Bruhn, J., Gräsel, C., & Mandl, H. (2002). Fostering collaborative knowledge construction with visualization tools. *Learning and Instruction*, 12(2), 213–232.
- Freire, P. (1970). *Pedagogy of the oppressed*. New York: Seabury Press.
- Hatano, G., & Inagaki, K. (1991). Sharing cognition through collective comprehension activity. In L. B. Resnick, J. M. Levine, & S. D. Teasley (Eds.), *Perspectives on socially shared cognition* (pp. 331–348). American Psychological Association.
- Hawkins, J., & Pea, R. D. (1987). Tools for bridging the cultures of everyday and scientific thinking. *Journal for Research in Science Teaching*, 24, 291–307.
- Lave, J. (1987). *Cognition in practice*. Cambridge University Press.
- Kirschner, P. A., Sweller, J., & Clark, R. E. (2006). Why minimal guidance during instruction does not work: An analysis of the failure of constructivist, discovery, problem-based, experiential, and inquiry-based teaching. *Educational Psychologist*, 41(2), 75–86. https://doi.org/10.1207/s15326985ep4102_1

- Klahr, D., & Nigam, M. (2004). The equivalence of learning paths in early science instruction: Effects of direct instruction and discovery learning. *Psychological Science*, 15(10), 661–667. <https://doi.org/10.1111/j.0956-7976.2004.00737.x>
- Kuhail, M. A., Farraj, F., Khataybeh, M., & Alawairdhi, M. (2023). GPT-3-driven pedagogical agents to train children's curious question-asking skills. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 33(4), 1003–1032. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00340-7>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Su, J., & Chung, R. S. K. (2023). Students as AI literate designers: A pedagogical framework for learning and teaching AI literacy in elementary education. *Journal of Educational Computing Research*, 61(4). <https://doi.org/10.1177/07356331231337408>
- Schüler, A., Scheiter, K., Rummer, R., & Gerjets, P. (2012). Explaining the modality effect in multimedia learning: Is it due to a lack of temporal contiguity with written text and pictures? *Learning and Instruction*, 22(2), 92–102. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2011.08.002>
- Shaffer, D. W., Collier, W., & Ruis, A. R. (2016). A tutorial on epistemic network analysis: Analyzing the structure of connections in cognitive, social, and interaction data. *Journal of Learning Analytics*, 3(3), 9–45. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.33.3>
- Touretzky, D., Gardner-McCune, C., Martin, F., & Seehorn, D. (2019). Envisioning AI for K-12: What should every child know about AI? *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33(01), 9795–9799.