已获准发表于《第16届学习分析与知识国际会议论文集》（LAK26）。

学生会问什么，生成式人工智能助手如何回应：探究高等教育学生围绕学习分析反馈的对话

Yildiz Uzun

UCL Knowledge Lab，伦敦大学学院，英国，yildiz.uzun.22@ucl.ac.uk

Andrea Gauthier

UCL Knowledge Lab，伦敦大学学院，英国，andrea.gauthier@ucl.ac.uk

Mutlu Cukurova

UCL知识　实验室与UCL人工智能中心，伦敦大学学院，英国，m.cukurova@ucl.ac.u k

摘要

学习分析仪表板（LADs）旨在通过将复杂数据转化为反馈，支持学生调节学习。然而，学生，尤其是自我调节学习（SRL）能力较弱的学生，往往难以参与分析反馈并对其加以解读。对话式生成式人工智能（GenAI）助手展现出通过实时、个性化的对话式支持为这一过程提供支架的潜力。为进一步拓展这一潜力，我们考察了在一个10周学期内，学生与集成于学习分析仪表板中的生成式人工智能助手之间的真实对话。分析重点包括不同自我调节学习水平的学生提出的问题、助手回答的相关性与质量，以及学生如何看待助手在其学习中的作用。研究发现了不同的提问模式。自我调节学习水平较低的学生寻求澄清和 reassurance，而水平较高的学生则询问技术方面的问题并请求个性化策略。助手提供了清晰、可靠的解释，但在个性化、处理带有强烈情绪的提问，以及整合多个数据点以给出定制化回应方面仍有不足。研究结果进一步表明，生成式人工智能干预对自我调节学习水平较低的学生尤其有价值，可提供支架，帮助他们参与反馈，并缩小其与自我调节学习水平较高同伴之间的差距。同时，学生的反思凸显了信任的重要性，以及未来系统需要具备更强的适应性和情境感知能力，并进行技术改进。

CCS 概念 • 应用计算 → 教育 → 交互式学习环境。

附加关键词和短语：学习分析仪表板、生成式人工智能助手、自我调节学习、对话。

1 引言与相关工作

高等教育中学习分析仪表板（LADs）的技术不断发展，有望为学生提供有关其学习行为的丰富数据反馈 [28, 32]。通过可视化学习过程数据，学习分析仪表板可以支持自我调节学习能力，帮助学生监控自己的进展、反思反馈，并就学习策略作出明智决策 [25, 36, 41]。为界定学习分析仪表板在学习过程中的作用，本研究采用了 Winne 和 Hadwin 的自我调节学习模型。该模型将学习概念化为一个循环过程，包括任务定义、目标设定、策略使用和调整，并由元认知监控引导，同时受到学生先前知识和动机的影响 [36]。因此，自我调节学习能力较强的学生通常更有条件有效使用学习分析仪表板，而自我调节学习能力较弱的学生可能不太能够将反馈与有意义的学习决策联系起来。

尽管分析反馈在学习过程中具有潜力，但近期研究表明，学生往往难以理解分析数据，导致采用率偏低，对学习成果的影响有限 [18, 19]。一项关键挑战在于，分析反馈与学生需要据此采取的行动之间存在脱节。学习分析仪表板会呈现绩效指标，但可能无法为学生提供清晰的策略，帮助他们将反馈转化为行为改变 [2]。另一项挑战是，即使能够获得反馈，学生仍可能难以应对可视化数据的复杂性，也很难从中提炼出切实可行的理解 [30]。在实践中，这两项挑战有所不同：前者源于缺乏可执行的指导，后者则源于理解数据所需的努力。两项挑战都与自我调节学习方面的差异密切相关，因为自我调节学习能力较弱的学生可能会觉得数据可视化令人不知所措，或无法从中得出可执行的后续步骤 [25, 33]。这些局限凸显了提供额外支架的必要性，以帮助缩小学生参与反馈方面的差距；与此同时，哪些支持最有效，以及这些支持对自我调节学习能力较强的学生是否同样有益，仍有待探究。关于反馈素养的既有研究也强调，互动式、迭代式讨论有助于学生内化反馈并培养学习策略 [6, 39]。然而，此类讨论可能耗费大量资源，需要深厚的学科内容与教学法专业知识；如果完全依赖人工导师逐一指导学生，也难以大规模推广 [14]。

作为一种可能的解决方案，在学习分析仪表板中引入基于对话的交互功能，有助于克服已发现的挑战。由于有效参与分析反馈需要学生理解反馈、澄清疑问、反思自身的学习行为，并制定改进策略 [35, 39]。在学习分析仪表板中围绕分析反馈与生成式人工智能进行对话，有望促进更深入的意义建构，推动学生更有效地参与反馈，从而取得更好的学习成果。

1.1 将生成式人工智能融入学习分析仪表板，以支持学生参与反馈

近年来，生成式人工智能的发展为支持学生提供了许多潜在解决方案，尤其是将其整合到学习分析仪表板中。对话式大语言模型能够弥合学生与分析反馈之间的参与度差距，按需提供个性化支持，促进对话和参与度，并减少复杂仪表板所引发的挫折感和认知过载 [27, 37]。与静态仪表板不同，整合了生成式人工智能的学习分析仪表板能够动态回应学生有关反馈的查询，在支持反思和深入理解的同时，通过对话促进学生主动参与 [14, 39]。在近期创新成果中，Yan 等人 [38], 开发的开源聊天机器人 VizChat 展示了生成式人工智能聊天机器人如何借助多模态生成式人工智能能力，对学习分析仪表板中的可视化内容提供切合情境的解释和澄清。在此基础上，Jin 等人 [15] 近期开展的一项研究通过对照实验，在单次课程中比较了 VizChat 的两个不同版本：一种“传统”聊天机器人，会对学生查询作出响应，提供针对特定情境的回应；另一种“支架式”聊天机器人，则通过结构化提示主动提供指导。结果

研究表明，两种条件下的聊天机器人都显著提升了学生对学习分析仪表板中复杂分析反馈的理解。

这些发现不仅展示了整合生成式人工智能在增强对分析反馈的理解方面的价值，也引发了关于学生在受控环境之外究竟如何使用此类对话工具的重要问题。例如，近期实证研究表明，学生对基于生成式人工智能的反馈工具的初始看法，与他们在实践中实际使用这些工具来解读反馈的情况之间存在差异 [13]。虽然学生最初总体上对这些工具持积极态度，但学期期间的后续参与度数据经常显示，工具的实际使用率较低，这表明学生感知到的效用与实际效用之间存在显著偏差。这凸显了考察学生对基于生成式人工智能的反馈工具的采纳情况，以及生成式人工智能的响应在塑造学生参与分析反馈方面的质量与作用的重要性 [40]。近期研究还指出，生成式人工智能应当充当促进学生反馈素养和自我调节的支架，而非取代人类判断 [7, 13]。这一观点强调，有必要平衡地整合生成式人工智能工具，使其发挥补充而非取代人类参与的作用[8]，并提升学生在学习过程中作出明智决策的能动性 [10]。目前尚未得到充分理解的是，为什么以及生成式人工智能支持究竟如何对自我调节学习能力较低的学生尤其有价值，以及它对自我调节学习能力较高的学生所发挥的作用是否更为有限。为了理解这种差异背后的原因，并支持两类学生在反馈参与过程中发展学生能动性，分析学生与生成式人工智能助手在真实教育情境中的真实互动至关重要 [13]；这样，我们便能够改进这些工具，更好地满足不同学习者的需求。

深入开展这项研究的一种方式，是对对话数据进行定性分析。这能为理解学生在就分析反馈与生成式人工智能助手互动时所运用的认知和元认知过程提供有力视角 [20]。详细的对话分析可以揭示学生如何组织问题、表达困难，以及如何利用人工智能辅助来加深对分析反馈的理解，同时也能展现不同自我调节学习能力水平的学生所提出的问题有何差异。此类分析对于改进基于生成式人工智能的系统也至关重要：通过考察回答质量，能使系统功能更贴合学生的需求。正如 Dai 等人 [9] 所指出的，评估反馈是否得到传递固然重要，但评估反馈如何被理解和应用，也能直接帮助我们判断这些工具在真实情境中的教育价值和可用性 [37]。

鉴于这些关键不足，我们的研究明确聚焦于真实教育环境中的对话分析。研究不仅探讨学生在学习分析反馈情境中<款 id='1'>如何</款>使用这些人工智能工具，还考察生成式人工智能助手回答学生问题的<款 id='3'>质量</款>，以及学生对这种新型支持形式的<款 id='5'>看法</款>，并提出以下研究问题：<款 id='7'>RQ1。</款>学生就其学习分析反馈向生成式人工智能助手提出的问题类型，在多大程度上会因其自我调节学习能力水平而异？<款 id='9'>RQ2。</款>生成式人工智能助手在多大程度上能有效回应学生提出的各类问题？以及<款 id='11'>研究问题3。</款>学生如何看待学习分析仪表板中生成式人工智能助手的影响和可用性，并提出哪些改进建议？

2 研究方法

2.1 教育背景与参与者

本研究在一门以校园为基础的教育技术研究生课程中开展，共有34名来自不同学术背景的学生参与（男生8名，女生26名），其学术背景包括计算机科学、教育和设计科学。课程为期10周，重点探讨与教育技术设计相关的主题。参与者年龄从22岁以下（$n = 2$）到30岁以上（$n = 11$）不等，其中大多数年龄在22–25岁（$n = 13$）和26–30岁（$n = 8$）之间。所有

学生在课程技术资源方面的使用经验相似，例如学习管理系统（Moodle）和文档平台（Google 文档），且在统计分析和编程方面的熟练程度相近。数据收集前已获得机构伦理审批，参与完全出于自愿。课程开始时，学生充分了解了本研究，并提供了书面知情同意以参与研究。

个性化分析反馈基于学生在 Moodle 和 Google 文档中的互动数据生成。处理后的轨迹数据通过折线图、条形图、网络图和汇总的交互次数进行可视化，以帮助解读学生的学习活动。随后，在整个学期内的第4周和第7周，通过专为模块 [33] 开发的定制网页学习分析仪表板（LAD），向学生分享了这些反馈。为进一步促进学生参与分析反馈，该应用还集成了一款生成式人工智能助手，能够以自然语言与学生互动，并提供对话支持和指导。

2.2 生成式人工智能助手开发过程

生成式人工智能助手旨在提升学生对学习分析仪表板的参与度，从而提供实时的个性化支持。这种集成旨在帮助学生更好地理解并运用所收到的反馈，同时提升其自我调节学习能力。作为学习分析仪表板中的交互工具，生成式人工智能助手使学生能够提出问题，并立即获得情境感知响应，帮助他们解读复杂的反馈可视化，并提出改进自我调节学习行为的策略。

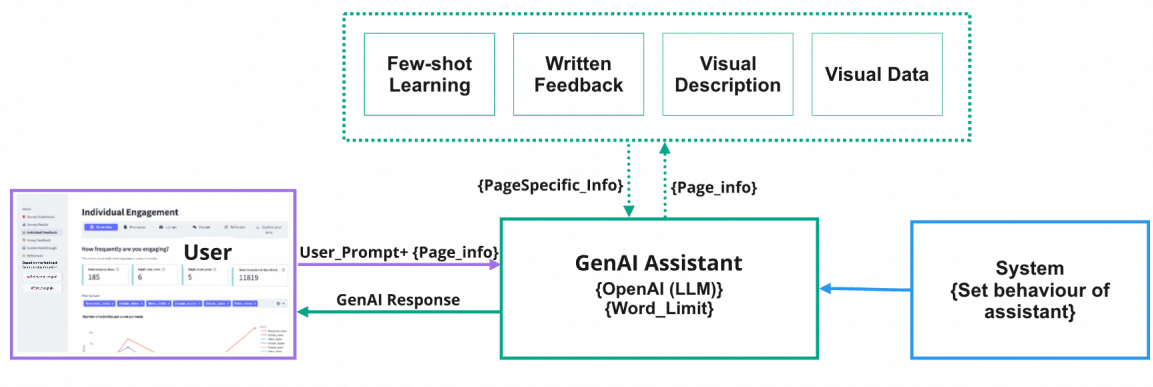

图 1. 生成式人工智能助手的系统架构。

生成式人工智能助手基于 OpenAI API（GPT-4，max_tokens = 200，温度值 = 1，top_p = 1，openai.com）开发，并进行了特定定制，以确保其了解教育情境以及学习分析仪表板提供的具体反馈。助手的回复设置了 max_tokens 参数，并通过一行提示词要求每次回复不超过 150 词，以确保回答简洁、聚焦，从而维持学生的注意力。温度值设为 1，以使回复在保持切题的同时兼具适度的多样性，显得生动自然。这些配置有助于确保回复内容足够全面且简洁，从而减轻学生的认知负荷，并帮助他们保持兴趣，避免过多信息造成负担。

当学生在学习分析仪表板的某个特定部分与助手交互时，系统会为生成式人工智能助手生成一条输入，其中包含多个组成部分：用于指导助手行为的一般系统指令、用于塑造其回答的少样本学习示例、有关可视化内容的详细信息、屏幕上呈现的书面反馈，以及可视化中使用的相关学生数据（图 1）。借助这条由多个要点组成的最终提示词，生成式人工智能助手

应根据学生的数据，通过个性化解释和建议回应学生的查询。系统架构各组成部分的详细信息如下（详情见附录[1]）。

系统提示词：它指的是用于 OpenAI API 的初始输入文本，旨在指导模型的响应。精心撰写且具体明确的系统提示词是关键步骤，因为它会直接影响模型输出的相关性和准确性。为学习分析仪表板创建了以下系统提示词，以保持上下文简洁并明确助手的角色："作为一款基于聊天的助手，你的职责是针对学生关于特定可视内容的问题，提供实时的情境感知响应..."

少样本学习：通过少样本学习方法调整助手的响应，也就是说，向模型提供一系列问题和答案示例，以指导其输出。少样本示例聚焦于学生可能会提出的典型问题，例如他们对分析反馈的疑问，比如"这条反馈对我的学习进度意味着什么？"助手经过预先引导，会提供指导，鼓励学生反思自己的学习行为并考虑可能的改进。

视觉描述：系统会接收对仪表板中视觉元素的预定义描述（例如图例、颜色编码和视觉线索），以避免学生针对特定可视内容提出具体问题时，助手产生误解，并防止其生成误导性或虚构的信息。

视觉数据：助手可访问相关数据点，这些数据点来源于学生在 Moodle 和 Google 文档等平台上的课程活动互动记录，并用于生成可视化内容。其目的是通过纳入完成百分比或频次等指标，使回复更具个性化。

书面反馈： 将基于规则的书面反馈纳入提示词，为解读学生互动指标提供了基准。这些反馈根据特定的参与度阈值生成，并已显示在仪表板上供学生查看。将其纳入提示词，有助于引导助手提出建议，避免在参与度已足够时仍建议学生进行不必要的额外活动。

生成式人工智能助手通过迭代优化过程开发而成，研究人员对其回复进行了广泛测试和调整。为保护学生的数据隐私，发送给生成式人工智能助手的数据均经过匿名化处理，并且在 OpenAI API 网站上关闭了使用用户提示词训练模型的相关设置。

[1] https://tinyurl.com/LAK26附录

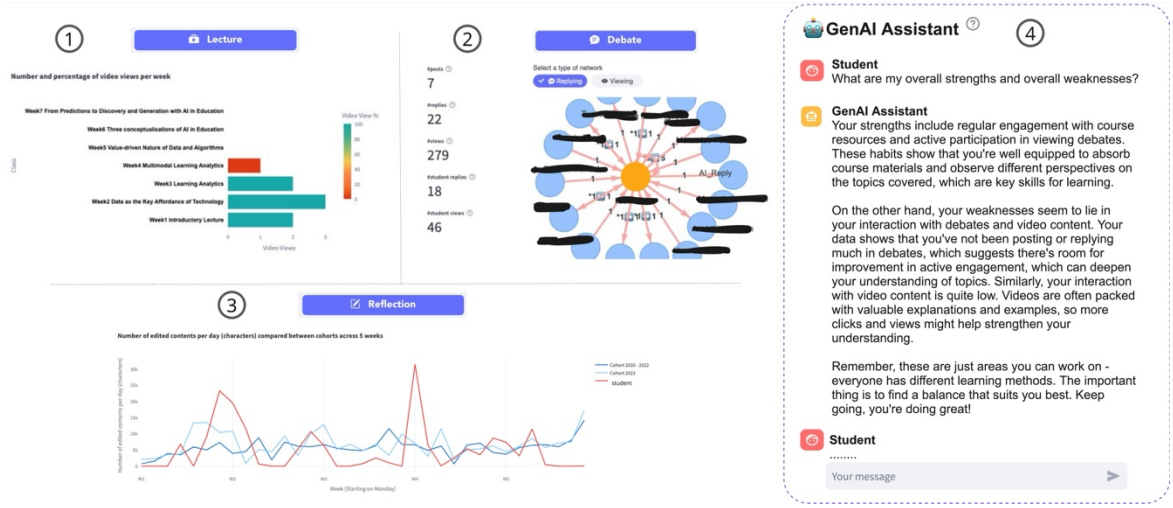

图2. 学习分析仪表板（LAD）可视化示例：1）表示学生参与预录讲座视频情况的条形图；2）展示在线讨论参与情况的辩论网络；3）反映反思写作互动的折线图；以及4）与生成式人工智能助手进行对话的示例。

2.3 数据收集与分析

本研究结合对话日志数据分析和学生反思，回答了三个研究问题。整个学期内，LAD 中所有学生与生成式人工智能助手的互动均被记录下来，共计 168 条查询及其相应回复（图 2）。每次交流都标记了时间，并与学生的会话关联起来，以确定有多少学生使用了助手、他们参与互动的频率以及其查询的性质。研究旨在捕捉常见的互动模式、理解反馈时产生的困惑点，以及反复出现的寻求帮助行为。在该学期中，34 名注册学生中有 22 名与助手进行了互动；因此，本研究聚焦于这些学生。其中两名学生使用其母语（中文）进行交流，研究人员使用 ChatGPT 将其互动内容翻译成英文。随后，两名英语母语者对译文进行了核验，以确保其准确性和语境忠实度。

RQ1. 数据清理和预处理后，我们采用归纳式主题分析，识别学生向生成式人工智能助手提出的查询中反复出现的类别和子类别 [5]。为体现部分查询的多面性，我们为单个问题赋予了多个编码 [4]。为测量自我调节学习能力，学生在学期开始时完成了一份经验证的自我调节学习问卷 [31, 33] 。我们对得分进行了标准化，并使用K均值聚类将学生划分为自我调节学习能力较高（N=12）和较低（N=10）的群组；同时通过轮廓系数分析优化聚类，以确保群组间清晰区分。这些群组为后续分析中的互动模式比较奠定了基础。随后，我们使用认识网络分析（ENA），根据已识别的查询类型，考察自我调节学习能力不同的学生如何围绕其分析反馈与生成式人工智能助手互动 [29]。ENA对编码后的对话行为之间的连接结构进行建模，而非单独考察其出现频率。通过采用大小为三的移动诗节，我们在滑动对话窗口中捕捉查询类型的共现情况，从而呈现查询与行为随时间的关联 [3]。最终生成的网络将这些连接表示为节点和加权边，以直接比较自我调节学习能力较高和较低的学生。

RQ2。 为评估生成式人工智能助手回应学生查询的有效性，我们依据表 1 中的八项标准，对聊天记录数据集中的每条回复进行了评估。本研究将助手的回复视为一种反馈形式，因此评估标准以既有反馈理论和自我调节学习框架为基础 [11, 36],

并结合了以往的回复评估研究 [9]。在反馈理论中，Hattie 和 Timperley [11] 将有效反馈定义为明确目标（目标反馈）、进展（进展反馈）和后续步骤（后续行动反馈）。结合自我调节学习模型，反馈可被视为一种认知与元认知过程，支持监控、评估和策略调整。为评定各项标准，研究采用五点李克特量表（1 = 较差，5 = 优秀；如不适用则标为 NA），研究人员还对初始评分进行了讨论和修订，以完善评估标准。这种评分方法能够对回复质量的多个维度进行细致评估。例如，如果某条回复对分析反馈的解释清晰，却未能提供具体的改进策略，那么它在清晰度和个性化方面可能得分较高，但在可操作性方面得分较低。

表 1. 用于评估生成式人工智能助手回答的评估标准列表及其描述。

评估标准	描述	理论
清晰度	回答是否清晰、避免使用专业术语且易于理解 让学生理解?	清晰的回复可降低任务 定义的认知负荷[36], 也涉及[9]中的可读性评估标准
个性化	回复是否根据学生的 背景和具体数据点进行了个性化处理?	自我调节学习中的目标设定与规划阶段 [36]。量身定制的 反馈能提高其有效性 [11]
可操作性	回复是否提出了可操作的策略 以供改进?	前馈与前瞻 [11], 可操作的建议与.....一致 策略实施 [36] 并确保改进。
情境感知	助手整合以下内容的效果如何 生成式人工智能中指定的多个数据点 助手系统架构？助手是否 理解这些数据及其对.....的影响 学生的学习?	过程级反馈 [11] 涉及整合 所有数据点。
动机与 参与度	回复是否采用支持性的语气，并且 鼓励学生参与?	动机性反馈支持参与度，并促进 情绪调节 [11]。
可靠性	回复是否准确地反映了 学生的表现，并避免造成误导 信息?	可靠性对于建立对反馈的信任至关重要。准确的 反馈极性 [11] 反映表现并 维持信任。
多页面连贯性：各页面的	回复是否保持连贯? 仪表板中的各页面?	跨多个页面/视觉元素保持一致的响应 支持学生监控和评估其 学习进度 [36]。
错误处理	助手能否有效处理不完整的、 相互冲突的、缺失的数据或超出范围的 问题（与分析反馈无关）？	遇到不完整或相互矛盾的问题时， 生成式人工智能助手应提供清晰、具体且 完整的回答，帮助学生专注于当前任务、提供 反馈并避免造成困惑 [36]。

研究问题3. 为了解学生的主观体验，在第8周与生成式人工智能助手互动后，研究人员请学生撰写约500字的个人反思。反思提示鼓励学生讨论助手的潜力与价值、其对自身学习行为的感知影响，以及关于如何提升其有效性和易用性的建议。研究人员采用归纳与演绎主题分析的混合方法分析这些叙述 [4, 5], ，将数据驱动编码与研究重点所涉及的概念相结合。分析聚焦于学生对生成式人工智能助手的态度、感知到的益处和局限，以及具体的改进建议。

对于所有查询和反思的分析，研究人员对部分数据进行了编码，并使用 Cohen’s Kappa系数计算了评定者间信度，结果超过了 .6 [26] 的阈值。研究人员通过讨论解决分歧，并据此完善了编码本。这一过程确保了在完整数据集中的编码一致性和可靠性。

3 结果

3.1 RQ1——学生提问

为回答这一研究问题，我们对学生向生成式人工智能助手提出的查询内容进行了主题分析，以确定学生围绕其分析反馈提出的问题范围和性质。分析揭示了七个不同的主题，反映出学生与助手互动的多种方式（详情请参阅附录）。

澄清（理解学习分析反馈）。在17.7%的查询中，学生试图了解分析反馈的“内容”和“方式”，以及用于生成反馈的数据。在这一主题下，许多学生寻求澄清一些**定义，**询问某个术语的含义，例如：“什么是评估视图？”“你们如何分析辩论视图？”；他们也会**解读**反馈，询问总结或主要结论，例如：“W我的整体优势和劣势是什么？”这表明，学生试图通过询问分析反馈和可视化内容的生成与解读方式，来理解反馈。

个性化洞察。在34.5%的查询中，学生根据自己的个人学习数据请求具体建议和后续步骤，这凸显了对可操作的分析反馈的需求。有些问题具有**处方性，**要求具体、直接的解决方案，例如“给我一些改进建议……”或“我该如何改进……？”；在某些情况下，学生还会提出非常详细的**探索性**问题，询问相关策略，例如：“W你能为我制定一份计划，让我在接下来的*10*天内赶上需要完成的任务吗？”，随后又追问：“你能结合我数据中的具体内容来调整这份计划吗？”。这类互动表明，与助手针对分析反馈给出的笼统建议相比，学生更希望获得具体且以数据为依据的反馈。

更多内容信息。 16.4%的学生查询聚焦于某项学习活动或评估内容（例如反思性写作、课程阅读或讨论内容），这些内容并未直接在仪表板上测量或可视化。与内容相关的查询旨在寻求帮助，以改进反思性写作和辩论讨论、组织内容并理解评估标准。许多学生询问如何改进反思性写作，例如“我该如何提高反思的质量？”，有时还会附上自己的写作内容。其他学生则询问评估相关问题，例如“这篇反思将如何评估？”这表明，学生希望获得更有条理的指导，以完善其学习分析仪表板中的学习成果内容。

理由说明。在一些查询中（7.3%），学生倾向于向生成式人工智能助手解释自己的行为，以说明为何会收到某种反馈。例如，当学生没有参与反思写作活动，因此反馈显示其参与度较低时，学生会解释背后的原因，并提供相关证据，说道：“我还没有把反思写作文档交给导师……因为我需要优先完成课前的核心阅读。”此外，学生还会解释自己的学习偏好和日程安排，以说明自身情况：“但我想兼顾工作与休息，所以选择在阅读周放松……”当生成式人工智能助手利用数据点解释反馈或建议某些学习安排时，学生便会这样做。这类理由说明型查询通常也会伴随其他类型的查询，例如根据自身需求寻求个性化指导，或澄清对分析反馈的误解之处。这体现了学生与生成式人工智能助手之间的主动对话；双方通过协商与共同建构反馈的含义，以达成共同理解。

情感表达。 学生（5.9%）使用助手不仅是为了获得指导，也会表达对分析反馈的情绪、挫折感和感激。一名学生以“我很难记住辩论中提到的一些信息……”开启对话，另一名学生则表示，相较于视频，自己更喜欢阅读，并担心获得较低的参与度分数。这些交流展现了学生如何借助助手表达

自我、明确个人的学习偏好，并以符合自身学习方式的方式解读反馈。诸如“太棒了，真不错，谢谢”这样的简短肯定，也表明助手有时满足了学生的期待。

技术方面。一些查询（8.6%）围绕生成式人工智能助手的技术运行、数据的准确性及其在反馈过程中的解读展开。学生质疑其学习行为数据是如何采集和评估的，例如询问：“如果我只打开材料一次并下载下来，测量结果有多准确？”其他学生则询问助手的能力，例如：“你有哪些功能？”和“我可以问你什么问题？”这些互动反映出学生对反馈工具底层机制的关注，也凸显了透明度和清晰度的重要性，使学生能够以知情的方式使用分析反馈。

其他。这一主题包括一些查询（9.5%），它们与分析反馈并无直接关联，而是用于与助手进行社交互动（例如问候语“嗨”或告别语“再见”）。此外，该主题还包括超出反馈预期范围的查询，例如关于其他课程模块的问题或一般性问题。虽然有些学生也会询问当前课程模块中的主题（例如“你能解释一下逻辑回归吗？”），但如果这些问题没有明确提及或回应分析反馈，仍会被归类为“其他”。

基于这七个主题，我们开展了**ENA**分析，以考察自我调节学习能力高低不同的学生在查询类型上的差异。曼-惠特尼U检验显示，自我调节学习能力高低不同的学生在主要维度（MR1-X轴：12.0%）上的ENA位置存在显著差异；该维度捕捉了话语网络中的主要差异，$U = 97.00$，$p = .02$，$r = -.62$。自我调节学习能力较高的学生（$Mdn = 0.06$，$n = 12$）的位置高于自我调节学习能力较低的学生（$Mdn = -0.17$，$n = 10$）（图3）。这意味着，自我调节学习能力较低的学生似乎更专注于询问更多内容信息、寻求澄清，以及表达不确定感或情绪反应，这可能表明他们依赖助手来获得基本理解或指导。另一方面，自我调节学习能力较高的学生会发出指令、询问技术方面的问题，并要求提供针对其学习行为的个性化洞察，这表明他们与生成式人工智能助手的互动更具策略性，也更自主。在次要维度（SVD2-Y轴：30.3%）上未发现显著差异，$U = 67.00$，$p = .67$，$r = -.12$，这表明自我调节学习能力不同的学生群体之间，话语网络的显著差异主要体现在MR1维度上。

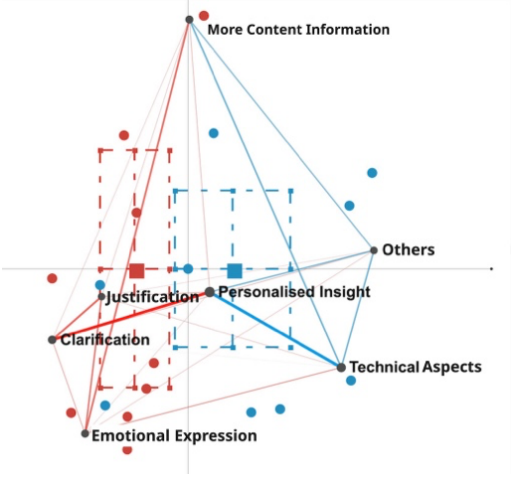

图3. 低自我调节学习学生（红色）与高自我调节学习学生（蓝色）的查询类型比较图。

3.2 RQ2——生成式人工智能助手的回复

为回答RQ2，我们依据一个由八项评估标准构成的理论基础框架（表1），考察助手的回答在多大程度上契合学生的信息与反思需求。在所有查询中，生成式人工智能助手的回答在清晰度方面得分最高（*M*=4.63，*SD*=0.58）；大多数回答都被评为易于理解，且没有不必要的专业术语。动机与参与度（*M*=4.23，*SD*=0.77）和多页面连贯性（*M*=4.20，*SD*=0.84）也获得了较高评价，表明助手总体语气具有支持性，并且在多轮互动中提供的反馈一致。可靠性（*M*=4.12，*SD*=0.89）评价较为正面，反映出助手的反馈与学生的表现数据相符。情境感知（*M*=3.84，*SD*=1.16）和可操作性（*M*=3.72，*SD*=0.81）的评分中等，表明助手整合多个数据点或提供具体改进策略的能力有所不同。个性化这一评估标准（*M*=3.56，*SD*=1.24）的得分较低，表明回答较少根据个体的学习情境进行调整。错误处理的评分最低（*M*=3.29，*SD*=1.19），显示助手在处理不完整、相互矛盾或其他类型的问题时存在不足。

*3.2.1*按学生查询类型划分的生成式人工智能助手回复质量

我们进一步按**查询类型**考察了生成式人工智能助手的回复质量，以识别其在支持不同类型学生查询方面的优势与不足。如图4所示，对评分，的分析显示，其清晰度分数始终表现出一致的优势，在所有查询类型中均保持较高水平，从“更多内容信息”和“其他”查询的*M*=4.47到“理由说明”查询的*M*=4.81不等。个性化分数的差异较大，从“其他”查询中的*M*=4.00到“技术方面”查询中的低值*M*=2.43不等。可操作性总体处于中等水平，各类查询的均值介于*M*=3.60和*M*=3.83之间。情境感知存在差异，其中“其他”查询的评分最高（*M*=4.17），而“技术方面”（*M*=3.27）和“情感表达”（*M*=3.38）查询的评分最低。“情感表达”查询（*M*=4.42）和“理由说明”查询（*M*=4.38）的动机与参与度分数最高。可靠性从“更多内容信息”的*M*=3.86到“个性化洞察”的*M*=4.29不等。“澄清”（*M*=4.47）和“技术方面”（*M*=4.43）查询的多页面连贯性较高。“技术方面”（*M*=4.25）和“理由说明”（*M*=4.00）查询的错误处理水平较高，而“个性化洞察”（*M*=2.86）和“情感表达”（*M*=3.00）查询的水平较低。

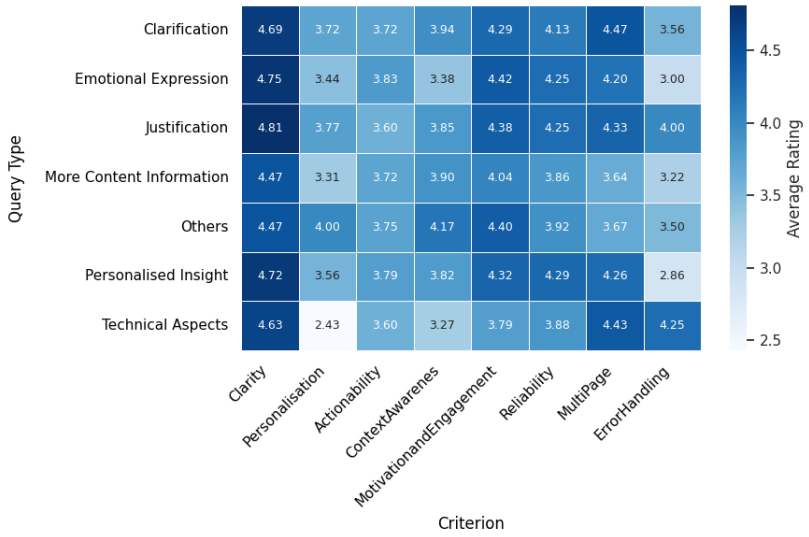

图 4. 学生按查询类型对生成式人工智能助手回复进行的评估。

3.3 研究问题3——学生的感知与建议

研究人员围绕三个主题分析了学生对其使用生成式人工智能助手经历的反思：可供性、挑战与改进。研究结果引发了学生复杂但富有意义的反思，展现了其提升学习过程的潜力，同时也突出了需要改进的关键领域（详情见附录）。

可供性。学生大多赞赏助手能够根据他们独特的数据模式提供个性化且具备情境感知能力的响应，例如推荐每周反思习惯、参与辩论（例如，*“AI*建议我阅读更多资料，以加深对这些概念的理解，从而能更积极地参与讨论”），或解释其反馈可视化中的趋势（例如，*“AI*解释了我的图表所呈现的情况，帮助我反思影响图表形状的因素”）。他们认为这种个性化有助于反思学习行为并采用新策略。此外，助手积极鼓励的语气，以及根据数据点突出学生优点的能力（例如，*“AI*肯定了我持续参与课堂的表现”），也受到认可，因为这能增强动机和自信。这种积极态度促使他们改变学习习惯并形成结构化学习计划。正如一位学生所写：“我采纳了这些建议，让自己以更积极主动的态度投入学习”，并因此获得了成就感。

挑战。尽管已有研究指出其具有诸多益处，学生仍发现了一些影响其使用生成式人工智能助手体验的挑战与局限。首先，学生指出的挑战是回应的具体性。有些学生认为回应“过于宽泛”或“相互矛盾”，使他们感到困惑。例如，一名学生表示，该回应“有帮助，但不够具体”，而另一名学生则批评其对类似查询给出了“不一致的回应”，从而降低了助手的可靠性。尽管该助手能够有效维持支持性环境，但一些学生指出它“过于谨慎”，导致他们难以获得建设性批评。这种倾向于提供安全回应的做法降低了更深入自我反思和改进的价值，尤其是对于已经熟悉自身数据和分析反馈的学生而言（例如，“我理解这些数据，所以没有提出问题”）。这表明，有必要构建更加自适应系统，根据学生的理解程度进行调整，并提供更深入的见解，而不是重复已有的解读。此外，一些学生对响应时间缓慢以及无法保留过往互动等技术挑战表示挫折感。这些问题打断了对话连续性，使学生难以基于此前针对类似查询的回应继续深入，并跟踪自己一段时间以来的进展。此外，对类似问题给出不一致的回应，也使一些学生开始质疑助手的可靠性，正如一名学生所说：“我发现人工智能系统提供的数据与我的实际经历之间存在一些差异。”

改进。然而，学生将这些挑战视为机遇，并提出了具体建议，以打造更个性化、更具互动性且更能体察情境的反馈助手工具。首先，他们希望助手提供更个性化的反馈，充分考虑他们的背景、先前学习经历和具体写作任务。正如一位学生所说：“提供更多能感知语境的反馈……与我们的人口统计特征、个人背景和反思性写作任务相关联*[*内容*]*。”他们还强调了与助手开展更具互动性和主动性的对话的价值，并指出“聊天机器人给出的是事实性回答，而不是能够支持我们反思分析反馈的问题”，同时建议，发起元认知对话或许能帮助他们“阐明每周／长期目标”。人们认为，这样的对话能够激励他们参与反馈，并通过设定目标和监控目标进展来采取行动。因此，有人呼吁加强课程活动内容的整合，并提议“将个人反思直接整合到平台中”，以及利用生成式人工智能“修订学习材料，而不只是解释反馈，”，从而与助手进行全方位互动。最后，人们认为，可用性改进对于实现上述各项改进至关重要。提出的改进包括“提高响应速度”，以及“添加历史记录／导航栏，以便基于以往对话进行深度学习，”，从而与助手实现更流畅、更具吸引力的互动。总体而言，这些改进建议

将有助于把助手从一个基础的反馈提供工具转变为主动学习伙伴，在整个学习过程中支持学生进行反思、设定目标并积极有效地参与学习。

4 讨论

本研究探讨了学生与生成式人工智能助手在学习分析仪表板中的对话，以深入了解交互过程。分析聚焦于学生向助手提出的问题、助手如何回应，以及助手在帮助学生解读分析反馈并据此采取行动方面的成效与不足。

关于 **RQ1**，结果显示，学生的查询类型多样，从澄清和寻求建议，到自我解释和情感表达，凸显了在提供对话支持时，自我调节学习能力各异的学生如何与反馈互动。这使分析反馈超越了被动监控的传统假设 [34] ，转变为动态的对话过程。引入生成式人工智能助手，旨在帮助学生解读分析反馈，并将其定位为用于澄清可视化内容和指标的资源。个性化洞察查询占主导地位，这表明学生并非被动的信息接收者，而是在主动解读数据，并依据建议规划学习行为的改变，这与自我调节学习理论[36,41]相符。不过，这一模式因学生自我调节学习能力水平的不同而存在显著差异。自我调节学习能力较低的学生倾向于询问更多内容反馈、寻求澄清，并表达不确定或情绪反应，这表明他们依赖助手来获得基本理解和安慰；相比之下，自我调节学习能力较高的学生会提出指令性查询、探究技术方面的问题，并要求依据自身数据提供个性化洞察，体现出更自主、更具策略性地使用助手。Uzun等人[33] 也指出，自我调节学习能力较低的学生与能力较高的同伴相比，较少参与分析反馈，因此需要顾及学生能力水平的多样性。本研究支持了他们的发现，并进一步探讨了自我调节学习能力水平不同的学生在向生成式人工智能助手提出查询时有何差异，以及他们在哪些方面需要帮助才能参与反馈并采取行动。因此，本研究有助于理解如何设计和使用对话式分析系统，以满足自我调节学习能力较低学习者的解读与情感需求，以及能力较高学习者的评价和策略实践需求。学生对辩论帖子或书面反思等学习成果寻求反馈，也进一步揭示了自我调节学习能力水平的差异。自我调节学习能力较低的学生希望确认自己的作品是否符合预期，而能力较高的学生则更关注有针对性的改进。既往研究指出，学习分析仪表板的局限之一，是侧重活动指标，而非学生作品的质量[2, 25]。我们的发现证实了这一局限，并表明所有自我调节学习能力水平的学生都希望在仪表板中整合更丰富的任务层面反馈；他们也会直接向助手询问学习成果的反馈，以绕过这一限制。除了任务层面反馈，学生还将澄清查询作为建立信任的途径。他们经常询问数据是如何收集和处理的，以确认反馈是否反映了真实经历，然后再据此采取行动[39]。这种对信任的协商随后演变为解释性查询：学生指出数据中的不一致之处，解释自己的行为，为自己的决定辩护，或提及系统未能捕捉到的亲身经历[15]。这些发现体现了主动的意义建构，也与对话式反馈相关文献一致；在这种反馈中，学习者共同建构意义，并更积极地掌控自身进步 [10, 39]。此类对话表明，对话式系统能够促进学生更深入地参与反馈，并鼓励他们批判性地评估自己的策略 [6, 14]。能够及时响应的助手应认可并接纳学生的贡献，并据此调整回应（例如，“感谢你的澄清！让我们根据.....调整你的学习计划。）。

基于 RQ1 中识别出的查询类型，**RQ2** 重点考察 助手应对这些不同需求的效果。在各种互动中，助手最突出的优势是清晰度和可靠性，尤其是在学生希望理解或说明其反馈的查询中，

学生希望理解或说明其反馈。与既有研究一致，[9], 生成模型能够有效地将信息整理为连贯、易懂的解释，因此特别适合阐释分析指标，并帮助学生在意义建构的早期阶段消除误解。尤其是在理由说明和情绪相关的查询中，这往往促成了有助于学生协商意义、并结合自身生活经验理解反馈的对话。然而，结果也清楚表明，仅有清晰度不足以提供有意义的教学支持。在个性化洞察和更多内容信息等需求较高的类别中，助手经常给出泛泛的建议，而不是根据个人表现数据量身定制指导。这一局限与 Jin 等人[16] 以及 Jung和Wise[17], 的研究结果相呼应；他们指出，缺乏具体、可执行指导的反馈可能会被认为是多余或无用的。一些学生通过将提示词/查询从“我如何才能在辩论活动中有所进步？”改为“根据我自己的数据，是否有具体的改进领域？”来绕过这一问题。这一简单却有效的查询调整带来了不同且令人满意的输出。然而，学生中并不普遍具备这项技能，而且 eliciting 相关回复不应完全成为学生的责任。同样，情境感知方面的中等得分表明，尽管助手能够解读指标等单个数据点，却很少综合系统中多个数据点和信息源的信息，因此给出的建议往往支离破碎。为解决这些问题，有两种值得考虑的方案。首先，应增强助手综合不同来源数据的能力，使回复更加个性化且可执行[30]。第二种方案是教会学生如何提出结构良好、包含充分情境信息的提示词，这能够显著提升高等教育中学生与生成式人工智能互动的质量[22, 23]。鉴于大语言模型的规模及其黑箱特性，即使是措辞上的细微变化，如上例所示，也可能将模型的注意力转向不同情境并改变输出 [21]。培养这种提示素养有助于提升个性化程度和助手回复的有效性。处理带有强烈情绪的提问也带来了另一项挑战。尽管助手通常保持支持性的语气，并获得了较高的动机与参与度评分，但它不太擅长回应情感线索。Jansen等人 [12] 的研究表明，学生对反馈的情绪反应会显著影响他们的理解和动机。此外，我们的研究结果将这一问题延伸至采用生成式人工智能的反馈系统：尽管社会情绪反馈对于维持参与度和支持情绪调节至关重要[24], 但将其自动化仍存在困难。若无法识别并适应学生的情绪状态，助手可能会错失及时提供共情支持的机会，而这类支持有助于强化参与度和自我调节。

关于**研究问题3**，学生的反思呈现了生成式人工智能助手在分析反馈解读中所发挥作用的复杂图景：它展现出支持自我调节学习能力的潜力，同时也暴露出妨碍其充分发挥作用的局限。许多学生认可个性化、数据驱动的建议，例如结构化学习计划或针对性资源；这些建议与他们的分析模式直接关联，有助于反思和灵活运用策略 [24, 32,33]。这与近期研究证据相符，即生成式人工智能代理能够增强学习者对复杂可视化分析的理解 [37]。与此同时，生成式人工智能助手的某些特性限制了其有效性，而学生的批评也揭示了分析设计、学生能动性与信任之间更深层的矛盾 [8, 19]。首先，对真实对话的分析揭示了导致这些差异的关键因素。助手往往在学生的实际学习情况与学习分析仪表板中呈现的数据之间发挥调解作用。例如，有关线下学习习惯的问题，如“如果我只打开材料一次并下载下来，测量结果有多准确？”，暴露出系统在呈现实际投入方面的不足。如果这些差距未得到弥补，就可能削弱学生对生成式人工智能所实现反馈的感知效用以及底层数据准确性的信任；当平台中心化指标无法反映学生真实的学习情况时，还可能使他们感到疏离。相比之下，助手承认这些盲点并准确作答，有助于认可多样化的学习行为，也表明对话代理如何能够促进

学习分析仪表板的透明度与信任。Jin 等人 [13] 也报告称，学生的期望与他们实际使用生成式人工智能反馈系统的情况之间存在差异，这可能会降低他们长期持续互动的意愿。因此，学习分析仪表板可以纳入更全面的证据形式，例如自我报告，同时保留生成式人工智能助手作为调解者，以弥合数据、期望与学习实践之间的差距。其次，学生对笼统或重复回答的挫折感，反映出助手的系统设计缺乏适应性。虽然积极的语气具有激励作用，但一些学习者，尤其是自我调节学习能力较强且对自身学习行为有高度认知的学生，认为回答过于谨慎、挑战性不足。这种体验与新手学生和专家学生在学习方式上的差异相符：让人感到稳妥的反馈或许能支持新手学生，却可能限制进阶学习者的成长 [41]。生成式人工智能助手应动态调整回答的深度和语气，以适应学生的专业水平与自我认知。最后，学生将这些挑战视为改进学习分析仪表板和生成式人工智能助手的机会。他们设想，助手能够超越静态解读，主动针对学生的查询提出反思性问题，与课程活动相结合，并根据先前学习经历和背景进行调整 [15, 37]。这一设想体现了对话式反馈原则 [6] ，也与 Banihashem 等人 [1] 提出的混合智能反馈框架相符；该框架倡导人工智能系统主动发起元认知对话、支持目标设定，并将分析反馈与更广泛的学习轨迹联系起来。更快的处理速度、对话历史和纵向追踪等技术改进，被认为是实现这一转变的关键，即从反馈提供者转变为主动学习伙伴。

5 局限性与未来工作

尽管本研究对生成式人工智能助手在支持提供学习分析反馈方面的作用给出了有价值的结果，但仍存在一些局限，同时也为未来研究提供了机会。首先，虽然整个学期都可以使用该助手，但 34 名学生中只有 22 名与其进行了互动。因此，对话数据集相对较小，且仅来自一门课程。这限制了研究结果的可推广性，也意味着这些结果属于探索性发现，而非验证性结论。在选课人数更多、教学设计不同或文化背景不同的课程中，观察到的模式可能会有所差异。未来研究应在不同的学生群体、学科和机构环境中复制并拓展本研究，以考察这些发现的稳定性，同时探究为何有一部分学生没有使用该助手。其次，研究情境涉及一个特定的学习分析仪表板和一种单一的生成式人工智能配置，这意味着仪表板提供的数据、可视化风格，以及助手的提示设计和功能，共同塑造了学生与助手之间互动的性质。应用程序的技术局限，尤其是缺乏对话记忆，进一步限制了助手的响应能力、适应性和纵向支持能力。由于无法参考此前的知识交流，助手无法长期维持连贯且以目标为导向的对话。这些限制凸显了采用其他人工智能系统配置的潜在价值。例如，更丰富的分析数据集、多模态可视化、微调后的人工智能模型或具备记忆功能的系统，可能会形成不同的参与模式和感知[40]。提升这些能力将契合 Banihashem 等人[1] 对混合智能反馈系统进行迭代完善和动态适应的强调。多轮支架机制 [37] 和持久保存的对话历史记录等功能，能够将彼此孤立的信息交流转变为持续且自适应的学习伙伴关系。第三，本研究依赖于对聊天记录和反思性写作的事后分析。尽管这种方法有助于识别主题和模式，却无法实现实时干预或自适应支持。将实时自动对话分析整合到学习分析仪表板中，可能有助于自动检测重复请求、挫折感等情感线索或低质量回复等模式[1]。学习分析和教育数据挖掘领域的既有研究已证明，实时检测学生情感、参与度降低和寻求帮助行为是可行的，从而能够及时做出教学响应[10, 28, 32]。最后，本研究

并未直接测量学业表现、参与度或其他行为结果的变化[33]。缺少此类测量意味着，对生成式人工智能辅助反馈的影响只能根据互动模式和自我报告的感知加以推断。未来研究若纳入评估结果或学习轨迹，将有助于强化关于其教育价值的论断。

6 结论

本研究在一门为期一学期的课程情境中，考察了研究生与嵌入学习分析仪表板（LAD）的定制生成式人工智能助手之间的真实互动，旨在阐明不同自我调节学习能力水平的学生在有机会与分析反馈进行对话时，如何理解、质疑并采取行动。研究结果显示，在两种自我调节学习能力水平下，学生都没有将生成式人工智能助手视为静态输出，而是将其作为展开对话的跳板，寻求澄清、提供理由说明，并检验反馈系统的可靠性。自我调节学习能力较低的学生主要寻求澄清与 reassurance，而自我调节学习能力较高的学生则更关注技术性查询，并要求获得个性化策略。该助手总体上能够提供清晰且可信的回应，但其在个性化、情境综合和情感响应能力方面的局限，限制了其对更深层次学习调节的影响。本研究结果表明，清晰度与连贯性是生成式人工智能支架式反馈所必需的品质，但并非充分条件。为了使此类系统进一步支持与学生自我调节学习能力相匹配的反馈参与，其在技术和教育教学层面都应朝着更强的响应性、适应性和关系连续性发展。最终，学生展现出对生成式反馈潜力与局限的充分认识，并提出了具体且面向未来的建议，为在教育领域建立更有意义的生成式人工智能伙伴关系指明了方向。

致谢

我们谨向 DUTE 2024/2025 的学生表示感谢，感谢他们允许我们为本研究收集数据。Yildiz Uzun 的研究生研究经费由土耳其共和国国家教育部提供。

参考文献

[1] Banihashem, S.K. 等。2025年。《混合智能反馈的教学框架》。《国际教育与教学创新》。0，0（2025年），1–17。https://doi.org/10.1080/14703297.2025.2499174。 [2] Bodily, R. 等。2018年。面向学生的学习分析仪表板的设计、开发与实施。《高等教育计算机学刊》。30，3（2018年12月），572–598。https://doi.org/10.1007/s12528-018-9186- 0。[3] Bowman, D. 等。2021年。《认识网络分析的数学基础》。《计算机与信息科学通讯》。1312，（2021年1月），91–105。https://doi.org/10.1007/978-3-030-67788-6_7。[4] Braun, V. 和 Clarke, V. 2022 年。《主题分析：实用指南》。SAGE。[5] Braun, V. 和 Clarke, V. 2006 年。在心理学中使用主题分析。《心理学定性研究》。3，2（2006年1月），77–101。https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa。[6] Carless, D. 和 Boud, D. 2018年。学生反馈素养的发展：促进反馈采纳。《高等教育评估与评价》。43，8（2018年11月），1315–1325。https://doi.org/10.1080/02602938.2018.1463354。[7] Carless, D. 和 Winstone, N. 2023年。教师反馈素养及其与学生反馈素养的相互作用。《高等教育教学》。28，1（2023年1月），150–163。https://doi.org/10.1080/13562517.2020.1782372。[8] Cukurova, M. 2024年。教育中学习、分析与人工智能的相互作用：混合智能的愿景。《英国教育技术杂志》。（2024年8月），bjet.13514。https://doi.org/10.1111/bjet.13514。[9] Dai, W. 等。2024年。评估大语言模型在自动反馈生成方面的熟练程度：一项评估研究。《计算机与教育：人工智能》。7，（2024年12月），100299。https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100299。

[10] Darvishi, A. 等。2024年。人工智能辅助对学生能动性的影响。《计算机与教育》。210，（2024年3月），104967。https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104967。 [11] Hattie, J. 和 Timperley, H. 2007年。反馈的力量。《教育研究评论》。77，1（2007年3月），81– 112。https://doi.org/10.3102/003465430298487。 [12] Jansen, T. 等。2025年。建设性反馈可以发挥奖励作用：学生对反馈感知的情绪反应特征在其与任务兴趣的关联中起中介作用。《学习与教学》。95，（2025年2月），102030。https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2024.102030。 [13] Jin, F. 等。2025年。学生对生成式人工智能驱动的学习分析在反馈过程中的看法：反馈素养视角。《学习分析期刊》。（2025年3月），1–17。https://doi.org/10.18608/jla.2025.8609。 [14] Jin, H. 等。2022年。利用学习分析支持对话式反馈过程：教育工作者对有效反馈的观点。*ASCILITE*出版物。（2022年11月），e22054。https://doi.org/10.14742/apubs.2022.54。 [15] Jin, Y. 等。2025年。与学习分析仪表板聊天：生成式人工智能素养对学习者与常规聊天机器人及支架式聊天机器人互动的作用。第*15*届国际学习分析与知识会议论文集（爱尔兰都柏林，2025年3月），579–590。 [16] Jin, Y. 等。2025年。高等教育中的生成式人工智能：机构采纳政策与指南的全球视角。《计算机与教育：人工智能》。8，（2025年6月），100348。https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100348。 [17] Jung, Y. 和 Wise, A.F. 2024年。探究学习分析中的可操作性：常规、时机与路径的作用。第*14*届学习分析与知识会议论文集（日本京都，2024年3月），871– 877。 [18] Kaliisa, R. 等。2024年。学习分析仪表板是否达到了预期？关于其对学生学业成就、动机、参与度和态度影响的系统综述。第*14*届学习分析与知识会议论文集（日本京都，2024年3月），295–304。 [19] Khalil, M. 和 Prinsloo, P. 2025 年。学习分析研究缺乏可推广性：原因、影响及未来方向。第 *15* 届国际学习分析与知识会议论文集（爱尔兰都柏林，2025年3月），170–180。 [20] Khosravi, H. 等。2025年。生成式人工智能与学习分析：拓展边界，坚守原则。《学习分析期刊》。12，1（2025年3月），1–11。https://doi.org/10.18608/jla.2025.8961。 [21] Knoth, N. 等。2024年。人工智能素养及其对提示工程策略的影响。《计算机与教育：人工智能》。6，（2024年6月），100225。https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100225。 [22] Koyuturk, C. 等。2025年。理解学习者与大语言模型聊天机器人的互动及提示指南的影响。《教育中的人工智能》（Cham，2025年），364–377。 [23] Lee, D. 和 Palmer, E. 2025年。高等教育中的提示工程：一项有助于课程设计的系统综述。《高等教育国际教育技术期刊》。22，1（2025年2月），7。https://doi.org/10.1186/s41239-025-00503-7。 [24] Lim, L.-A. 等。2021年。学生对个性化学习分析反馈的看法及情绪反应：四门课程的探索性研究。《高等教育评估与评价》。46，3（2021年4月），339–359。https://doi.org/10.1080/02602938.2020.1782831。 [25] Matcha, W. 等。2020年。关于学习分析仪表板实证研究的系统综述：自我调节学习视角。《*IEEE*学习技术汇刊》。13，2（2020年4月），226–245。https://doi.org/10.1109/TLT.2019.2916802。 [26] McHugh, M. 2012年。评定者间信度：卡帕统计量。《医学生物化学》。22，（2012年10月），276–82。https://doi.org/10.11613/BM.2012.031。 [27] Molenaar, I. 等。2023年。测量自我调节学习与人工智能的作用：使用多模态多通道数据开展的五年研究。《人类行为中的计算机》。139，（2023年2月），107540。https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107540。 [28] Ramaswami, G. 等。2023年。在学习分析仪表板中使用预测分析：案例研究综述。《技术、知识与学习》。28，3（2023年9月），959–980。https://doi.org/10.1007/s10758-022- 09613-x。[29] Shaffer, D.W. 等。2016年。认识网络分析教程：分析认知、社会与互动数据中的连接结构。《学习分析期刊》。3，3（2016年12月），9–45。https://doi.org/10.18608/jla.2016.33.3。

[30] Stadler, M. 等. 2024年. 认知轻松感的代价：大语言模型减少心理努力，却损害学生科学探究的深度. 《人类行为中的计算机》. 160,（2024年11月）, 108386. https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108386. [31] Suraworachet, W. 等. 2021. 考察反思性写作行为与自我调节学习能力之间的关系：时间序列分析. 面向自由、安全与可持续世界的技术增强学习. T. De Laet 等编. 施普林格国际出版公司. 163–177. [32] Susnjak, T. 等. 2022. 学习分析仪表板：为学习者提供可操作洞见的工具. 《高等教育国际教育技术期刊》. 19, 1（2022年12月）, 12. https://doi.org/10.1186/s41239- 021-00313-7.[33] Uzun, Y. 等. 2025年. 参与分析反馈及其与自我调节学习能力和课程表现的关系. 《高等教育国际教育技术期刊》. 22, 1（2025年3月）, 17. https://doi.org/10.1186/s41239-025-00515-3. [34] Verbert, K. 等. 2013. 学习分析仪表板应用. 《美国行为科学家》. 57, 10 （ 2013 年 10 月） , 1500–1509. https://doi.org/10.1177/0002764213479363. [35] Verbert, K. 等 . 2020. 学习分析仪表板：过去、现在与未来. 第十届学习分析与知识国际会议论文集（德国法兰克福，2020年3月）, 35–40. [36] Winne, P.H. 和 Hadwin, A.E. 1998. 作为自我调节学习的学习 . 教育理论与实践中的元认知 . Erlbaum. 277–304.[37] Yan, L. 等. 2025年. 生成式人工智能智能体与支架对提升学生理解可视化学习分析的影响. 《计算机与教育》 . 234, （ 2025 年 9 月） , 105322. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2025.105322. [38] Yan, L. 等. 2024年. VizChat：利用多模态生成式人工智能聊天机器人，通过情境化解释增强学习分析仪表板. 《教育中的人工智能》. A.M. Olney 等编. 施普林格自然瑞士. 180–193.[39] Yang, M. 和 Carless, D. 2013. 反馈三角与对话式反馈过程的改进. 《高等教育教学》. 18, 3（2013年4月）, 285–297. https://doi.org/10.1080/13562517.2012.719154. [40] Zhang, X. 等. 2024年. 教育中应用生成式人工智能的实证研究系统性文献综述. 《数字教育前沿》. 1, 3（2024年9月）, 223–245. https://doi.org/10.1007/s44366-024-0028-5. [41] Zimmerman, B.J. 2000. 实现自我调节. 《自我调节手册》. 爱思唯尔. 13–39.