

生成式人工智能在医学教育中学生反馈的主题挖掘与情感分析

Thematic Extraction and Sentiment Analysis of Student's Feedback on Generative Artificial Intelligence in Medical Education

张青林¹, 陈广洁², 江丰光^{1*}

¹ 上海交通大学教育学院

² 上海交通大学医学院

* fkchiang@sjtu.edu.cn

【摘要】本研究依托 S 高校医学院“机体防御与免疫”课程开展了一个学期的生成式人工智能融入课堂教学的实践,为深入了解学生使用该课堂中使用生成式人工智能的学习需求、参与感受与改进建议,本研究于期中、期末两个时间点收集了来自 334 名学生的学习反思日志,通过 Bertopic 模型共挖掘了学习与教学效率、信息获取与处理、思维能力提升、个性化与安全性 4 个维度、12 个主题。基于 Bert-Based-Chinese 情感分析模型进行情感分析,明确医学生在各关注点下的情感得分与演变情况。通过对 20 名同学的半结构访谈了解学生情感态度演变原因,为后期教学改进提供研究依据。

【关键词】生成式人工智能;医学课堂;学生反馈;主题挖掘;情感分析

Abstract: This study is based on the "Organismal Defense and Immunity" course at the School of Medicine, S University, and integrates generative AI into its classroom. In order to deeply understand the students' learning needs, feelings of participation, and suggestions of the use of generative AI in the class, this study collected reflective journal from 334 students at the mid-term and final-term. Using the Bertopic model, the study explored four dimensions and twelve themes: learning and teaching efficiency, information acquisition and processing, enhancement of thinking skills, and personalization and security. Sentiment analysis, based on the Bert-Based-Chinese model, was conducted to assess students' sentiment scores and their evolution. Interviews with 20 students were conducted to understand the reasons for the evolution of students' affective attitudes, which provided a research basis for later teaching improvement.

Keywords: Generative Artificial Intelligence; Medical Classroom; Student's Feedback; Thematic Extraction; Sentiment Analysis

基金项目: 本文受上海交通大学本科人工智能赋能(AI+)课程建设“机体防御与免疫”;上海交通大学医学院本科核心 AI+课程重点项目“机体防御与免疫”资助。

1. 引言

以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能的发展为课堂教学模式的转变带来了新的机遇与挑战,其在医学课堂教学中也展现出了巨大的潜力。例如,通过使用生成式人工智能工具交互式模拟虚拟患者,来练习临床推理能力(Karabacak et al., 2023);使用生成式人工智能工具提供实时评估反馈支持,医学生可以在基础医学的学习中不断更新迭代学习过程(Ahmed, 2023; Sauder et al., 2024)。此外,生成式人工智能还将根据学生学习需求提供个性化教学内容,针对学生的学习进度帮助制定学习计划,从而支持医学生的自主学习(瞿星等, 2023)。

目前关于生成式人工智能融入医学课堂的相关研究探索正处于初步阶段,多聚焦于工具使用对学生学习成效的影响,关注点落脚于生成式人工智能对教学效率和教学质量的提升(宋雨欣等, 2024),相对忽视了学生视角的生成式人工智能创新教学的参与感受、学习需求和反馈建议等。学生作为课堂教学活动的主体之一,在教学模式不断创新探索的过程中,学生视角所反馈的内容对于评估教学改革的成功尤为重要。

传统对学生反馈分析的方法存在一定的局限性:一是对定量评分的依赖性较强,缺乏定性的深度反馈内容(赵越等, 2021);二是数据分析方法较简单,多采用平均分、频率分布等基本统计方法(梁竹梅等, 2017);三是对评教反馈数据的收集过于依赖单一时间点的反馈,无法了解学生在教学过程中学习体验的动态调整(常亚平等, 2010)。因此,本研究旨在探索学生对生成式人工智能融入医学课堂教学的实际感受与课程改进建议,通过收集上海 S 高

校医学院“机体防御与免疫”课程教学过程中学生的两轮反思日志，采用深度学习的方法，基于 BERTopic 主题聚类模型与 Bert-Based-Chinese 情感分析模型对学生反馈进行深入挖掘，为进一步优化教学设计、创造更有效的技术支持的教学环境提供实证依据。

2. 文献综述

2.1 医学课堂教学模式变革学生反馈的相关研究

已有研究在对医学课堂教学模式变革学生反馈数据的收集，一是通过问卷调研来量化评估学生的满意度。如在免疫学贯通基础医学与临床实践的创新课程模式构建后，通过问卷来调研学生对教学模式的整体满意度与课堂收获（闫东梅等，2024）。在医教协同的教学模式探索中，贴合于课程教学模式变革内容的问卷调查用于了解学生对课程教学各环节改革内容的认同度与后期改进建议（齐眉等，2022）。在传统教学与创新教学两种方式的对比研究中，采集学生在学业负担、知识理解程度、课堂专注度以及自我评价四个维度的主观评分数据，来检验学生对创新教学的评价是否显著高于传统的教学模式（王伟等，2024）。学生反馈二是来源于学生的主观质性数据。如在医学信息检索的课堂教学中，教师通过课堂提问采集了学生对生成式人工智能工具使用的难易程度以及使用效果的实时反馈数据（丁文婧，2024）。

在生成式人工智能融入医学课堂教学后，已有研究采用混合研究方法，探索医学生对生成式人工智能创新教学的感知、体验与建议。如将生成式人工智能整合到医学课程单元教学中，结合 Kirkpatrick 模型从使用满意度、学习进度管理和生成信息质量评估三个方面，揭示了学生的技术接受程度越高，则课堂满意度越高，工具使用适切性也越高的现象（Thomae et al., 2024）。对学生反馈的收集不仅要关注学生的满意度，更应深入挖掘学生使用生成式人工智能在医学学习中的主要用途，以及不同使用的初衷所带来的学习体验，重点关注学生在学习历程中受益和所遇到的挑战。如在医学信息学课程中，学生在使用生成式人工智能协助项目规划、考试准备等方面整体态度较为积极（Magalhães Araujo & Cruz-Correia, 2024）。同时医学课堂中的生成式人工智能的使用也将带来一定的学习挑战，如伦理道德问题、对个人数据保护以及对生成内容质量的不确定性等方面，学生也表达了隐忧（Başaran & Duman, 2024）。

2.2 学生反馈中主题挖掘与情感分析的相关研究

对学生反馈文本进行挖掘分析旨在从大量文本数据中揭示学生对教学各方面的潜在关注点，以改进未来课堂教学。早期阶段，主题挖掘通过统计方法与聚类算法，Blei 等提出了隐含狄利克雷分布的主题建模方法（Latent Dirichlet Allocation），通过抽取文档中多个主题下的相关词汇提取潜在的主题结构（Blei et al., 2003）。随着算法的不断发展，学者们在 LDA 的基础上探索复杂的主题挖掘模型，如将动态主题模型（Dynamic Topic Models）与 LDA 相结合，捕捉主题随时间的演变（马文聪等，2023）。近年来，深度学习技术的发展进一步推动了主题挖掘方法的深入，相关学者在 BERT 模型（Bidirectional Encoder Representations from Transformers）的基础上提出了 Bertopic 主题建模方法（Devlin, 2018）。该方法在学生反馈的研究中已经得到了广泛应用。例如，将 Bertopic 模型用于课程评论的提取，来聚类出学生对课程的正面或负面评价（Yoo & Kim, 2023）。通过 Bertopic 识别学生的学习需求实现精准化教学（徐振国等，2024）。

学生反馈文本中的情感分析旨在判断学生的情感倾向性。情感分析的早期阶段多采用基于词典的方法，通过预定的情感词汇来识别情感倾向，如对在线评论识别情感词进行情感分类（吴林静等，2017）。随着机器学习技术的发展，情感分析逐渐转向基于监督学习算法的方法，如朴素贝叶斯、支持向量机和决策树等。李慧（2021）在基于词典的基础上融合了机器学习的方法，提出了面向学生学习体验文本的情感分析模型。深度学习的递归神经网络（RNN）、卷积神经网络（CNN）和双向 Transformer 等模型被广泛应用于情感分析任务中。BERT 模型通过预训练深度双向表示，显著提高了情感分析的性能（Devlin, 2018），其中 Bert-Based-Chinese 情感分析是基于 BERT 模型的中文预训练语言模型，专注于处理中文文本中的情感分析，可以捕捉到潜在细粒度的文本情感（史继新，2022）。

通过对以上文献的梳理，为进一步挖掘医学生提交的生成式人工智能使用的反思日志内容，

捕捉反思日志文本中的细粒度情感倾向，本研究有以下四个研究问题：

- 1.学生对医学课堂中使用生成式人工智能的学习需求、参与感受与改进建议是什么？
- 2.学生对医学课堂中使用生成式人工智能的满意度如何？
- 3.在课程的不同阶段，学生对课堂中使用生成式人工智能的满意度发生了怎样的变化？
- 4.学生对课堂中使用生成式人工智能各方面满意度发生变化的原因是什么？

3.研究框架

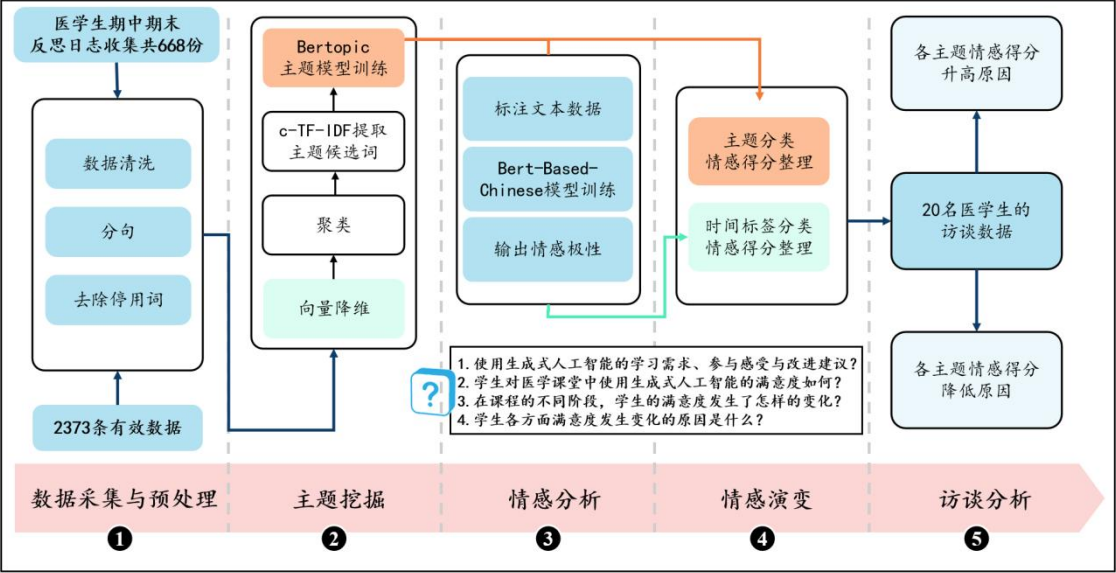


图 1 研究框架图

本研究收集了 S 高校医学院“机体防御与免疫”课程中，学生对于生成式人工智能融入医学课堂的两次反思日志（期中、期末）共计 668 份，来深入了解学生对该创新教学的想法与态度。经过数据的清洗、分句、去除停用词等处理，共得到 2373 条有效数据。研究采用 Bertopic 模型进行主题训练（Devlin, 2018），传统的 LDA 只能识别静态数据，Bertopic 可以自动识别动态数据确定最优主题数，减少人为干预，且该模型在处理复杂文本或包含丰富语境的文本时效果更优。在主题模型识别完成后，研究者随机抽取了 20%左右的数据进行文本情感极性标注，其中 0 为消极情感、1 为积极情感，这种标注方式可以使得最终呈现的情感得分均分介于 0-1 之间，接着进行 Bert-Based-Chinese 情感分析模型训练（Hou et al., 2020），从而输出每条语句数据的情感得分。根据前期主题模型的主题与维度结果，计算各主题与各维度下整体反馈数据的均分。同时，借助前期时间标签的分类，对每个主题下期中、期末的情感得分单独讨论演变趋势。为进一步揭示各主题下情感演变的原因，本研究还对 20 名学生进行了半结构化访谈，来为后续生成式人工智能融入医学课堂改进提供实证依据。

4. 研究结果分析

4.1 Bertopic 模型主题挖掘结果

表 1 基于学生两轮反思日志的 Bertopic 模型主题挖掘结果

维度	编号	主题表述	关键词
学习与教学效率	T1	学习自主互动性	学习、自主、主动、能力、分析、提高、融合、人际
	T2	课堂教学高效性	教学方法、能力、进行、提高、高效、方便、方式、课堂
	T3	教学智能化潜力	智能化、教学、学习、学期、有效、方便快捷、潜力、不够

信息获取与处理	T4	信息获取便捷性	随时随地、极大地提高、学习、获取信息、 高效、结合、学生、困惑
	T5	文献检索的能力	文献、进行、课中、完成、 文章、产生、能力、生成
	T6	生成信息的质量	前后矛盾、能力、信息检索、进行、 信息量、课上、经常出现、参差不齐
思维能力的提升	T7	跨学科思维能力	免疫学、跨学科、共同、思维能力、 结合、提高、学生、有效
	T8	独立思考的能力	独立思考、建立、独立、能力、 自主、学习、合理、反馈
	T9	批判性思维能力	信息量、尽信、思维能力、全面、 准确、判断、质疑、需要
个性化与安全性	T10	类人化行为表现	学生、分析、有效、注意力、 评分、具有、机器人、行为
	T11	多角度医学知识	医学知识、学习、可用性、多角度、 便捷性、个性化、适用性、自然语言
	T12	算法模型安全性	算法、无法、安全、有趣、 目标、大量、人类、模型

根据 Bertopic 模型 (Devlin, 2018) 主题挖掘结果, 共抽取出 12 个主题, 聚合出四个维度, 对每个主题中具有代表性的关键词进行整理, 结合医学生使用生成式人工智能的具体情境进行深入描述, 成功为 12 个主题和 4 个维度提炼除了准确的表述, 结果如表 1 所示。

在学习与教学效率维度, T1 医学生主要关注生成式人工智能的使用对学习自主性与互动性的影响, 注重自我驱动与主动参与, 并强调了在人机交互中人际交流的重要性。T2 医学生主要关注生成式人工智能的融入对课堂教学效率的提升, 对学习方式带来的优化。T3 医学生侧重于对智能化技术在医学教学应用中提高教学潜力的关注。在信息获取与处理维度, T4 体现出医学生使用生成式人工智能信息获取的便捷性及其对学习效率的影响。T5 探讨了生成式人工智能在医学课程中文献检索与文章生成的能力。T6 则显示了学生在课堂中使用生成式人工智能遇到的问题, 例如信息过载与生成质量参差不齐。

在思维能力的提升维度, T7 表明了医学生对生成式人工智能使用对免疫学跨学科思维能力提升方面的作用, 使学生能够更有效地整合不同学科的知识。T8 体现出生成式人工智能工具的使用对医学生独立思考能力, 尤其是在自主学习过程中, 结合生成式人工智能的合理反馈来建立自我思维框架。T9 探讨了医学生在工具使用过程中对批判性思维能力的关注, 反映出学生对生成信息的判断质疑与深入分析的需求。

在个性化与安全性维度, T10 显示了医学生在借助生成式人工智能工具学习过程中对其类人化行为的观察与分析。T11 表明生成式人工智能工具可以从多角度呈现医学知识, 提供更加便捷化和个性化的学习内容, 帮助医学生更好地理解和应用医学知识。T12 说明了虽然生成式人工智能融入医学课堂有诸多优势, 但算法模型的安全性与可靠性也需要进一步关注。

4.2 各主题下学生满意度的情感分析

4.2.1 各主题整体满意度情感分析

如表 2 所示, 整体而言在信息获取与处理维度的情感得分较高 (0.832), 表明了学生对使用生成式人工智能工具进行信息获取、文献检索以及对生成信息的质量整体满意度较高。尤其是在“信息获取便捷性”主题得分最高 (0.848), 这体现出学生认为工具使用极大地提高了他们在该课程中知识获取地便捷性。在个性化与安全性维度的情感得分为 0.740, 其中“多角度医学知识”主题得分最高 (0.846), 这表明学生对从多个角度学习医学知识的需求得到了满足。同时, 在“算法模型安全性”主题得分较低 (0.695), 这意味着学生对算法模型的

安全性存在一定的担忧。在学习与教学效率维度的情感得分为 0.705，这说明了学生对使用生成式人工智能之后的学习与教学模式较为满意，同时对生成式人工智能工具提高教学智能化的潜力有着一定的期待。在思维能力提升维度的得分整体较低（0.674），其中，“跨学科思维能力”主题的得分相对高于该维度下其它两个主题（0.773）。“批判性思维能力”主题得分最低，这表明学生在使用生成式人工智能工具过程中，对批判性思维思维能力方面的满意度较低，具体原因待访谈分析进一步说明。

表 2 各主题基于 Bert-Based-Chinese 模型整体满意度情感分析结果

维度	维度情感得分	主题表述	主题情感得分
信息获取与处理	0.832	信息获取便捷性	0.848
		文献检索的能力	0.764
		生成信息的质量	0.701
个性化与安全性	0.740	类人化行为表现	0.758
		多角度医学知识	0.846
		算法模型安全性	0.695
学习与教学效率	0.705	学习自主互动性	0.706
		课堂教学高效性	0.704
		教学智能化潜力	0.743
思维能力的提升	0.674	跨学科思维能力	0.773
		独立思考的能力	0.611
		批判性思维能力	0.428

4.2.2 各主题满意度在期中、期末随时间演变的情感分析

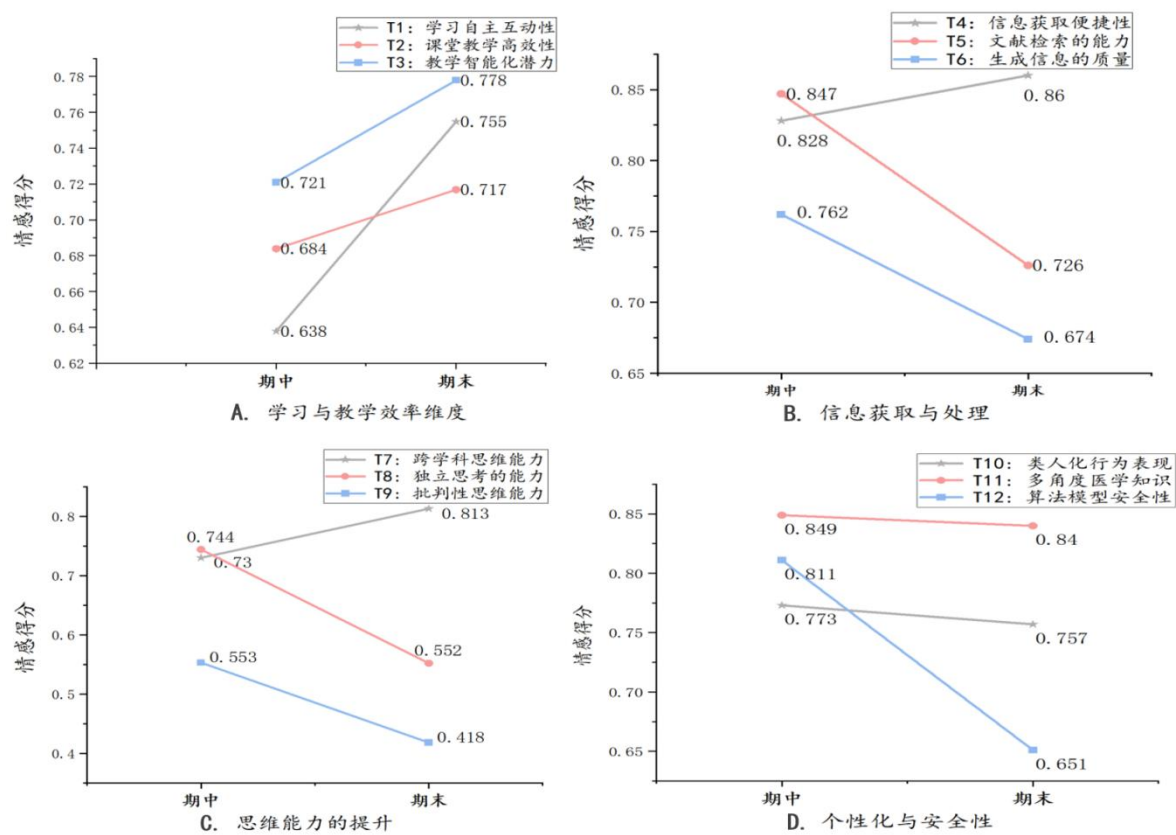


图 2 各主题满意度在期中、期末情感分析结果随时间演变图

如图2所示,反思日志所涉及到的12个主题中,有5个主题相较于期中学生期末情感得分呈上升趋势(T1、T2、T3、T4、T7),有5个主题在相较于期中学生期末情感得分呈明显下降趋势(T5、T6、T8、T9、T12),有2个主题的情感得分相对变化较小(T10、T11)。

4.3 各主题下学生满意度情感随时间演变的访谈结果分析

为进一步明确各主题下学生在中期末两个时间点的反思日志情感分析结果的变化原因,通过对20位学生半结构化访谈结果的编码整理,学生对在课堂中使用生成式人工智能工具满意度提升(情感得分上升)的原因主要有以下五个方面:一是随时间演变,学生对于生成式人工智能工具的熟悉程度越来越高,工具使用的灵活性与自主性优势逐渐显现(SF04)。二是对于工具使用的接受程度,学生从学期初的不在意、抵触,转变为认可生成式人工智能工具融入的学习环节设置,且认为其可以提高课堂中知识获取的效率(SM03、SF09、SF11)。三是对于生成式人工智能如何更好地融入医学课堂以达到工具赋能的效果,学生认为这是循序渐进的过程,经过两个多月的学习已经可以看到该工具的不断优化。(SF05、SM01)。四是学生对于工具使用策略的掌握逐渐熟悉,在向生成式人工智能工具提问时学会了对复杂问题进行拆解、细化提问,使得信息的获取效率逐步提升,满意度逐渐增强(SF14)。五是由于该课程自身的跨学科属性与生成式人工智能的整合优势相贴合,后面章节的学习内容可以借助生成式人工智能工具进行链接,还可以拓宽跨学科内容(SF10)。

学生对医学课堂中生成式人工智能工具使用满意度随时间下降(情感得分减少)的几个主题经访谈得知,主要存在以下五个原因:一是由于信息甄别能力的逐步提升,学生对于生成式人工智能工具的信任度降低,由之前的一味接收生成内容,到辩证看待(SM12),因此学生对于生成信息质量的满意度降低。二是因为医学学科对生成内容精准度要求较高,当涉及专业知识时学生更愿意从权威期刊资料库获取信息(SM17、SF08),而目前市面较为普遍使用的生成式人工智能工具鲜少有与文献数据库深度绑定的,学生的高期待与生成式人工智能工具发展有限之间的矛盾使得对工具的文献检索能力满意度降低。三是部分学生表示生成式人工智能工具的使用使其产生了一定的工具依赖性,对自我独立思考能力的发展产生了担忧(SF06、SM16)。四是对于批判性思维能力的锻炼,工具的使用会引发一系列的批判性思维活动,但生成信息的冗杂造成了学生的信息过载,学生的批判性思维持续活跃,部分学生指出这将带来额外的认知负荷,因此对需要持续调动批判性思维,学生在后期表现相对低落(SM19、SM02)。五是出于对算法模型安全性的担忧,当学生的工具好奇心褪去,他们将开始考虑算法模型的安全性以及使用数据的隐私性(SF19)。

对于类人化表现与多角度医学支持两个方面,学生的情感得分相对持平。一是由于学生明确表示生成式人工智能工具虽然在医学课堂中的表现与角色可以充当智能助教,但工具使用永远无法替代现实中的人际互动(SF15)。二是依托于生成式人工智能工具强大的整合能力优势,其对于医学知识的解读较为全面(SM18、SF20),学生充分肯定了该工具所生成的答案覆盖多个角度。

5. 结论与建议

基于对在课堂中使用生成式人工智能工具的医学生两次反思日志的主题挖掘与情感分析结果,并结合半结构化深度访谈的结果,本研究将对未来生成式人工智能更好地融入医学课堂提供以下的改进建议:在使用策略方面,应加强对学生生成式人工智能工具高阶的使用培训,缩短学生适应所需的时间,引导学生掌握工具使用策略来进行问题分解,训练学生对输出结果的验证能力;在学生创新教学态度与接受度方面,对学生应该多一些鼓励,同时明确生成式人工智能工具适宜的使用情境,培养学生对合理使用技术工具的信任度;在课堂融入环节方面,既要兼顾学生使用工具探索问题的个性化,也要加强对学生使用的质量监测,如在互动环节学生充分自我探索后,教师进行相应的总结点评来增强生成信息的可靠性。在课堂中生机互动的同时,也应保持师生互动与生生互动的课堂活动占比。在课程后期的生成式人工智能交互活动设计中,应考虑如何防止学生形成工具依赖、产生思维惰性。在技术保障方面,未来应探索更多的医学教育垂直大模型,不断优化更新算法,同步完善课程相关的

内容数据库, 打通外部多方资源库, 形成资源的充分供给, 改善模型生成准确率。

参考文献

- 瞿星, 杨金铭, 陈滔 & 张伟. (2023). ChatGPT 对医学教育模式改变的思考. 四川大学学报(医学版)(05), 937-940.
- 宋雨欣, 李子怡 & 丁宁. (2024). 生成式人工智能对医学教育的影响探析. 中国医学教育技术(03), 281-286. doi:10.13566/j.cnki.cmet.cn61-1317/g4.202403005.
- 赵越, 刘鑫鑫, 徐月贞 & 由淑萍. (2021). 本科护理专业课堂教学质量评价量表的编制及信效度评价. 中华护理教育(05), 428-432.
- 梁竹梅, 谢艳梅 & 邱意弘. (2017). 期中学生反馈教学咨询服务对改进教学的影响分析. 复旦教育论坛(06), 69-75. doi:10.13397/j.cnki.fef.2017.06.011.
- 常亚平, 陈亮 & 阎俊. (2010). 高校“学生评教”误差形成机制研究——基于学生态度的视角. 高教探索(01), 80-86.
- 闫东梅, 杨巍, 付海英, 李冬, 倪维华, 齐妍 & 袁红艳. (2024). 医学免疫学课程“B to B”循环模式的构建与实践. 中国免疫学杂志(07), 1507-1509.
- 齐眉, 王红 & 刘娟. (2022). 我国基础医学“医教协同”教学模式探索与思考——以医学微生物学为例. 中国大学教学(07), 31-38.
- 王炜, 金迪, 鲁昕, 朱威, 刘森 & 杨波. (2024). 翻转课堂结合案例式教学法在见习医学生骨科运动医学教学巡诊中的效果. 中华骨与关节外科杂志(12), 1125-1129.
- 丁文婧. (2024). 生成式人工智能融入医学信息检索教学的实践研究. 图书馆学研究(12), 12-20. doi:10.15941/j.cnki.issn1001-0424.2024.12.006.
- 马文聪, 雷璇 & 李远辉. (2023). 基于 LDA 与 DTM 模型的粤港澳大湾区文献主题演化研究. 科技管理研究(11), 75-85.
- 徐振国, 张琳, 谢万里 & 党同桐. 融合 BERTopic 和 KANO 模型的在线课程用户需求挖掘研究——以 Python 在线课程为例. 情报科学 1-18.
- 吴林静, 刘清堂, 毛刚, 黄焕 & 黄景修. (2017). 大数据视角下的慕课评论语义分析模型及应用研究. 电化教育研究(11), 43-48. doi:10.13811/j.cnki.eer.2017.11.007.
- 李慧. (2021). 面向学习体验文本的学习者情感分析模型研究. 远程教育杂志(01), 94-103. doi:10.15881/j.cnki.cn33-1304/g4.2021.01.009.
- 史继新. (2022). 基于 Bert 模型的书评情感分析系统的设计与实现(硕士学位论文, 电子科技大学). 硕士.
- Ahmed, Y. (2023). Utilization of ChatGPT in Medical Education: Applications and Implications for Curriculum Enhancement. *Acta Informatica Medica*, 31(4), 300.
- Başaran, M., & Duman, C. (2024). Dialogues with artificial intelligence: Exploring medical students' perspectives on ChatGPT. *Medical Teacher*, 1-10.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan), 993-1022.
- Devlin, J. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
- Hou, J., Li, X., Yao, H., Sun, H., Mai, T., & Zhu, R. (2020). BERT-based Chinese relation extraction for public security. *IEEE Access*, 8, 132367-132375.
- Karabacak, M., Ozkara, B. B., Margetis, K., Wintermark, M., & Bisdas, S. (2023). The advent of generative language models in medical education. *JMIR Medical Education*, 9, e48163.
- Magalhães Araujo, S., & Cruz-Correia, R. (2024). Incorporating ChatGPT in Medical Informatics Education: Mixed Methods Study on Student Perceptions and Experiential Integration Proposals. *JMIR Medical Education*, 10, e51151.

- Sauder, M., Tritsch, T., Rajput, V., Schwartz, G., & Shoja, M. M. (2024). Exploring generative artificial intelligence-assisted medical education: assessing case-based learning for medical students. *Cureus*, 16(1).
- Thomae, A. V., Witt, C. M., & Barth, J. (2024). Integration of ChatGPT Into a Course for Medical Students: Explorative Study on Teaching Scenarios, Students' Perception, and Applications. *JMIR Medical Education*, 10(1), e50545.
- Yoo, J., & Kim, M. K. (2023). Using natural language processing to analyze elementary teachers' mathematical pedagogical content knowledge in online community of practice. *Contemporary Educational Technology*, 15(3), ep438.