

AIGC 在信息学科课程中的应用探索与分析*

孙伟峰 高尊敬 高杰

大连理工大学软件学院、国际信息与软件学院, 大连 116620

摘要 针对高校信息学科教学中日益普遍的人工智能生成内容 (Artificial Intelligence Generated Content, AIGC) 依赖现象, 本研究聚焦其应用效果与潜在风险, 探讨了 AIGC 在毕业论文中应用的问题及检测方法, 通过对大连理工大学 500 余名学生的调研, 分析其在理论课、实践课及作业评分中的应用, 并对比了不同班级教学策略下 AIGC 使用、出勤等因素与成绩的关联。研究结果显示, AIGC 在辅助课前预习、信息检索等环节效率显著, 但其滥用会导致学生思维碎片化、实践能力弱化; 而学生生源基础、线下教师互动及自主投入是影响成绩的关键因素。本文通过实证分析揭示了 AIGC 在教学中的适用边界与风险, 为高校规范 AIGC 使用、平衡技术赋能与完善学生能力培养体系提供了实践参考。

关键字 人工智能生成内容, 教学应用, 实践教学, 能力培养, 学习积极性

Exploration and Analysis on the Application of AIGC in Information Science Courses

Sun Weifeng Gao Zunjing Gao Jie

International School of Information Science & Engineering
Dalian, 116620 China

Abstract—Aiming at the increasingly common phenomenon of artificial intelligence generated content (AIGC) dependence in information science teaching in colleges and universities, this study focuses on its application effect and potential risks, discusses the problems and detection methods of AIGC application in graduation thesis, and analyzes its application in theoretical courses, practical courses and homework grading through a survey of more than 500 students in Dalian University of Technology, and compares the correlation between AIGC use, attendance and grades under different class teaching strategies. The results show that AIGC is effective in assisting pre-class preparation and information retrieval, but its abuse will lead to fragmentation of students' thinking and weakening of their practical ability. Students' source base, offline teacher interaction and independent investment are the key factors that affect the performance. This paper reveals the applicable boundaries and risks of AIGC in teaching through empirical analysis, which provides practical reference for colleges and universities to standardize the use of AIGC, balance technical empowerment and improve students' ability training system.

Keywords—Artificial intelligence generated content, Teaching application, Practical teaching, Ability training, Learning enthusiasm

1 引言

AIGC 技术的迅猛发展, 正以前所未有的深度和广度重塑着信息获取、内容创作与知识传播的模式。在教育领域, 尤其是高校的信息学科教学中, 这种变革尤为显著^[1]。学生们在完成课堂作业、考前复习、课程大作业乃至毕业论文等学习任务时, 越来越倾向于借助 AIGC 工具寻求快速便捷的解决方案, 呈现出显著的“AIGC 依赖”趋势。这种依赖一方面为学生提供了强大的信息检索、内容生成和初步问题解答能力, 极大提升了部分学习环节的效率; 另一方面, 其潜在的学术诚信风险、对学生深度思考能力和实践动手能力的消解, 以及对传统教学质量评估体系的冲击, 也引

发了教育工作者和研究者们的高度关注与深刻忧虑^[2]。

AIGC 文本检测是一种通过算法和模型识别文本是否由人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 生成的技术, 现如今大语言模型 (Large Language Model, LLM) 的发展给生活带来了曾经难以想象的变化。自 2022 年 ChatGPT 问世以来, 全球 AIGC 领域发展空前迅速。短短三年时间内涌现了许多语言模型, 从 OpenAI 的 GPT-4、Anthropic 的 Claude 到 Gemini、Deepseek, 众多的商业大模型出现, 极大地降低了 AI 使用门槛, 使得普通用户仅需简单提示词即可生成流畅连贯的文本。技术革新在提升生产力的同时也带来了海量的 AI 生成内容, 进而引发一系列伦理与社会治理难题^[3]。2024 年 1 月 27 日, 一组美国著名歌手泰勒·斯威夫特的 AI 换脸照片在网络中传播, 短时间内浏览量达到 4700 万, 产生了恶劣的公共影响。在文本

* **基金资助:** 本文得到教育部产学研合作项目“基于人工智能的移动云原生技术在高校教育中的应用”的资助。

领域,已经出现有不法分子利用生成式图片配合生成式文本的方式进行低成本网络诈骗的案例,危害公民财产安全。与此同时,学术工作者利用大语言模型生成论文、项目书等成果时会产生大量不易察觉的知识产权剽窃问题,造成学术腐败^[4]。

2 AIGC 在高校教学的应用及检测方法

2.1 AIGC 引发的问题

随着 LLM 技术的迅猛发展,其在学术研究和社会信息传播领域的应用日益广泛,同时也带来了一系列伦理与安全问题^[5]。在学术研究领域,LLM 的强大文本生成能力正在被部分研究者不当利用:学生可能借助 AI 代写课程论文甚至学位论文,研究者可能利用模型自动生成文献综述或伪造符合统计规律的实验数据,这些行为严重破坏了学术诚信体系。这种现象导致学

术不端行为的检测难度呈指数级增长。在社会信息传播方面,AIGC 的滥用问题则更为复杂。恶意用户可以利用 LLM 批量生产虚假新闻,制造具有高度迷惑性的政治宣传材料,或伪装成普通网民发布海量虚假评论引导舆论走向。更值得警惕的是,先进模型已经能够精准模仿特定作者的写作风格,从用词习惯到论证逻辑都能高度还原,这使得人工辨别真伪的效率大幅降低。

2.2 AIGC 在毕业论文中的应用问题

毕业论文作为高校人才培养的标志性成果,其质量直接反映学生的专业素养。但 AIGC 的介入使这一环节出现诸多规范性问题,如今年的本科毕业设计一位同学毕业论文的初稿中,毕业论文的部分参考文献如图1所示。可以看到,几乎所有的参考文献后面都有一些冗余,是明显的 AIGC 标记。

参考文献

- [1]何哲,曾润喜,秦维,等.ChatGPT等新一代人工智能技术的社会影响及其治理[J].电子政务,2023,(04):2-24.DOI:10.16582/j.cnki.dzzw.2023.04.001.
- [2]Gao C A, Howard F M, Markov N S, et al. Comparing scientific abstracts generated by ChatGPT to real abstracts with detectors and blinded human reviewers[J]. NPJ digital medicine, 2023, 6(1): 75. (人类不能分辨)
- [3]Christ M, Gunn S, Zamir O. Undetectable watermarks for language models [C]//The Thirty Seventh Annual Conference on Learning Theory. PMLR, 2024: 1125-1139. (水印)
- [4]Gehrmann S, Strobel H, Rush A M. Glttr: Statistical detection and visualization of generated text[J]. arXiv preprint arXiv:1906.04043, 2019. glttr
- [5]Mitchell E, Lee Y, Khazatsky A, et al. Detectgpt: Zero-shot machine-generated text detection using probability curvature[C]//International Conference on Machine Learning. PMLR, 2023: 24950-24962. Detectgpt
- [6]Bao G, Zhao Y, Teng Z, et al. Fast-detectgpt: Efficient zero-shot detection of machine-generated text via conditional probability curvature[J]. arXiv preprint arXiv:2310.05130, 2023. fast-detect
- [7]Hu X, Chen P Y, Ho T Y. Radar: Robust ai-text detection via adversarial learning[J]. Advances in neural information processing systems, 2023, 36: 15077-15095. radar

图 1 某同学本科毕业论文初稿中的部分参考文献

除格式混乱问题外,内容逻辑断层同样值得关注。在毕业论文的“研究方法”章节中,AIGC 常出现“技术描述与研究目标脱节”的问题。例如,某学生使用 AIGC 撰写“基于深度学习的图像识别算法优化”研究方法时,模型详细描述了卷积神经网络的原理,却未

说明其与“优化目标”(如识别速度提升)的关联,导致章节逻辑断裂。这种缺陷源于 AIGC 的拼接式生成机制——它能整合现有知识,却无法构建原创性逻辑链条。

2.3 AIGC 检测方法研究

目前的主流 AIGC 检测手段主要分为深度学习方法和非深度学习方法。深度学习方法主要依靠 Transformer 框架下的预训练语言模型（BERT、RoBERTa 等）在大量数据集上进行训练，利用训练后的模型进行文本分类任务。非深度学习方法主要有添加文本水印和利用概率曲率的零样本检测方法。John Kirchenbauer^[6]等人提出的文本水印方法从文本生成的源头出发，在模型生成文本时就将 AI 生成的“密码”隐藏在文本当中，在检测时只需要通过相应译码器的检测就可以判定是否是对应模型所生成的文本。Eric Mithcell^[7]等人提出 Detect-GPT 零样本文本检测方法利用模型在生成文本时总是倾向于选择评分较高的单词的特性，利用词汇级别的文本扰动和条件曲率来判断文本是否由机器生成。

在实际应用过程中，深度学习算法依赖大量数据集的训练，面对多个领域不同风格的生成文本，检测模型往往需要专门使用类型数据集进行重新大量训练才能得到较好的效果，而对于大量网络中的文本来讲，数据集往往难以进行标注，训练成本极大的同时检测效果也难以完全保证。而对于非深度学习方法的两种算法，从原理分析不难发现两种算法都极为依赖文本中的词汇和位置进行分类，这也就意味着攻击者仅需要随机替换几个单词，就可以在不改变文本原意的情况下轻松地绕过检测算法。通过实验，发现无论是深度学习方法还是 Detect-GPT 方法都能够被对抗性文本轻松绕过，但是从数据维度来看深度学习方法的抗干扰能力明显要强于 Detect-GPT 方法。从算法原理出发，Detect-GPT 本就是依赖于词汇特征条件曲率算法，而对抗性文本的生成正是依靠对于词汇的扰动来干扰模型的判断，导致 Detect-GPT 完全无法检测对抗性文本。而对于 RoBERTa 这种预训练模型，可以从多个尺度捕捉文本特征，对单一词汇尺度的扰动检测鲁棒性要强一些。

想要使模型可以检测经过扰动的对抗性文本，简单的方法就是通过数据增强来提高模型的泛化能力，RoBERTa 这样的模型可以自行提取文本的特征。然而，仅仅是简单的拓展部分数据集显然对于对抗性文本的分类缺乏明显的指向性，在有限数据集的训练下对于模型的防绕过能力提升非常有限，甚至会降低模型对于正常文本的分类能力，同时可解释性也很差。这些劣势都说明普通的数据增强操作并不足以完成对抗性文本防绕过的任务，我们需要一个能够反映对抗性文本特性的特征。从正面来看对抗性文本的特征非常难以寻找，因为 AI 文本和人类文本最主要的区别就在于 AI 生成的文本会遵循某个严格的规律，人类文本往往具备较强的随机性，而对抗性文本恰恰为机器文本

赋予了这种随机性来逃避检测模型审判。

表 1 不同模型测试结果

模型预测 概率	普通人类文 本	普通机 器文本	对抗性机器 文本
R1	低	高	中
R2	低	高	偏低
D	低	高	极低

我们只需要结合一个具有一定检测鲁棒性的 RoBERTa 分类器就可以组成对抗性文本的完整特征。这种方法需要三类分类器，普通文本训练的 RoBERTa 模型(R1)，对抗性文本训练的抗扰动 RoBERTa 模型(R2)和 Detect-GPT 模型(D)，普通文本和对抗性文本在经过这三个模型后会在特征空间中出现不同的分布，结果如表1所示。

选取数据集中部分文本生成特征空间图，如图2所示，其中灰色为对抗性文本，黑色为非对抗性文本。图2中以三个模型的输出概率为轴，可以发现对抗性文本和普通文本分布在不同的特征空间上。

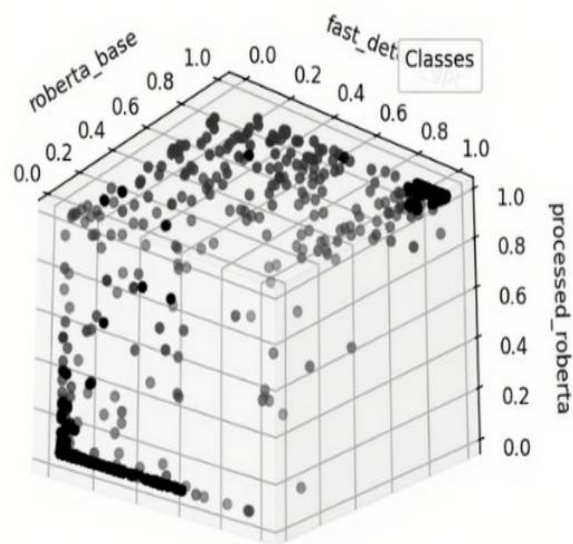


图 2 特征空间分布图

3 AIGC 在不同课程中的应用探索

3.1 AI 工具在课堂上的应用

(1) AIGC 在理论教学中的应用

利用 AIGC 工具，可以引导同学积极思考，参与课堂。如在讲计算机网络应用层时，为了提高学生的积极性，可以要求在短时间内（如3分钟）通过询问 AIGC 或其他工具，列举 HTTP 的特征，并选取2-3个关键词，发到课程群中；同学们的反馈结果包括：“状态码”、

“http 明文传输”、“超文本传输”、“分布式、协作式”、“管线化、简单快速、无连接”、“安全、协议”、“用于分布式”、“协作式和超媒体信息系统、缓存机制和分块传输”、“请求、响应、状态码”、“http/2多路复用”、“分布式、协议”、“客户端 - 服务器模式”、“可扩展、分布式超文本”、“多路复用”、“支持多种数据传输格式可扩展性”、“头部字段”、“缓存机制、内容协商”等。对学生的反馈,给予分析,有些是 HTTP 的特性,而有些则是多个应用层协议的共性。向学生强调的是在海量的 AIGC 回答中抽取有用信息的重要性,而非简单的依赖 AIGC。

AIGC 可以生成答案,但答案会有大量的冗余,是大量搜索结果的集合,需要专业的知识来辅助分析,所以在学习过程中不能简单依赖其回答的文本。

(2) AIGC 在实践教学中的应用

AIGC 可以生成答案,但无法完成操作。在“计算机网络”上机的第一次实验中,要求同学们编写个人主页,并在本机上,依靠自带的工具搭建网页服务器。在 windows 系统中用 IIS,在 MAC OS 中用 Apache。在课上检查时发现,对个人主页这种内容生成的任务,用 AIGC 很容易解决,甚至有的同学连姓名、技能等都没改。而对于相应的服务开启配置时,AIGC 只能找到步骤,具体的操作则需要学生动手来完成。

AIGC 可以生成内容,但无法完成一步步的配置工作,提升实操能力。为规范实践课中的 AIGC 使用,我们制定了“三不原则”:核心算法代码不使用 AIGC 生成;实验数据不使用 AIGC 伪造;操作过程不使用 AIGC 代劳。

3.2 AI 工具在作业评分中的应用

在当今数字化教学的大背景下,教师对文本类作业的评分也可以借助先进的 AI 工具。豆包作为基于自然语言处理技术的 AI 应用,为课程作业评价提供了具有应用潜力的解决方案。教师通过将作业文本内容上传至豆包平台,并输入包含评估维度(如结构完整性、技术创新性、实践关联性等)的提示词,豆包基于预设的模型自动解析文本特征,遵循既定评分规则生成结构化评估结果。以下选取“互联网+”课程大作业前五组作业的教师评分和 AI 评分进行对比,如表 2 所示,以更直观地呈现两者的差异。

从这一对比中我们不难发现,教师评分与 AI 评分存在差异。教师在评分时会综合考量多维度因素,对作业本身的内容质量把握更加准确,还会结合学生平时的学习表现、课堂参与度等个性化信息。而 AI 评分则依据对作业文本内容、预设的规则和算法的理解,其优势在于高效和标准化,但弊端是难以捕捉学生个体的学习特点,也难以灵活把握评分标准中的主观维

度,评分结果集中在 85、90 等少数分值上。因此,尽管 AI 评分具备高效和标准化的优点,但它目前仍无法完全替代教师评分,只能作为辅助工具发挥作用。

4 AI 时代对学生成绩影响因素的分析

在 AI 时代,对学生成绩的影响因素可以是教师水平、复习材料选择、自学等。我们通过对最近一次“计算机网络”课程的考试成绩分析,试图找出 AI 时代影响学生成绩的主要因素。

表 2 “互联网+”课程大作业前五组作业的教师评分和 AI 评分

小组编号	教师评分	AI 评分
1 组	李霁峰 86、林煜晨 86、董嘉铭 86	90/100
2 组	马志明 90、李子龙 88、蒋卓财 86	85/100
3 组	郭俊良 92、柳明村 92	90/100
4 组	魏弋飞 95、王亚男 95、王泱卜 95	90/100
5 组	姚胜旺 70、罗晨曦 70、张鹭翔 70	85/100

4.1 相同课程的不同班级要求

大连理工大学软件学院的计算机网络课程面向大二下学期学生,500 多学生,分为 5 个班级,分别由 5 位教师孙老师、姚老师、万老师、覃老师和田老师讲授。知识点和主体的课件一样,相应的介绍见参考文献 8^[8]。5 个班级虽采用统一评分标准(30%平时分+70%卷面分),但教师对平时分的分配策略差异显著,导致学生成绩呈现明显分化(表 3)。通过深入分析各班级教学策略的细节及其对学生学习行为的影响,可揭示 AI 时代下传统教学方法的核心价值。

(1) 学生出勤对成绩的影响。表 4 给出了 5 个班级的成绩情况,孙老师班级平时分有四次课后作业取三次最高分获得,因无出勤压力,学生更依赖 AIGC 辅助完成作业(经调查近 50%的作业答案包含 AI 生成内容),导致学生成绩两极分化显著。万老师班级直接采用教材配套习题,成绩为五个班级中最低,主要因为其所学学生为网络工程专业学生,因前期基础薄弱,作业完成过程中也较为依赖 AIGC,其低分段占比达 28%。姚老师课堂强制出勤,采用“人脸识别签到+随机课堂提问”模式,学生得分率比其他班级高,表明课堂互动显著提升了知识迁移能力。

(2) 重修生对成绩的影响。以孙老师班级为例(见表 5),104 名学生中包含 23 名重修生,其平均分(69.44 分)低于去除重修生后的数据(71.52 分)。通过访谈发现,重修生普遍存在学习动机不足、时间管理能力薄弱等问题。其中 78% 的重修生承认依赖 AIGC 完成作

业，其在主观题中的得分率仅为 41%，远低于非重修生的 63%。这一现象提示，针对重修生需设计差异化教学方案，例如增加实践环节以弥补 AI 工具无法替代的操作能力短板。

表 3 5 个教学班的信息

教学班级	授课老师	班级人数	教学策略核心
软件 07/08/09/10	田老师	122	出勤+综合实践任务
软件 04/05/06	覃老师	104	针对性作业+同伴互评
软件 01/02/03	孙老师	104	无出勤+优化课后作业
软件 11/12/13/14	姚老师	127	强制出勤+课堂互动
网络 01/02/03/04	万老师	138	教材自带作业

表 4 5 个教学班成绩的信息

授课老师	高分段 (≥ 80 分) 占比	低分段 (< 60 分) 占比	平均分 (百分 制)	及格率%
田老师	20%	13%	72.84	86.67
覃老师	25%	8%	74.94	96.08
孙老师	18%	17%	71.52	86.59
姚老师	34%	4%	79.02	96.03
万老师	12%	28%	69.44	71.64

(3) 学生的投入对学生的影响。基于课程结束后发放的问卷调查(孙老师班级)，课外学习与成绩呈现显著正相关(表 6)。

表 5 重修生去除前后对比

	去除重修学生前	去除重修学生后
平均分	69.44	71.52
及格率	86.59	89.87

表 6 课外学习问卷调查情况

分段	[90, 100]	[80, 90)	[70, 80)	[60, 70)	[0, 60)
人数	8	23	22	31	17
额外学习人数 占比	100%	92%	76%	50%	20%
额外练习人数 占比	100%	95%	70%	45%	10%

高分段学生中，所有学生每周额外投入大于 10 小时进行专题练习与项目实践；而低分段学生中，仅 20%愿意投入额外学习时间。值得注意的是，AI 工具

的使用模式成为关键变量：高频使用 AIGC 生成作业答案的学生(占比 35%) 在开放性案例分析题中的平均得分率仅为 52%，而低频使用者(占比 65%) 得分率达 71%。深层访谈揭示，过度依赖 AIGC 会导致知识碎片化，例如某学生通过 AIGC 生成的 HTTP 协议分析报告虽结构完整，却无法解释“三次握手”的具体应用场景，反映出技术工具滥用对系统化思维能力的侵蚀。

从上述调查统计中可以看出，虽然有 AIGC 的辅助，但是学生线下参加课堂，对成绩的影响很大。同时，生源对平均分的影响要比教师因素的影响大得多。如何提高学生的积极性，是一个亟待解决的问题。

5 结束语

本文围绕 AIGC 在高校信息学科课程中的应用展开探索与分析，通过对不同课程中 AIGC 的使用方式、学生出勤情况及考试成绩影响因素的调研发现，AIGC 在辅助学习如课前预习、课后复习等方面具有显著优势，但也存在导致学术不端、思维碎片化及实践能力弱化等风险。研究表明，学生生源基础、线下教师辅助与引领对班级成绩影响显著，线下课堂互动和学生自主投入是提升学习效果的关键。因此，高校需理性看待 AIGC 的双刃剑效应，通过设计“AI 辅助+人工审核”的作业机制、强化 AI 学术规范教育等方式，引导学生合理使用 AIGC，在技术赋能与诚信间实现平衡，促使 AIGC 成为提升教学质量的有益工具而非替代深度思考的捷径。

参考文献

- [1] 瞿振元. 人工智能推进教育教学重构的思考[J]. 重庆高教研究, 2025, 13(02): 3-6.
- [2] Chen X, Hu Z, Wang C. Empowering education development through AIGC: A systematic literature review[J]. Education and Information Technologies, 2024, 29(13): 17485-17537.
- [3] 何哲,曾润喜,秦维,郑磊,张宏,张效羽,马亮,翟云,潘云龙,李晓方,彭云,张楠.ChatGPT 等新一代人工智能技术的影响及其治理[J].电子政务,2023(4):2-24
- [4] 李亚玲,覃缘琪,魏阙.人工智能生成内容的潜在风险及治理对策[J].智能科学与技术学报,2023,5(03):415-423.
- [5] 朱永新,杨帆.ChatGPT/生成式人工智能与教育创新: 机遇、挑战以及未来[J].华东师范大学学报(教育科学版),2023,41(07):1-14.
- [6] Kirchenbauer J, Geiping J, Wen Y, et al. A watermark for large language models [C]// International Conference on Machine Learning. PMLR, 2023: 17061-17084.
- [7] Mitchell E, Lee Y, Khazatsky A, et al. Detectgpt: Zero-shot machine-generated text detection using probability curvature[C]// International conference on machine learning. PMLR, 2023: 24950-24962.
- [8] 孙伟峰,张丽君,姚琳.新时代下计算机网络课程“三新”探索及实施[J].软件导刊,2022,21(07):27-32.