已获准收录于《2023年国际人工智能教育会议》论文集

用于学习的生成式人工智能：探究合成学习视频的潜力

Daniel Leiker[1,3][0000-0002-8438-9185], Ashley Ricker Gyllen[2,3][0000-0002-5549-2247], Ismail Eldesouky[3][0000-0001-5084-3557]，以及 Mutlu Cukurova[1][0000-0001-5843-4854]

[1] UCL知识实验室，英国伦敦 WC1N 3QS[2] 大都会州立大学，美国丹佛 CO 80204[3] EIT InnoEnergy，荷兰埃因霍温 daniel.leiker.16@ucl.ac.ui

摘要。 生成式人工智能（AI）的最新进展引起了全球关注。DALL·E 2 和 ChatGPT 等工具表明，过去被认为超出人工智能能力范围的任务，如今或许能以多种新方式提升创意媒体的生产力，其中就包括生成合成视频。本研究探讨了利用人工智能生成的合成视频，为在线教育环境制作实用教育内容的价值。迄今为止，关于人工智能生成的合成媒体在现实世界中的教育价值，相关研究仍然有限。为弥补这一空白，我们考察了在线学习平台中使用人工智能生成的合成视频对学习者内容获取和学习体验的影响。我们采用混合方法，将成年学习者随机分配至两种微学习条件之一（n = 83），收集学习前和学习后评估数据，并调查参与者的学习体验。对照条件包括一段传统制作的教师视频，而实验条件则包括一段带有逼真人工智能生成角色的合成视频。结果表明，两种条件下的学习者在学习后均较学习前有显著进步（p < .001），但两种条件的进步幅度没有显著差异（p = .80）。此外，学习者对传统视频和合成视频的感知也没有差异。这些发现表明，在在线教育环境中，人工智能生成的合成学习视频有望成为传统制作视频的可行替代方案，使全球各地更容易获取高质量教育内容。

关键词： 生成式人工智能、教育中的人工智能、人工智能生成的学习内容。

1 引言

利用人工智能（AI）支持学习与教育的论据已相当充分，越来越多的证据表明，利用人工智能支持学习、提升参与度和促进元认知发展具有积极影响[1, 2, 3,4]。然而，就其在学习情境中的应用而言，生成式人工智能仍是一个相对新兴的领域，而人工智能生成的媒体在多大程度上能够用于支持人类学习，仍基本未经探究。生成式人工智能的最新进展已

引起了全世界的关注。OpenAI开发的DALL·E 2和 ChatGPT 等工具表明，过去被认为超出人工智能能力范围的任务，如今可能以各种新方式提升创意媒体和教育内容的生产力。至少从 2014 年起，生成式机器学习中的新方法，例如生成式对抗网络（GAN），已经能够实现数字内容的逼真合成 [5]。随着时间的推移，这些模型的规模和复杂性不断增加，其生成结果也日益精 sophisticated [6], ，包括生成逼真的图像、克隆声音以及面部动画[7, 8, 9, 10]。最近，生成式预训练变换器（GPT）等方法正在开启生成式人工智能能力的新时代 [11, 12]。此类生成式人工智能技术已经在娱乐、客户服务和营销等多个行业得到应用 [13]。大规模引入这些技术有助于我们应对全球教育挑战，例如让世界各地都能获得高质量内容，并推动实现全球可持续发展目标（例如，SDG4）。此外，它们还有可能重塑我们的创意型和知识型劳动力队伍，改善在线学习，并改变我们经济中的大型行业。

大规模开放在线课程（MOOC）、在线学位与培训项目，以及员工技能提升与再培训的全球需求正在迅速增长。对于中低收入国家而言，这一点尤为明显，因为获取设计精良、质量上乘的教育资源仍是一大难题。反过来，这种需求也推动了在线平台对教育内容的需求，其中包括大量教学视频；为紧跟趋势以及研究和技术的快速创新，这些视频需要定期更新。在线学习内容中的教学视频旨在增强教学效果或传达的信息 [14]。根据多媒体学习认知理论，要使这些教学视频有效，就应以人类认知特点为设计依据 [15]。此外，视频不应呈现不必要、过多或无关的元素（例如过量的动态图形），以免分散学习注意力并加重认知负荷 [16]。采用循证方法，利用生成式人工智能制作合成学习视频，是满足这些需求的一种颇具吸引力的方式，因为制作高质量视频媒体面临诸多挑战（例如，讲师缺乏出镜经验、所需时间和资源巨大，以及教育机构和学校普遍资源相对匮乏）。本研究将具体关注如何利用生成式人工智能工具制作由虚拟讲师授课的合成视频，使其仿照在线学习体验中常见的传统讲座视频。

2 Background Research and Context

虚拟讲师（或动画教学代理）是由计算机呈现、栩栩如生的屏幕角色，能够在

线学习环境中加入动画教学代理可以提升学习效果[19, 20, 21, 22]。同样，多项研究显示，在虚拟学习中加入角色能够对学习者的行为、态度和动机产生积极影响[23]鉴于生成式人工智能近期的发展，这一研究方向合乎逻辑的下一步是

考察人工智能生成的虚拟教师能否有效支持在线学习[24]。截至目前，我们已知有一项研究调查了使用人工智能生成的虚拟讲师支持人类学习的情况。在该研究中，研究人员比较了两种不同的人工智能生成的角色，发现角色喜爱度影响了参与者的学习动机 [25]。虽然这是一个令人鼓舞的发现，但仍需开展比较从人工智能生成的虚拟讲师和传统讲师那里学习的研究，以评估此类人工智能生成的媒体在现实世界中的教育价值。据我们所知，这是首项进行此类比较的研究。

本研究中的实验是在在线职业学习背景下，与 EIT InnoEnergy 合作开展的。EIT InnoEnergy 是一家致力于推动可持续能源领域创新与创业的欧洲公司。InnoEnergy 隶属于欧洲创新与技术研究院，而该研究院本身是欧盟的一个机构。他们正通过欧洲电池联盟（EBA）学院的领导作用，率先推动欧洲脱碳。本研究所用内容的主题取自 InnoEnergy 的 EBA学院的一节入门课程，该课程采用了多媒体学习的基本原则（例如邻近原则、模态原则、连贯原则、分段原则、预训练和练习）来支持有效的学习体验 [16]。

我们选取的入门课程主要面向以下受众：寻求在生产锂离子电池的超级工厂就业的技术人员；希望增进电池技术知识的工程师（例如电气工程师、化学工程师）；以及希望拓展电池行业知识以进行战略决策的知识工作者（例如高层管理人员、投资者）。此类课程旨在加快劳动力向清洁能源经济转型。要开发实现这一目标的学习产品和服务，一个重大挑战是，许多内容涉及新兴领域（例如最先进的电池制造），几乎没有现成内容可供借鉴。另一项挑战是这些行业的研究和技术发展迅速，因此课程的某些子领域需要快速且频繁地更新，有时一年要更新几次。应对这些挑战的一种潜在方案，是运用多媒体学习相关文献中的研究成果 [例如，15, 17, 19, 21] 用于创建新的异步在线学习内容，同时探索将人工智能生成的合成视频作为传统制作方法的替代方案的实际应用。本研究将帮助确定这一方法的可行性，最终目标是确保这些工作能够提升学习者体验。具体而言，本文拟探讨以下研究问题。

1)与传统制作的讲师视频相比，在在线学习平台中使用人工智能生成的合成视频会在多大程度上对学习表现产生差异性影响?

2）对于在线教育环境中的学习者而言，人工智能生成的合成视频与传统制作的讲师视频在感知上有何差异?

2 方法论

参与者。我们的样本包括83名成年学习者，他们从一个全球专业学习社群中招募而来，年龄介于18至64岁之间，平均年龄为41.5岁。其中，73%的学习者认同为男性，19%认同为女性，0%认同为非二元性别，8%不愿透露其性别认同。在教育程度方面，4%拥有副学士学位，15%拥有学士学位，58%拥有硕士学位，23%拥有博士学位。此外，68%的学习者表示，在完成微学习课程之前对主题内容并不熟悉，另有32%表示此前对主题内容有所了解。

合成视频创作。 本实验的重点是引入人工智能生成的合成视频，将其作为微学习课程中的教学视频内容。一个采用传统录制方法制作的教师视频，既被用作本实验的对照组，也被用作生成合成视频的源材料。为了制作实验条件下的视频，使用人工智能视频创作平台 Synthesia，利用照片级逼真的合成演员生成文本转视频（TTV）。为了确保这些生成视频具有照片级逼真的质量，Synthesia首先录制一名真人演员特定训练数据的现场影像，然后建立该演员的合成克隆体。随后，将神经视频合成应用于通过 TTV 输入生成的演员视频形象，以添加逼真的手势和动作，从而形成最终的制作素材。这一过程可以应用于任何“演员”或“教师”，为其创建合成视频克隆体，以便在此类人工智能生成的合成视频创作中重新使用。研究中使用的人工智能生成的角色在年龄、性别和种族方面均尽可能地与教师匹配。最终得到两个教学内容完全相同的视频，但教师的视觉形象有所不同（见图1）。

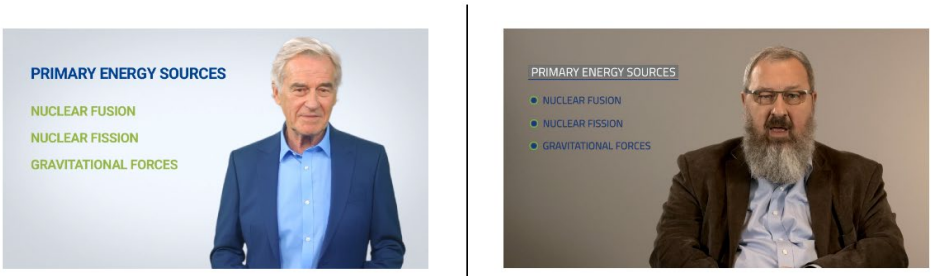

图 1。实验条件下由 AI 生成的虚拟讲师（左）和控制条件下的传统讲师（右）的屏幕截图

学习设计。 利用上述两段视频，我们围绕能源与矢量主题设计了两门微学习课程，用于本次实验，内容为入门级。微课程的主要目标是为学习者提供一个便于完成的学习单元，学习者可通过移动设备访问该单元，且课程内容以……为中心。

围绕教学视频内容。该微课程由一系列活动组成，包括课程介绍页面、学习前知识检查、教学视频内容（时长4.5分钟）、点击并揭示应用活动，以及学习后评估。这些课程通过EdApp这一学习平台提供给学习者；该平台的设计重点兼顾移动用户，并支持微学习形式。除了教学视频内容不同之外，其他方面均完全相同（即控制条件包含传统讲师视频，而实验条件采用合成视频）。

研究流程。本研究采用混合方法，同时收集并分析定量和定性数据。EIT InnoEnergy通过面向其硕士学位项目和EBA学院项目在读学生及校友，以及参与学习与发展的员工的邮件列表开展邮件宣传，邀请参与者参加研究。该邮件列表中的所有成员此前均已同意接收用于研究目的的推广邮件。参与者点击收到的推广邮件中的链接后，被引导登录EdApp平台。在完成知情同意后，研究人员使用nimble links将参与者随机分配至实验条件或对照组；随后，参与者完成上文所述的微学习课程，并被要求填写一份关于其学习体验的问卷。在问卷中，参与者使用5点李克特量表表明其对以下问题的同意程度：

1）我认为自己总体上对这门微学习课程的体验是积极的。*2*）课程中视频的使用符合我的预期。*3*）课程中视频的使用提升了我对学习材料的理解。*4*）我有兴趣参加其他类似的课程。

此外，参与者还被要求回答开放式问题：您对改进本课程有任何总体建议吗？

3 结果

为评估研究问题 1，我们对学习前和学习后的评估作答进行评分，并计算差值（学习后减去学习前），以代表知识增益。为确认采用参数检验是否合适，我们估算了差值的偏度和峰度，并通过目视检查数据是否符合正态分布。随后，我们使用配对样本 t 检验比较了整个样本的学习前后表现。我们使用回归分析检验实验条件（实验组与对照组）是否能够显著预测知识增益。接着，我们通过回归分析考察不同条件之间的差异，因为这种方法能够控制先前的主题内容知识。为评估研究问题 2，我们采用定量和定性方法考察参与者对学习体验调查的作答。对于采用李克特量表选项的封闭式问题，我们使用皮尔逊卡方分析考察不同条件之间的差异。对于开放式问题，我们采用自动化情感倾向分析和主题分析

来汇总结果并比较不同条件下的发现。随后，研究人员手动交叉核对自动编码结果，这些研究人员均为论文合著者。所有定量数据的分析均使用 R 中的相关程序包完成，所有定性数据的分析均使用 NVivo 完成。

3.1 人工智能生成的合成视频对学习表现的影响

基于配对样本 t检验，在包含 83 名参与者的全样本中，学习者从学习前（M = 0.53，SD = 0.65）到学习后（M = 1.51，SD= 1.03）均表现出显著改善，t (82)= 8.31，p< .001，d = 0.91。这表明微学习课程有效促进了内容知识的增长。回归分析表明，条件（实验组与对照组）并不是知识增长的显著预测因素（β = .03，p = .80，r = .03）。在控制参与者的学习前表现后（β = -.03，p= .79，r = .03），或控制其自我报告的先前知识后（β = .01，p= .92，r= .01），这一发现仍未改变。这表明，观看人工智能生成的合成视频的参与者（M_{gains} = 1.00，SD = 1.04，n = 52）与观看传统讲师视频的参与者（M_{gains} = 0.94，SD = 1.13，n = 31）在知识增长方面没有显著差异。两种条件下以及全样本中从学习前到学习后的学习表现变化均列于表 1 中。

表1. 学习者从前测到后测的表现与知识增益

	学习前 M（标准差）	学习后 M (*SD*)	知识增益 M (*SD*)	p (*d*)
实验组（*n = 52*）	0.45 (*0.61*)	1.45（*0.95*）	1.00 (*1.04*)	< .001 ***(0.96)***
对照组（*n = 31*）	0.66（*0.70*）	1.59（*1.16*）	0.94（*1.13*）	< .001 ***(0.83)***
全样本（***n = 83***）	**0.53（*0.66*）**	**1.51（*1.03*）**	**1.03（*1.11*）**	**< .001 *(0.91)***

3.2 学习者对人工智能生成的合成视频的感知

定量研究结果。在全样本（n= 83）中，80%的参与者对封闭式陈述提供了同意评分。皮尔逊卡方分析表明，在实验条件和对照条件之间，对四个封闭式问题的回答均不存在显著差异（所有p > .46）。具体而言，对于以下陈述，不同条件下的同意频率不存在显著差异：我会认为自己在这门微学习课程中的总体体验是积极的（ (3)= 0.19，p= .98，V = .05）；课程中视频的使用符合我的预期（ (4) = 4.65，p= .34，V= .27）；课程中视频的使用改善了我对材- 料的理解（$\chi 2$ (4) = 2.59，p = .63，V= .20）；我会有兴趣参加其他类似的课程（$\chi 2$ (3) = 0.08，p= .99，V= .03）。图2展示了在两种条件和全样本中，同意或强烈同意每项陈述的参与者百分比。这些发现表明，观看人工智能生成的合成视频的参与者，与观看传统讲师视频的参与者一样可能会

认同他们的整体学习体验是积极的，视频符合他们的预期，视频加深了他们对内容的理解，并且他们有兴趣参加其他类似的微学习课程。

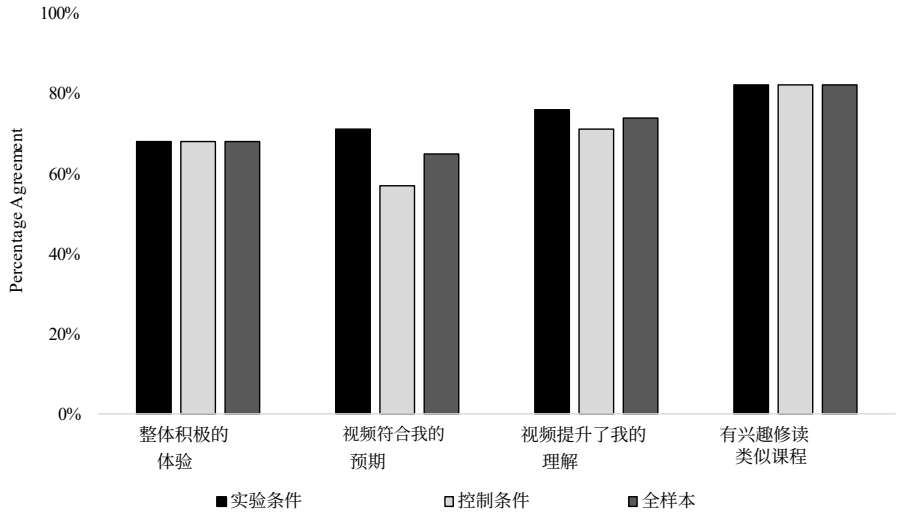

图 2。按实验条件及全样本统计，对各项封闭式陈述表示认同的参与者百分比。

除了实验条件与对照组条件之间的同意频率不存在显著差异外，四个陈述中的三个陈述的李克特反应模式也完全相同。只有陈述 课程中的视频符合我的预期在实验条件与对照组条件之间呈现出不同的反应模式。也就是说，在实验条件下，参与者更有可能非常同意该陈述，而不是持中立态度；而在对照组条件下，参与者更有可能持中立态度，而不是非常同意。尽管在当前样本量下，这一差异并不显著，但效应量指标（*Cramer's V* = .27）表明存在中等效应。

定性研究结果。在一项开放式调查问题中，受访者被问及对改进本课程的总体建议，样本中有20%的人作出了回答。实验条件下参与者的回答率（21%）与对照条件下参与者的回答率（18%）相近。填写调查问卷时，参与者并不知道自己被随机分配到了哪个条件，有些人工智能条件下的参与者甚至没有意识到视频是合成的。例如，一位人工智能生成条件下的参与者在回答开放式问题时写道："我没看出来人工智能生成的内容体现在哪里？"定性情感分析显示，47%的回答表现出负面情感倾向，37%表现出中性情感倾向，16%表现出正面情感倾向。尽管许多评论的情感倾向是负面的，但其中不少包含建设性批评（例如："可以通过提供更多示例来改进视频，以便更好地阐释（并帮助学习者更好地理解）.....之间的区别

各种概念：能源、能源载体、二级能源载体等。”）定性主题分析从开放式回答中归纳出五个常见主题，如图3所示。该图直观地表明，在实验条件和对照组条件下，均清晰呈现了所有已识别的主题。

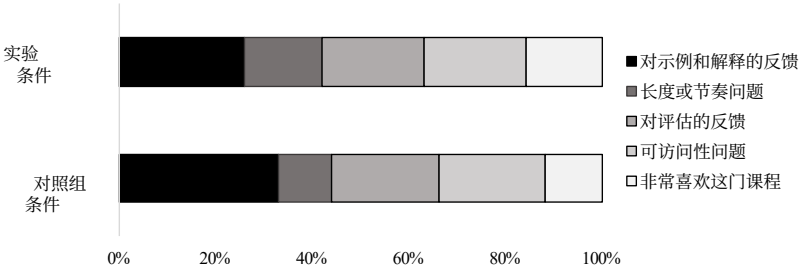

图 3。各条件下五个主要主题的开放式回答比例。

如上引文所示，最常见的主题是学习者希望获得更多示例和更详细的概念解释（占回答的26%；占样本的7%）。不过，另有一部分参与者认为课程已经太长，而且讲解速度稍快（占回答的16%；占全样本的4%）。类似这样的评论，“完成结尾的选择题 /选择题/ 后，如果能提供反馈，指出我应该如何巩固理解薄弱之处，那就更好了”, 占回答的21%（占全样本的5%），提出了与学习前和学习后评估相关的建议。另有16%的回答（占全样本的4%）提到了可访问性问题，例如“我不确定视频是否提供了文字稿，可能有，但我没注意到”；同样比例的参与者明确表示喜欢这门课程（占回答的16%；占全样本的4%）。这些定性研究结果表明，观看人工智能生成的合成视频的参与者与观看传统教学视频的参与者，对教学视频内容的总体看法相似。

4 讨论

本研究旨在调查在在线学习平台上，与传统讲师视频相比，人工智能生成的合成视频对学习表现的影响。结果表明，在传统视频和人工智能生成视频两种实验条件下，学习后评估成绩均显著高于学习前评估，且学习增益不存在统计学差异。本研究具体聚焦于人工智能生成的合成视频，并将其与传统制作的讲师视频进行比较，为教育领域中合成人物和虚拟化身的应用研究不断扩展的成果作出了贡献。然而，值得注意的是，人工智能生成的合成视频是使用生成式人工智能方法制作、并非由人类创作的，代表着一种不同于使用人类制作的教学代理的新方法

和虚拟化身。有趣的是，尽管本研究显示，对照组和实验条件的接受度相同，但关于教学代理和虚拟化身的研究通常表明，使用它们会带来更积极的学习成果 [15, 17, 19, 21]。与教学代理和虚拟化身相比，这些人工智能生成的合成视频产生中性效果，可能是因为前者明确旨在复现传统的讲解者头像视频格式。相较之下，关于教学代理和虚拟化身的文献着重于通过摆脱讲解者头像格式，加入有意义的手势和情绪线索来改善学习者体验 [例如，18, 22]。

此外，我们对在线教育环境中的学习者比较人工智能生成的合成视频与传统制作的讲师视频所进行的定性和定量研究结果表明，学习者对这两种视频的感知几乎没有差异。学习者对四个封闭式问题中三个问题的回答几乎完全相同。学习者对开放式问题的回答情感倾向往往较为负面，但考虑到提示语要求他们提出改进课程的建议，这并不令人意外。我们注意到，有时不同主题之间会相互矛盾。例如，学习者希望增加更多示例，并对概念进行更长、更详细的讲解；但这与课程过长、节奏稍快这一主题相矛盾。大多数主题都涉及课程安排，并揭示了如何从可访问性的角度改进微学习课程。按照学习者观看的视频类型对主题分析结果进行归类后发现，没有任何主题只出现在某一种条件下。封闭式题目的回答中唯一观察到的差异，是教学视频在多大程度上符合学习者的预期。结果模式显示，在由人工智能生成的虚拟讲师讲授的合成视频中，强烈同意这一陈述的学习者多于持中立态度的学习者；而在传统讲师的视频中，持中立态度的学习者多于强烈同意的学习者。尽管在当前样本量下，两种条件之间的这一模式差异并不显著，但效应量指标显示其效应中等，值得进一步调查，以探究在更大样本量下观察到差异的潜在原因。

在阐述了人工智能生成的合成媒体的价值后，有必要指出，在教育中使用生成式人工智能所面临的最大挑战之一，是人们担心向学习者呈现虚假或不准确信息 [13]。这种担忧合情合理，因为人工智能生成的内容可能基于有偏见或不完整的数据，从而导致传播虚假或误导性信息。然而，在本研究中，我们通过使用未作任何修改、直接取自与主题领域专家合作制作的材料的输入数据，解决了这一挑战。也就是说，在我们的实验条件下，虚拟讲师和视频媒介本身是合成的，但媒体内容并非如此。通过邀请主题领域专家参与传统制作视频的创作，我们确保人工智能生成的合成视频中呈现的信息准确可靠。此外，仅使用人工智能生成的合成视频可能不足以支持有效学习。要在教育环境中充分发挥此类视频的潜力，

必须将其融入一个以扎实的学习科学和教学设计原则为基础的更广泛课程体系中 [16]。这种整体性方法将确保以支持总体学习目标和成果的方式整合人工智能生成的合成视频，并与形成性和总结性评估、互动活动以及应用和练习机会等其他教学方法相结合。

局限性。 由于我们所研究的微学习课程情境注重简洁，我们的学习前和学习后评估都较为简短。这限制了我们探究人工智能生成的合成视频如何以不同方式支持学习的各个方面（例如，材料的难度或概念的复杂程度），以及它们对哪些类型的材料最为有益（即入门材料还是高级材料）的能力。此外，我们相对较小的样本量可能导致统计效力不足，难以检测学习者对这两段视频感知上的更细微差异。这限制了我们运行更复杂模型来预测学习增益的能力，包括探究学习者与虚拟讲师人口统计特征之间的匹配程度。

未来的研究有必要在多个学科领域采用更可靠的学习评估，并扩大样本量。这将有助于深入探究人们对人工智能生成的虚拟教师与传统讲师的不同看法，以及人工智能生成的虚拟教师最适合讲授哪些类型的概念。此外，此类研究设计还能探索：将教学代理领域的研究成果加以应用，是否能够进一步提升人们从人工智能生成的虚拟教师那里学习的效果。未来的研究应考虑更大范围内学习者的偏好、在更长周期的学习路径中使用人工智能生成的合成视频，以及整合更先进的生成式人工智能技术以提升质量，并通过盲法研究进行评估。

5 Conclusion

采用生成式人工智能制作合成教学视频，有望成为在线教育环境中通过传统方法制作的视频的可行替代方案。在成本和时间效率方面，人工智能生成的合成视频方法具有显著优势。其制作成本几乎为零，而传统视频则需要数小时的人力劳动，并使用拍摄设备和软件才能完成。此外，制作合成视频只需几分钟或几小时，而制作传统视频则需要数小时甚至数天。再者，如果要更新或纠正原始视频中的错误，就需要重新拍摄和剪辑；而采用人工智能生成的合成视频方法，只需编辑输入的文本脚本并生成新视频，几分钟内即可完成。这些优势有助于我们为全球所有学习者提供高质量的教育内容。本研究首次表明，学习者通过人工智能生成的虚拟讲师进行学习，能够获得与通过传统讲师学习同等的学习成效和学习体验。

参考文献

1. VanLehn, K., Banerjee, C., Milner, F., & Wetzel, J.（2020）。教授代数模型构建：一个辅导系统、经验教训与评估。《国际人工智能教育杂志》，30 3 2 3 459 480 10 1007 40593 020 00205 2007( ), - . doi: . /s - - - . D'Mello, S., Picard, R. W., & Graesser, A.（）。迈向情感敏感型 AutoTutor。《IEEE 智能系统》，22 79 3 4 53 61 10 1109 2007 2004 ( ), - . doi: . /MIS. . . Azevedo, R., Cromley, J. G., & Seibert, D.（）。自适应支架能否提升学生借助超媒体调节学习的能力？《当代教育心理学》，29 002 4 3 344 370 10 1016 2003 09 2016 ( ), - . doi: . /j.cedpsych. . . . Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. B.（）。释放智能：关于人工智能教育应用的论证。Pearson Education，伦敦。5. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y.（2014）。生成对抗网络。《神经信息处理系统进展》27，2672-2680。doi: 10.48550/arXiv.1406.2661。6. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y.（2020）。生成对抗网络。《ACM 通讯》，63(11)，139-144。doi: 10.1145/3422622 7. Isola, P., Zhu, J.-Y., Zhou, T. & Efros, A. A.（2017）。利用条件对抗网络实现图像到图像的转换。《IEEE 计算机视觉与模式识别会议论文集》，1125 632 8 1134 10 1109 2017 – . doi: . /cvpr. . . Zhang, Y., Weiss, R.J., Zen, H., Wu, Y., Chen, Z., Skerry-Ryan, R., Jia, Y., Rosenberg, A., Ramabhadran, B.（2019）。学会用外语流利地说话：多语言语音合成与跨语言声音克隆。《Interspeech 论文集》，2080-2084。doi: 10 2668 9 21437 2019 . /Interspeech. - . Karras, T., Laine, S., Aittala, M., Hellsten, J., Lehtinen, J., & Aila, T.（2020）。分析并提升 StyleGAN 的图像质量。《IEEE/CVF 计算机视觉与模式识别会议论文集》，8110 00813 10 8119 10 1109 42600 2020 2012 - . doi: . /cvpr . . . Mirsky, Y. & Lee, W.（）。深度伪造的创建与检测：综述。《ACM 计算调查》，54，1 3425780 11 41 10 1145 - . doi: . / . Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., & Sutskever, I.（2019）。语言模型是无监督的多任务学习者。《OpenAI 博客》，1(8)，9。12. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D.（2020）。语言模型是少样本学习者。《神经信息处理系统进展》，33，1877-1901。13. Whittaker, L., Letheren, K., & Mulcahy, R.（2021）。深度伪造的兴起：概念框架与营销研究议程。《澳大拉西亚营销期刊》，29(3)，204-214。doi: 10.1177/1839334921999479 14. Mayer, R. E.（2002）。多媒体学习的前景：在不同媒介中采用相同的教学设计方法

《学)

- . M 的认知理论。《剑桥多媒体学习手册》，41，31 004 16 4

电子 Wiley & Sons 约。

界面 的可用性影响。载于《电子学习范式与应用》（

145

18. Lawson, A.P., Mayer,R. E., Adamo-Villani,N.,Benes, B., Lei,X.,& Cheng,J.（2021年）。学习 [illegible] *Intel*[illegible] Schroeder, N. L.,Adesope, O. O.,&Gilbert,R. B.（2013年）。教学代理对学习有多大成效？元分析综述。*Journal of Educational Computing Research, 49*(1)，1–39。doi: 10.2190/EC.49.1.a 20. Mayer, R. E. ,&DaPra, C.S.（2012年）。使用动画教学代理进行基于计算机的学习中的具身效应。*Journal of Experimental Psychology: Applied, 18*，239–252。doi: 10.1037/a002861621. Wang, F.,Li, W., Xie, H.,& Liu, H.（2017年）。多媒体学习中的教学代理是否有助于学习？元分析。*Advances in Psychological Science, 25*(1)，12。doi: 10.3 [illegible]）。动画 [illegible] 具：对学习期间眼睛注视和学习成果的影响。*Journal of Educational Psychology, 110,* 250 0000221 23 268 10 1037 – 。doi：. /edu。 Hudson,I.& Hurter, J. 化身类型很重要：针对表现目的的化身文献综述。载于*Proc. International Conference on Virtual*，*Augmentedand Mixed Reality*（14- [illegible] 24 。 Pataranutaporn, P., Danry, V., Leong, J., Punpongsanon, P., Novy, D.,Maes, P., & Sra, M.（2021年）。用于支持个性化学习和幸福感的人工智能生成的角色。*Nature Machine Intelligence*，*3*9 25 12 1013 1022 101038 42256 021 00417 ( )，- 。doi：. /s - - - 。 Pata[illegible] 于受 [illegible] *IEEE*