

数智健康国际动态

北京市卫生健康大数据与政策研究中心

2025. 9. 23

（九）数智医教

人工智能正以锐不可当之势深度融入医学教育领域，彻底重塑着这一传统学科的生态图景。其带来的沉浸式学习体验、即时精准的反馈机制以及显著提升的教学效能，为医学人才培养开辟了前所未有的可能性。全球范围内的医学院校与教育机构纷纷拥抱变革，积极引入人工智能驱动的创新工具——从构建智能化教学辅助系统，到运用 ChatGPT 等先进生成式模型，个性化定制教学路径，全面提升教学质量与运行效率。然而，尽管人工智能在医学教育中展现出巨大潜力与多重优势，其实际应用深度与广泛接受度仍需通过持续的实践探索与客观评估加以验证。本文将从医学教育的两大核心维度——教师与学生——切入，深入剖析人工智能所带来的深远影响与变革。

第一篇文章主要讲教师在教学中如何利用人工智能（AI）影响大学生心理健康。研究以 Bronfenbrenner 的生态系统理论为指导，将教师支持视为微系统因素，AI 整合作为外系统资源，同伴协作作为中系统环境，在中国四城市 468 名大学生的问卷调查数据基础上构建并验证了一个有调节的中介模型，并系统分析三者互动对学生心理健康的综合作用。研究发现：教师的责任显著正向影响学生心理健康（H1 支持），教师对学生学业与情感成果的高度责任感，能营造支持性课堂环境，缓解学业压力，提升学生的归属感与情绪健康。AI 整合在教师责任与学生心理健康之中可起到中介作用，负责任教师更倾向于采用 AI 工具（如智能辅导系统、学习聊天机器人），通过提供个性化学习路径、实时反馈与自适应资源，间接促进学生心理健康。AI 工具不仅提升学习效率，也减轻认知负荷，增强学生的自主性与能力感。此外，在高水平同伴协作的环境中，教师责任对 AI 工具使用的促进作用更强，进而更显著提升学生心理健康。同伴互动提供了情感支持、知识共享与协作学习场景，放大了教师支持与 AI 工具的心理效益。本研究首次将教师责任、AI 整合与同伴协作纳入一个整合模型，揭示 AI 作为“人力—技术”桥梁的中介作用，并强调社会情境（同

伴协作)在技术干预中的调节作用,拓展生态系统理论在教育心理领域的应用。得到的实践启示有:高校应加强教师专业发展,强化其教学责任感与情感支持能力;推动 AI 工具与教学实践的深度融合,注重其情感支持功能;积极构建协作式学习环境,通过小组学习、同伴指导等形式增强社会支持网络。三者的有效协同是提升大学生心理健康的关键路径。高等教育机构应通过系统化策略,整合人力、技术与社会资源,构建支持学生全面发展的教育生态系统。

第二篇文章主要研究物理治疗(PT)专业本科生对人工智能聊天机器人(AI-PC)在教育中应用的接受程度及影响因素。研究基于技术接受模型(TAM),涵盖感知有用性(PU)、感知易用性(PEU)、使用态度、行为意图和实际使用行为五个维度,并分析个人、学术和技术三类外部因素的影响。研究采用了国际多中心的横断面调查,于 2024 - 2025 年在埃及、沙特阿拉伯、阿联酋、黎巴嫩和约旦的 7 所大学开展,共纳入 1066 名学生,通过在线和纸质问卷收集数据。问卷分为有经验者(A 卷)和无经验者(B 卷)两个版本,以匹配不同使用背景。结果显示,学生对 AI-PC 的整体接受度为中等水平(TAM 总分均值 3.59/5),其中 PU(3.69)和 PEU(3.68)得分较高,实际使用行为得分最低(3.40)。35.2%的学生接受度高,60.9%为中等,仅 3.9%为低。不同大学间接受度差异显著($P < 0.001$),约旦扎伊图纳大学(ZUJ)最低。学业成绩(CGPA%)与接受度呈弱正相关($r = 0.135$, $P < 0.001$),而先前使用 AI 工具的经验相关性更强($r = 0.445$, $P < 0.001$),是最大预测因子。当前使用者接受度也显著高于非使用者($P < 0.001$)。回归分析显示,先前技术经验和学校归属是显著预测变量($\beta = 0.43$),共同解释 24%的方差;CGPA 和当前使用情况无显著预测力。尽管 PT 课程侧重实践,学生仍认可 AI-PC 的有用性和易用性。ZUJ 接受度低可能与其学生技术经验少、课程较新、年级偏低有关。认知与行为之间存在差距,说明实际使用受课程整合和政策等外部因素制约。研究最后得出结论:最后研究得出结论:PT 学生对 AI-PC 呈中等接受态势,先前技术经验和所在大学环境是影响其接受度的关键。教育机构在推进 AI 工具时应注重提升学生的技术熟悉度,并将 AI-PC 有机融入课程设计,以弥合认知与使用之间的差距。

(徐健编辑)

译文一：

教师责任与人工智能集成给学生带来的益处：同伴协作在高等教育中的作用

Hongmei Li, Jiansheng Zhang, Waris Ali Khan, Hendrik Lamsali, 徐健（译）

来源：Acta Psychologica.

时间：2025 年 9 月

链接：<https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105532>.

1. 简介

学生的心理健康和福利已成为全球高等教育的紧迫优先事项。学生心理健康状况不佳与学习成绩下降、参与度降低和辍学率上升有关，并带来巨大的个人和社会成本，包括生产力下降和医疗费用增加。因此，促进学生福利既是教育机构的伦理要求，也是实际需要。人们越来越认识到，大学必须营造支持性和包容性的学习环境，以帮助学生应对挑战并茁壮成长。为了应对这些挑战，需要一种整体方法，将教师的人力支持、技术工具和同伴协作作为学生发展和心理健康的关键资源。教师在塑造学生的学业、社交和情感成果方面发挥着关键作用。作为知识的促进者，有爱心和支持性的教师可以缓冲压力并培养学生的适应力。影响学生福利的教学的一个关键方面是教师责任，定义为教师对学生学习和整体成功的责任感。当教师感到对学生的成绩负责时，他们会更积极主动地识别有困难的学生并提供个性化支持。这些负责任的教师创造了富有同理心、包容性的课堂，可以减轻学业压力并培养学生的归属感。因此，我们假设，通过创建一个让学生感到支持和安全的环境，更高的教师责任会带来更好的学生心理健康。理解这种联系很重要，因为它说明了教师的态度和行为如何直接影响学生的心理健康。

除了教师的直接影响外，技术已成为增强学生学习体验和福利的潜在工具。人工智能在学习中的整合是指使用人工智能（AI）工具（例如智能辅导系统、聊天机器人）来支持学生的教育需求。这些人工智能工具可以通过允许自定进度的自适应学习来提供个性化反馈、填补知识空白并减轻学习压力。我们认为，通过将人工智

能融入学习过程，教师责任可能会间接有益于学生的福利。换句话说，负责任的教师更有可能采用和鼓励有用的人工智能驱动工具来帮助学生，从而放大对学生心理健康的积极影响。在这项研究中，我们研究了人工智能在学习中的整合，作为将教师责任转化为改善学生福利的中介。通过利用技术资源，教师的努力可以扩展到课堂之外，为学生提供额外的学术和情感支持。

此外，我们认为社会环境，特别是同学合作，是一个关键的背景因素，可以改变教师和技术对学生福利的影响。高等教育中的同伴合作为学生提供了情感支持、知识交流和归属感。在学生经常与同龄人合作的学习环境中，教师的支持和人工智能工具的好处可能会得到更充分的体现。我们假设同学协作在模型中充当调节器：当同伴协作较高时，教师责任对人工智能工具使用的积极影响会更强，进而对学生的福利产生积极影响。这意味着社会丰富的协作学生文化可以放大教师支持和人工智能整合对心理健康结果的直接和间接好处。通过检查这种调节关系，我们的研究认识到社会背景在个人（教师）和技术干预中的相互作用。

我们的研究背景是中国高等教育的背景下，中国高等教育既面临紧迫的心理健康挑战，又面临独特的文化动态。中国大学生在寻求心理健康服务时经常经历巨大的学业压力、激烈的竞争和耻辱，导致高度的压力、焦虑和抑郁。与此同时，随着数字技术的日益融合以及重视集体努力和同伴支持的教育文化，中国的教育格局正在迅速发展。这种背景为研究教师责任、人工智能集成和同伴协作如何共同促进学生福利提供了一个理想的环境。通过关注中国，我们弥补了文献中的空白，因为大多数先前关于这些主题的研究都是在西方背景下进行的。这项研究的见解将为改善中国和其他非西方教育环境中学生福利的文化适当策略提供信息。

尽管人们对学生心理健康的兴趣日益浓厚，但文献中仍然存在一些重要的差距。首先，虽然已经研究了教师责任与学业成绩的关系，但它对学生心理健康和情绪健康的直接影响尚不清楚。其次，尽管人工智能技术越来越多地用于教育，但它们作为将教师因素与学生心理结果联系起来的中介作用尚未得到检验。先前关于人工智能在教育中的研究主要集中在认知或表现结果上，在理解其对学生的情感益处方面存在空白。第三，同伴动态，特别是结构化的同学协作，对放大教师和技术影响的影响尚未经过实证检验。第四，现有研究经常孤立地研究教师支持、技术使用和同伴互动，未能捕捉到它们对学生福利的综合影响。最后，在非西方环境中缺乏将这

些元素整合到一个框架中的研究。

为了解决这些差距，本研究提出了一种综合的调节中介模型，该模型将教师责任、人工智能在学习中的整合以及同学协作相结合，以解释大学生心理健康的差异。在 Bronfenbrenner 生态系统理论的指导下，我们将教师支持视为近端影响（微系统），技术整合视为教育资源（外系统），同伴协作视为影响学生的直接社会环境（微系统/中系统）的一部分。通过研究这些人类、技术和社会因素之间的相互作用，我们的研究为学生福利提供了整体视角。我们在中国大学生样本中测试了我们的模型，提供了新颖的见解，扩展了当前对学生心理健康支持的理解。该研究的设计和发现不仅推进了理论，还为实际干预措施提供了信息，强调了教育工作者和机构如何共同利用教师主动性、人工智能工具和同伴网络来促进学生的心理健康。

2. 文献综述

2.1. 生态系统理论

Bronfenbrenner 的生态系统理论描绘了五个嵌套层，即微观系统、中系统、外系统、宏观系统和时间系统，强调这些层次之间的动态、互惠相互作用如何塑造个体发展。在微观系统中，教师责任反映了师生关系的情感质量，荟萃分析证据将其与对学生参与度和成就的中大型影响联系起来。在外系统层面，人工智能集成作为一种外部技术资源，间接丰富教学实践并个性化学习环境，形成人工智能支持的教育生态系统。同伴协作在微系统和系统中运作，其中支持性的同伴互动可以培养相关感、复原力和学业适应感。在中国以强烈相互依存和群体和谐为特征的集体主义文化中，这些生态互动特别具有协同作用，放大了教师支持、技术脚手架和同伴网络对学生福利的综合影响。在此框架的基础上，我们提出了一种适度的中介模型，其中教师责任加强了人工智能的整合，同伴合作加强了这一途径，并共同促进了大学生在整体学习生态中的心理健康。

在此理论基础上，我们研究了本研究提出的调节中介框架，以细致入微的方式探讨了个人、技术和社会因素如何共同促进大学生的心理健康。在这种情况下，对系统互动理论的强调与中国的集体主义文化及其快速变化的教育空间尤为相关。

2.2. 教师责任在学生成绩中的作用

人们普遍认为，教师在学生的学业发展以及社会、情感和行为结果方面都发挥着至关重要的作用。通过教师对学生的影响来确定教学策略、情感支持和促进包容性、引人入胜的学习环境的能力。教师的有效性取决于责任感，在这种情况下，责任感被定义为教师对学生学业和情感成果的责任。除了提供课程内容外，这一责任还包括致力于了解和满足个别学生的需求。对学生的进步负责可以使学生更有动力、更自我效能，并体验更高水平的情绪健康。从教育管理角度来看，良好领导和学生管理策略的基石是教师责任。教育机构依靠教师来构建结构化和支持性的环境，以反映学生成功的组织目标。那些表现出责任感的教师往往更加积极主动：他们及早发现有困难的学生并实施个性化干预措施，从而提高学生的参与度和成果。遵循责任驱动的方法，其中奉行问责制、以学生为中心的教学和全面发展的教育管理原则。这里假设教师的责任直接影响学生的心理健康。当教师觉得对学生的学业和情感成功负责时，他们最有可能创造一个减少学业压力源并增强积极心理状态的环境。表现出情感支持和关怀的负责任的教师往往会增加学生的归属感和安全感，这是他们整体心理健康的重要组成部分。

H1

教师责任对学生的心理健康有显著的积极影响。

总之，教师责任有望通过在直接学习环境中促进支持性师生互动来提高学生的福利。这种微观系统的影响构成了学生心理健康的基础，强调了为什么教师的态度和行为对于学生的全面发展至关重要。

2.3. 教师责任与人工智能在学习中的融合之间的关系

教师承担着利用和融入现代技术以积极促进学习过程的新角色。他们有义务找到并实施工具来满足学生的各种学习需求，并为提高教育成果做出贡献。负责任的教师倾向于关注技术解决方案，例如基于人工智能的解决方案，这将实现个性化学习，实现实时反馈，并允许他们管理大规模班级。这种做法与注重以学生为中心的学习和灵活性的当代教学方法相吻合。教师的责任水平越高（学生越觉得他们的学习成功受到该教师的关心），这些学生在该教师的影响下实践人工智能技术的可能性就越高。教师引发的责任创造了一个环境，让学生愿意尝试新的学习方法，例如基于人工智能的工具。事实上，最近的研究表明，高水平的教师支持如何增强学生使用人工智能学习工具的积极性。嵌入式人工智能技术可以有效地帮助学生获得更

多的个人学术帮助、反馈和参与学习。这个假设是，教师责任问题是一种激活机制，不仅可以激励学生作为一个整体，还可以激励学生通过使用人工智能在学术和个人方面学习和发展。在这种情况下，我们抓住了教师影响力在激发学生参与变革性教育技术的愿望和能力方面的重要性。

H2

教师责任对人工智能在学习中的整合具有显著的积极影响。

从本质上讲，教师的责任不仅直接使学生受益，而且还是技术增强学习的催化剂。通过生态系统理论的视角，负责任的教师将微系统（师生支持）与外系统资源（人工智能工具）联系起来。这座桥梁表明人类和技术支持是相辅相成的。因此，强烈的责任感驱使教师用人工智能丰富学习环境，为学生后续的利益奠定基础。

2. 4. 人工智能在学习中的整合与学生心理健康的关系

在学习环境中使用人工智能不仅可以改变学术方面，还可以改变学生体验的情感方面。个性化反馈、填补知识空白和灵活的学习途径只是人工智能驱动的学习工具（如智能辅导系统和聊天机器人）能够为学习者提供的一些好处。这些工具可以减轻认知负荷和学业压力，从而增强心理健康并平衡教育过程。在本研究的框架内，我们建议将人工智能纳入学习过程将通过设计一个对学生提供支持和响应的学习环境来帮助提高学生的福利。人工智能工具还可以自动执行日常任务，以提供个性化资源并实现自定进度的学习，以确保学生不会感到有太多工作要做的负担。人工智能工具的这些功能与根据自决理论满足学生的自主权和能力需求相一致，从而有助于学生的情感健康。因此，人工智能工具的成功实施是增强学校心理健康的潜在解决方案，因为它既可以作为学术支持，也可以作为情感支持。

H3

人工智能在学习中的整合对学生的心理健康有显著的积极影响。

因此，人工智能集成成为在教育环境中促进心理健康的强大工具。通过提供自适应学习支持，人工智能技术可以缓冲学业压力并增强积极情绪。这使得人工智能工具不仅仅是学术辅助工具，它们还是情感健康的资源。从理论上讲，人工智能将外部支持（外系统）带入学生的即时体验，展示了如何利用技术创新来满足学生的心理需求并改善他们的整体福利。

2. 5. 人工智能融合在学习中的中介机制

学习中的人工智能是教师责任与学生心理健康之间通过整合的一种新颖的中介途径。学生更容易使用对他们学习有帮助的人工智能工具，因为他们相信教师非常关心他们的成长和成功。通常，具有坚实教学责任的教师支持引入包括人工智能在内的先进技术，以支持教育环境。学生使用这些技术获得个性化的学习体验，并收到实时反馈和根据他们自己的需求个性化的自适应资源。人工智能工具是弥合教师努力与学生成绩之间差距的一种手段，因此教师的努力确实可以影响学生的学业成绩和情绪健康，并在教育中提供人类指导和技术创新的协同作用。

这项研究假设人工智能集成可能会调解教师责任如何影响学生心理健康的路径。如果学生的教师在学习过程中负责任地使用人工智能工具，对学生学业和情感健康的积极影响就会大大增强。如果负责任地使用，人工智能可以让学生获得真正适合他们的自适应、引人入胜的个性化学习体验。这些技术填补了教师的教学意义与学生实际行为之间的空白。中介机制断言，教师指导、技术促进和学生参与是相互依存的，人工智能是教师对学生有形学业和情感健康责任的主要中介。这进一步揭示了人工智能在创建良好的教育生态系统方面所发挥的影响。

H4

人工智能在学习中的整合在教师责任与学生心理健康之间的关系中介。

总之，我们预计人工智能整合将充当教师影响力的桥梁，将教师责任的积极影响带到学生的成绩上。这种中介关系凸显了一个重要的协同作用：人力和技术资源在促进学生福利方面是相互依存的。通过研究这种调解，我们的研究揭示了负责任的教学如何以及为何能改善学生的心理健康，即通过启用和利用丰富学习环境的人工智能创新。调解的证据将通过展示教师行为影响学生健康的具体机制（人工智能工具的使用）来提供理论贡献。

2. 6. 同学协作的调节作用

与同学的合作是高等教育学习的重要组成部分，可以在学生之间创造归属感、共同目标和相互支持。协作同伴环境提供情感鼓励、知识交流和共同构建学习体验，这对个人和学术发展至关重要。学生不仅是学习者，而且有责任尽一切努力帮助同学在这样的环境中取得成功；我们现在有一个共同动机和责任的网络。就成功的机会而言，奖学金合作只是表明它增强了社会支持系统的稳健性，这在减轻学业压力、提高参与度和影响应对机制方面非常有效。

关于这项研究，同学与学生的合作成为教师责任和人工智能在学习和学生心理健康中的整合之间的关键调节因素。负责任并表现出责任感的教师往往会创建一个协作环境，但这种责任在推动人工智能采用和支持学生成绩方面的有效性在很大程度上取决于学生之间的协作动态。相互紧密协作的学生能够更好地利用人工智能工具，因为他们可以分享学习成果，从同龄人那里获得反馈，并在情感上得到彼此的支持。例如，如果学生在协作环境中工作，他们可能会更有信心探索人工智能技术，讨论人工智能的应用，并利用它们来解决学术挑战，同时放大教师责任的积极影响。此外，在同学协作水平较高的情况下，人工智能集成加强了教师责任与学生心理健康之间的间接关系。积极、协作的学生更有可能从负责任的教师的支持和人工智能技术带来的资源中受益。强调了社会丰富的教育环境的调节作用，在这种环境中，同龄人在调节教师努力和技术干预的有效性方面发挥着积极作用。

H5

同学合作调节了教师责任与人工智能在学习中的整合之间的关系，进而影响学生的心理健康。

从本质上讲，一个社会丰富的协作环境放大了人类和技术干预在教育中的有效性。同伴协作是微系统层面的一个关键背景因素，它可以将善意的教学创新转化为广泛采用的实践，并可以将支持性的教师行为转化为学生福利的更大收益。通过测试 H5，我们的研究将阐明活跃的同伴支持网络的存在如何提升教师责任和人工智能使用的积极成果。这一发现将强调，福利教育战略应包括促进同伴联系，而不仅仅是孤立地关注教师或基于工具的支持。

3. 方法

3.1. 研究设计和程序

本研究采用定量横断面调查和适度调解框架。我们收集了大学生的自我报告数据，并使用偏最小二乘结构方程模型（PLS-SEM）来测试所提出的模型。由于我们对复杂的关系（人工智能集成的中介和同行协作的调节）感兴趣，因此我们选择了 PLS-SEM 来模拟对数据非正态分布的抵抗力。研究在中国 4 个大城市（北京、上海、成都、深圳）进行，因此具有多样性。机构审查委员会授权了所有程序，并且符合伦理规范。

3.2. 参与者和抽样

用于结构方程建模 (SEM) 的 G*Power 软件用于确定具有复杂调节中介框架的研究的样本量。选择这种技术是为了保证足够的统计功效来排除中等规模的影响。使用这些参数,我们能够计算出推荐的样本量约为 400 名参与者。尽管可能没有回应,但还是在四个城市分发了 700 份问卷,以最大限度地提高获得目标样本量的可能性。发回了 700 份调查问卷,共收到 488 份答复。超过 10%未回答的项目或具有明显不参与模式的问卷,例如自始至终的统一回答,被认为不充分。丢弃 20 份不充分问卷后,共保留 468 份有效答复进行分析。

我们采用多阶段抽样策略,既有目的又方便。首先,我们选择了北京和上海(位于中国东部)、成都(位于中国西部)和深圳(位于中国东部)等城市,以涵盖学生体验的地区和背景差异。在每个城市,都根据先前建立的合作和准入的可能性(方便抽样)联系了大学。招聘标准是:在校本科生或研究生,年满 18 岁,在当前教师/课程环境中至少有 1 个学期的经验,以确保他们能够有意义地报告教师行为和与课程相关的人工智能工具的使用。研究助理接受了培训,以便在课间休息或学习间隙进行调查时在校园内和亲自推广研究。参与是自愿的,学生们同意参与。

抽样背后的基本原理是获取广泛但具有主题性的中国高等教育学生。最终样本(N=468)代表了良好的人口统计学组合(见社会人口特征表 1)。他们的年龄在十几岁到二十多岁之间,性别分布大致均匀。该样本代表了不同的学生群体,因为它由不同学术领域(例如人文、自然科学、工程、商业)和学位水平(本科、硕士、博士)的学生组成。这种异质性使得我们的研究结果在中国高等教育环境中更具推广性。我们还询问了参与者在学中使用人工智能工具的经验。有趣的是,他们中的大多数人至少使用过几次人工智能工具,大约 38.5%的人表示他们经常使用它们,只有 4.3%的人从未使用过它们。这意味着学生们大多了解教育中的人工智能,并为我们关于人工智能集成的问题奠定了相关背景。

表 1. 样本的社会人口特征。

特征	频率 (N)	百分比 (%)
年龄		
18 - 20	120	25.6
21 - 23	200	42.7

特征	频率 (N)	百分比 (%)
24 - 26	100	21.4
27 - 30	30	6.4
31 岁或以上	18	3.9
性		
男性	230	49.1
女性	238	50.9
学历		
本科	300	64.1
硕士	140	29.9
博士	28	6.0
学科		
人文社会科学	150	32.1
自然科学	130	27.8
工程与技术	100	21.4
商业与管理	80	17.1
其他	8	1.7
人工智能工具经验		
经常	180	38.5
偶尔	200	42.7
很少	68	14.5
从不	20	4.3

3.3. 仪器和措施

通过使用预先建立的量表，这些措施得到了验证和可靠。使用 Lauermann 和 Karabenick 改编自教师责任量表的 13 个项目来评估教师责任，其中包括一个示例项目，“如果我未能学习所需的材料，我的老师会感到有责任。使用改编自 Warwick-Edinburgh 心理健康量表 Tennant 等人的 14 个项目来衡量学生的心理健康。该量表的一个示例项目包括“我对我的学术未来感到乐观”。根据学生对人工智能工具对学习影响的看法，使用 Stöhr 等人中的 4 个项目评估了人工智能在学习中的整合。例如，“我使用的聊天机器人让我的学习更有效率。同学合作是通过改编自的 4 个项目来衡量的，其中包括示例项目“我的同学提供有用的学术建议和信息”。

所有项目均使用从 1（非常不同意）到 5（非常同意）的五点李克特量表进行测量。在中国教育背景下的一项试点研究中，对这些措施的清晰度和文化适当性进行了测试。专家评估也验证了这些项目的相关性和全面性，即这些量表适合目标人群。程序补救措施用于减轻方法偏差，包括响应的匿名性以及将问卷中的预测变量、中介变量和结果变量的测量值分开，以减少常见方法的方差。此外，还给出了清晰紧凑的指示，以防止受访者混淆。为了解决响应偏差，调查包含具有反向响应形式和不同问题措辞的项目，因此参与者需要小心他们的回答。还执行了 Harman 单因素检验来检验我们数据集中常见方法偏差（CMB）的普遍性。单因素检验结果表明，没有单一的主导因素，这解释了总方差的绝对数量（50%或以上）。

3.4. 数据收集

数据是通过由每个校区训练有素的研究人员进行的纸笔调查收集的。在获得教师的许可后，研究人员参观了教室或自习室，邀请学生参加。经同意，学生收到调查包。为了实现多波次设计，我们使用唯一标识符（学生根据他们的学生 ID 和生日的一部分创建代码）来匹配跨波次的响应，同时保持匿名性。在第一波中，参与者填写了调查的 A 部分（关于教师责任和一些人口统计项目的问题）。两周后，在第 2 波中，相同的参与者（通过代码识别）收到了 B 部分（有关 AI 集成和同行协作的问题）。在第 3 波（两周后），他们收到了 C 部分（心理健康问题）。这种交错给药旨在对预测因素、调节因素、中介因素和结果的测量进行时间分离，减少即时一致性偏差。研究人员提供了标准化说明，并在调查完成期间在场回答任何问题。每波每次大约需要 10-15 分钟。在最初分发的 700 份调查中（在第 1 波），488 名学生完成了所有三波调查（回复率~69.7%）。数据清理后（见下文），468 个响应仍然可用。参与者没有获得金钱补偿，但在完成所有浪潮后被告知研究的目的，并赠送小代币（例如大学笔或笔记本）以示感谢。

3.5. 数据分析

数据收集后，调查回复被编码到 SPSS 中。我们排除了任何缺失项>10%或答案不变的情况，删除了最终 N=468 的 20 个情况。零星缺失值（<1%）用项目均值进行插补。描述性统计和正态性检查显示轻微偏斜，但考虑到 PLS-SEM 的容差，没有应用任何变换。使用 Smart PLS，我们遵循两步 PLS-SEM 程序。选择 PLS-SEM 是因为它适用于处理具有中介和调节的复杂模型，以及在处理非正态数据方面的鲁棒性。大多

数指标载荷超过 0.70（含量广度保留 0.637 的指标），Cronbach 的 α 和复合可靠性 >0.70 ，AVE >0.50 ，Fornell-Larcker 和 HTMT 标准都证实了判别效度（ <0.85 ）。我们运行了 5000 个样本的引导来估计路径系数（ β ）、t 统计量、p 值和 R²。一个互动术语（教师责任 $\times$ 同伴协作）测试了人工智能集成的节制。通过 VAF 量化中介，并在同伴合作的 $\pm 1SD$ 处进行简单斜率分析说明了这种相互作用。模型拟合（SRMR=0.057）符合 PLS 约定。总体而言，这种方法确保了对可靠性、有效性以及直接、间接和条件关系的严格评估。

4. 结果和数据分析

4.1. 测量模型评估

在这项研究中，使用 SMART-PLS 进行数据分析，SMART-PLS 是一种公认的偏最小二乘结构方程建模（PLS-SEM）工具。选择 PLS-SEM 是因为它适用于复杂、介导和调节模型，并且在处理非正态数据方面具有鲁棒性。使用因子载荷、Cronbach' salpha、复合信度和提取的平均方差（AVE）评估测量模型。表 2 总结了因子载荷和可靠性结果。所有指标负载均超过推荐阈值 0.70，但 AIIL4（负载=0.637）除外，该阈值因理论原因被保留。T 统计量和 p 值表明所有载荷均显著（ $p<0.05$ ），证实了较强的项目可靠性。内部一致性通过 Cronbach 的 α 和复合信度进行验证，所有结构均超过 0.70。复合可靠性范围为 0.906 至 0.983，超过了建议的最低值 0.70。通过 AVE 评估的收敛效度显示，所有结构的值都高于 0.50，表明潜在变量捕获了很大一部分方差。图 1 是我们的测量模型的比喻说明（见图 2）。

表 2. 测量模型结果

变量	条目	Factor Loadings	Cronbach's Alpha	Composite Reliability	AVE
TR	TR1 - TR13	0.783 - 0.939	0.981	0.983	0.826
AIIL	AIIL1 - AIIL4	0.637 - 0.951	0.888	0.927	0.765
FSC	FSC1 - FSC4	0.778 - 0.891	0.861	0.906	0.708
SMWB	SMWB1 - SMWB14	0.720 - 0.835	0.945	0.952	0.625

注：TR=教师责任，AIIL=人工智能在学习中的整合，FSC=同学协作，SMWB=学生心理健康

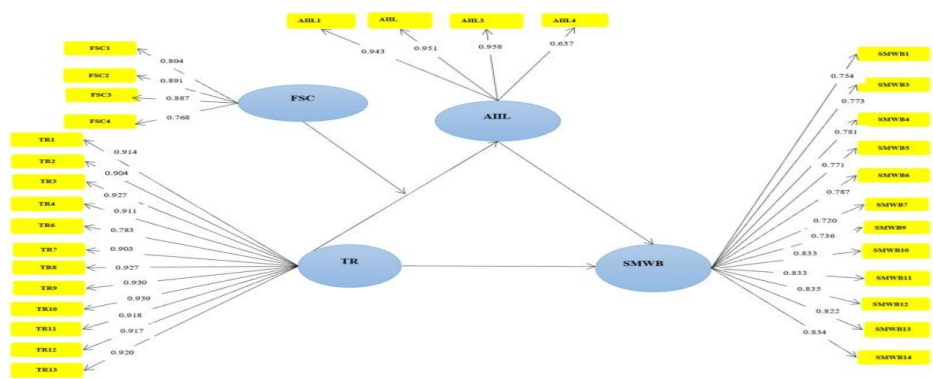


图 1. 测量模型，显示因子载荷

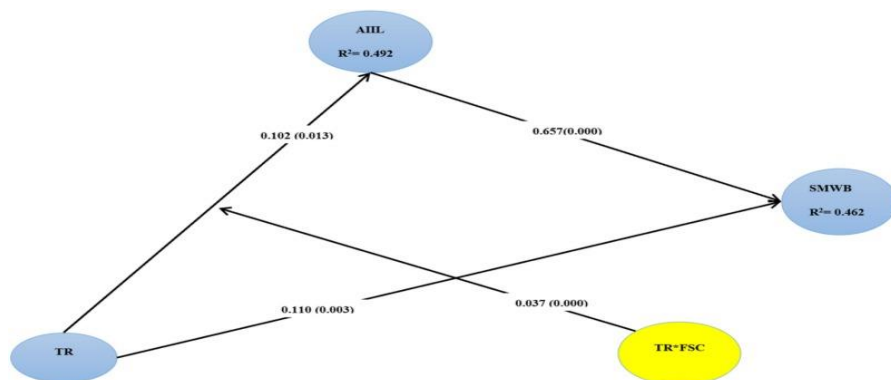


图 2. 结构模型

表 3 显示了结构与 AVE 的平方根之间的相关性。每个结构的 AVE 平方根超过其与其他结构的相关性，满足判别效度的 Fornell-Larcker 准则。这证实了每个结构都是不同的，并捕获了唯一的方差，从而确认了测量模型的有效性。相关性揭示了适度的关系，与研究的理论框架一致。AIIL（人工智能学习整合）与 FSC（同学协作； $r=0.398$ ）和 SMWB（学生心理健康； $r=0.372$ ），表明人工智能整合可以促进同伴协作并改善心理健康。TR（教师责任）也与 AIIL ($r=0.353$) 和 FSC ($r=0.407$) 呈正相关，支持教师责任促进技术集成和协作的假设。FSC 和 SMWB 之间相对更强的相关性 ($r=0.499$) 强调了同伴合作在增强学生心理健康方面的作用。总体而言，这些发现支持了结构模型中提出的关系，并证实了这些结构既有效又不同（见表 4、表 5）。

表 3. AVE 的相关性和平方根

变量	AIIL	FSC	SMWB	TR
TR	0.875			
AIIL	0.398	0.841		
FSC	0.372	0.499	0.791	
SMWB	0.353	0.407	0.334	0.909

注：AIIL=人工智能在学习中的整合，FSC=同学协作，SMWB=学生心理健康，TR=教师责任。沿对角线的值表示提取的平均方差（AVE）的平方根。非对角线值表示结构之间的相关性。

表 4. HTMT 比率

HTMT 比率	AIIL	FSC	SMWB	TR
AIIL				
FSC	0.803			
SMWB	0.733	0.801		
TR	0.380	0.444	0.343	

注：AIIL=人工智能在学习中的整合，FSC=同学协作，SMWB=学生心理健康，TR=教师责任。

表 5. 假设验证摘要

前提	系数 (O)	标准 开发	T 统 计量	P 值	95%CI (2.5%, 97.5%)	R2 (%)
H1: TR→SMWB	0.11	0.038	2.942	0.003	0.046, 0.196	SMWB: 46.2
H2: TR→AIIL	0.102	0.041	2.495	0.013	0.024, 0.176	AIIL: 49.2
H3: AIIL→SMWB	0.657	0.039	16.712	<0.001	0.571, 0.727	
H4: TR→AIIL→SMWB	0.064	0.025	2.612	0.009	0.015, 0.107	
交互: TR→AIIL→SMWB	0.037	0.012	3.083	<0.001	0.022, 0.062	

注意，TR=教师责任，AIIL=人工智能在学习中的整合，SMWB=学生心理健康。系数（O）表示路径系数，STDEV 表示标准差，R2 表示 AIIL 和 SMWB 中解释的方差百分比。95%CI 列中的值表示路径系数的置信区间。

异性状-单性状（HTMT）比率评估判别有效性，确保每个结构都是不同的。当 HTMT 值低于 0.85（或宽松情况下为 0.90）时，结构实现判别效度。结果表明，所有结构都达到了这个阈值，证实了它们的独特性。AIIL（人工智能学习整合）和 FSC（同学协作）之间的 HTMT 为 0.803，AIIL 和 SMWB（学生心理健康）之间的 HTMT 为 0.733，均在可接受的范围内。同样，FSC 和 SMWB 的 HTMT 为 0.801，表明存在牢固而明显的关系。TR（教师责任）的 HTMT 比率相对较低，包括 AIIL（0.380）、FSC（0.444）和 SMWB（0.343），凸显了其明显的差异化。总体而言，这些发现验证了测量模型的判别效度，并加强了后续分析的稳健性。

4. 2. 假设检验的结构模型评估

假设检验揭示了几个关键发现。从教师责任到学生心理健康(H1)的直接路径是显著的(系数=0.11, $T=2.942$, $p=0.003$), 表明教师责任通过营造支持性、情感安全的学习环境来增强学生的心理健康。教师责任与人工智能在学习中的整合(H2)之间的关系也很显著(系数=0.102, $T=2.495$, $p=0.013$), 表明负责任的教师更有可能采用人工智能工具来提高教学质量并满足学生的多样化需求。从人工智能整合到学生心理健康(H3)的路径是强劲且高度显著的(系数=0.657, $T=16.712$, $p<0.001$), 强调了人工智能在通过个性化学习和减轻学业压力来改善学生心理健康方面的变革性作用。人工智能整合(H4)的中介作用得到证实(间接效应=0.064, $T=2.612$, $p=0.009$), 表明人工智能工具有效地将教师责任转化为更好的学生福利。最后, 教师责任与人工智能整合相互作用的调节作用(系数=0.037, $T=3.083$, $p<0.05$)显著改变了中介关系。TheR2 数值显示, 人工智能整合方差的 49.2%和学生心理健康方差的 46.2%是由预测变量解释的, 表明具有强大的解释能力。

除了统计显著性之外, 我们还评估了效应大小和模型动态以加深解释。根据Cohen的指导方针, f^2 数值表明, 人工智能在学习中的整合对学生的幸福感产生了很大的实际影响($f^2=0.69$), 而教师责任的直接影响很小但有意义($f^2=0.04$), 并且与同行协作的交互项产生适度的增量贡献($f^2=0.02$)。37%的方差解释(VAF)表示部分中介;教师责任对福利的总影响中约有三分之一是通过人工智能的使用传递的, 这为额外的直接或替代途径留下了空间, 这种模式符合生态系统理论对多种重叠影响的预期。简单斜率分析证实, 在高同伴协作(有条件间接 $\beta=0.11$)下, 间接路径比在低协作($\beta=0.02$)下要强得多, 这凸显了协同调节: 支持性的同伴微系统放大了教师驱动、人工智能丰富的学习环境的好处。从理论上讲, 这些幅度表明人工智能工具不仅仅是附加组件, 而且是将负责任的教学与学生福利联系起来的核心理机制, 而同伴协作则作为符合中观系统逻辑的情境“提升”。实际上, 即使是小的 f^2 因为适度是重要的: 在大型学生群体中, 幸福感的适度提高可以转化为数百名学生的压力减轻。因此, 寻求最大影响的机构应将培养教师责任的专业发展计划与促进协作学习和结构化人工智能采用的举措结合起来。

图3显示了在三个不同平均水平下, TR和AIIL之间FSC调节效应的简单斜率分析。在图中, 蓝线(低同伴协作)几乎是平坦的, 表明当学生协作稀少时, 增加教师责任几乎无法改善幸福感。红线(平均协作)适度上升, 表明日常同伴支持使教师

的努力能够在心理健康方面取得显著进展。绿线（高度协作）是最陡峭的，表明在高度协作的班级中，教师责任感的每一次增加都会对学生的幸福感产生最大的提升，这凸显了明显的协同效应。

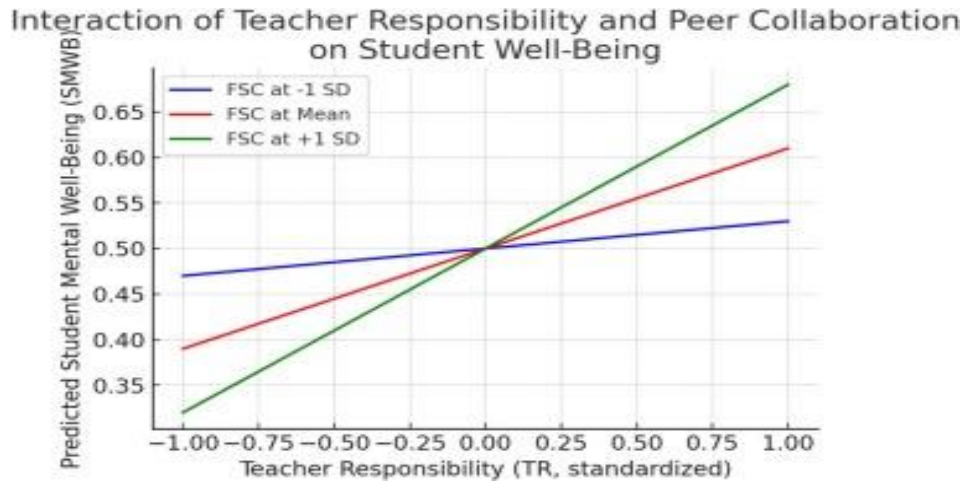


图 3. 简单的坡度分析

5. 讨论和发现

本研究旨在探讨教师责任、人工智能在学习中的整合以及同伴协作如何共同影响学生的心理健康。研究结果证实了我们假设的调节中介模型。首先，教师责任对学生心理健康显示出明显的积极影响。简而言之，当他们的教师在他们的教学角色中表现出强烈的责任感时，学生的心理健康状况会更好。其次，人工智能在学习中的整合中介了这种关系。承担更大责任的教师往往会更有效地将人工智能工具整合到他们的教学中，这反过来又与更高的学生福利有关。换句话说，负责任的教师提高学生福利的部分原因是他们在学习过程中以有益的方式使用人工智能，例如，使用人工智能驱动的平台或导师来个性化学习和支持学生。第三，同伴协作显著缓和了间接效应。在同伴协作程度高的教室中，通过人工智能集成对教师责任感的积极影响比协作性低的教室更强。在积极的同伴学习和支持条件下，人工智能综合学习对学生心理健康的益处被放大。相反，当同伴协作有限时，通过人工智能对教师责任的间接影响较弱。这种结果模式表明了一种适度的调解：协作的同伴环境充当催化剂，放大了学生在负责任的教学指导下从人工智能丰富的学习中获得的心理健康益处。

每个结果都与既定工作相吻合并扩展。首先，教师责任与学生福利之间的直接联

系与证据相呼应，即对学生的成功负责的教师会提供更多的关怀和指导，从而改善心理健康。这一发现与之前的研究一致。通过承担自己的角色，这些教师创造了情感支持的课堂，可以缓冲压力并增强乐观情绪，这与教师作为关键微观系统人物的生态学观点一致。

其次，人工智能集成连接了教学和健康。负责任的教育工作者倾向于采用自适应平台、聊天机器人或分析仪表板来个性化反馈、缓解挫败感并让学生按照自己的节奏学习，这与 Klimova 和 Pikhart 的发现一致。研究表明，当教师指导使用这些工具时，这些工具可以抑制焦虑并增强信心，证实技术的好处取决于人类监督，而不仅仅是自动化。因此，我们的中介途径验证了平衡采用人工智能的呼声，以服务于学习和心理健康目标。

第三，同行协作放大了这些技术支持的收益。合作学习小组和指导计划让学生感到联系，减少孤独感，并加强应对技能。在高度协作的环境中，同学们分享人工智能技巧，一起排除故障，并使寻求帮助正常化，放大了教师责任对幸福感的间接影响；低协作让学生独自使用工具（和压力），从而削弱了好处。总而言之，该模式支持 Bronfenbrenner 的前提，即微系统交互（教师关怀、同伴支持）和外系统资源（人工智能工具）必须协同工作。因此，我们的调节中介模型阐明了负责任的教学如何以及何时转化为更健康的学生：通过深思熟虑的人工智能使用，并得到强大的同伴网络的加强。

总的来说，这些比较表明，我们的集体模型在教师责任、人工智能集成和同伴协作之间建立了联系，对理论和实践都有贡献。假设，在基于生态系统理论的调节中介模型中，这三个因素的相互作用表明了微系统因素（教师和同伴互动）和外系统资源（人工智能工具）的相互作用如何影响学生的福利。我们展示了这种负责任教学的具体机制，即发展更好的心理健康，即人工智能整合，我们挑出一个关键条件，即同伴协作，这增强了其影响。这通过展示一种解释幸福感变化的条件途径，并强调人工智能的优势取决于支持性的人类和社会环境，而不仅仅是技术，从而扩展了过去的双变量结果。

在实践中，我们的研究结果为高等教育提供了明确的建议，特别是在中国等环境中。首先，可以通过鼓励教师在专业发展和机构内激励方面承担责任来直接改善学生的情绪健康。其次，正念人工智能应用与教学辅助相结合，有可能缓解学生的压

力并增强学生的信心;然而,只有与高质量的教学和协作学习相结合。鼓励教师将人工智能应用程序集成到小组作业或同伴聊天中,以避免隐蔽的体验并确保取得最显著的成果。第三,通过基于团队的作业、学习小组和指导系统发展起来的同伴协作可以作为力量倍增器,甚至使教师工作和人工智能创新更加高效。最后,鉴于中国已经注重教师权威和小组学习的文化,大学应该在教学现代化过程中采取综合方法,例如培养负责任的教育工作者、深思熟虑地使用人工智能以及培养同伴网络,以保持人情味,帮助学生茁壮成长。

5.1. 理论意义

这项研究提出了一些有意义的理论贡献,促进了对教师责任、人工智能在学习中的整合、同学协作和学生心理健康之间相互作用的理解。该研究将这些变量结合在调节中介模型中,并将研究置于生态系统理论中,以更细粒度地了解教育环境的微观和宏观层面结构如何相互作用以影响学生的成绩。因此,将人力、技术和社会资源联系起来以应对有问题的学生的福利模式并支持优化的健康状况的已确定方法作为对现有知识体系的新颖贡献脱颖而出。本研究的一个主要理论贡献使这一点变得更加复杂,即探索人工智能整合在学习中的中介作用。我们延续了之前工作的结果,这些工作主要调查了所使用的人工智能工具和应用程序的认知和学术成果(Fitria, 2021),将他们的结论扩展到评估人工智能工具使用的情感和心理后果。在此背景下,研究表明,人工智能工具不仅可以增强学习体验,还可以将教师的责任转化为增强学习者的心理健康。本分析还为在教育中使用人工智能的努力如何作为教师行为与学生全面发展之间的联系提供理论。

本研究的第二个贡献是将同学的合作作为调节因素进行检查。虽然同伴关系在学习中的重要性已经得到证明,但这项研究通过介绍精心设计的互动如何增加教师问责制和人工智能采用对学生心理健康的影响,扩展了这一调查路线。本文提出的结果表明,当学生在小组中工作时,教师驱动和人工智能支持的干预措施的力量更加深刻,为学生在学习环境中协作的基本原理提供了新颖的视角。此外,这项工作推进了在高等教育环境日益变化的背景下对生态系统理论的理论分析。我们在目前的研究中表明,教师责任、人工智能技术和同伴互动发生在不同的生态层,而促进学生福利的参与是通过本质上动态的相互关联的过程发生的。该理论的适用性凸显了解决学生心理健康问题需要采用系统方法,并为理解教育环境中复杂的互动提供

了一个强大的框架。简而言之，这项工作通过探索未被充分探索的关系、纳入技术和社会维度以及使用整体理论框架做出了独特和渐进的贡献。除了推进理论话语之外，这些影响还为未来的研究提供了基础，以检查这些机制如何在各种教育环境中导致学生的福利。

5.2. 实际影响

这项研究的结果得出了对希望促进高等教育学生心理健康的教育工作者、政策制定者和机构的影响。这项研究强调了教师责任的重要性、人工智能在学习中的作用以及同学合作的重要性，以创建支持教育环境的整体、多维视图。对学生心理健康的第一个影响是教师的责任；因此，机构应更加重视专业发展计划，以帮助教师培养强有力的问责制。这些课程应强调教学技能以及教学的情感和心理方面，使其从业者能够满足学生的各种需求。通过承认教师是心理健康倡议的主要贡献者，有可能形成更具支持性和培育性的学术环境。其次，人工智能整合在学习中发挥中介作用，展示了如何利用它来放大学业和情感成果。机构应投资采用和有效实施人工智能工具，例如自适应学习平台、聊天机器人和虚拟教师，以满足个别学生的需求。只有通过针对教育工作者和学生本身的培训计划，才能最大限度地利用这些技术来缓解学业压力并促进个性化的学习体验。（3）同学合作的调节作用表明，同伴网络的促进对高等教育至关重要。重要的是，大学要培养协作学习类型，例如小组项目、同伴指导计划和互动研讨会，并具有对学生的社区意识。教师支持和人工智能计算机支持可以对心理健康产生积极影响，但如果政策允许有意义的同伴互动，这些影响可以放大。

5.3. 局限性和未来的研究方向

这项研究有几个局限性。首先，数据是从中国的大学生那里收集的，这可能会限制研究结果在其他文化和教育环境中的普遍性。未来的研究可以在不同地区复制这项研究，以检查跨文化的适用性。其次，尽管采取了程序措施来解决它，但对自我报告数据的依赖可能会引入常见的方法偏差。未来的研究可以纳入纵向设计或客观措施以提高有效性。虽然这项研究探讨了同学合作的作用，但其他背景因素，例如机构政策或家庭支持，也可能影响学生的福利。调查这些因素可以提供更全面的视角。此外，访谈等定性方法可以更深入地了解学生的经历。最后，随着人工智能技术的不断发展，未来的研究应该探索其新兴应用和对教育的影响，特别是它们与人

类和社会因素的相互作用。

六、结论

这项研究强调了教师、人工智能工具和同龄人在塑造大学生心理健康方面存在的互动。我们研究了三个相互交织的领域：教师的责任感、人工智能在教育中的融入以及同龄人之间的合作。正如我们的研究表明的那样，（1）教师越真正关心学生和他们的成功，学习者就会感受到越积极的乐观、自信和情绪稳定；（2）负责任的教师更倾向于使用人工智能工具，这些工具将提供个性化支持并有助于减轻压力水平，从而成倍增加教师的积极影响；（3）与同龄人的积极合作将增强所有这些积极因素，因为学生不仅能够使用人类指导，还可以利用技术来实现更深层次的幸福感。

这些发现符合生态系统的框架，强调了这样一种说法，即学生的福利是人为、技术和社会因素相互支持的支持性生态系统的结果。因此，机构应该（a）指导和培训教师，让他们感到自己被赋予权力和无价，（b）投资于精心选择的人工智能工具以加强个性化学习，以及（c）在课堂上发展促进相互支持的协作文化。我们的理论投入是将这三个领域结合在一个学生福利模型中。在实践中，我们建议对教师进行同理心教育和人工智能教学法方面的培训，谨慎实施针对学生需求的人工智能平台，以及正式的同伴学习，例如小组项目或学习圈，以巩固支持系统。

我们认识到局限性：本研究的横断面性质和背景样本在进行概括时应考虑在内。未来的研究应该以纵向的方式进行，不仅衡量积极的幸福感，还衡量焦虑或抑郁等不利影响。总而言之，我们的证据证明，敬业的教师、人工智能的战略性使用以及支持性的同龄人创造了一个三位一体，能够在相当大的程度上减少高等教育中的心理健康问题。随着大学数字化压力的增加和步伐的加快，这些见解提供了一种促进学业成绩和情绪健康的直接方法。

***注：原文和译文版权分属作者和译者所有，若转载、引用或发表，请标明出处。**

译文二：

医学物理治疗学生对人工智能聊天机器人的接受度：国际横断面研究

Salwa B El-Sobkey, Kerolous Ishak Kelini, Mahmoud ElKholy, Tayseer Abdeldayem, Mariam Abdallah, Dina Al-Amir Mohamed, Aya Fawzy, Yomna F Ahmed, Ayman El Khatib, Hind Khalid, Balkhis Banu Shaik, Ana Anjos, Mutasim D Alharbi, Karim Fathy, Khaled Takey, 徐健（译）

来源：JMIR Med Educ.

时间：2025 年 8 月.

链接：<https://doi.org/10.2196/76574>.

1. 介绍

1.1 背景

人工智能（AI）使计算机系统能够通过处理外部数据和学习执行特定任务来模仿人类智能。大型语言模型是人工智能的一种，经过训练可以进行类人交流，人工智能驱动的聊天机器人（AI-PC）是其关键应用之一。人工智能在医疗保健和卫生专业教育领域受到广泛关注，因为它有可能使学习变得更加容易、负担得起和有效。大学越来越多地采用人工智能技术，随着技术的进步，人工智能电脑的使用预计将增长。

在上世纪 70 年代，聊天机器人被称为教学代理现在被称为对话代理、导师或简称为机器人。文献将 AI-PC 确定为增强学习体验和成果的宝贵教育工具，尽管他们也面临着准确性、偏见和用户态度等挑战。人工智能电脑在教育中的接受度仍未得到充分探索，需要进一步研究以阐明其在大学中的采用情况。为了检查学生对 AI-PC 的接受程度，使用完善的技术接受模型（TAM）。

TAM，最初由 Davis 于 1989 年开发并于 1993 年更新，是研究教育技术接受度最广泛的框架。由于其教育重点和稳健的结构，它被认为是了解学生对学习技术接受程度的可靠来源。根据 TAM 的说法，技术接受遵循一个 3 阶段的过程，其中外部因

素触发认知反应、感知有用性（PU）和感知易用性（PEU），随后形成情感反应，即使用技术的态度和行为意图（BI），最终导致实际行为使用（ABU）。

PU是指个人相信一项技术将提高任务绩效，而PEU则反映了使用它是多么轻松。虽然BI和态度代表了行为的潜在后果，ABU是结果。调查学生的年龄和先验知识等外部因素可以提供有价值的见解。

人工智能是物理治疗（PT）服务改善的十大优先事项之一，虽然其在治疗中的作用已被记录，但关于其在PT教育中的应用的研究仍然很少。需要进一步的研究来探索AI-PC在教育环境中的作用以及影响其采用的外部因素。此外，了解学生的特征如何与AI-PC交互对于教育工作者和政策制定者至关重要。

1.2 目的

基于这一需求，本研究旨在评估PT本科生对AI-PC的接受程度，并确定影响他们接受度的个人、学术和技术因素。

2. 方法

2.1 伦理

每个参与机构的相应机构研究委员会都获得了伦理批准：法蒂玛健康科学学院（FCHS）机构研究委员会（批准：FECE-1-24-25ELSOBKEY）、贝尼苏夫大学（BSU）伦理委员会（批准：12492024）、约旦扎伊图纳大学（ZUJ）机构研究委员会（批准：2024-2025年10月10日）、现代技术与信息大学（MTI）研究伦理委员会（批准：REC/2111/MTI.PT/2410292），贝鲁特阿拉伯大学（BAU）机构研究委员会（批准：2024-H-0206-HS-M-0643），10月6日大学（O6U）研究伦理委员会（批准：O6U.PT.REC/024/002009）和阿卜杜勒阿齐兹国王大学（KAU）研究伦理委员会（批准：320-24）。学生的保密措施在参与者信息表中进行了解释。该问卷是匿名的，研究人员是唯一有权访问所收集数据的授权机构。此外，有人强调，参与完全是自愿的，不参与不会产生学术后果。参与者签署了一份同意书，该同意书提供在参与者信息表的末尾。对于数字测量，Google表单的第一部分包含以下声明：“回答此问卷将被视为同意参与研究。”

2.2 学习规划

本研究采用国际横断面调查设计。该研究是在 5 个国家的 7 个 PT 项目中进行的 (表 1)。数据收集时间为 2024 年 9 月 29 日至 2025 年 1 月 26 日。参与大学的 PT 本科生是目标人群,通过公告板、大学电子邮件、WhatsApp 消息和口头邀请进行招募。分发了一份用于纸质调查的参与者信息表,是数字问卷的第一部分。它解释了研究的目的、程序和平均响应时间(7,标准差 1.5 分钟)。采用方便抽样。符合条件的参与者是参加学士学位 PT 课程的全国学生,他们自愿提供知情同意。排除标准包括数字或混合学习注册、重复多门课程、处于实习级别(因为并非所有项目都包括此级别)或未完成问卷。所有符合条件的学生都被邀请参加。

表 1. 国家、大学、物理治疗项目和参与学生人数 (N=1066)。

国家和大学	学院或系	参与学生, n (%)
1.埃及		
贝尼苏夫大学	物理治疗学院	200(18.8)
10 月 6 日大学	物理治疗学院	200(18.8)
现代科技与信息大学	物理治疗学院	200(18.8)
2.阿拉伯联合酋长国		
应用技术研究所	法蒂玛健康科学学院物理治疗系	107(10.0)
3.沙特阿拉伯		
阿卜杜勒阿齐兹国王大学	医学康复科学学院物理治疗系	67(6.3)
4.黎巴嫩		
贝鲁特阿拉伯大学	健康科学学院物理治疗系	200(18.8)
5.乔丹		
约旦扎伊图纳大学	物理治疗学系-应用医学科学学院	92(8.6)

2.3 变量

变量与 TAM 结构和相关外部因素保持一致。结果变量包括 TAM5 结构: PU, 定义为学生对 AI-PC 对其学习益处的看法;PEU, 指的是学生如何轻松地找到 AI-PC 来使用;态度, 代表学生对 AI-PC 的整体感受;BI, 评估为在非用户中使用 AI-PC 的意图和在当前用户中继续使用的意图;和 ABU, 衡量 AI-PC 的使用情况。TAM 总分计算为这 5 个结构的平均值。外部因素包括个人因素: 年龄和性别;学术: 大学隶属关系、

学术水平、累积平均绩点百分比（CGPA%）以及当前 AI-PC 的使用情况；和技术：以前使用 AI-PC 以外的技术或 AI 工具的经验。

2.4 数据收集流程

学生首先回答了关于他们之前使用 AI-PC 的经验的初步筛选问题，以确定要完成哪个版本的问卷。有经验者接受问卷 A，无经验者接受修改后的问卷 B。对于数字版本，研究人员提供了明确的说明和链接，强调了根据之前 AI-PC 的使用情况选择合适的问卷的重要性。启用了数字问卷后退按钮字符，以允许受访者查看和更改他们的答案。为避免同一学生多次参赛，激活了将回答限制为 1 次的表格设置。

2.5 数据源或测量

使用了两份结构化问卷。问卷 A（针对目前正在使用或以前使用过 AI-PC 的学生）包括评估的外部因素（7 个项目）和基本 TAM 部分（24 个项目，涵盖 5 个结构，采用 5 点李克特量表评分）。说明改编自刘易斯。计算每个结构和总体接受度的平均分数，分数范围为 1 到 5。学生被分为高录取率（ ≥ 4 ）、中等（2-3.9）和低收录度（ < 2 ）。问卷 B（针对之前没有 AI-PC 经验的学生）遵循相同的结构，但排除了 ABU 结构。两份问卷都是匿名的，并以数字（Google 表单）和纸质格式提供。数字问卷是针对从相应调查人员那里收到链接的学生进行的公开调查。在两个问卷版本中，学生都被指示问卷分为 2 个部分，他们需要通过选择反映他们个人经历或观点的最准确答案来回答每个问题。还解释了李克特 5 点量表，如果他们有任何问题或疑虑，可以自由联系所在机构的研究团队。

2.6 试点研究

该问卷在每个机构至少有 5 名学生中试行。反馈导致阿卜杜勒阿齐兹国王大学进行了 1 次小修改。完成时间从 5 到 15 分钟不等（平均 7 分钟，标准差 1.5 分钟）。最终版本以两种格式使用。此外，还测试了数字问卷的可用性和技术功能。

2.7 潜在偏见的解决

不同机构的学生入学人数差异很大，大约有 100 到 1000 多名 PT 学生，这存在统计偏差的风险。为了减少代表性过高，来自小型机构的所有符合条件的学生都被包括在内，而来自大型机构的 200 名学生被抽样。此外，为了确保课程的一致性，由于结构和能力差异，仅包括本科生，不包括物理治疗博士课程的学生。实习水平

的学生也被排除在外，因为并非所有机构都提供这种学术水平。这些措施旨在提高样本同质性并最大限度地减少可能影响研究结果的变异性。

此外，仅包括国内学生，以尽量减少不同环境中的文化和语言差异，因为这种跨文化差异可能会影响学生对 AI-PC 的接受度。同样，在数据收集学期重复 1 门以上课程的学生被排除在外，因为反复接触内容可能会导致对聊天机器人有用性的看法过高，以及对 TAM 相关项目的反应有偏见。采取这些措施是为了增强样本同质性并减少可能影响研究结果的变异性。

2.8 数据处理

数字响应导出到 Microsoft Excel 工作表，并手动输入纸质数据。在统计分析之前，所有条目的准确性都经过审查。

2.9 统计方法

描述性统计包括连续变量的平均值和标准差以及分类变量的频率分布。推论检验包括卡方检验和 Pearson 或 Spearman 相关性，以评估 TAM 总分、接受类别和外部因素之间的关联和相关性。独立的 2 尾 t 检验比较了用户和非用户之间的 TAM 分数。Tukey 事后检验的方差分析检查了大学之间 TAM 分数、结构分数、CGPA%和先前经验的差异。卡方检验还评估了不同大学的录取类别和学术水平等分类变量的差异。最后，线性回归确定了 AI-PC 的显著预测因子并测量了效应大小。统计显著性的阈值设置为 $P < .05$ 。

2.10 处理缺失数据

必须回答数字问卷的所有项目才能提交问卷。相反，少数学生（不到 10 名学生）通过为年龄和累积平均绩点（CGPA）项目放置一个点来回答。这两个项目的缺失数据被替换为每个机构单独计算的平均值。

2.11 报告

除了 CHERRIES（互联网电子调查报告结果清单）之外，这项研究还由横断面研究的 STROBE（加强观察性研究报告）清单报告。

3. 结果

3.1 参与者

共有 1066 名 PT 学生参与了这项研究 (表 1)。四所机构 (BSU、06U、MTI 和 BAU) 各贡献了 200 名学生, 达到了目标样本量。其余 3 所机构 (FCHS、ZUJ 和 KAU) 的参与者较少, 但符合条件的学生的响应率为 100%。这些机构遵循 4 年学习计划, 这与其他站点的 5 年结构不同。在 FCHS 和 ZUJ, 许多学生是非国民, 根据资格标准被排除在外。在 KAU, 有 67 名学生参加, 因为 PT 专业从第二年开始; 这个数字代表了整个符合条件的队列。

3.2 人口和学术特征

表 2 呈现参与的 PT 学生的人口统计和学术特征。平均年龄为 20.1 (SD1.5) 岁, 64.1% (n=683) 为女性。所有学年都有学生入学, 第二年比例最高 (n=367, 34.4%), 第五年最低 (n=103, 9.7%)。第五年仅适用于埃及大学 (BSU、06U 和 MTI), 而其他大学则遵循 4 年制课程。由于各大学 CGPA 量表 (4.0 与 5.0) 的差异, CGPA% 用于标准化, 平均值为 79.7% (SD14%)。CGPA% 不适用于第一学期的一年级学生, 因为他们的 CGPA 尚不可用。

表 2. 参与物理治疗专业学生的人口统计学、学术和技术特征 (N=1066)。

特征	值
年龄 (岁)	
平均值 (SD)	20.1 (1.5)
范围	17.0–28.0
累积平均绩点百分比 (n=924)	
平均值 (SD)	79.7 (14.0)
范围	26.8–100.0
性别, n (%)	
女性	683 (64.1)
雄	383 (35.9)
学术水平, n (%)	
第一年	176 (16.5)
第二年	367 (34.4)
第三年	237 (22.2)

特征	值
第四年	183 (17.2)
第五年	103 (9.7)
使用人工智能驱动的聊天机器人, n (%)	
是的	586 (55.0)
不	480 (45.0)

3.3 PT 学生对 AI-PC 的接受度

根据 TAM 衡量, PT 学生对 AI-PC 的接受度平均总分为 3.59 分 (满分 5 分) (SD0.81), 反映了所有大学的总体接受度适中。5 个 TAM 结构的平均得分为: PU=3.69 (SD0.92)、PEU=3.68 (SD0.88)、态度=3.58 (SD0.91)、BI=3.57 (SD0.91) 和 ABU=3.40 (SD0.91)。根据 TAM 类别, 35.2% (n=375) 的学生表现出高接受度, 60.9% (n=649) 表现出中等接受度, 3.9% (n=42) 表现出低接受度。

3.4 影响 PT 学生接受 AI-PC 的外部因素

个人、学术和技术因素被评估为接受 AI-PC 的潜在预测因素。在个人因素中, 年龄 (表 3) 与 TAM 平均评分无显著相关性 ($P=.54$), 性别与 TAM 接受类别无显著相关性 ($P=.56$)。

表 3. 物理治疗专业学生对人工智能聊天机器人 (AI-PC) 技术接受度的总平均分与外部因素 (N=1066) 之间的相关性

外部因素	r	P 值
一个 AI-PC 总分*学生年龄	-0.019	.54
AI-PC 的 TAM 总分*学生的 CGPA% ^b	0.135	<.001
AI-PC 的 TAM 总分*学生以前使用聊天机器人以外的其他人工智能驱动的学习工具或应用程序的经验	0.445	<.001

A:TAM, 技术验收模式。

B:CGPA%, 累积平均绩点百分比。

相比之下, 学术因素产生了显著的影响。大学隶属程度对 TAM 平均得分影响显著 ($P<.001$; 表 4)、TAM 验收类别 ($P<.001$; 图 1), 5 个结构均得分 ($P<.001$; 图 2)。

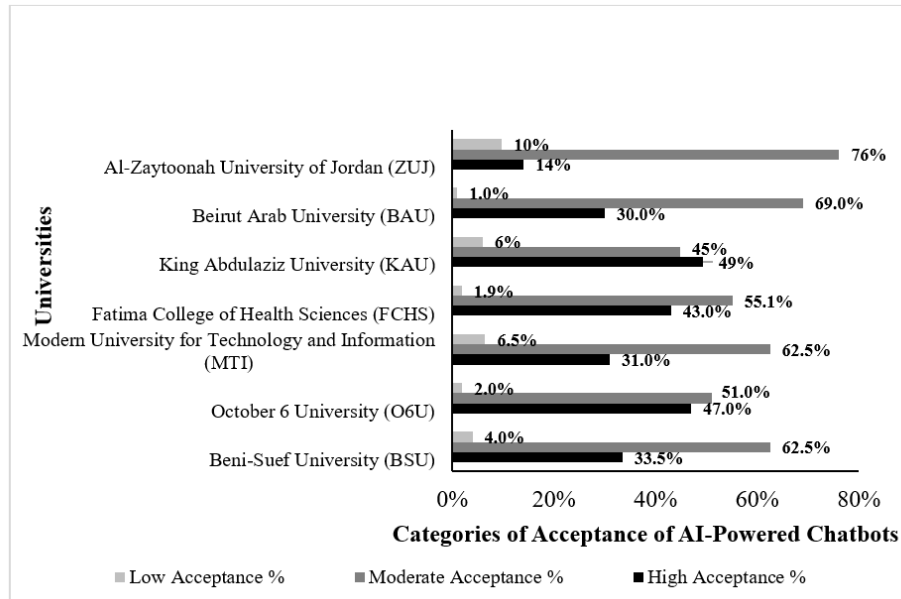


图 1. 物理治疗专业学生对人工智能聊天机器人的接受类别在各大大学的分布(N=1066; 第<.001 页)

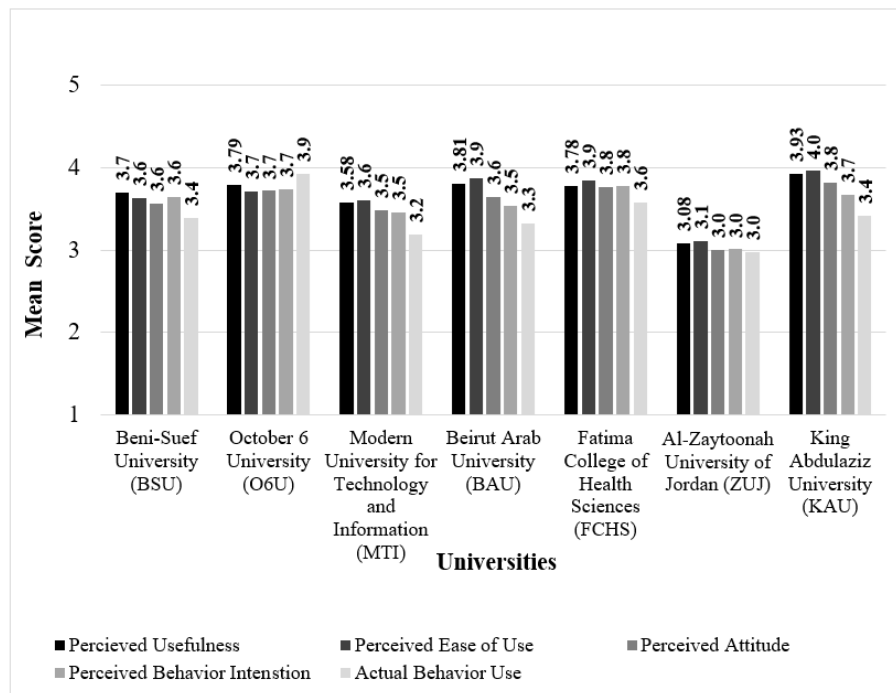


图 2. 物理治疗专业学生对人工智能聊天机器人的有用性、易用性、态度、行为和实际行为使用的看法是各大大学的平均分数（所有学生 N=1066，实际行为使用情况 n=586;第<.001 页）

CGPA%（表 3）与 TAM 总分呈正相关（ $P < .001$ ），而学业水平与 TAM 接受类别无显著相关性（ $P = .26$ ）。

表 4. 各大学物理治疗专业学生接受人工智能聊天机器人的平均总分 (N=1066)

大学	值, n	平均分数 (SD)	范围	P 值
法蒂玛健康科学学院	107	3.78(0.70)	1.0 - 5.0	<.001
阿卜杜勒阿齐兹国王大学	67	3.77(0.97)	1.0 - 5.0	<.001
10 月 6 日大学	200	3.73(0.79)	1.6 - 5.0	<.001
贝鲁特阿拉伯大学	200	3.66(0.62)	1.4 - 5.0	<.001
贝尼苏夫大学	200	3.60(0.76)	1.1 - 5.0	<.001
现代科技与信息大学	200	3.50(0.85)	1.0 - 5.0	<.001
约旦扎伊图纳大学	92	3.03(0.91)	1.0 - 5.0	<.001
总计	1066	3.59(0.81)	1.0 - 5.0	<.001

技术因素也显示出强大的效果。在聊天机器人以外的人工智能工具的先前经验与 TAM 分数之间发现了显著的正相关关系 ($P<.001$;表 2). 此外, 当前 AI-PC 用户的 TAM 分数 (平均 3.89, 标准差 0.81) 明显高于非用户 (平均值 3.48, 标准差 0.79; 第<.001 页)。

综上所述, 大学隶属关系、CGPA%、既往技术经验和当前使用情况是影响 PT 学生接受 AI-PC 的关键因素。这些变量在各个机构之间进行了比较, 以进一步探讨其影响。

3.5 大学隶属关系和 PT 学生对 AI-PC 的接受度

各高校 TAM 总分差异有统计学意义 ($P<.001$;表 4). ZUJ 得分最低 (平均 3.03), FCHS 得分最高 (平均 3.78)。事后 Tukey 分析显示, ZUJ 的得分显著低于所有其他大学 ($P<.001$), 而 FCHS 与其他大学没有显著差异。

TAM 录取类别也因大学而异 ($P<.001$;图 1). KAU 在高接受度类别中的学生比例最高 ($n=33, 49.3\%$), 而 ZUJ 在低接受度类别中学生比例最低 ($n=13, 14.1\%$) 和最高比例 ($n=9, 9.8\%$)。

各大学在 TAM 结构得分方面也存在显著差异 ($P<.001$;图 2 和表 5). ZUJ 的 PU、PEU、态度和 BI 得分均显著低于其他大学 ($P<.001$;BI 与 MTI 的 $P=.001$)。它的 ABU 得分也是最低的, 尽管不显著 (2.98)。KAU 的非显著性 PU (3.93)、PEU (3.96) 和态度 (3.82) 得分最高。FCHS 的非显著性 BI 得分最高 (3.78 分), 而 O6U 的 ABU 得分最高 (3.93 分), 显著超过除 FCHS 以外的其他大学 ($P=.42$)。

表 5. 技术接受模型（TAM）摘要构建了跨大学人工智能（AI）驱动的聊天机器人的平均分数（N=1066）

人工智能聊天机器人的 TAM 结构	总平均分（满分 5 分）	P 值	得分最高的大学	得分最低的大学	显著的 Tukey 事后测试	P 值
感知有用性	3. 69	<. 001	考 ^a	祖吉 ^b	ZUJ 低于所有其他大学	<. 001
感知易用性	3. 68	<. 001	考	祖吉	ZUJ 低于所有其他大学	<. 001
感知易用性	3. 68	<. 001	考	祖吉	MTI 的 ^c 低于 BAU ^d	. 03
态度	3. 58	<. 001	考	祖吉	ZUJ 低于所有其他大学	<. 001
行为意图	3. 57	<. 001	FCHS 公司 ^e	祖吉	ZUJ 低于所有其他大学	<. 001 和 . 001
行为意图	3. 57	<. 001	FCHS 公司	祖吉	MTI 低于 06U ^f	. 03
实际行为使用	3. 40	<. 001	06U	祖吉	06U 高于除 FCHS 之外的所有其他大学	<. 001

a:KAU, 阿卜杜勒阿齐兹国王大学。

b:ZUJ, 约旦扎伊图纳大学。

c:MTI, 现代技术与信息大学。

d:学士, 贝鲁特阿拉伯大学。

e:FCHS, 法蒂玛健康科学学院。

f:女 06U, 10 月 6 日大学。

3. 6 跨大学的 CGPA%

2-5 级学生 CGPA%差异显著 ($P < .001$; 表 6), 因为 1 级学生缺乏 CGPA 数据。事后测试显示, ZUJ 的 CGPA%在所有大学中最低 ($P < .001$), 而 BSU 的 CGPA%最高。BSU 的 CGPA%显著高于 ZUJ、BAU、FCHS (各 $P < .001$) 和 MTI ($P = .002$), 高于 KAU ($P = .10$) 和 06U ($P = .10$), 但不显著。此外, BAU 的 CGPA%显著低于 KAU ($P < .001$)、MTI ($P = .03$) 和 06U ($P = .001$)。FCHS 的 CGPA%也显著低于 BSU、KAU (各 $P < .001$)、MTI ($P = .04$) 和 06U ($P = .003$)。

表 6. 比较物理治疗专业学生的平均累积平均绩点百分比 (CGPA%) 和以前的大学技术经验

大学	CGPA%			以前的技术经验 (1-5 级)		
	学生, n	平均值 (SD)	P 值	学生, n	平均值 (SD)	P 值
约旦扎伊图纳大学	92	67.2 (17.5)	<.001	92	2.4 (1.6)	<.001
贝鲁特阿拉伯大学	163	76.3 (14.0)	<.001	200	3.3 (1.4)	<.001
贝尼苏夫大学	171	86.0 (10.6)	<.001	200	3.1 (1.4)	<.001
法蒂玛健康科学学院	80	75.4 (10.4)	<.001	107	3.5 (1.3)	<.001
阿卜杜勒阿齐兹国王大学	65	84.9 (7.5)	<.001	67	3.5 (1.5)	<.001
现代科技与信息大学	186	80.6 (12.8)	<.001	200	3.1 (1.5)	<.001
10 月 6 日大学	167	82.2 (14.0)	<.001	200	2.8 (1.6)	<.001
总计	924	79.7 (14.0)	<.001	1066	3.1 (1.5)	<.001

3.7 以前的大学技术经验

PT 学生之前使用聊天机器人以外的人工智能工具的经验在不同大学之间差异很大 ($P<.001$; 表 6). ZUJ 学生的既往经历最低, 明显低于所有其他大学 ($P<.001$)。此外, MTI 学生的既往经验明显低于 FCHS 学生 ($P=.04$)。

3.8 AI-PC 在各大学的当前使用情况

PT 学生对 AI-PC 的使用在不同大学之间存在显著差异 ($P<.001$)。KAU 学生报告的使用率最高 ($n=56, 83.6\%$), 而 FCHS 的使用率最低 ($n=34, 31.8\%$; 表 7)。

表 7. 物理治疗专业学生在大学中对人工智能(AI)聊天机器人的使用情况($N=1066$)

人工智能聊天机器人的使用	贝尼苏夫大学, n (%)	10 月 6 日大学, n (%)	现代科技与信息大学, n (%)	法蒂玛健康科学学院, n (%)	阿卜杜勒阿齐兹国王大学, n (%)	贝鲁特阿拉伯大学, n (%)	约旦扎伊图纳大学, n (%)	总计, n (%)
用户	117 (58.5)	89 (44.5)	129 (64.5)	34 (31.8)	56 (83.6)	120 (60)	41 (44.6)	586 (55)
非用户	83 (41.5)	111 (55.5)	71 (35.5)	73 (68.2)	11 (16.4)	80 (40)	51 (55.4)	480 (45)
总计	200 (100)	200 (100)	200 (100)	107 (100)	67 (100)	200 (100)	92 (100)	1066 (100)

3.9 PT 学生接受 AI-PC 的关键预测因素

进行多元线性回归以确定 PT 学生接受 AI-PC 的预测因素。为满足回归分析要求,

将大学隶属关系转换为虚拟变量（ZUI 作为参考组），并对当前使用进行数字编码。该模型具有统计学意义（ $F_{9,914}=32.33; P<.001$ ）， R^2 为 0.24，表明 TAM 评分中 24% 的方差得到了解释。显著的预测因素包括先前使用 AI-PC 的经验（ $B=0.23; P<.001$ ）和大学隶属关系。所有大学的学生得分均显著高于 ZUI 的学生，其中 O6U 的效果最强（ $B=0.59; P<.001$ ）、FCHS（ $B=0.44; P<.001$ ）和 BAU（ $B=0.42; P<.001$ 页）。CGPA% 和当前使用量均无显著预测因素（分别为 $P=.23$ 和 $P=.10$; 表 8）。

表 8. 回归分析结果: 物理治疗学生接受人工智能聊天机器人的预测因素(N=1066)。

预测	B (非标准 化系数)	标准 误差	β (标准 化系数)	t 检验 (df)	P 值
不断	2.33	0.15	0.00	15.90(2)	<.001
贝尼苏夫大学 (BSU_dummy)	0.36	0.10	0.17	3.63(2)	<.001
10 月 6 日大学 (O6U_dummy)	0.59	0.10	0.27	6.00(2)	<.001
现代科技与信息大学 (MTI_dummy)	0.27	0.10	0.13	2.82(2)	<.001
贝鲁特阿拉伯大学 (BAU_dummy)	0.40	0.10	0.19	4.16(2)	<.001
法蒂玛健康科学学院 (FCHS_dummy)	0.44	0.11	0.15	3.86(2)	<.001
阿卜杜勒阿齐兹国王大学 (KAU_dummy)	0.45	0.12	0.14	3.65(2)	<.001
以前的经验	0.23	0.02	0.43	13.93(2)	<.001
CGPA% ^b	0.0	0.0	0.04	1.21(2)	.23
用	0.00	0.05	0.00	0.01(2)	.99

a: 约旦扎伊图纳大学是参考小组。

b: CGPA%, 累积平均绩点百分比。

3.10 回归方程

完整模型（所有预测变量）

TAM 评分=2.33+0.00（使用）+0.23（既往经验）+0.36（BSU）+0.27（MTI）+0.42（BAU）+0.44（FCHS）+0.45（KAU）+0.59（O6U）+0.00（CGPA%）

简化模型（仅限显著预测变量）

TAM 评分=2.33+0.23（既往经验）+0.36（BSU）+0.27（MTI）+0.42（BAU）+0.44

(FCHS) +0.45 (KAU) +0.59 (O6U)

(注：要计算学生的分数，请为他们的大学分配“1”，为所有其他大学分配“0”)。以前的经验是最强的预测因素(标准化 $\beta = .43$)，其次是 O6U ($\beta = 0.27$)，这表明学生以前使用人工智能工具的经验对他们的录取分数的影响比大学隶属关系更大。

4. 讨论

4.1 主要发现

PT 学生表现出对 AI-PC 的适度接受度。大学隶属关系、CGPA%、既往技术经验和当前使用情况被确定为影响学生接受程度的外部因素。然而，回归模型证实，学生以前的技术经验是最强的预测因素。

AI-PC 在大学教育中的使用正在稳步增加，学生的接受度在采用过程中发挥着关键作用。对于 PT 学生来说，他们课程的临床和实践要求对 AI-PC 的接受提出了独特的挑战。本研究解决了评估 PT 本科生在学习中对 AI-PC 的接受程度的必要性，并确定影响它的个人、学术和技术因素。

多站点设计增强了有效性和普遍性，为 PT 学生对 AI-PC 的接受度提供了广阔的视野。包括所有学术水平可以捕捉不同的看法，而 79.7% 的平均 CGPA% 反映了平均概况，最大限度地减少了与学业成绩相关的偏见。

尽管 PT 课程具有严格的性质(具有密集的实践和临床部分)，但 PT 学生仍然对 AI-PC 表现出适度的接受度。这表明即使在严格的学术环境中，人工智能电脑也持续开放。韩国对医学生和医生进行的一项研究显示，尽管医生对使用 AI-PC (尤其是 ChatGPT) 指导患者治疗持谨慎态度，但学生对使用 ChatGPT 指导治疗和医学教育持积极看法，这支持了学生可能更愿意使用先进技术的概念。

TAM 结构的分数提供了对 PT 学生对 AI-PC 的接受程度的更深入的了解。所有分数均在中等范围内，PU 和 PEU 得分最高，表明 PT 学生认为 AI-PC 既有用又易于使用。然而，态度和 BI 的分数略低表明，虽然学生承认这些好处，但他们采用 AI-PC 的热情和意图仍在发展。ABU 的最低分数凸显了现实世界的使用有限，强化了该研究的总体结果，即中等接受度。

符合 TAM 的 3 阶段流程，外部因素在影响学生对 AI-PC 的接受度方面起着至关

重要的作用。第一阶段包括 PU 和 PEU，反映了学生对实用性和易用性的看法。这些影响态度，可以替代 BI，形成第二阶段。PU、PEU、态度和 BI 共同预测 ABU。个人、学术和技术因素会影响学生对人工智能技术的看法、态度和采用行为，例如 AI-PC。在所有外部因素中，预测因素、聊天机器人以外的人工智能工具和应用程序的先前经验以及大学隶属关系对学生接受人工智能 PC 的预测影响最强。

由于通过学业进步和同伴网络增加接触，预计年龄较大的学生可能会表现出对 AI-PC 的更大接受度。相反，年轻学生，尤其是 Z 世代，也可能更容易接受，因为他们在数字技术中长大。同样，由于对技术和游戏的兴趣更大，男学生通常被认为表现出更高的接受度。然而，研究结果并不支持这些假设，因为年龄、性别和学术水平与 AI-PC 的接受度没有显著相关性。有几种假设可以解释这一点。首先，人工智能工具的机构整合可以为所有学生提供平等的机会，最大限度地减少人口差异。其次，尽管 Z 世代具有很高的技术能力，但他们对 AI-PC 的采用可能取决于对学术相关性的感知。第三，基于性别的关于技术热情的假设可能不会转化为实际的学术工具使用。

接触人工智能工具越多的学生对人工智能电脑的接受度更高，这是一个合乎逻辑的结果，因为熟悉会增强信心。对于这些学生来说，聊天机器人是他们已经使用的技术的自然延伸，使采用更加直观。Horowitz 等人发现，与理解有限的人相比，对人工智能更熟悉和专业知识的人更有可能支持自主技术，这表明经验可以增强对新技术的接受度。

大学隶属关系成为 AI-PC 接受度的关键预测因素。ZUJ 在 5 个结构中的 4 个（ABU 除外）中记录了显著最低的 TAM 总分和显著最低的分值。它的高录取率类别中的学生比例也最小，在低录取率组中比例最高，这引发了一个问题：是什么解释了 ZUJ 的较低录取率？

一个可能的因素是 CGPA%，因为 ZUJ 的 CGPA%最低。然而，仅 CGPA%不太可能解释结果。例如，尽管 BSU 的 CGPA%最高，但在 TAM 中排名第三，在高录取率学生比例中排名第四。这表明学习成绩并不是录取的决定性因素。

然而，先前的技术经验似乎更具影响力。ZUJ 学生的先前技术经验是所有大学中最低的，这与他们的低录取率相一致。虽然录取率较好的 3 所大学（FCHS、KAU 和 O6U）的先前经验明显较高，但在录取率较低的大学（例如 BSU 和 MTI）中，先前的

经验也相对较低。

尽管学术水平与录取率没有显著相关性，但大多数参与的 ZUJ 学生都在 1 至 3 级，因为几乎所有 4 级学生都是非本国学生，因此被排除在外。此外，ZUJ 的 PT 部门成立仅 4 年。这些因素共同可能导致学生先前的技术经验有限，从而导致他们对 AI-PC 的接受度较低。

相比之下，检查当前的使用情况，ZUJ 显示出中等比例的用户，例如 O6U，这是唯一在其中一种结构中得分明显较高的大学。与此同时，FCHS 目前使用 AI-PC 的学生比例最低。如果当前使用是接受度的关键因素，那么 FCHS 和 O6U 的使用率都应很高，但事实并非如此。这些模式表明，当前的使用并不是接受度的可靠预测指标。

因此，线性回归分析对于阐明哪些外部因素显著预测 PT 学生对 AI-PC 的接受度至关重要。尽管该模型解释了 24% 的方差，但它将先前的技术经验确定为最强的预测因素，证实了早期关于其重要性的假设。分析还证实，CGPA% 和当前使用不是显著的预测因子，因此被排除在回归方程之外。除了先前的经验外，大学隶属关系也成为外部预测因素，尽管影响量较小。这些结果自信地将 ZUJ 的低接受度归因于其学生之前的技术经验有限。

虽然研究结果强调大学隶属关系是录取率的关键预测因素，但这项研究并未详细说明每个国家或机构内学生的详细文化特征。文化规范、师生动态、技术基础设施和教学风格肯定会影响学生对创新的态度。然而，包括每个国家或机构的全面文化概况会不必要地延长论文。为了减少文化偏见并隔离学术和技术因素，只招收本国学生。这种方法有助于消除与跨国文化差异相关的可变性，为评估机构对人工智能聊天机器人接受度的影响提供了更均匀的样本。

有趣的是，结构水平的结果显示了 2 例学生的 ABU 与他们的 PU 或 PEU 不一致。这些差异表明 AI-PC 的认知和实际使用之间存在差距，或者外部因素对行为的影响。一项针对香港 399 名学生的研究表明，虽然对人工智能技术的态度总体上是积极的，但实际使用仍然有限，这凸显了人工智能聊天机器人在教育中的良好看法与有限实际使用之间的差距。另一个例子是在阿拉伯联合酋长国对 265 名刚毕业的医学生进行的一项研究，该研究报告称，他们对人工智能在医学教育和医疗保健领域的未来总体上持积极态度和乐观态度，但也显示 AI-PC 的使用有限。同样，一项针对 693 所中国大学 57 名医学生的全国调查报告称，尽管 91% 的人承认人工智能聊天机器人在

获取医疗信息方面有用，但只有 28.7% 的人使用人工智能聊天机器人进行学习，这加剧了意图与实践之间的脱节。具体来说，O6U 的 ABU 是所有大学中最高的，尽管 PU 和 PEU 分数仅为中等。换句话说，O6U 学生在学习中使用 AI-PC，尽管他们认为 AI-PC 只是中等有用或易于使用。有几个外部因素可以解释这种模式。一种可能性是大学授权，例如课程作业，无论个人看法如何，它都可能推动了使用。另一个是社会影响力，即同行或教职员工的鼓励促进更多的使用。第三种解释可能是习惯暴露；学生可能已经习惯了通过反复接触来使用 AI-PC，尽管 PU 和 PEU 较低，但 ABU 更高。

相比之下，KAU 学生表现出相反的模式，PU 和 PEU 分数较高，但 ABU 较低。这凸显了学生的感知与他们的行为之间的共同差距，特别是当技术可用但尚未完全融入学习过程时。在这种情况下，对 AI-PC 的积极看法不足以推动学术实践中的持续使用。一项大规模研究分析了 34,000 多名大学生的反应，支持了这种模式，表明对教育技术的正面看法并不总是导致使用增加，特别是当这些工具没有嵌入教学中时。

O6U 和 KAU 的研究结果强调了技术接受度的复杂性以及超出个人认知的外部因素的影响。它们说明了这些外部因素有时如何在驱动实际行为时凌驾于个人看法之上，值得进一步探索。

4.2 有限性

虽然这项研究检查了选定的个人、学术和技术因素，但许多其他因素可能有助于 PT 学生接受 AI-PC。其中包括学生的学习风格、性格特征、学业负荷、技术焦虑、自我调节的学习技能、语言能力、教师支持以及对互联网连接等物理资源的访问。

4.3 进一步工作

虽然这项研究侧重于影响 PT 学生 AI-PC 的个人、学术和技术因素，但几个更广泛的背景变量值得在未来的研究中进行探索。其中包括对该地区国家内部和跨国家/地区的学生文化进行更深入的调查，例如学生如何与教师和技术互动、他们的期望以及他们所处的学习环境。此外，PT 课程结构的变化，例如 4 年制与 5 年制、入学模式和升学率，可以进一步了解学生对采用教育技术的准备情况和态度。未来的研究也可能受益于考虑国家法规和许可框架，这些法规和许可框架塑造了 PT 教育的连续性，包括实习、研究生培训和继续教育的整合。这些要素虽然超出了我们的研究范围，但对于在更广泛的 PT 教育背景下全面了解技术接受度至关重要。

结论

PT 学生表现出对 AI-PC 的适度接受度。大学隶属关系、CGPA%、既往技术经验和当前使用情况被确定为影响学生接受程度的外部因素。然而，回归模型证实，先前的技术经验是 PT 学生接受 AI-PC 的最强预测因素。

***注：**原文和译文版权分属作者和译者所有，若转载、引用或发表，请标明出处。