

# 人机协同模式下学业失败影响因素与提升路径研究

## Research on the Influencing Factors and Improvement Paths of Academic Failure in the Human-computer Collaboration Mode

晋欣泉<sup>1</sup>, 陈映彤<sup>1</sup>, 姜强<sup>2</sup>, 张红英<sup>1</sup>

<sup>1</sup>江南大学 江苏“互联网+教育”基地

<sup>2</sup>东北师范大学 信息科学与技术学院

\* [1158230107@stu.jiangnan.edu.cn](mailto:1158230107@stu.jiangnan.edu.cn)

**【摘要】**人机协同模式在教育领域的应用日益广泛,但仍存在学业失败的现象。基于 I-E-O 理论模型,利用结构方程模型,探究人机协同模式下学业失败影响因素。研究发现,任务技术契合度、人机交互感知、尽责性对学习投入与学习效果具有显著正向影响。据此,研究提出了强化语言交互的精准性,提升协同效率、提升师生与机器的协同能力,推动人机共学、加强协同交互的情感支持等提升路径,旨在更好地发挥人机协同模式的优势,提高教学效果和学习效果,为学生的全面发展提供有力支持。

**【关键词】**人机协同; 学业失败; 影响因素; 提升路径

**Abstract:** The human-machine collaboration model is increasingly used in education, but academic failure still exists. Based on the I-E-O model and using structural equation modeling, the study explored influencing factors of academic failure in this mode. It found task-technical fit, human-computer interaction perception, and conscientiousness significantly positively affect learning engagement and effectiveness. Accordingly, the study proposed enhancing the accuracy of language interaction, improving collaboration efficiency, boosting teacher-student-machine collaboration ability, promoting human-computer co-learning, and strengthening emotional support in collaborative interaction. These aim to better leverage the advantages of the human-machine collaboration model, improve teaching and learning effects, and provide strong support for students' all-round development.

**Keywords:** Human-Machine Collaboration; Academic Failure; Influencing Factors; Improvement Paths

### 1. 引言

在党的二十大报告中,明确提出“要推动教育变革和创新,推进教育数字化,构建网络化、数字化、个性化的教育体系”。同时,随着人工智能技术的快速发展,互联网和移动终端的普及为人大协同教育的发展奠定了坚实基础(刘三女牙等人, 2024)。人大协同模式在教育领域的应用日益广泛,使教育教学更加能够满足学生的个性化需求。人大协同,作为人类与计算机或人工智能系统之间有效合作的工作模式,旨在通过整合双方的优势资源,实现教育过程的优化与教学效果的提升(顾小清和郝祥军, 2022; 黄国祯等人, 2022)。然而,在实际应用中,人大协同模式并非总能达到预期效果,学业失败的情况屡见不鲜(魏海涛等人, 2025)。人大协同学习环境的复杂性、学习者自主性不足以及缺乏有效的学习支持等因素,导致部分学生在人大协同学习过程中的学业质量并不理想。因此,深入研究影响人大协同模式下的学业失败因素,旨在优化人大协同模式的应用效果,提高教学质量与学习效果。

人大协同模式体现了人类智慧与机器计算能力的深度融合,学业失败作为人大协同模式下的一个重要问题,其背后的影响因素复杂多样,既涉及技术层面的限制,也关乎教育理念、模式以及人类与机器之间的交互方式等深层次问题。学者们目前主要从以下三方面探究了学业失败影响因素。一是技术层面的限制因素。通过对比不同平台功能学习者的学习效果,发现缺乏有效的人际互动、即时的问题解答、难以集中和维持注意力是制约学习者在线学业发

展的障碍因素之一（周雪涵等人，2022）。魏海涛等（2025）采用 Ordered-Logit 模型分析自主学习、学习共同体、情境创设均对在线学习效果产生显著的正向影响。由于技术术语或专业语言的使用，可能导致学生难以理解机器的反馈或建议，从而影响人机交互效果。二是教学层面的限制因素。从教育理念角度出发，从学习课前、课中、课后三阶段以及课程评价方式等维度，探讨教学模式、课程设计对人机协同模式的制约。有学者借助社会网络分析方法研究发现平台设计、教学资源、教师和交互会对学习者的在线学习效果产生影响（董伟等人，2020）。三是个体层面的限制因素。一些学者从学生自身的角度出发，研究了自身技能水平对人机协同效果的影响。裴棕伟、宋平平（2024）基于非线性门限回归模型进行研究发现资源条件保障因素和学习者自身学习能力因素在“学习行为低效”区制中的影响相对较大。也有一些学者关注于学习动力和兴趣对人机协同效果的影响（晋欣泉等人，2025）。尽管现有研究对学业失败学习者的影响因素进行了多方面的探讨，但往往侧重于某一方面的影响因素，缺乏对人机协同模式下学业失败问题的系统性分析，未全面揭示学业失败的复杂成因。

据此，研究基于“输入-环境-输出”（I-E-O）理论模型，以学习属性、学习投入、学习效果分别作为输入层、情景层和结果层，构建了包含任务技术契合度、人机交互感知、学习动机、尽责性等在内的影响因素假设模型，旨在系统分析人机协同模式下学业失败的影响因素，并探讨各因素之间的相互作用关系，以此来为人机协同模式在教育领域的应用提供有力的理论支撑和实践指导，构建更加高效和谐的人机共学环境。

## 2. 理论基础与研究假设

### 2.1. 理论依据

从发展的角度来看，学业失败是一个多维度、复杂性的概念，指学习者在某个学习阶段或某项学习任务终结评价中未能达到合格水准的现象。在人机协同学习过程中，影响大学生取得学习成功的因素是多维度的。从社会学的宏观视角探析院校影响因素，Astin（1970）的 I-E-O 模型是最具影响力和能够全方位分析大学生发展过程的影响因素理论模型，通常被视为指导分析一系列关于大学生学业成就研究的理论基础，被广泛应用于探究影响大学生学习的因素研究。据此，本研究引入 I-E-O 理论模型作为理解学业失败影响因素的基础理论模型，旨在廓清导致学习者学业困难的影响要素。本研究基于六个特征变量，结合学习者自身因素与院校研究情境的关系，在此理论框架下，学习的“输入”、“环境”与“结果”三者，被逻辑严谨地线性关联起来，如图 1 所示，为本研究揭示学困生问题的影响要素提供理论指导。

输入层聚焦学习者在学习初始阶段的内部个体因素和外部学习输入，为学习过程提供基础条件；环境层以学习投入为核心，强调学习者在特定学习情境中与外部环境的动态交互过程。根据 Astin（1984）的学习投入理论，学习投入不仅是学习者内在特质的外显，更是人机协同等外部因素与学习者交互作用的动态结果，因此将其归为环境层；结果层则通过知识技能、学习能力、认知结构等多维度评估协作学习效果，体现学习过程的最终产出。这一划分既明确了各层次的功能定位，也突出了学习投入作为连接输入与输出的关键中介作用，为研究人机协同模式下的学习过程提供了清晰的理论框架。

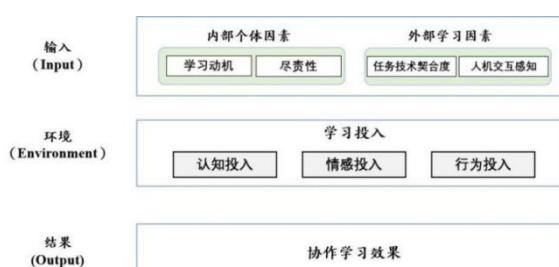


图 1 人机协同模式下学业失败影响因素的 I-E-O 框架

## 2.2. 研究模型与假设

鉴于人类作为具有主观能动性的主体，学习者能够凭借自身既有的学习属性，自主抉择并灵活调控其学习进程。当个体遭遇学校学习环境中诸多现实因素的动态作用时，其本质将随之发生转变，从而对学习者的学习历程与成果产生基础性且深远的影响。在此过程中，学习投入亦扮演着举足轻重的角色。鉴于此，本研究以学习效果影响因素的 I-E-O 框架为基石，构建了影响因素假设模型，如图 2 所示。该模型旨在全面而系统地剖析影响学习者学业表现的诸多因素，为深入理解人机协同模式下的学业失败现象提供理论支撑。

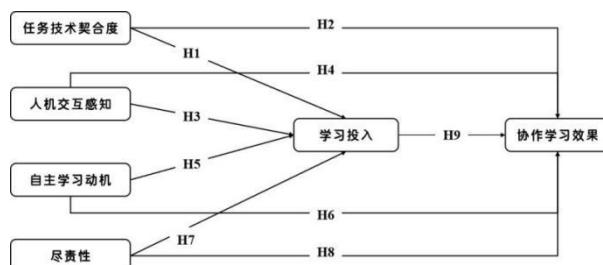


图 2 理论假设模型

### 2.2.1. 任务技术契合度因素

在技术深度融合教育教学的背景下，教学设计的精妙架构不仅勾勒了学生参与学习活动的清晰脉络，更在无形中塑造了学生学习的发生概率与演进轨迹。其中，任务技术契合度直接关系到学习者参与学习活动的体验与成效 (Isaac et al., 2019)。具体而言，当任务技术契合度较低时，学习者在人机协同模式下的学习活动中，可能会因技术障碍或任务不匹配而承受额外的学习认知负荷，进而影响其学习投入与最终效果。有研究者指出任务技术契合度对学习动力与参与度产生积极影响，任务技术契合度不足，可能削弱学习者的学习动力与参与度，增加学习负担，产生认知负荷，进而对学习效果产生负面影响 (Isaac et al., 2019)。反之，若任务技术契合度较高，则能显著提升学习者的学习体验，激发学习者的学习兴趣与动机，促进其更加积极地投入到学习活动中，进而优化学习效果。因此，研究提出假设：

假设 1 (H1)：任务技术契合度对学习投入有正向影响。

假设 2 (H2)：任务技术契合度对协作学习效果有正向影响。

### 2.2.2. 人机交互感知因素

人机交互感知倾向是指通过构建智能化、个性化的学习环境，学习者与人工智能系统在交互过程中展现出的偏好或趋势 (Sarwar et al., 2019)。从技术角度来看，一方面，人机交互感知对学习投入的正向影响体现在增强了学习者的学习动力。通过提供即时的反馈与指导，帮助学习者及时调整学习策略，优化学习过程，进一步提升了学习投入。另一方面，当学习者在人机协同交互的环境中投入更多时间与精力时，他们能够获得更加深入、全面的学习体验，从而取得更好的学习效果。Vygotsky 和 Cole (1978) 将学习视为社会建构过程，学习者与智能平台之间的协同建构过程，有效促进了资源的共享，可有效提高学业成就。智能平台不仅作为知识的提供者，更作为学习的伙伴和引导者，与学习者共同探索、解决问题，提供个性化的学习资源与路径，促进知识、技能和价值观的传递与内化。因此，研究提出假设：

假设 3 (H3)：人机交互感知对学习投入有正向影响。

假设 4 (H4)：人机交互感知对协作学习效果有正向影响。

### 2.2.3. 个体因素

学习普遍被认为是个体内部因素与外部情境因素相互影响的结果，个体因素对学习过程和结果产生重要影响，高水平的学习动机和责任心成为取得高学术成就学习者的核心特征。自主动机是学习者对于不同学习活动的参与倾向和解释事件发生方式的一种内部意愿，可引发或调节学习投入。学生的自主动机的程度在增强学习方面起着近端的作用，自主动机是受到个体认可与自身意志影响，自主选择而做出的行为，并且与受控形式的动机相比，更自主的动机类型始终与积极的学习过程和结果相关 (Howard et al., 2021)。尽责性是一种人格特质，

反映了个人对成就的需要、对任务的承诺以及道德上的谨慎，包括自我控制、责任、勤奋、组织管理等，始终与学习者的学习绩效产生积极关联，是在学校取得成功的必要先决条件。

综上所述可知，自主动机和尽责性都是驱使个人从事学习活动的力量，在解释学习期间学习效果差异方面起着特别重要的共同作用。因此，研究提出假设：

假设 5 (H5)：自主学习动机对学习投入有正向影响。

假设 6 (H6)：自主学习动机对协作学习效果有正向影响。

假设 7 (H7)：尽责性对学习投入有正向影响。

假设 8 (H8)：尽责性对协作学习效果有正向影响。

#### 2.2.4. 学习投入

学习投入被认为是一个过程变量，多数研究者提出并证明了学生学习投入对输入因素与学习结果之间关系的中介作用 (Jianpeng, 2018)。这种中介作用意味着，学习投入不仅直接受到输入因素的影响，还进一步影响着学习结果的好坏。深层次学习投入者，不仅会深思熟虑地应用高阶或有意义的处理策略，深入思考与理解新的学习内容，时刻检查反思自身学习过程和结果是否存在需要改进的地方，对学习效果有积极影响 (马志强等人, 2024)。同时，深层次学习投入者还对学习保持良好的好奇心和对接受到的教育感到满意。这种好奇心驱使他们不断探索未知领域，拓宽知识视野，增强学习动力，积极参与学习活动，从而形成良好的学习态度和习惯。这种情感态度上的投入，不仅显著影响了他们更高层次的认知技能，如批判性思维、创新思维等的发展，还有助于提高他们的学习成绩。因此，研究提出假设：

假设 9 (H9)：学习投入对协作学习效果有正向影响。

### 3. 影响因素实证研究

本研究使用有目的抽样方法来选择参与者，因此，调查对象以经历人机协同学习课程中考核低于 60 分的学习者为例，这些学生在课程中参与人机协同学习活动，在课前、课中、课后均与人工智能共同完成学习任务。随后，进行了调查问卷的设计工作。通过系统梳理和分析高等教育领域关于学习效果影响因素的现有文献，本研究为所提出的理论假设模型中的每个结构维度生成了初步的问卷问题项目。为进一步确保问卷内容的科学性和有效性，本研究还邀请了高等教育领域的专家对初始问卷项目进行了审阅和修改，吸纳了专家的专业意见和建议。在问卷设计完成后，采用了在线发放的方式，广泛收集了目标参与者问卷数据。基于收集到的问卷数据，对研究对象进行了严格的筛选，确保了样本的代表性和可靠性。最后，利用结构方程模型对理论假设进行了实证检验。

#### 3.1. 量表设计

本研究采用问卷调查法收集相关数据。研究使用的所有项目均基于现有研究开发，在借鉴并参考了国内外多个相关成熟问卷的基础上，根据研究目的和专家咨询建议，对调查问卷进行了相应修订。该问卷共分为两大部分，第一部分为学习者个人信息调查，通过设置问题，是否参与过人机协同任务以及该任务最终考核成绩，筛选经历过人机协同学业任务失败的学习者。第二部分共涉及假设模型中六个变量的情况调查，分别为改编自 Isaac 等 (2019) 的任务技术契合度、改编自 Sarwar 等 (2019) 的人机交互感知、来自 Jeno 等学者 (2021) 的学习动机、改编自 Miron 等 (2004) 的尽责性，以及改编自 Elmaadaway 等 (2018) 学习投入问卷和改编自 Ali 等 (2021) 的学习效果，采用五点李克特量表，其中 1 表示“非常不同意”，5 表示“非常同意”。

本研究虽聚焦学业失败因素，但变量和量表设计从正向影响出发，基于理论与实践双重考量。理论上，依据 Astin 的 I-E-O 模型，学业成功是输入与环境因素相互作用的结果，正向因素的缺失或不足往往是学业失败的重要原因。通过正向设计，能清晰揭示这些因素对学习效果的促进作用，进而反向剖析学业失败的潜在机制。实践上，这种设计有助于构建积极的学习环境，为教育干预提供更具建设性的方向。通过识别和优化对学习效果有显著正向影响的因素，可以为减少学业失败提供明确的干预路径。

### 3.2. 参与者

向来自不同专业领域和入学年份的高等教育机构的学习者发放在线问卷。经筛选，有效受访者共为 275 人。其中在性别上，包括 168 名女性（61%）和 107 名男性（39%）；在年龄上在 18 至 25 岁之间，平均年龄为 22 岁；年级分布多集中在大学三年级，分别来自教育学、理学、艺术学等不同专业，其中，教育学 36%、计算机科学 32% 占比较高。

### 3.3. 统计分析

使用 SPSS 和 AMOS 软件进行建模分析，采用 SPSS 先进行描述性统计分析，随后采用验证性因子分析，来分析各题项指标用于测量各维度潜在变量的符合程度，最后使用 AMOS 进行结构方程建模，对所提出的假设模型进行检验，通过路径分析为理解变量之间的关系提供有价值的指导。

#### 3.3.1. 模型信效度检验

结构方程模型中共输入了 23 个可观察的测量题目。为确保后续模型检验的准确性，将测量题项，进行信效度检验，通过检查 Cronbach's  $\alpha$  系数、复合可靠性（Composite Reliability，简称 CR）和平均提取方差值（Average Variance Extracted，简称 AVE）来评估结构可靠性。对于 Cronbach's  $\alpha$  系数和 CR 值，可靠性标准应该高于 0.7，且 AVE 的临界值应为 0.5。在本研究中，整体调查问卷的 Cronbach's  $\alpha$  系数的值为 0.860，且模型中六个变量组合信度 CR 值最小值为 0.766，均大于 0.7，表明问卷数据信度质量较高，题项予以保留。

在效度方面，KMO 值为 0.887，Bartlett 球形检验的 sig. 值为 0，表明问卷信度符合研究标准。通过对 6 个因子，23 个题目项进行验证性因子（Confirmatory Factor Analysis，简称 CFA）分析可知，各潜在变量的 AVE 的开根号值与该潜变量及其他所有潜变量的皮尔森相关之间的关系总体符合判定标准（见表 1），6 个因子对应的 AVE 值最小为 0.512，高于推荐阈值，且因子载荷系数值均大于 0.7，说明各因子与测量项之间存在着良好的对应关系，区分效度较好，测量模型的内在一致性良好。

表 1 Pearson 相关与 AVE 平方根值

	学习效果	任务技术契合	学习动机	人机交互感知	尽责性	学习投入
学习效果	0.747					
任务技术契合度	0.249(0.000***)	0.735				
学习动机	0.069(0.257)	0.019(0.748)	0.72			
人机交互感知	0.118(0.040**)	0.09(0.136)	0.454(0.000***)	0.727		
尽责性	0.318(0.000***)	0.312(0.000***)	0.125(0.039**)	0.245(0.000***)	0.731	
学习投入	0.363(0.000***)	0.185(0.002***)	0.291(0.000***)	0.399(0.000***)	0.349(0.000***)	0.716

注：对角线以下的数值为 Pearson 相关系数；斜对角线粗体数字为 AVE 平方根值

#### 3.3.2. 测量模型检验

为检验所构建模型拟合程度，本研究采用最大似然估计法（Maximum Likelihood）检验研究模型的整体拟合，选取卡方自由度比（ $\chi^2/df=1.731$ ）、近似误差均方根值（RMSEA=0.052）、残差均方根（RMR=0.049）、适合度指标（CFI=0.937）、非规范配适指标（NNFI=0.926）等常用指标对模型拟合程度进行判定。由表 2 可知，研究模型的各指标均达到了拟合标准，可以判定该模型可以适配。

表 2 结构模型拟合结果

模型拟合指标	判断标准	实际值
卡方值与自由度的比值（ $\chi^2/df$ ）	<3	1.731
近似误差均方根值（RMSEA）	<0.1	0.052
残差均方根（RMR）	<0.05	0.049
适合度指标（CFI）	>0.9	0.937

### 3.3.3. 假设路径检验

假设路径检验分析结果如表 3、图 3 所示。根据数据分析结果可得，有 7 条路径在统计学上有显著性意义，支持原有假设。结果显示，学习投入会对学习效果 ( $\beta=0.332$ ,  $p<0.001$ ) 产生显著性正向关系。任务技术契合度与学习效果 ( $\beta=0.294$ ,  $p<0.001$ ) 间的路径关系具有显著正相关，与学习投入 ( $\beta=0.21$ ,  $p=0.026<0.05$ ) 之间的路径存在正向影响。在学习者个体因素中，尽责性和学习投入 ( $\beta=0.357$ ,  $p=0.001$ )、学习效果 ( $\beta=0.169$ ,  $p=0.007$ ) 之间的路径关系均呈现出显著正相关；但自主学习动机与学习投入 ( $\beta=0.199$ ,  $p=0.169$ )、与学习效果 ( $\beta=0.031$ ,  $p=0.501$ ) 之间的路径关系不显著。人机交互感知与学习投入 ( $\beta=0.403$ ,  $p=0.002<0.005$ )、学习效果 ( $\beta=0.153$ ,  $p=0.044$ ) 之间的正向路径关系具有显著性。总体来看，不同因素直接或间接影响学习效果。任务技术契合度、人机交互感知、尽责性、学习投入对学习效果同样有正向直接影响，但自主学习动机对学习投入和学习效果的影响不具有显著性。

表 3 模型的路径分析数据

假设	路径	Estimate	S.E.	C.R.	P	显著性	结果
H1	任务技术契合度→学习投入	0.21	0.095	2.219	0.026**	显著	支持
H2	任务技术契合度→学习效果	0.294	0.04	3.78	0.000***	显著	支持
H3	人机交互感知→学习投入	0.403	0.13	3.1	0.002***	显著	支持
H4	人机交互感知→学习效果	0.153	0.059	1.93	0.044*	显著	支持
H5	自主学习动机→学习投入	0.199	0.145	1.376	0.169	不显著	不支持
H6	自主学习动机→学习效果	0.031	0.036	0.062	0.501	不显著	不支持
H7	尽责性→学习投入	0.357	0.111	3.206	0.001***	显著	支持
H8	尽责性→学习效果	0.169	0.062	2.718	0.007***	显著	支持
H9	学习投入→学习效果	0.332	0.087	3.814	0.000***	显著	支持

注： \*\*\* $p<0.001$ ; \*\* $p<0.01$ ; \* $p<0.05$

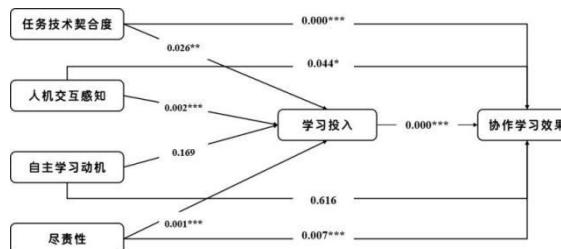


图 3 结构模型结果

## 4. 提升路径

通过实证研究，针对人机协同环境下在线学业失败者的影响因素，为优化在线学习时的任务技术契合度、加强人机交互感知、培养个体积极的学习动机和尽责性，以此提高学习者的学习投入，从而全面提升学习者的在线学习效果，有效减少人机协同模式下的学业失败现象，提出以下路径：

### 4.1. 强化语言交互的契合度，提升协同效率

不断优化机器学习算法，提高其识别学生需求和提供精准化学习支持的能力。研究结果发现任务技术契合度与学习投入和协作学习效果成正相关，说明优化任务与技术匹配，确保技术工具始终与任务需求保持高度契合有助于提高学习参与和效果。一是致力于减少算法偏见，通过优化算法设计，确保机器对语言的理解和生成更加准确、客观，避免因算法偏差导致的误解和错误信息传播（马志强等人，2024）。二是完善数据集是提升人机协同中语言交

互质量的重要保障。数据集的丰富性和多样性能够使机器更好地理解和适应不同的语言表达方式，从而提高语言交互的精准性。教师在实践过程需要以适切性为原则，合理选择和运用智能技术，提高教学任务的契合度，确保人机协同学习的高效运作，优化交互设计，拟合学习目标(和文斌等人, 2024)。同时，应加强对教师的培训和支持，提高其使用人机协同模式进行教学的能力和效果。

#### 4.2. 提升师生与机器的协同能力，推动人机共学

建立更加清晰、明确的人机沟通机制，确保信息能够准确、高效地传递。研究结果表明，人机交互感知对于提升学习投入与学习效果具有显著的积极影响。一方面，增强适应性是优化人机交互体验的核心基石。机器系统需具备高度的适应性能力，能够依据不同师生个体的特性与需求，灵活调整交互模式与内容，从而实现更加自然、顺畅的人机互动。另一方面，优化沟通机制对于提升人机协同工作效能至关重要。人与机器同是当下及未来学习的建构主体（李永梅和谭维智, 2024），构建更为高效的人机沟通机制，将有效促进师生与机器间的信息流通与反馈循环，及时化解交互过程中遇到的各类问题，进而提升协同学习的成效。通过强化师生与机器的协同合作能力，能够更充分地发挥人机协同的互补优势，推动人机共学模式的深入发展与广泛应用。

#### 4.3. 加强协同交互的情感支持，增强责任意识

研究发现尽责性与学习投入和学习效果呈显著的正相关，但自主学习动机未有显著的影响。原因可能在于经历过学业失败的学习者可能本身自主学习动机较低，从而无法观察到其对学习投入和学习效果的显著影响。据此，一是基于多角色智能体的定制设计（王辞晓和伍潇贝, 2024）。通过识别不同角色（如教师、学生、AI 助手等）互动特征，如角色转换频数、角色维持时长均值、角色能级均值等，设计人机交互学习预警机制。当某些互动特征偏离正常范围时，预警机制可以及时发出警报，提醒教师和 AI 助手引导学生更积极地参与讨论和交流。二是基于多场景干预策略的个性设计。通过实证研究评估不同干预策略的效果，如角色感知策略旨在帮助学生更清晰地认识到自己在协作学习中的角色和职责；角色建议策略则是根据学生的个性和能力，为他们提供适合的角色选择建议；而角色配置策略则是教师或系统根据教学需求和学生特点，对团队成员进行科学合理的角色分配，以确定哪些策略在不同教学场景和学习目标更为有效，促进人机协同学习的良性发展，为提升学业成就提供有力保障。

### 参考文献

- 马志强、尤欣雅、崔鑫和涂芸芳（2024）。有序网络分析：面向教育会话互动关系多维刻画的方法。*现代远距离教育*, 1-18。
- 王辞晓和伍潇贝（2024）。基于关键角色互动特征识别的协作学习预警研究。*电化教育研究*, 45(07), 81-89。
- 刘三女牙、郝晓晗和李卿（2024）。教育科研新范式：人工智能驱动的教育科学研究。*教育研究*, 45(03), 147-159。
- 李永梅和谭维智（2024）。从机器学习走向人机共学：以语言为桥梁。*开放教育研究*, 06, 4-12。
- 周雪涵、李秋劼、徐笛和布拉德·博斯蒂安（2022）。如何在线学习中取得成功——基于美国 18 所社区学院的学生开放式问卷调查。*北京大学教育评论*, 03, 42-62+188。
- 和文斌、赵帅、阿不来提·瓦依提, 塔卫刚和徐恩伟（2024）基于生成式人工智能的人机协同学习更能提升学习成效？——基于 20 项实验和准实验的元分析。*开放教育研究*, 05, 101-111。
- 晋欣泉、姜强和马志强（2024）。数字时代教育变革视域下高校学困生的诱因识别与演化机理研究。*中国高教研究*, 1, 1-11。
- 顾小清和郝祥军（2022）。从人工智能重塑的知识观看未来教育。*教育研究*, 43(09), 138-149。

黄国祯、方建文和涂芸芳 (2022)。人工智能教育应用研究的全球图景与趋势。现代远程教育研究, 34(03), 3-14。

董伟、张美、高晨璐和潘海生 (2020)。基于用户体验的在线教育平台学习效果影响因素研究。中国远程教育, 11, 68-75。doi:10.13541/j.cnki.chinade.2020.11.008。

裴棕伟和宋平平 (2024)。基于多维影响因素的在线学习绩效监测预警研究。数量经济研究, 02, 164-18。

魏海涛、吴佳颖和周湘林 (2025)。意义建构:高校在线学习的影响因素及其逻辑机理探析。中国人民大学教育学刊, 1-19。

Astin, A. (1970). The methodology of research on college impact. *Sociology of Education*, 223-254.

Ali, M., Amir, H., & Ahmed, M. (2021). The role of university switching costs, perceived service quality, perceived university image and student satisfaction in shaping student loyalty. *Journal of Marketing for Higher Education*, 1-22.

Elmaadaway, & Nagy, M. A. (2018). The effects of a flipped classroom approach on class engagement and skill performance in a Blackboard course. *British Journal of Educational Technology*(3), 479-491.

Howard, J. L., Bureau, J. S., Guay, F., Chong, J., & Ryan, R. M. (2021). Student motivation and associated outcomes: A meta-analysis from self-determination theory. *Perspectives on Psychological Science*, 16(6), 1300-1323.

Isaac, O., Aldholay, A., Abdullah, Z., & Ramayah, T. (2019). Online learning usage within yemeni higher education: the role of compatibility and task-technology fit as mediating variables in the is success model. *Computers & education*, 136(JUL.), 113-129.

Jianpeng, G. (2018). Building bridges to student learning: perceptions of the learning environment, engagement, and learning outcomes among Chinese undergraduates. *Studies In Educational Evaluation*, 59, 195-208.

Jeno, L. M., Nylehn, J., Hole, T. N., Raaheim, A., Velle, G., & Vandvik, V. (2021). Motivational determinants of students academic functioning: the role of autonomy-support, autonomous motivation, and perceived competence. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 1-18.

Miron, E., Erez, M., & Naveh E. (2004). Do Personal Characteristics and Cultural Values That Promote Innovation, Quality, and Efficiency Compete or Complement Each Other? *Journal of Organizational Behavior*(2), 175-199.

Sarwar, B., Zulfiqar, S., Aziz, S., & Chandia, K. E. (2019). Usage of Social Media Tools for Collaborative Learning: The Effect on Learning Success With the Moderating Role of Cyberbullying. *Journal of Educational Computing Research*(1), 246-279.

Vygotsky, L. S & Cole, M. (1978). *Mind in society: Development of higher psychological processes*. New York: Harvard University Press.