

# 智能技术赋能下大学英语听力教学改革与实践——基于 OBE 与 O-AMAS 的融合模式研究

周 安<sup>1,\*</sup>, 尚怡琳<sup>2</sup>

1. 长安大学,外国语学院, 陕西 西安, 710064

2. 西北工业大学附属中学, 陕西 西安, 710072

**摘要:** 本研究旨在构建并验证一个整合了成果导向教育 (OBE)、O-AMAS 有效教学模型与人工智能 (AI) 技术的创新型大学英语听力教学模式。该模式的核心是创建一个由 AI 驱动的多模态评价体系, 并将其深度嵌入 O-AMAS 教学闭环, 以实现“以评促学”。研究采用混合方法设计, 对某高校两个平行班级 (实验组 N=52, 对照组 N=50) 进行了为期 16 周的教学实验。实验组采用新型融合模式, 对照组采用传统听力教学模式。数据收集包括听力水平前后测、AI 平台学习行为日志、课堂观察以及半结构化访谈。量化分析显示, 实验组在后测听力成绩上显著高于对照组 ( $p<.01$ ), 且在听力微技能“细节抓取”和“推理判断”上进步尤为明显。质性数据分析揭示了该模式在提升学习投入度、提供及时反馈和促进目标清晰度方面的积极影响。研究表明, 该“OBE-AI-O-AMAS”融合框架通过建立动态、精准的评价-教学闭环, 能有效促进 EFL 听力能力的生成性发展, 为智能时代的语言技能教学改革提供了可操作的路径与实证依据。

**关键词:** 成果导向教育 (OBE); O-AMAS 模型; 人工智能 (AI); 英语听力教学; 多模态评价; 教学闭环

## Reform and Practice of College English Listening Teaching Empowered by Intelligent Technology: A Study on the Integrated OBE and O-AMAS Model

An Zhou<sup>1,\*</sup>, Yilin Shang<sup>2</sup>

1. Chang'an University, School of Foreign Studies, Xi'an, Shaanxi, China, 710064

2. The Middle School Attached to Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi, China, 710072

**Abstract:** This study aims to construct and validate an innovative instructional model for college English as a Foreign Language (EFL) listening, which integrates Outcome-Based Education (OBE), the O-AMAS effective teaching model, and Artificial Intelligence (AI) technologies. At the core of this model is the creation of an AI-driven multimodal assessment system, deeply embedded within the O-AMAS teaching cycle to enact the principle of "assessment for learning." A mixed-methods design was employed, conducting a 16-week teaching experiment with two parallel classes (Experimental group, N=52; Control group, N=50) at a university. The experimental group received instruction via the new integrated model, while the control group followed a traditional listening teaching approach. Data collection included pre- and post-tests of listening proficiency, AI platform learning behavior logs, classroom observations, and semi-structured interviews. Quantitative analysis revealed that the experimental group significantly outperformed the control group on the post-test ( $p<.01$ ), with particularly notable improvement in the listening micro-skills of "detail extraction" and "inferential judgment." Qualitative data analysis uncovered the model's positive impact on enhancing learning engagement, providing timely

feedback, and promoting goal clarity. The findings indicate that the integrated "OBE-AI-O-AMAS" framework, by establishing a dynamic and precise assessment-teaching cycle, can effectively foster the generative development of EFL listening competence. This study offers an actionable pathway and empirical evidence for reforming language skill instruction in the intelligent era.

**Keywords:** Outcome-based education (OBE); O-AMAS model; artificial intelligence (AI); English listening instruction; Multimodal assessment; Teaching cycle

在全球高等教育深刻变革的背景下,成果导向教育(Outcome-Based Education, OBE)已成为工程教育认证及各类专业人才培养的核心理念<sup>[1]</sup>。OBE 强调以学生最终应获得的学习成果为起点,反向设计课程与教学,并持续改进。然而,在诸如大学英语(EFL)听力等基础技能课程中,OBE 理念的落地常面临双重挑战:其一,宏观的课程成果目标如何科学地分解并有机融入每一堂具体的课堂教学之中;其二,传统的、以终结性考试为主的评价方式,如何转变为能够持续诊断、反馈并促进能力发展的过程性评价体系<sup>[2]</sup>。

与此同时,以学生为中心的互动教学模型不断涌现,旨在提升课堂效率。其中,南开大学李霞教授团队提出的 O-AMAS 有效教学模型,因其简洁高效的“目标(Objective)、激活(Activation)、多元学习(Multiple Learning)、测评(Assessment)、总结(Summary)”五步闭环而受到广泛关注<sup>[3]</sup>。该模型为落实以学生为中心的理念提供了操作性框架。然而,在听力教学场景中,其实施效果在很大程度上受限于教师对学生个体听力理解过程的实时洞察能力。教师难以在有限的课堂时间内对每位学生的微观技能弱点进行精准诊断,从而导致教学干预的针对性和个性化不足。

近年来,人工智能(AI)技术,特别是在语音识别、自然语言处理和学习分析等领域的突破,为解决上述困境带来了新的契机<sup>[4]</sup>。AI 能够对学习者的听力行为进行细粒度分析,提供自适应学习路径,并给予即时、个性化的反馈,从而为构建一个贯穿学习全过程的多模态、形成性评价体系奠定了坚实的技术基础<sup>[5]</sup>。

基于此,本研究试图回答的核心问题是:如何将 OBE 的顶层设计理念、O-AMAS 的高效课堂教学流程与 AI 的智能赋能技术进行深度、系统性融合,从而构建一个以 AI 驱动的多模态评价为引擎的新型 EFL 听力教学模式?该创新模式相较于传统教学模式,能否在提升学生的综合听力能力、优化其学习过程体验方面产生统计学上的显著优势?本研究通过一项严格的准实验研究,旨在构建这一融合框架并实证检验其有效性,以期为推动大学英语听力教学从“经验驱动”向“数据驱动”的范式转变提供理论模型与实证案例。

## 1 文献综述

### 1.1 OBE 理念在语言教学中的应用与挑战

OBE 理念由 Spady 等人系统阐述,其核心在于教育设计应始于对学生在完成学习后能够展示的、可观测的成果的清晰界定,并以此反向规划课程、教学与评价。在 EFL 教学领域,OBE 的应用促使教学焦点从“教材内容覆盖”转向“学生能力达成”<sup>[6]</sup>。学者们围绕基于 OBE 的课程大纲重构<sup>[7]</sup>、能力指标矩阵开发等展开了探讨。然而,听力能力的内隐性和过程性特质,使其成果比语法、词汇等显性知识更难被精确拆解与量化评估<sup>[8]</sup>。现行的教学实践往往将期末听力考试作为 OBE 成果的主要甚至唯一证据,这种总结性评价方式虽能测量最终结,却无法揭示学习过程,难以对教学与学习过程形成有效的实时反馈与驱动,背离了 OBE 持续改进的初衷。

## 1.2 O-AMAS 有效教学模型的理论与实践

O-AMAS 模型是扎根于中国教学情境提出的高效课堂互动解决方案。它通过五个紧密衔接的环节，确保学生在课堂上的深度参与和认知投入。实证研究表明，该模型能有效提升课堂活力、学生学习动机与即时学习效果<sup>[9]</sup>。然而，将其应用于听力教学时，其“测评（A）”环节面临显著挑战。课堂时间有限，教师很难运用传统手段对每位学生的听力理解过程（如辨音失误、信息关联断裂、推理偏差等）进行即时、个性化的诊断。这使得教师难以获取精准数据来支撑后续的“总结（S）”与新一轮的“目标（O）”设定，可能使模型陷入“虽有闭环，但反馈模糊”的境地。

## 1.3 AI 在语言学习与评估中的赋能角色

AI 在语言教育中的应用已从计算机辅助语言学习（CALL）演进至智能计算机辅助语言学习（ICALL）阶段<sup>[10,11]</sup>。在听力技能领域，AI 的赋能体现在多个层面：语音识别技术为发音评估和语音文本转化提供了支持<sup>[12]</sup>；自适应学习算法能够根据学习者水平动态推送差异化的听力材料与练习<sup>[13]</sup>；自然语言处理技术可用于开发自动问答、摘要评估系统，以检测理解程度<sup>[14]</sup>；学习分析技术则能挖掘学习行为日志数据，描绘学习者画像，预测学习风险<sup>[15]</sup>。这些技术的汇聚，使得构建一个覆盖“输入（听觉刺激）—处理（认知建构）—输出（理解表现）”全链条的多模态评价体系成为可能。此处的“多模态”不仅指评价目标维度的多元（如辨音、主旨提取、细节记忆、推理判断），更指评价数据来源的丰富性（包括音频交互数据、答题序列、反应时长、重听次数、互动话语等）<sup>[16]</sup>。

## 1.4 研究缺口与研究定位

纵观已有研究，学者们或聚焦于宏观的 OBE 课程设计，或验证微观的 O-AMAS 课堂效果，或开发某一项 AI 听力工具。然而，鲜有研究将这三大要素进行系统性整合与耦合。特别是，如何将 AI 赋能的、贯穿全程的多模态评价数据，作为驱动 O-AMAS 课堂教学决策的核心依据与燃料，从而形成一个目标精准、反馈及时、迭代敏捷的、服务于 OBE 高阶能力目标的完整教学闭环，仍是一个未被充分探索的研究领域<sup>[17]</sup>。本研究正是瞄准这一关键缺口，试图构建“OBE-AI-O-AMAS”三位一体的融合教学模式，并通实证研究检验其效能。

## 2 理论框架与模式构建

本研究提出“OBE-AI-O-AMAS”融合教学模式，其核心在于将 AI 驱动的多模态评价体系作为连接 OBE 顶层设计与 O-AMAS 课堂实践的“中枢神经”。理论框架如图 1 所示。

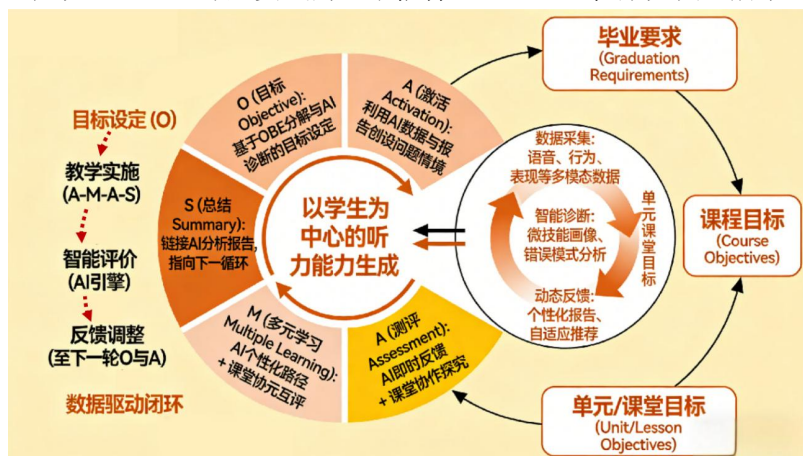


图 1 OBE-AI-O-AMAS 融合教学模式理论框架图

Fig.1 The Theoretical Framework Diagram of the Integrated OBE-AI-O-AMAS Teaching Model

模式运作机理详细阐述如下:

## 2.1 OBE 层: 目标体系的锚定与分解

模式的起点是 OBE 层。课程教学团队首先根据专业毕业要求, 界定本课程需贡献的听力能力成果(如“能理解长度约 10 分钟的学术讲座, 准确概括其主旨, 并记录关键细节与论证逻辑”)。随后, 将此课程级成果反向分解为一系列单元级与课堂级的具体、可测量、可操作的微技能目标(例如, “能识别并理解讲座中用于举例、对比、转折的常用信号词及其功能”)[1,18]。这些细化的目标是整个教学活动的最终指向。

## 2.2 AI 多模态评价引擎: 数据的采集、诊断与反馈

此层是本模式的驱动引擎。AI 系统在整个学习周期内持续工作:

数据采集: 全方位收集多模态学习数据, 包括: 1) 听觉一行为数据: 在平台练习中的音频片段点击、重听、暂停行为序列; 2) 表现数据: 各项练习的答题正误、反应时间、答案文本(如填空、摘要); 3) 交互数据: 课堂响应系统的投票结果、在线讨论区的发言。

智能诊断: 利用学习分析算法, 对上述数据进行处理。生成两类关键输出: 一是个体学习者听力微技能画像, 以雷达图或进度条形式可视化呈现其在辨音、细节记忆、推理等维度的强弱项; 二是群体共性错误模式分析报告, 识别出班级普遍存在的理解障碍点(如特定连读现象、某类推理题的普遍失误)。

动态反馈: 根据诊断结果, 系统自动执行两项关键动作: 1) 向学生推送个性化学习报告与自适应练习包, 针对其薄弱环节进行强化训练; 2) 向教师仪表盘推送班级学情预警与分析简报, 为课堂教学设计提供数据洞察。

## 2.3 O-AMAS 教学闭环: 数据驱动的课堂实施

O-AMAS 的五个环节在此模式下, 与 AI 引擎深度咬合, 形成数据驱动的动态闭环:

O(目标设定): 教师结合 OBE 分解的单元目标与 AI 提供的“群体共性错误模式报告”, 师生共同协商、明确本节课需集中解决的 1-2 个核心问题目标。目标源自数据, 因此极具针对性。

A(激活): 教师匿名化展示 AI 诊断出的典型错误案例(如一段普遍被误解的对话录音及其错误答案分布), 引导学生探究“为何会听错?”, 从而激活相关背景知识、策略意识与元认知监控[8]。

M(多元学习): 学习活动分两路并行, 实现差异化协同。一路是 AI 支持的个性化路径: 学生根据自身画像, 在平台完成定制化的听力微技能训练。另一路是教师引导的协作探究路径: 针对共性难点, 组织小组完成复杂的听力任务(如合作完成一篇讲座的结构化笔记, 并就其论证逻辑进行讨论), 促进深层认知加工与社会性建构。

A(测评): 测评无缝嵌入学习过程。在个性化路径中, AI 提供即时反馈与错题解析; 在协作路径中, 通过小组展示、基于量规的同伴互评、教师点评进行形成性评价。课堂还可穿插使用应答器进行快速测验。

S(总结): 教师引导学生回顾本节课达成的目标。关键一步是, 师生共同查看 AI 系统在课后即时生成的本节课学习效果简报(包含个人技能点变化、班级目标达成度、剩余挑战)。这些“剩余挑战”与新的学习数据, 直接成为下一轮教学循环中“O”与“A”环节的输入。至此, 教学闭环真正形成, 且迭代有据。

# 3 研究方法

## 3.1 研究设计与参与者

本研究采用准实验设计，设置实验组与对照组，并进行前测、后测。参与者为中国西部某省属重点大学 2023 级非英语专业本科生。为确保组间同质性，研究者从四个自然班中，根据学生第一学期大学英语期末总成绩（其中听力部分占较大权重）进行匹配与随机调整，最终形成两个在教学班容量、平均成绩及标准差上均无显著差异的大班：实验组（52 人）与对照组（50 人）。所有参与者均已通过大学英语四级考试（CET-4），处于听力能力的中级平台期。教学实验持续一个完整学期，共计 16 周，每周包含一次 2 课时的听力课程。

3.2 实验流程与干预措施

实验组接受基于“OBE-AI-O-AMAS”融合模式的教学，对照组则延续以教师讲解、音频播放、答案核对为主的传统听力教学模式。具体干预对比如下表所示：

表 1 实验组与对照组教学干预对比		
Table 1 A Comparison of Instructional Interventions Between the Experimental and Control Groups		
教学阶段	实验组 (OBE-AI-O-AMAS 融合模式)	对照组 (传统教学模式)
课前	登录 AI 平台，完成简短的诊断性微技能前测，接收系统推送的个性化预习材料（如针对弱点的微课、相关词汇预热）。	统一预习教材指定章节的生词与背景知识。
课中（核心差异）	严格遵循数据驱动的 O-AMAS 五步闭环教学（详见 2.3 节）。课堂活动以解决 AI 识别的共性难点和小组协作为主。	遵循“教师讲解生词/背景—播放录音—学生个体作答—教师逐题核对答案并讲解原文”的固定流程。
课后	完成 AI 平台推送的自适应巩固与拓展练习链。系统自动生成包含进步轨迹与后续建议的个人学习报告。	完成教材配套的标准化练习册作业。
评价体系	多模态过程性评价（权重 60%）：AI 平台学习数据（练习完成度、准确率趋势、努力程度）、课堂参与表现（小组任务成果、互动贡献）。总结性评价（权重 40%）：期末考试。	传统评价组合（权重 30%）：平时作业完成情况与考勤。总结性评价（权重 70%）：期末考试。

3.3 研究工具与数据收集

1. 听力能力测试工具：研究采用改编自国际标准化英语测试（IELTS 与 TOEFL iBT）的听力理解试题，组成前测与后测试卷。两套试卷均包含 40 道选择题，覆盖主旨大意、事实细节、说话者意图推理、观点态度判断等核心微技能领域。经小范围预测试，前测卷信度（Cronbach’s  $\alpha$ ）为 0.82，后测卷为 0.84，效度良好。
2. AI 赋能平台：实验组使用“科大讯飞 FIF 智慧教学平台”的听力模块与“iSmart 外语智能学习平台”进行结合。通过平台 API 接口，研究者定制了集成了学习行为分析、微技能诊断与可视化报告功能的教师管理仪表盘。
3. 课堂观察工具：改编自交际语言教学观察量表（COLT）部分维度，形成《听力课堂学生认知与行为参与度观察表》，用于记录学生课堂互动（如提问、应答、小组讨论）的频次、时长与认知层次。
4. 访谈提纲：实验结束后，依据后测成绩将实验组学生分为高、中、低进步三个层次，从每层中随机抽取 4 名，共 12 名学生进行半结构化访谈。访谈聚焦于学生对融合模式的感知、AI 反馈的效用、学习目标清晰度及自我调节学习的变化。

3.4 数据分析方法

采用混合研究方法进行数据分析：

量化分析：使用 SPSS 26.0 软件。首先，采用独立样本 t 检验比较两组前测成绩，确保同质性；比较后测成绩，检验教学模式的整体效果。其次，采用配对样本 t 检验分别检验两组内部的进步显著性。再次，对实验组 AI 平台行为数据（如每周有效学习时长、针对薄弱技能的练习频率）与后测成绩进步值进行皮尔逊相关性分析。所有统计检验显著性水平设定为  $\alpha = 0.05$ 。

质性分析：对访谈录音进行逐字转录，导入 NVivo 12 软件进行编码分析。采用主题分析法，通过开放式编码、轴心式编码和选择式编码三级过程，逐步提炼出反映学生体验与认知变化的核心主题。

4. 结果与发现

4.1 量化结果

4.1.1 听力成绩组间与组内比较

独立样本 t 检验结果显示，实验组与对照组在前测成绩上无统计学显著差异 ( $t(100) = 0.57, p = .57 > .05$ )，表明两组学生听力起始水平相当。经过一学期干预，后测成绩显示，实验组 ( $M = 31.42, SD = 4.36$ ) 显著高于对照组 ( $M = 28.15, SD = 5.21$ )，差异达到统计显著水平 ( $t(100) = 3.42, p = .001 < .01$ )，效应量 Cohen's  $d = 0.68$ ，属中等效应。这表明融合教学模式在提升学生整体听力成绩上优于传统模式。

表 2 实验组与对照组听力成绩前后测对比 ( $M \pm SD$ )  
Table 2 A Comparison of Pre-test and Post-test Listening Scores Between the Experimental and Control Groups ( $M \pm SD$ )

组别	人数 (N)	前测成绩 (Mean $\pm$ SD)	后测成绩 (Mean $\pm$ SD)	组内进步检验 (配对 t 检验)
实验组	52	25.88 $\pm$ 5.14	31.42 $\pm$ 4.36	$t(51) = 9.87, p = .000, d = 1.12$
对照组	50	25.36 $\pm$ 5.67	28.15 $\pm$ 5.21	$t(49) = 4.56, p = .000, d = 0.54$

配对样本 t 检验进一步显示，两组内部前后测成绩均有显著进步 ( $p = .000$ )，但实验组的进步效应量 ( $d = 1.12$ ) 远大于对照组 ( $d = 0.54$ )，说明实验组学生的提升幅度更大。

4.1.2 听力微技能分项进步

对听力测试各微技能分项的后测成绩进行独立样本 t 检验发现，实验组在“事实细节抓取” ( $t(100) = 2.89, p = .005$ ) 和“推理判断” ( $t(100) = 2.67, p = .009$ ) 两个维度上得分显著高于对照组。而在“主旨概括”和“语音辨识”维度上，两组差异未达显著水平 ( $p > .05$ )。这说明融合模式对需要更高认知加工和策略运用的听力微技能促进效果尤为突出。

4.1.3 学习行为与成绩的相关性

对实验组学生的 AI 平台学习日志分析显示，“学生每周完成系统推荐的个性化练习的坚持率”（与初始计划相比）与其后测成绩进步值呈显著正相关 ( $r = .42, p < .01$ )。此外，“在系统标记的高难度片段上主动重听的次数”也与进步值呈正相关 ( $r = .35, p < .05$ )。课堂观察数据量化分析表明，实验组学生在“提出澄清性问题”和“在小组任务中提供解释性话语”等高阶参与行为上的频率显著高于对照组。

4.2 质性发现

通过对 12 名实验组学生的访谈文本进行主题分析，凝练出以下三个核心主题：

1. 学习清晰度与掌控感的提升：绝大多数受访者提到，AI 生成的微技能画像和个性化报告，使他们第一次清晰地“看见”了自己听力能力的构成与短板。“以前只知道听力不好，现在我知道我



是“细节听到了但记不住”，特别是数字和日期，”一名学生表示。这种可视化诊断带来了明确的学习方向和强烈的掌控感。

2. 反馈的即时性与心理安全感的增强：学生们高度评价 AI 在课后练习中提供的即时反馈和详细解析，认为这极大缓解了传统作业“不知对错、等待漫长”的焦虑。在课堂上，基于匿名化共性错误案例的讨论，创造了安全的试错氛围。“大家知道这是很多人都会犯的错，所以更敢说出自己的想法，一起找原因，”一名学生如是说。这与有效反馈理论强调的减少焦虑、聚焦任务改进的原则相符<sup>[19]</sup>。

3. 从“混沌练习”到“目标导向训练”的范式转变：学生们普遍反映，以往听力学习是“泛听很多材料，但进步缓慢”。新模式将其转变为“攻克一个个具体技能点”。例如，一名学生描述：“这周我的目标就是搞定‘预测讲话者后续内容’这个点，平台给我的练习和课堂活动都围绕这个，练完我能明显感觉到这个能力增强了。”这种目标聚焦带来了更强的成就感和动机。

## 5 讨论

### 5.1 构建“评价即学习”的增强型教学闭环

本研究的核心理论贡献在于，成功地将 AI 多模态评价体系从传统教学中游离的“终点裁判”角色，重新定位为深度嵌入并驱动整个 O-AMAS 教学循环的“智能引擎”。这一设计使 Hattie 和 Timperley 所倡导的“有效的反馈循环”得以在课堂层面规模化、个性化地实现<sup>[19]</sup>。评价数据不再仅是给分的依据，而是成为了激活（A）的起点、多元学习（M）的导航、课堂测评（A）的组成部分以及总结（S）与新一轮目标设定（O）的决策基础。这完美地呼应了 OBE 理念中“评价驱动教学改进”的闭环逻辑<sup>[1, 18]</sup>，实现了宏观教育理念与微观教学实践的贯通。

### 5.2 解构听力黑箱：数据驱动的精准技能干预

实验结果揭示，融合模式对“细节抓取”和“推理判断”微技能的促进作用尤为显著。这验证了该模式在“解构复杂能力”和“实施精准干预”方面的优势。传统教学难以洞察学生在这两类高阶技能上的具体认知断裂点，而 AI 通过分析答题模式、反应时间等多模态数据，能够进行更精细的诊断。这使得教师能够将宝贵的课堂时间从“逐句讲解录音文本”中解放出来，聚焦于组织针对共性认知难点（如如何关联分散的细节、如何依据语气进行推理）的策略性研讨与协作任务，从而实现了教学资源的最优配置，有效助力学生突破能力平台期。这与 Vandergrift 和 Goh 强调的，听力教学应超越“测试理解”，走向“教授理解过程与策略”的观点高度一致<sup>[8]</sup>。

### 5.3 人机协同下师生角色的进化与重构

本研究展示了一种“人机协同，优势互补”的新范式。AI 系统卓越地承担了海量数据的实时处理、个性化诊断、重复性训练与即时反馈任务，扮演了“不知疲倦的个性化教练”角色。这使教师得以从繁重的机械性工作中解脱，将更多精力投入于更高价值的教学活动：设计富有挑战性的协作任务、引导深层次的元认知讨论、提供情感支持与高阶思维启发，从而更充分地扮演“学习设计师”、“认知教练”和“社群引导者”的角色<sup>[20]</sup>。对学生而言，他们从被动接受统一教学的“听众”，转变为拥有个人学习仪表盘、能进行自我监控与调节的“主动管理者”<sup>[21]</sup>。这种角色的成功重构，是模式产生积极效果的关键机制之一。

### 5.4 研究局限与未来方向

本研究存在若干局限性。首先，教学实验周期为一个学期，该模式对学生自主学习能力的长期养成效应、技能迁移的持久性有待更长期的追踪研究。其次，本实验依托于特定的 AI 平台组合，其

技术路径和算法特性可能对结果产生影响,模式的普适性与在不同技术环境下的可迁移性需进一步验证。第三,本研究主要考察了模式对整体及群体的效果,未来可进一步采用微观发生法或个案研究,深入剖析不同认知风格、初始水平的学习者在该模式中的差异化适应过程与获益机制。

未来的研究可以从以下方向拓展:1)开展纵向研究,考察该模式对学生终身学习能力的影响;2)进行更精细的实验设计(如因子设计),尝试量化分析 OBE 目标设定、AI 反馈、O-AMAS 活动各自对学习成果的贡献权重;3)探索将该框架的原理迁移至口语、学术写作等其它复杂语言技能教学中的适应性方案与调整策略<sup>[22]</sup>。

## 6 结论

本研究构建并实证检验了一个以 OBE 理念为战略引领、以 AI 赋能的动态评价为战术引擎、以 O-AMAS 模型为实施阵地的创新型大学英语听力教学模式。研究证实,通过创建并深度整合一个贯穿教学全过程的多模态智能评价系统,能够成功构建一个强有力的“数据驱动决策”教学闭环。该闭环不仅显著提升了学生的综合听力成绩,特别是在高阶微技能方面,更重要的是,它通过提升学习过程清晰度、反馈即时性与心理安全感,优化了学生的学习体验与自我效能感。

本研究的意义在于,它超越了将技术简单叠加于教学的思路,而是从教学系统的整体重构出发,实现了 OBE、有效教学法与现代智能技术的深度有机融合。它为解决 OBE 在技能类课程中“落地难”、传统课堂“反馈钝”、技术应用“表面化”等痛点提供了具可行性的解决方案与实证支持。最终,本研究揭示,智能时代教育创新的方向,不在于用机器取代教师,而在于利用技术拓展教师的认知与能力边界,构建一个更能洞察、支持并激发每个个体潜能的新型学习生态系统。

## 参考文献

- [1] Spady WG. Outcome-Based Education: Critical Issues and Answers[M]. American Association of School Administrators, 1994.
- [2] Biggs J, Tang C. Teaching for Quality Learning at University[M]. 4th ed. McGraw-Hill Education, 2011.
- [3] Li X, Song N. The O-AMAS teaching model: A practical framework for active learning in higher education[J]. Journal of Education and Learning, 2021, 10(3): 45-55.
- [4] 郑艳群. 技术赋能的语言学习研究: 路径与议题[J]. 现代外语, 2020, 43(1): 111-122.
- [5] Xu J, Fan Y. The design and implementation of an AI-enabled smart learning environment for EFL listening[J]. Computer Assisted Language Learning, 2022, 35(5-6): 1215-1241.
- [6] 张文霞, 李雪. 成果导向教育(OBE)理念下的大学英语课程体系重构研究[J]. 外语界, 2019, (4): 12-19.
- [7] Kennedy D. Writing and Using Learning Outcomes: A Practical Guide[M]. University College Cork, 2007.
- [8] Vandergrift L, Goh CCM. Teaching and Learning Second Language Listening: Metacognition in Action[M]. Routledge, 2012.
- [9] Wang L, Huang R. Evaluating the impact of the O-AMAS model on student engagement and learning outcomes in a blended EFL course[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2022, 19(1): 58.
- [10] Warschauer M, Healey D. Computers and language learning: An overview[J]. Language Teaching, 1998, 31(2): 57-71.
- [11] Chapelle CA. Technology-mediated language learning[M]//Liontas JI. The TESOL Encyclopedia of English Language Teaching. Wiley, 2019: 1-7.
- [12] Moustoufas N, Digalakis V. Automatic pronunciation evaluation of foreign speakers using unknown text[J]. Computer Speech & Language, 2007, 21(1): 219-230.
- [13] Wang Y, Young SSC. Effectiveness of adaptive learning in EFL listening: A study of MyE.T[J]. Journal of Educational Technology & Society, 2015, 18(2): 360-373.
- [14] Chen MR, Hwang GJ. Effects of a concept mapping-based flipped learning approach on EFL students' English speaking performance, critical thinking awareness and speaking anxiety[J]. British Journal of Educational Technology, 2020, 51(3): 817-834.



- [15] Godwin-Jones R. Big data and language learning: Opportunities and challenges[J]. *Language Learning & Technology*, 2021, 25(1): 4-19.
- [16] O'Brien MG, Hegelheimer V. Integrating CALL into the classroom: The role of podcasting in an ESL listening strategies course[J]. *ReCALL*, 2007, 19(2): 162-180.
- [17] Yang YF. Developing a multimodal dataset for EFL listening assessment using AI techniques[J]. *Journal of Language Teaching and Research*, 2021, 12(5): 711-720.
- [18] Harden RM. Learning outcomes and instructional objectives: is there a difference?[J]. *Medical Teacher*, 2002, 24(2): 151-155.
- [19] Hattie J, Timperley H. The power of feedback[J]. *Review of Educational Research*, 2007, 77(1): 81-112.
- [20] 顾小清, 胡艺龄. 从辅助到赋能: 智能教育发展范式的嬗变与突破[J]. *开放教育研究*, 2018, 24(5): 31-39.
- [21] 周 安, 尚怡琳. O-AMAS 有效教学模型助力高校英语学科课程改革[J]. *中国科学与技术学报*, 2025, 1(3): 128-133.
- [22] 吴 砥, 李 环, 尉小荣, 等. 教育数字化转型: 国际背景、发展需求与推进路径[J]. *中国远程教育*, 2022, (07): 21-27+58+79.

**基金项目:** 2023 年陕西省教育厅教师教育改革与教师发展研究项目(SJS2022RZ100)。

**<sup>1,\*</sup> 第 1 作者/通讯作者:** 周安 (1988-), 男, 副教授, 长安大学, 研究方向: 英语课程与方法论。

Email: Prof.zhouan@chd.edu.cn