

SOLO 指导 AI 个性化学习难点解决

陈姗姗

华南师范大学, 广东 广州 510631

DOI:10.61369/ETI.2025080019

摘 要 : 随着人工智能技术在教育领域的广泛应用, 个性化学习逐渐成为推动教育变革的重要方向。当前 AI 个性化学习系统在认知状态识别、任务匹配与路径调控等方面仍存在诸多难点。本研究引入 SOLO (Structure of the Observed Learning Outcome) 分类理论, 构建以认知复杂度为主线的分析框架, 探讨其在 AI 辅助学习中的契合性与指导意义。研究从 SOLO 层级结构出发, 分析其对学习内容适配与任务分级的启示, 继而剖析个性化学习过程中的核心障碍, 并提出融合 SOLO 理论的 AI 干预优化路径, 包括认知驱动评估模型构建、多模态行为识别与嵌入式反馈机制设计等, 以期提升系统在深层认知引导与动态适应方面的能力。本研究为智能教育系统的优化提供了理论依据与实践思路。

关 键 词 : SOLO 分类理论; 人工智能; 个性化学习; 认知评估

SOLO Guides AI Personalized Learning Difficulties to Be Solved

Chen Shanshan

South China Normal University, Guangzhou, Guangdong 510631

Abstract : With the widespread application of artificial intelligence (AI) in education, personalized learning has emerged as a crucial direction for educational transformation. Current AI-driven personalized learning systems still face challenges in cognitive state recognition, task matching, and path regulation. This study introduces the SOLO (Structure of Observed Learning Outcomes) classification theory to construct an analytical framework centered on cognitive complexity, exploring its applicability and guiding significance in AI-assisted learning. Starting from the SOLO hierarchical structure, we analyze its implications for learning content adaptation and task classification, then dissect core barriers in personalized learning processes. We propose AI intervention optimization pathways integrating SOLO theory, including constructing cognition-driven assessment models, designing multimodal behavioral recognition systems, and embedding feedback mechanisms, aiming to enhance the system's capabilities in deep cognitive guidance and dynamic adaptation. This research provides theoretical foundations and practical approaches for optimizing intelligent education systems.

Keywords : SOLO classification theory; artificial intelligence; personalized learning; cognitive assessment

引言

近年来, 人工智能技术在教育中的深度融合催生出以个体差异为核心的个性化学习新范式。与传统教学模式相比, AI 个性化学习系统能根据学习者的知识掌握情况、行为特征和学习偏好, 动态推送学习资源并实施精准干预, 极大提升了学习效率与资源利用率。现有系统多以表层行为数据为依据, 缺乏对学习者的认知状态和思维发展过程的深入解析, 难以支撑高阶思维能力的培养与迁移目标的实现。SOLO 分类理论作为认知心理学的重要成果, 强调学习产出质量随认知复杂度递进的结构性变化, 提供了系统的认知评价视角。将 SOLO 理论引入 AI 教学系统, 有望从认知层级出发重新审视任务设计、路径规划与反馈机制, 实现从知识适配向认知引导的转型。本研究旨在探讨 SOLO 理论如何为 AI 个性化学习的难点解决提供理论框架与操作路径。

一、SOLO 分类理论与 AI 个性化学习的契合性

(一) SOLO 分类理论的层次结构与认知目标定位

SOLO (Structure of the Observed Learning Outcome) 分类理论由 Biggs 与 Collis 提出, 旨在系统描述学习者在知识建构

过程中的认知表现层次。该理论将学习结果划分为前结构 (Pre-structural)、单点结构 (Uni-structural)、多点结构 (Multi-structural)、关系结构 (Relational) 与抽象延伸结构 (Extended Abstract) 五个层次, 反映认知深度由浅入深的递进过程。该模型强调学习不仅在知识量上增长, 更在认知质量上发生质变, 具

作者简介: 陈姗姗 (1988—) 女, 广东韶关人, 硕士, 华南师范大学 教育信息技术学院在读博士研究生, 职称: 无, 研究方向: 教育技术学。

有较强的解释力与可操作性。通过明确不同层级下的认知表现目标，教育工作者可对学习活动进行精细设计，引导学习者实现从零散知识掌握向系统整合及迁移能力的过渡，为 AI 支持的个性化学习提供理论支撑与认知指引基础^[1]。

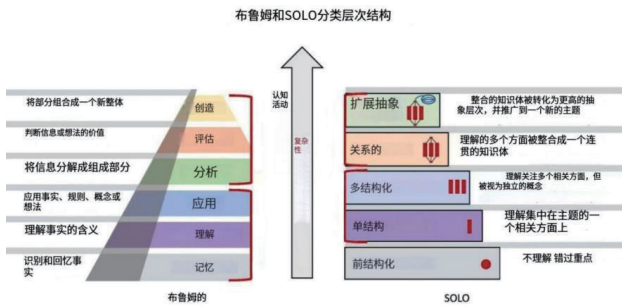


图1 布鲁姆与 SOLO 分类法层级

（二）AI 个性化学习的核心机制与技术架构

AI 个性化学习以数据驱动为核心，通过对学习者行为、能力与偏好数据的实时采集与动态分析，实现学习资源、路径及反馈的智能适配。其技术架构一般包括用户画像构建、认知诊断引擎、内容推荐算法以及反馈优化模块等关键组件。用户画像结合学习者历史表现、交互行为与知识图谱，形成多维度能力模型；认知诊断引擎通过贝叶斯网络、深度学习等技术评估学生当前掌握状态。推荐算法依据知识点依赖关系与学习路径规划，个性化推送合适内容；反馈模块则基于学习结果动态调整系统策略，提升干预精度。整体而言，AI 个性化系统构建了一套从感知、判断到决策的闭环机制，有效提升教学效率与个体适应性。

（三）SOLO 理论在学习内容适配与任务分级中的应用

SOLO 分类理论为学习内容的组织与任务分级提供了清晰的认知框架，尤其适用于 AI 系统中教学任务的智能分层与精准推送。在内容适配过程中，SOLO 模型可作为知识难度与认知要求划分的基准，将知识点与学习活动对应于不同的认知层级，实现从表层理解到高阶思维的过渡式设计。同时在任务生成机制中，SOLO 层级有助于构建由浅入深、由易至难的学习路径，提升任务序列的逻辑一致性与认知递进性。AI 系统可结合学习者当前所处的 SOLO 层级，通过规则引擎或强化学习策略推送恰当任务，避免过度挑战或重复训练，从而增强学习效率与学习动机，实现真正意义上的个性化教学支持^[2]。

二、个性化学习过程中的关键难点与 AI 辅助方案

（一）认知状态模糊与学生能力层级识别难

在个性化学习过程中，准确识别学生的认知状态和能力层级是前提，但由于学习行为的复杂性和个体差异性，认知状态呈现出动态性和模糊性，难以通过单一指标加以精确刻画。传统测试工具难以捕捉学生实时的思维路径和理解深度，往往仅能反映表层掌握情况，学生在不同学科、任务及时间点上可能展现出不一致的表现，使得其能力层级具有一定的不稳定性。AI 技术虽然具备对大规模数据的挖掘能力，但在认知建模上仍存在抽象性不

足、解释性弱的问题。为缓解此难点，可引入基于 SOLO 理论构建的认知诊断模型，结合多模态学习行为数据，如答题轨迹、学习时长与鼠标路径等，利用深度图神经网络等方法建立动态能力图谱，从而增强 AI 系统在学生认知水平识别方面的灵敏度与适应性。

（二）任务难度匹配与学习路径智能调控障碍

实现学习任务的精准推送与路径调控，是 AI 个性化学习的关键目标，但在实际应用中常面临任务难度与学生能力不匹配的问题。任务推送若难度过高，可能造成学生挫败感与学习中断；若难度偏低，则无法激发认知负荷与深度加工，导致资源浪费与成长停滞。当前 AI 推荐机制普遍基于历史成绩与知识点掌握度进行静态分析，忽略了学习者对复杂任务的临时适应能力与认知策略差异，限制了系统的精准调控能力。同时学习路径规划尚未形成真正动态调节机制，缺乏对阶段性目标、知识依赖结构与认知跃迁点的实时响应。为克服该障碍，应融合 SOLO 层级分类策略与个体学习曲线分析，通过强化学习算法动态调整任务呈现顺序，实现难度递进、结构合理、认知挑战适宜的路径设计，从而更有效地促进学生知识建构和能力提升^[3]。

（三）数据稀疏性导致的反馈延迟与误导性预测

个性化学习平台的有效运行高度依赖于数据的完整性与实时性，但实际教学环境中，由于学生互动频率、任务完成度及系统使用行为差异较大，往往导致数据分布不均甚至严重稀疏，形成模型训练与反馈机制的双重障碍。数据稀疏会使 AI 系统难以对新用户或低频用户构建准确画像，导致个性化推荐不精确，甚至发生“冷启动”现象。同时反馈延迟会降低系统的响应能力，使得学习资源推送滞后于学生当前认知状态，进而产生误导性预测与不合理干预。为解决该问题，可引入迁移学习、图神经网络及协同过滤增强模型的泛化能力，对小样本或冷启动用户进行关联推理；同时结合 SOLO 理论的认知层级划分，对学习行为进行语义抽象处理，提升少量数据下对认知状态的辨识精度，从而实现更加即时、准确的反馈机制构建。

三、基于 SOLO 视角的 AI 教学干预优化路径

（一）构建以认知复杂度为主线的 AI 评估模型

在当前 AI 辅助教学系统中，评估模型多侧重于正确率、知识点掌握程度或行为频率等静态指标，较少涉及学习者认知加工深度的动态变化，难以反映其真实的思维发展水平。而 SOLO 分类理论以认知复杂度为核心，强调学生学习产出的结构性和层次性演进，为 AI 评估模型构建提供了系统的理论支持。基于此，可以将 SOLO 五个认知层级嵌入到 AI 模型的核心参数中，构建从数据采集、特征提取到判别推理的多阶段评估路径。例如通过将学生的学习活动（如概念整合、问题建构、论述表征）进行序列建模，并结合自然语言处理与语义网络分析技术，判断其回答所体现的思维层级。同时在系统后端建立认知复杂度评分体系，使评估结果不仅量化知识掌握程度，更能展现思维结构的演进趋势。这种以认知层级为核心驱动的 AI 评估模型，不仅增强了系统的

诊断能力，也为后续任务推送与路径优化提供了更具解释性的依据，推动个性化学习从“表层适配”向“深层干预”转变^[4]。

（二）设计动态调整的个性化学习任务序列

学习任务序列的合理设计直接影响个体知识建构的连贯性与深度。传统任务推送方式多依赖静态规则或基于正确率的推荐算法，未能充分考虑学生在认知发展过程中的阶段性特征与跃迁需求。在 SOLO 理论框架下，学习应从单点认知向多点整合、再至结构关联与抽象迁移逐步过渡，因此学习任务序列的设计应遵循“认知递进—结构拓展—迁移应用”的逻辑路径。AI 系统可通过深度强化学习算法或马尔可夫决策过程，根据学生实时认知状态与任务完成反馈，动态生成难度适中、结构合理的任务链条。例如学生在完成多点结构的识记类任务后，系统可推送需要整合对比能力的关系层级任务，逐步引导其建构概念框架。该任务序列既避免过度重复，又能适当挑战认知负荷，增强学习者的自我效能感与深度学习能力。通过引入基于 SOLO 层级的任务标注机制，可有效提升 AI 系统在任务资源调用与路径规划中的针对性和可控性，实现真正意义上的任务适配与进阶式教学干预。

（三）整合多模态数据提升学习行为识别精准度

学生的学习行为具有复杂性、多样性和动态性，单一数据维度难以全面反映其认知过程与思维路径。整合多模态数据成为提升 AI 系统行为识别精度的关键手段。多模态数据包括但不限于鼠标轨迹、键盘输入、页面停留时间、答题过程、语音语调、表情识别乃至眼动轨迹等，这些行为数据蕴含着学习者在不同情境下的认知策略、思维负荷与情绪状态。SOLO 分类理论可为多模态数据解读提供认知层级上的分析视角，通过构建行为特征与认知水平之间的映射关系，使 AI 系统不仅识别学生“做了什么”，更能够理解其“如何思考”。在具体实现上，可采用深度多模态融合网络（如 MMTransformer、Multi-stream CNN 等），对多源异构数据进行时序建模与语义聚合，进而提取代表不同 SOLO 层级的认知特征。例如频繁的页面跳转与短时停留可能暗示前结构或单点结构水平，而长时停留、交叉比较操作则更多地指向关系结构

层级。通过这些行为特征与认知评估模型联动，可显著提升系统在学习状态判断与干预策略生成中的准确性与实时性^[5]。

（四）嵌入式反馈机制实现即时认知干预

在传统教学模式中，反馈常以阶段性评估或教师即时点评的形式出现，存在滞后性强、响应不足的问题。而 AI 个性化系统应致力于构建嵌入式反馈机制，将反馈嵌入到学习过程的每一个关键节点，以实现认知状态的即时感知与动态调节。基于 SOLO 理论的认知层级结构，AI 系统可设定不同任务层级下的关键行为特征节点，实时捕捉学习者的知识建构状态与思维路径。当系统检测到学生停留在较低认知层级（如重复单点操作或内容记忆）过久，便可立即推送促进结构整合或抽象迁移的引导信息，形成认知驱动反馈。同时为增强反馈的适应性与接受度，可设计多样化反馈形式，包括文本提示、图形化展示、案例对比与互动问答等，以满足不同认知风格与学习偏好的需求。通过集成强化学习机制，系统还能基于学生对反馈的反应自动优化后续干预策略，使反馈不再是“输出信息”，而成为“共建认知”的交互过程。最终实现从反应式支持向预测性干预的跃迁，提升学习效率与认知质量的协同发展。

四、结论

本研究从 SOLO 分类理论出发，系统分析了其在 AI 个性化学习场景中的应用价值与优化路径。研究表明 SOLO 层级结构能够有效弥补当前 AI 系统在认知评估与任务组织中的不足，为学习内容适配与路径规划提供更为科学的认知支持。SOLO 理论基于认知复杂度的分层方式，能够精准识别学习者在不同认知水平上的需求，帮助 AI 系统根据学习者的认知发展阶段，提供个性化的学习任务。通过构建基于认知复杂度的 AI 评估模型，设计递进式的学习任务序列，结合多模态数据来提升行为识别精度，以及引入嵌入式反馈机制以强化即时干预，AI 教学系统的智能化水平与适应能力得到了显著增强，能够更有效地满足学生的学习需求。

参考文献

- [1] 季石涛. 基于 SOLO 指向单元大任务的学习评价设计——以“曲线运动”为例[J]. 中学物理教学参考, 2023(34): 10-12.
- [2] 刘艺, 贾彦娜. SOLO 分类理论和学习进阶对高中立体几何初步的启示[J]. 创新教育研究, 2024, 12(5): 8-14.
- [3] 林陈沐, 郑仁凯, 张淋娜. 基于 SOLO 理论的学习评价促进课堂教学创新的实践研究[J]. 福建教育研究, 2024(2): 11-13.
- [4] 叶阿恋. SOLO 分类理论下初中生物理深度学习论述[J]. 数理天地: 初中版, 2023(2): 71-73.
- [5] 黄玉香. 盈一营一赢: 基于 SOLO 分类理论的思维可视化学习路径[J]. 小学教学参考, 2024(5): 1-3.