

# EDMIT: 交互式运动辅导中增强决策能力的端到端智能框架

Jinhua Du  
dujh22@mails.tsinghua.edu.cn  
Tsinghua University  
Beijing, China

Mufeng Xing  
Ziheng Zhou  
Ruilin Zhang  
Zhongshi Liu  
Banlan Technology  
Suzhou, China

Zexun Jiang  
School of Data Science and  
Intelligent Media Communication  
University of China,  
Beijing, China



Figure 1: Seattle Mariners at Spring Training, 2010.

## Abstract

一对一辅导行之有效,但现有基于大模型的教学产品在多轮互动与人机共演中仍难以实现个体化决策。我们聚焦三项问题:如何以低成本从稀缺且非结构化的教练经验构建可用数据;如何设计在互动过程中自适应覆盖个体差异的反馈机制;以及基于 AI 的运动辅导是否能达到甚至超越人类教练。为此,我们提出 EDMIT——面向交互式运动辅导的端到端智能体框架:从教练行为轨迹出发构建“种子→增广”的数据管线,提出标准化决策本体与可执行决策链,并以闭环反馈在会话中自适应调节提示粒度、练习难度与纠错策略。我们实现原型并开展双盲受控研究(10 名用户、10 名教练),在不知来源条件下与提示词式基线比较。结果显示,EDMIT 与人类教练的决策一致性更高,显著提升用户满意度与认可度,并达到同类方法的 SOTA 水平,表明智能体驱动的人机共演可有效弥补个性化运动辅导中的决策缺口,并为未来 AI 教练系统设计提供实证依据与方法学启示。

## CCS Concepts

• Human-centered computing → User models.

## Keywords

交互式运动辅导,智能体框架,个性化决策,大型语言模型(LLM),数据增广,反馈闭环,决策链,双盲实验,实证研究

允许个人或课堂使用本作品全部或部分制作数字或硬拷贝,无需付费,但前提是这些拷贝不得用于盈利或商业目的,且拷贝的首页必须带有本声明及完整引用信息。对于本作品中不属于美国计算机协会(ACM)的部分,其版权必须得到尊重。经署名的摘要使用是允许的。否则,如需复制、重新发布、在服务器上张贴或重新分发给列表,需事先获得特定许可并/或支付费用。请向 [permissions@acm.org](mailto:permissions@acm.org) 申请许可。

Conference acronym 'XX, Woodstock, NY

© 2018 Copyright held by the owner/author(s). Publication rights licensed to ACM.

ACM ISBN 978-1-4503-XXXX-X/2018/06

<https://doi.org/XXXXXXX.XXXXXXX>

## ACM Reference Format:

Jinhua Du, Mufeng Xing, Ziheng Zhou, Ruilin Zhang, Zhongshi Liu, and Zexun Jiang. 2018. EDMIT: 交互式运动辅导中增强决策能力的端到端智能框架. In *Proceedings of Make sure to enter the correct conference title from your rights confirmation email (Conference acronym 'XX)*. ACM, New York, NY, USA, 2 pages. <https://doi.org/XXXXXXX.XXXXXXX>

## 1 Introduction

一对一的人类辅导已被证明是一种非常有效的教学形式 [2]。随着人工智能领域的快速发展特别是基于大型语言模型的相关技术成熟,涌现出诸多服务于用户的智能系统,包括教育 [10]、医疗 [6] 和体育科学 [3] 等。自从以 o1 [9] 和 deepseek [4] 为代表的深度推理模型出现,智能系统的推理能力显著增强,已经在数学 [1]、代码 [7] 等领域达到人类博士生水平。

尽管取得这些进展,但在用户使用大模型教学产品,过程中仍面临重大挑战:“个性化决策缺失”。造成该问题的原因在于:常见的智能辅助系统主要以 AI 模型作为算法基础,并通过固定的提示词构建智能问答系统 [5, 8]。单一的提示词和模型本身限制了系统决策适配人机交互过程中由人提出的个性化需求,而且其一次性生成的特性使其在涉及多轮交互与连续决策的场景中难以发挥作用,因此固有的方法并不能有效应对复杂的辅助教学场景。

以辅助运动辅导场景为例,虽然人类教练在教学过程中:能够针对不同的用户情况进行个性化决策,但是使用虚拟教练往往无法简单复刻真实教练的能力。既是因为人类教练的经验往往没有形成固定的文本数据方便模型训练,而且相关数据量不足,也难以完全覆盖多样化的场景需要。因此目前仍没有用户体验较好的交互式运动辅助系统。

为弥补这一空白,在运动辅助领域解决“个性化决策缺失”的问题,我们提出了一个端到端的智能体框架 EDMIT,用于交互式运动辅导中增强 AI 系统的决策能力,最大程度模拟学

习人类教练进行运动交互指导中的决策行为。具体而言，通过我们以用户为中心的研究，我们试图回答三个问题：

- 研究问题 1: 如何设计一个全自动的自主 AI 系统，从非常有限的非结构化人类教练经验中，用较低的成本完成系统必要的数据工程输入。
- 研究问题 2: 如何设计一个有效的决策增强系统，以支持在交互式运动中自适应地覆盖用户多样化、个性化的运动辅导需求。
- 研究问题 3: 基于 AI 的运动辅助系统是否能够有效模拟人类教练进行指导，是否有超过人类教练的可能？或者说，基于 AI 的运动辅助系统的智能上限在哪里？

基于对真实教练指导用户的行为轨迹建模与数据采集，我们构造了种子训练数据与评测数据集。在种子训练数据上开发了一个数据增广框架，将种子训练数据扩展到任意尺度，以覆盖构造智能 AI 系统的数据需要（研究问题 1）；通过借鉴人类运动学习中的“反馈闭环理念”，我们标准化建模了在辅助运动辅导场景下所有可能的决策节点，并系统化构造出完整的智能决策链，通过智能体驱动整个决策链的具体执行，自适应地为多样化、个性化用户提供运动辅导服务（研究问题 2）。

为评估基于 EDMIT 框架是否能真正帮助用户提升其运动水平，我们首创性地在 AI 运动辅助领域引入“双盲实验”。我们开发了一个采用 EDMIT 的原型系统来为真实用户提供服务，用户事先无法确认服务来源是真实教练还是虚拟教练，并在辅助教学结束后为多个方案进行打分。我们通过对 10 名真实用户和 10 名真实教练进行受控用户研究，比较了 EDMIT 和真实教练的一致性，以及和其他传统方法的性能差异（研究问题 3）。结果表明，EDMIT 框架能提供人类教练水平的决策能力，达到已有方法中的 SOTA 水平，显著增强用户对 AI 辅助运动产品的认可度和满意度。

总之，我们的研究探索了一个交互式运动辅导中增强决策能力的端到端智能框架，以弥合人类教练经验和 AI 系统的智能差距，从而提升用户的运动学习效果。我们的贡献体现在四个方面：1) 一个复杂系统框架，给出了交互式运动辅导中增强决策能力的方法论；2) 一个开源系统，提供框架对应的代码实例和产品，支持后续研究；3) 一项用户研究，评估了我们的 AI 系统设计对用户的有效性；4) 为设计未来 AI 驱动的交互式运动辅助系统提供了见解，旨在实现个性化辅助运动教学中有效的人机交互。

## 2 Related Work

### 2.1 AI 辅助决策

大模型专用于 AI 辅助决策的相关方法

【tutoring system】医疗：1. DDxTutor: Clinical Reasoning Tutoring System with Differential Diagnosis-Based Structured Reasoning

### 2.2 AI 驱动交互式运动辅导

AI 在交互式运动中的运动实例、开源方法 or 系统

## 3 Methods

框架：四个决策点（need 决策点的输入）

周期性决策：交互单元（组间）组间做组内决策临时性决策：临时交互行为（组内）

## 4 Experiments

## 5 Results

## 6 Discussion

## Acknowledgments

在致谢部分，应注明资金来源和其他支持，并向协助研究和论文撰写的个人及团体致谢。致谢部分应置于文档参考文献部分之前。

## References

- [1] Xiaoyang Chen, Xinan Dai, Yu Du, Qian Feng, and Naixu Guo. 2025. *DeepMath-Creative: A Benchmark for Evaluating Mathematical Creativity of Large Language Models*. <http://arxiv.org/abs/2505.08744>
- [2] Micheline T.H. Chi, Stephanie A. Siler, Heisawn Jeong, Takashi Yamauchi, and Robert G. Hausmann. 2001. Learning from Human Tutoring. *Cognitive Science* 25, 4 (2001), 471–533. [https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1207/s15516709cog2504\\_1](https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1207/s15516709cog2504_1)
- [3] Mark Connor and Michael O'Neill. 2023. *Large Language Models in Sport Science & Medicine: Opportunities, Risks and Considerations*. <http://arxiv.org/abs/2305.03851>
- [4] DeepSeek-AI, Daya Guo, Dejian Yang, Haowei Zhang, and Junxiao Song. 2025. *DeepSeek-R1: Incentivizing Reasoning Capability in LLMs via Reinforcement Learning*. <http://arxiv.org/abs/2501.12948>
- [5] Ioana R. Goldbach and Felix G. Hamza-Lup. 2020. *Intelligent Tutoring Systems for Generation Z's Addiction*. <http://arxiv.org/abs/2005.05024>
- [6] Kai He, Rui Mao, Qika Lin, Yucheng Ruan, Xiang Lan, Mengling Feng, and Erik Cambria. 2025. A Survey of Large Language Models for Healthcare: From Data, Technology, and Applications to Accountability and Ethics. *Information Fusion* 118 (2025), 102963. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253525000363>
- [7] Naman Jain, King Han, Alex Gu, Wen-Ding Li, and Fanjia Yan. 2024. *Live-CodeBench: Holistic and Contamination Free Evaluation of Large Language Models for Code*. <http://arxiv.org/abs/2403.07974>
- [8] Soonwoo Kwon, Sojung Kim, Minju Park, Seunghyun Lee, and Kyuseok Kim. 2024. *BIPED: Pedagogically Informed Tutoring System for ESL Education*. <http://arxiv.org/abs/2406.03486>
- [9] OpenAI, Aaron Jaech, Adam Kalai, Adam Lerer, and Adam Richardson. 2024. *OpenAI O1 System Card*. <http://arxiv.org/abs/2412.16720>
- [10] Shen Wang, Tianlong Xu, Hang Li, Chaoli Zhang, and Joleen Liang. 2024. *Large Language Models for Education: A Survey and Outlook*. <http://arxiv.org/abs/2403.18105>

## A Research Methods