

在线伴侣：一个基于大语言模型的多智能体伴随系统，用于在线学习的认知支持

Xian Gao¹ Zongyun Zhang¹, Ting Liu¹, Yuzhuo Fu¹

¹Shanghai Jiao Tong University
gaoxian@sjtu.edu.cn

Abstract

在网络学习环境中，学生通常缺乏个性化的同伴互动，这在支持认知发展和学习参与度方面起着至关重要的作用。尽管以前的研究利用大型语言模型 (LLMs) 来模拟学生的动态交互式学习环境，但这些互动仍然仅限于对话交流，缺乏对学习者的个性化学习和认知状态的洞察与适应。结果是，学生对与 AI 学习伙伴的讨论兴趣不高，并且难以从这样的互动中获得启发。

为了解决这一挑战，我们提出了**在线伙伴**，一个由 LLMs 驱动、融合了心智理论 (ToM) 的多智能体学习伴侣系统。OnlineMate 能够模拟同伴般的代理角色，在协作讨论过程中适应学习者的认知状态，并推断他们如误解、困惑或动机等心理状态。

通过整合心智理论能力，该系统可以动态调整其互动策略以支持高级思维和认知的发展。在模拟学习场景中的实验结果表明，OnlineMate 有效地促进了深度学习和讨论，并增强了网络教育环境中的认知参与度。

介绍

人工智能用于在线为学生提供即时和个性化的指导，其起源可以追溯到智能教学系统 (ITS) 时代 (Nwana 1990)。随着大型语言模型 (LLMs) 的进步，由 LLM 驱动的在线 AI 教师 (Markel et al. 2023) 和助教 (Tu et al. 2023) 已被广泛采用。然而，与传统课堂学习不同的是，通过这些 AI 技术进行在线学习的学生常常面临互动有限的问题，这导致了参与感减弱的问题 (Muilenburg and Berge 2005; Ferri, Grifoni, and Guzzo 2020; Akpen et al. 2024)。

为了进一步在在线教学环境中模拟真实的课堂环境并提升学生的互动体验，一些研究 (Yu et al. 2024; Zhang et al. 2025c) 利用了大语言模型 (Park et al. 2023; Aher, Arriaga, and Kalai 2023; Li et al. 2023; Guo et al.

2024) 的多智能体协作和社会仿真能力来为学生在在线学习环境中模拟同伴。这些方法旨在促进课堂讨论，从而增加学生在线学习中的互动和参与度。然而，这些方法仅依赖于大语言模型来承担特定的角色对话，缺乏对讨论内容是否符合学生的需要或能否激发学生参与兴趣的控制。此外，它们未能发起针对个体、个性化的讨论，考虑到学生的认知水平和心理状态，这本可以促进更深层的反思并提升讨论过程中的认知发展。

为了解决这些问题，我们利用大型语言模型 (LLM) 的思维理论 (ToM) 能力，这使得推断他人思想和心理状态 (Apperly 2010) (Zhu, Zhang, and Wang 2024; Nguyen 2025; Zhang et al. 2025b) 成为可能，并提出了**在线伙伴**，这是一个增强型多智能体学习同伴系统，由 LLM 驱动。该系统不仅模拟了对话中的同龄人角色代理，还推测并适应了协作讨论过程中学习者的认知和心理状态，动态调整其互动策略以满足学习者的需求和兴趣，从而提高他们的参与度，并促进认知发展。我们将 OnlineMate 代理在学生课堂讨论中生成响应的过程分解为三个阶段，与元认知理论 (Flavell 1979; Zhang et al. 2025b) 一致，该理论认为人类会在发言前推测他人的想法、形成自己的理解并调整行为。具体来说，在线伙伴代理首先根据上下文和对话内容生成关于学生的认知和心理状态的多个假设，反映了人类 ToM 的第一步：解释说话者试图通过语言传达的潜在深层次意义。例如，当学生提问：“为什么在 Transformer 中使用多头注意力？”在线伙伴代理可能会推断出学生正在努力理解 Transformer 的概念，并对 Transformer 的结构和原理感兴趣。然后，代理结合现实因素如代理的人设、知识背景和课程内容来精炼并筛选这些假设。就像人类根据自己的背景和对话上下文调整初始解释一样，一个具有专家人设的代理可能会将问题视为一种询问，而以初学者学生为模型构建的代理则可能将其感知为需要同情的需求。最后，在线伙伴代理生成并自我验证其输出内容，使系统能够用更细腻的理解和符合学生期

望的答案进行回应。

我们对 OnlineMate 进行了全面评估，其中包括评估系统 (Gao et al. 2024; Anthi et al. 2025; Thapa et al. 2025) 内 LLM 模拟学生的表现以及使用标准化评分标准进行的人类评估，以评价模拟学生在 OnlineMate 讨论中的参与质量。结果显示，OnlineMate 有效提升了学生的认知水平，在讨论过程中为他们提供了有意义的见解。此外，我们还进行了深入的消融研究，揭示了 OnlineMate 内部各种因素对学生学习成果的影响。

我们的主要贡献总结如下：

- 我们提出了 OnlineMate，一个通过心智理论 (ToM) 增强并由大型语言模型驱动的多代理学习伴侣系统。它推断学生的认知和心理状态，并动态调整其交互策略以满足学习者的兴趣和需求。
- 我们进行了全面的评估，证明了所提出的在线伴侣 (OnlineMate) 可以显著提升学生的学习成果和体验。
- 我们进行了深入的消融研究，以探究各种因素对学生学习成果和体验的影响，为教育研究提供了更深层次的见解。

相关工作

教育中的大语言模型

大型语言模型在大量语料库上的预训练使它们具备了跨多个领域的专家级水平。许多研究探讨了将大型语言模型部署到教育情境中的情况，直接应用于下游任务如教学辅助 (JeonJaeho and LeeSeongyong 2023)、课程规划 (HuBihao et al. 2024) 和生成教学报告 (Gao et al. 2025a)。其他研究则将大型语言模型整合进传统的教室中，利用它们来模拟学生以培训教师或助教 (Lee et al. 2023; Markel et al. 2023)，或者作为授课的教师 (Tu et al. 2023; Shi, Liang, and Xu 2025)。借助大型语言模型的角色扮演能力，设计了虚拟代理来支持教学，包括通过多个学生代理来组织讨论 (Yue et al. 2025)，或通过不同的代理模拟教师和学生 (Zhang et al. 2025c; Yu et al. 2024)。然而，这些方法缺乏个性化适应的机制，在动态调整教学内容以适应个别学习者方面表现不足。

用于人类模拟的 LLMs

由于其训练数据中广泛的人类行为编码和偏好优化，由大语言模型驱动的代理在各个领域展示了类似人类的决策和行动能力。越来越多的研究人员开始利用大语言模型来模拟人类场景，如社会和心理研究 (Park et al. 2023; Aher, Arriaga, and Kalai 2023; Li et al. 2023;

Guo et al. 2024; Lin et al. 2024)、科学探究 (M. Bran et al. 2024; Li et al. 2025c; Gao et al. 2025b) 以及协作工作流程 (Hong et al. 2023; Li et al. 2024; Kulkarni 2025)。在教育领域，研究人员探索了使用大语言模型进行角色扮演以模拟真实课堂环境中的教师和学生 (Zhang et al. 2025c; Yu et al. 2024) 的可行性。然而，在这些研究中，大语言模型通过模仿对话风格来模拟角色，因此这种模拟与真实的课堂教学之间仍存在差距。

心智理论 (ToM) 在大语言模型中

心智理论 (ToM) ——将心理状态归因于他人并预测其行为的能力 (Premack and Woodruff 1978)——是人类认知和社会智能的核心组成部分，使我们能够推断和预测他人的行动 (Apperly 2012)。最近的研究表明，大型语言模型表现出显著的心智理论能力 (van Duijn et al. 2023)，它们的架构中嵌入了自我和他人信念状态的内部表征 (Zhu, Zhang, and Wang 2024)，这对它们的心智理论表现具有关键影响。心智理论推理与更广泛的社会常识一起，在诸如对话系统 (Kim et al. 2023)、复杂交互场景 (Zhou et al. 2023; Kim et al. 2023) 和多模态问题回答 (Jin et al. 2024) 等 AI 子领域中被证明是必不可少的。为了增强大型语言模型的理论心智能力，一些研究提出将推理分解为明确的推理链 (Gu et al. 2024b; Lin et al. 2025) 或者建模涉及多个代理的工作流 (Zhang et al. 2025b)。在这项工作中，我们将 OnlineMate Agents 的理论心智推理分解为三个阶段，以提高推理性能同时保持人格一致性。

在线伙伴框架

基于 LLM 代理的课堂模拟设计必须确保 (1) 每个代理的行为与其预定义的人设一致，并且所有代理都能获得适当和准确的情境信息，以及 (2) 课堂过程中的互动以自然连贯的方式展开。为了解决第一个需求，我们引入了课堂情境管理器，在框架内控制向每个 OnlineMate Agent 提供信息的流程。对于第二个需求，我们开发了一个课堂行为控制器，决定每个代理采取的行为，保持与真实课堂环境一致的互动动态。此外，为了促进系统功能的更严格评估，我们加入了模拟学生角色的评价代理，从而能够系统地评估 OnlineMate Agents 的教学有效性。图 1 显示了我们提出框架的构成及其工作流程。

课堂环境管理

课堂教学过程代表了一个多方面且信息密集的沟通环境。在角色扮演过程中，大语言模型可能会遇到诸如幻觉和角色反转等问题 (Park et al. 2023; Qian et al.

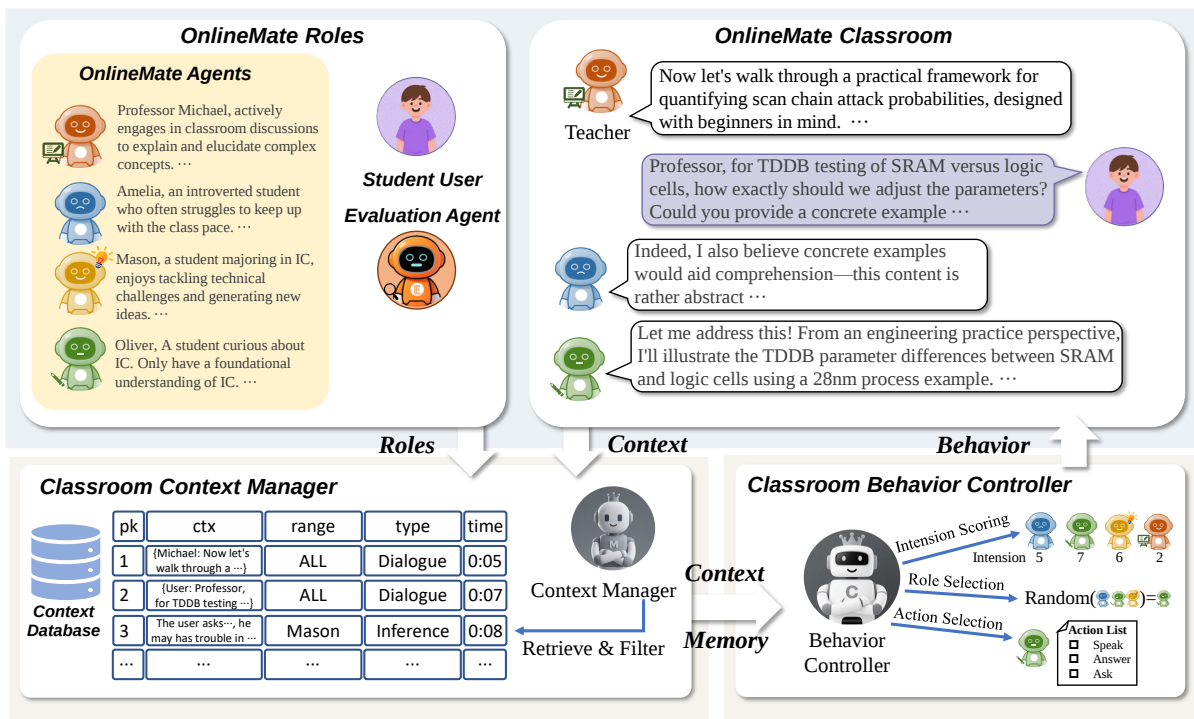


图 1: OnlineMate 框架的组成及其工作流程。

2024)。此外，在课堂对话中，每个在线伙伴代理除了能够访问所有可见的对话和讨论外，还保持独立的上下文记忆、推断、信念和其他元素。为了管理不同在线伙伴代理的上下文内容，我们实现了一个课堂上下文管理员。在其上下文数据库中，我们不仅存储了上下文内容上下文及其类型类型（例如，对话、记忆、推理等），还存储了相应的可见范围范围，如特定在线伙伴代理的ID，讨论组内的所有代理集合，或课堂中的所有代理。为了增强大语言模型内角色扮演的一致性，数据库还保留了每个在线伙伴代理的角色设置作为记忆的一部分。总结来说，上下文数据库中每个条目的属性是（包公，上下文，范围，角色，类型，时间戳）。在生成响应时，每个OnlineMate代理都会查询其角色设置和可见上下文信息来自数据库，并根据时间戳将这些信息整合到LLM的输入中，从而确保每个OnlineMate代理上下文的独立且高效管理。

教室行为控制器

为了确保OnlineMate代理的行为与他们的角色和类人行为保持一致，同时保留代理行为的自主性，我们利用教室行为控制器来规范他们在教室内的行为。具体而言，对于具有不同角色的代理，我们定义了一组符合其各自角色的行为。例如，教师角色可能包括解释，回

答问题，点名等。而内向学生的行为可能包括保持沉默，说话，提问问题等等。在生成响应时，教室行为控制器会为每个代理提供可见的上下文，并提示代理为其决定说话背后的意图程度分配0到10之间的分数，较高的分数表示采取说话行动的决心更强。根据代理的意图得分，教室行为控制器会选择当前轮次中哪个代理将发言。为了避免任何单个代理过于强势，教室行为控制器被配置为从基于其意图排名的前 n 名代理中随机选择说话代理。然后，控制器会从代理的行为列表选择一个行动，并将其作为生成代理响应提示之一。如果某个代理的动作涉及另一个代理，例如教师的质疑行为，则下一个采取行动的代理将被设置为所引用的代理。

评估代理

为了减轻过早部署未成熟系统所带来的伦理担忧，我们采用了(Gu et al. 2024a; Li et al. 2025a)作为评判者的大语言模型范式，在OnlineMate框架中集成了一个评估代理来替代实际的学生用户对系统性能进行评估。先前的研究表明，大语言模型可以有效地模拟学生的认知和情感状态，提供了一种可行的替代方案以避免相关的人类实验伦理挑战(Lu and Wang 2024; Li et al. 2025b)。与传统的作为评判者的大语言模型方法不同，后者通常只评估表面层次的文本内容，OnlineMate的

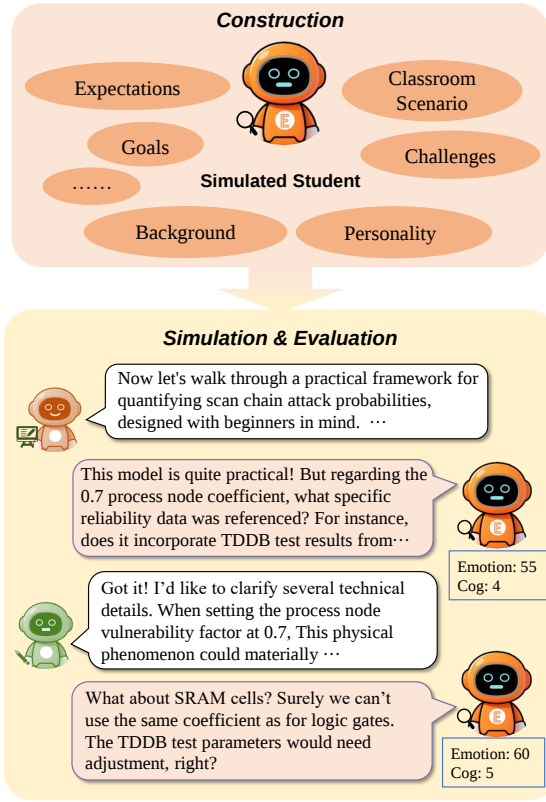


图 2: 评估代理的工作流程。

评估需要判断系统理解并回应人类认知和情绪过程的能力。为此,我们增强了评估代理,使其具备模拟情感和认知发展过程的功能,这种方法已被实证研究证明可以产生与真实的人类心理反应高度相关的近似值 (Zhang et al. 2025a)¹,从而能够稳健可靠地评估 OnlineMate 的教育效果。

图 2描述了评估代理的工作流程。具体而言,评估代理的工作流程涉及几个关键步骤:

角色设定和场景构建 大型语言模型被提示为评估代理生成特定的学生角色,包括背景信息、个性特征、学习内容、在学习过程中面临的挑战、目标和期望,从而模拟真实学生学习体验的多样性。学习内容基于实际课堂需求从内容种子池中选择,而学生的个性则根据已建立的学生个性和认知分类 (Kagan 1966; Witkin et al. 1977) 从个性种子池中选择。

¹在涵盖 100 个支持性对话场景的广泛实验中, (Zhang et al. 2025a) 代理生成的情感分数与基于 Barrett – Lennard 关系量表 (BLRI) 独立评估的分数表现出强烈的皮尔森相关性 ($r = 0.82$),并且也显示出与话语层面同理心指标的高度相关性 ($r = 0.79$),这验证了该范式的心理真实性。

多轮对话模拟 评估代理在 OnlineMate 系统中进行多轮交互,模拟学生在学习过程中的行为,如提问、思考和提供反馈,目的是评估系统响应的质量。

情感和认知评估与更新 每次对话回合后,根据布卢姆分类法评估评估代理的模拟学生的回应以确定认知水平,并根据系统的回应是否符合学生的当前挑战、意图和期望来调整代理的心理状态和情感变化。代理人的 ToM 元素,包括信念、愿望、意图、情感和想法,进行了更新,并对系统的心理支持效果进行了评分。通过这一全面的工作流程,评估代理能够彻底评估 OnlineMate 系统在促进认知发展和提供情感支持方面的有效性。

在线伴侣代理

在 OnlineMate 系统中,每个 OnlineMate 代理体现了一个由特定人格定义的角色,接收学生的输入语句,通过心智理论 (ToM) 推断学习者的认知和心理状态,并生成与其角色相符的回应。

先前的研究将 ToM 推理过程概念化为一系列结构化的推断,首先形成关于他人心理状态的一系列合理假设,然后对这些假设进行迭代测试和改进 (Flavell 1979; Frith and Frith 2006; Grave de Peralta Menendez et al. 2008; Cross et al. 2024; Zhang et al. 2025b)。受到人类认知机制的启发,通过运用 ToM 来推测他人的思想并生成适当回应,我们将 OnlineMate Agent 的推理及回应生成过程分解为三个阶段: ToM 假设生成、假设细化与筛选以及回应生成与验证。图 3展示了从获取输入到生成回应的整个 OnlineMate 代理的工作流程。

生成托马斯假设

我们通过 ToM 假设生成来启动 OnlineMate 代理的推理和响应生成过程,该过程作为推断学生认知和心理状态的基础。此过程基于学生的当前发言、对话上下文以及代理对先前互动的记忆。

形式上,给定学生在第 r 轮的发言,记为 s_r ,在线伙伴代理的输入表示为 $(s_r, ctx_{<r}, mem_{<r})$,其中 $ctx_{<r}$ 捕捉先前的对话历史, $mem_{<r}$ 编码动态记忆,反映代理人对学生偏好、情绪及其他特征随时间推移的推理。代理的目标是生成一组候选心理状态假设 $h_1, h_2, \dots, h_k$,每个假设都配有自然语言解释和来自 Belief, Desire, Intention, Emotion, Thought 的标记化的 ToM 类别。为了确保教学的相关性并防止过分强调心理推断而牺牲教学目标,我们进一步结合了对学生认知水平的推理,遵循布卢姆 taxonomy 的六层级结构 (Mullenburg and Berge 2005; Apperly 2012),包括 Remember, Understand, Apply, Analyze, Evaluate, Create。

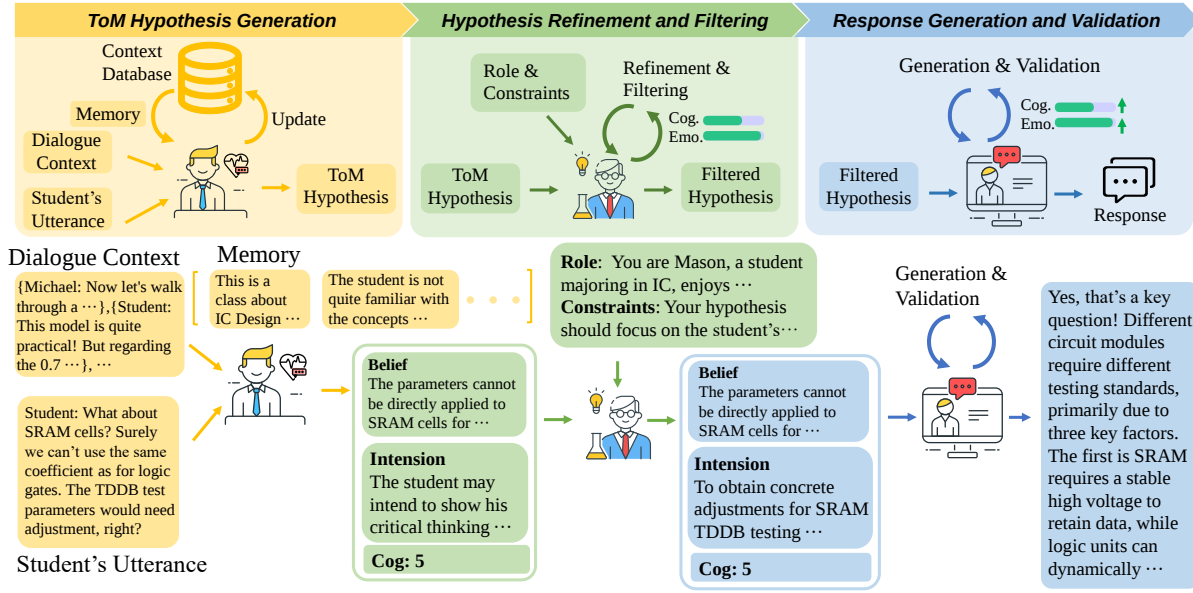


图 3: 在线代理从获取输入到生成响应的完整工作流程。

在线伴侣代理的 ToM 推理机制分为四个阶段：(1) 通过基于 LLM 的推理从 $(s_r, ctx_{<r})$ 生成初始假设；(2) 将这些假设与 $mem_{<r}$ 进行交叉引用，以过滤掉不合理的假设；(3) 为每个剩余的假设分配相应的 ToM 标签；(4) 根据陈述 s_r 推断学生的当前认知水平。我们设计了符合 ToM 的心理学定义和布鲁姆分类法层次的提示，指导 LLM 以类似于人类教师的方式推理学生的精神和认知状态。由此产生的 k 多样且合理的假设能够灵活生成下游响应，避免过早地承诺一个单一僵化的响应大纲。

假设精炼与过滤

在推断出学生的潜在认知水平和情绪状态后，在线伙伴代理进一步精炼和筛选这些假设，以选择与代理个性及课堂教学情境最相符的响应。

与前一阶段主要集中在推断学生认知或情感状态不同，假设精炼和筛选步骤强调在更广泛约束条件下评估这些假设的适当性，如与代理个性的一致性和正在进行的课堂对话动态。

这一过程确保在线伙伴代理不仅理解学习者的状态和意图，还能在一个现实的教育环境中以反映角色一致性推理和行为的方式作出响应。

假设细化与过滤阶段以在 ToM 假设生成阶段生成的潜在心理状态假设集 $h_1, h_2, \dots, h_k$ 以及包括在线伙伴代理的人格约束 $role$ 和一组定义特定行为指南或解释标准的上下文或规范约束 c 的约束规则 $(role, c)$ 为输入。这些约束作为确定给定假设应保留、修改还是丢弃

的基础。例如，如果初始假设表明学生在课堂对话中打算玩游戏，基于规则的约束引导在线伙伴代理以适当的情境方式重新解释这一意图——如果是代理担任教师角色，则将其视为应用情景；如果是将代理建模为学生，则将其解读为一种玩笑性质的话，从而确保与代理的人格和教学环境相一致。

假设细化和过滤过程分为两个连续步骤进行。首先，对于每个初始假设 $h_1, h_2, \dots, h_k$ ，OnlineMate 代理生成一个修订版本 $\tilde{h}_i$ ，在其中原始推理被重新表述以结合人格约束和上下文规则约束。随后，代理根据其合理性对每个修订后的候选者 $\tilde{h}_i$ 进行评分评估，考虑到当前对话上下文和代理的记忆。然后选择最合适的细化假设，表示为 $\tilde{h}^*$ ，并将其传递到最终阶段以生成响应并进一步验证。

响应生成与验证

在最后阶段，OnlineMate 代理生成一个合适的回应，并验证其与推断出的学生认知和心理状态的一致性，将前几个阶段提炼出的假设转化为具体的自然语言输出。此阶段以选定的假设 $\tilde{h}^*$ 作为输入。为了确保与学生的认知档案、先前的情绪状态以及代理预定义的人设保持一致，回应生成过程会整合记忆 $mem_{<r}$ 和角色限制 $role$ ，使模型能够相应地调节其回应的语气或结构。此外，为了让回应引导提升学生认知水平——这一过程被称为“认知支架”——模型被明确要求通过其回答来引导学生的思考。为了进一步保证生成的回应与推断出的学生需求和意图相一致，在此过程中整合了一种

自我反思机制：代理对其自身输出赋予一个效用分数，评估其在已知的认知和情感状态、对话情境以及基于角色限制的一致性中的有用程度。如果效用分数低于某个阈值，系统会触发回应的重新生成以改进一致性及教学效果。

实验

评估

我们使用自动化和人工评估方法来评估 OnlineMate 系统的有效性。除非另有说明，所有报告的评估结果代表了由评估代理进行的 20 次模拟课堂会话的平均结果。这些会话基于两门课程：“数字集成电路设计”和“人工智能综合实践”。在每次模拟中，对话轮数固定为五轮，系统包括四个 OnlineMate 代理，每个代理被分配一个独特的人格：一位具有领域专长的教师、一名知识渊博且积极参与的学生、一名仅对熟悉话题作出回应的部分理解学生以及一名基础薄弱且面临学习困难的学生。

自动化评估 自动评估利用评估代理模拟学生参与由 OnlineMate 协助的讨论，并在整个学习过程中对认知参与度和情感波动进行评分。对于每个对话轮次，我们提示 LLM 分析评估代理的发言并根据布鲁姆分类法从 1 到 6 的等级为其分配一个认知水平分数，以评估 OnlineMate 代理是否有效地促进了认知进步。同时，作为学生的评估代理会根据 OnlineMate 代理的回答与其心理状态和隐含意图的一致程度动态调整其情感评分。如果情感评分低于预定义阈值，则对话终止。情感状态在 0 到 100 的范围内进行评估，每次更新以 5 分为增量。

人类评估 人类评价使用了标准化的评分标准进行。具体来说，我们采用了卡内基梅隆大学²和 Northwestern University³开发的评估量表来评定学生在课堂讨论中的表现。这些量表涵盖了多个维度，包括参与频率、评论质量、倾听与共构、批判性分析、参与度及对话质量。课程讲师和教育专家均被邀请独立对每个讨论段落进行评分，每个段落至少分配了两位专家。专家们首先评估了评价代理模拟对话的合理性和类人性，然后根据评分标准为符合人类学生行为的对话进行了评分。所有得分映射到 0 - 3 的评分范围内，之后计算平均分。

²<https://www.cmu.edu/教学/评估/示例/按学院划分的课程级别/cfa/工具/参与评分表-cfa.pdf>

³<https://searle.northwestern.edu/docs/评估/讨论评分标准示例.pdf>

结果

表 1 展示了自动评估和人工评估的结果。从自动评估来看，与基线多智能体对话系统相比，我们的 OnlineMate 系统将学生回答的平均认知水平提高了整整一个层级——从略高于分析提升到了介于评估和创建之间。与缺乏认知支架的 OnlineMate 变体进行比较时，也观察到类似显著的进步，表明增强认知能力的 OnlineMate 代理能够有效地促进深度学习和批判性思维，从而激发学生的创造潜力。情感分数也有明显提升，证明了具有 ToM（心智理论）增强功能的 OnlineMate 代理有能力准确解读学生意图，并参与与学习者期望更为一致的沟通。将认知水平推理与指导相结合进一步提升了情感分数，表明追求高级认知参与在心理上与学生内在的学习动机是一致的。这些发现不仅证实了 OnlineMate 的教学效果，也验证了评估代理作为人类学习者的替代指标的有效性和代表性。

人类评估进一步证实了这些发现，我们的方法在评分标准上的得分一直高于基线系统。有趣的是，在没有认知增强的情况下，仅由 ToM 指导的模拟学生在讨论中表现出更专注和更具吸引力的行为。这很可能是因为在没有认知支架的情况下生成的回答往往更符合学生的偏好，从而鼓励进一步的互动和表达——尽管这对认知进步的贡献有限。

进一步分析

讨论轮次数 图 4 展示了在由 OnlineMate 主持的 20 个教学和讨论环节中，学生发言所表现出来的平均认知水平，在不同的对话轮次中进行了测量。认知分数范围从 1 到 6，对应布鲁姆分类法的六个层级，从记住到创建。我们的分析显示，在这些环节的开始时，学生的认知参与度呈现出上升趋势，分数从初始的 3.4——位于应用和分析之间——上升至最高点 5.2，介于评估和创建之间。然而，超出这一点的额外对话回合并没有进一步改善认知表达；相反，认知水平在应用到评估范围内波动。这表明，在线伴侣中的结构良好、深入讨论可以有效提升学生对特定主题的认知参与度，但单个问题上的长时间讨论可能会导致收益递减。因此，从教学角度看，建议在最佳时机结束讨论，通常是在五个回合之后，并转向新的学习内容以维持认知进步。

代理人的数量 图 5 说明了改变 OnlineMate 代理数量对学生所能达到的最高认知水平的影响。随着助教角色从单个代理过渡到多个参与课堂讨论的代理，学生所达到的最高认知水平有显著提升，这突显了多代理讨论的有效性和必要性。然而，当代理数量超过四个时，认知水平的增长开始趋于平稳，并且当代理数量超过六个时

	自动化		人类						
	认知。	情绪	卡内基梅隆大学			NU			平均值
			Frequency	Quality	听取	Analysis	Participation	对话	
Vanilla multi-LLM	4.10	27.50	2.10	1.75	2.00	1.80	2.40	2.25	2.05
OnlineMate w.o. cog	4.40	48.33	2.55	2.10	2.20	2.45	2.65	2.40	2.39
在线伴侣	5.20	61.66	2.60	2.50	2.15	2.65	2.55	2.35	2.47

表 1: 自动和人工评估结果。

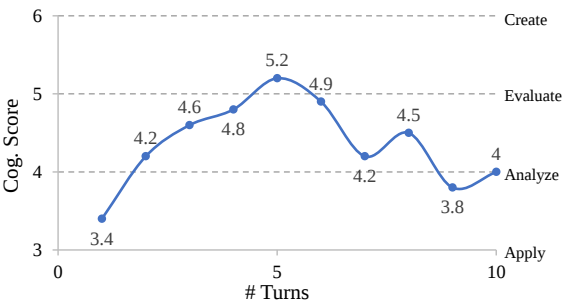


图 4: 在线伴侣系统在不同对话轮次中测量的学生话语所表现出的平均认知水平。

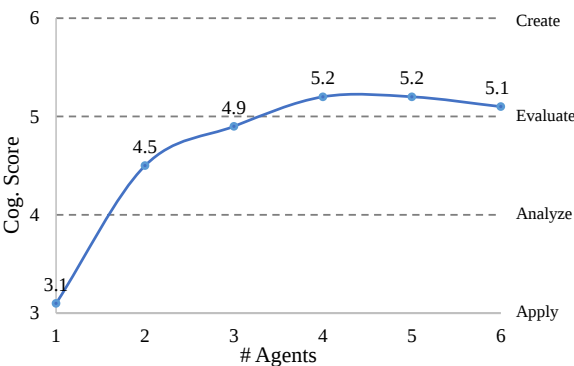


图 5: 在线助手数量变化对学生达到的最高认知水平的影响。

甚至出现了下降。这表明，在在线学习环境中，过多的代理同伴未必有益。过多的代理提供过量的信息可能导致认知超载，妨碍学生的学习过程。

结论

本文介绍了基于大语言模型并增强了心智理论能力的多代理学习伴侣系统**在线伴侣**。该系统不仅模拟了类似同伴的互动，还根据学习者的认知和心理状态动态调整其交互策略。这种个性化的教学方法促进了更加投

入和反思的学习体验，推动了高阶思维技能的发展和情感投资。我们的评估结果显示，在线伴侣显著提升了学生的认知参与度，并促进了更有意义的互动，最终改善了学习成果。实验结果进一步提供了关于人工智能中介学习机制的更深入见解。我们设想在线伴侣在教育应用方面具有巨大潜力，作为个性化学习体验的强大推动者。

参考文献

Aher, G. V.; Arriaga, R. I.; and Kalai, A. T. 2023. Using Large Language Models to Simulate Multiple Humans and Replicate Human Subject Studies. In Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning, 337–371. PMLR.

Akpen, C. N.; Asaolu, S.; Atobatele, S.; Okagbue, H.; and Sampson, S. 2024. Impact of Online Learning on Student’s Performance and Engagement: A Systematic Review. Discover Education, 3(1): 205.

Anthis, J. R.; Liu, R.; Richardson, S. M.; Kozłowski, A. C.; Koch, B.; Brynjolfsson, E.; Evans, J.; and Bernstein, M. S. 2025. Position: LLM Social Simulations Are a Promising Research Method. In Forty-Second International Conference on Machine Learning Position Paper Track.

Apperly, I. 2010. Mindreaders: The Cognitive Basis of ”Theory of Mind”. London: Psychology Press. ISBN 978-0-203-83392-6.

Apperly, I. A. 2012. What Is “Theory of Mind”? Concepts, Cognitive Processes and Individual Differences. Quarterly Journal of Experimental Psychology.

Cross, L.; Xiang, V.; Bhatia, A.; Yamins, D. L.; and Haber, N. 2024. Hypothetical Minds: Scaffolding Theory of Mind for Multi-Agent Tasks with Large Language Models. In The Thirteenth International Conference on Learning Representations.

- Ferri, F.; Grifoni, P.; and Guzzo, T. 2020. Online Learning and Emergency Remote Teaching: Opportunities and Challenges in Emergency Situations. *Societies*, 10(4): 86.
- Flavell, J. H. 1979. Metacognition and Cognitive Monitoring: A New Area of Cognitive-Developmental Inquiry. *American Psychologist*, 34(10): 906–911.
- Frith, C. D.; and Frith, U. 2006. The Neural Basis of Mentalizing. *Neuron*, 50(4): 531–534.
- Gao, C.; Lan, X.; Li, N.; Yuan, Y.; Ding, J.; Zhou, Z.; Xu, F.; and Li, Y. 2024. Large Language Models Empowered Agent-Based Modeling and Simulation: A Survey and Perspectives. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1): 1259.
- Gao, X.; Ruan, J.; Gao, J.; Xie, M.; Zhang, Z.; Liu, T.; and Fu, Y. 2025a. From Motion Signals to Insights: A Unified Framework for Student Behavior Analysis and Feedback in Physical Education Classes. *arXiv:2503.06525*.
- Gao, X.; Zhang, Z.; Xie, M.; Liu, T.; and Fu, Y. 2025b. Graph of AI Ideas: Leveraging Knowledge Graphs and LLMs for AI Research Idea Generation. *arXiv:2503.08549*.
- Grave de Peralta Menendez, R.; Achaïbou, A.; Bessière, P.; Vuilleumier, P.; and Gonzalez Andino, S. 2008. Bayesian Models of Mentalizing. *Brain Topography*, 20(4): 278–283.
- Gu, J.; Jiang, X.; Shi, Z.; Tan, H.; Zhai, X.; Xu, C.; Li, W.; Shen, Y.; Ma, S.; Liu, H.; Wang, Y.; and Guo, J. 2024a. A Survey on LLM-as-a-Judge. *arXiv:2411.15594*.
- Gu, Y.; Tafjord, O.; Kim, H.; Moore, J.; Bras, R. L.; Clark, P.; and Choi, Y. 2024b. SimpleToM: Exposing the Gap between Explicit ToM Inference and Implicit ToM Application in LLMs. *arXiv:2410.13648*.
- Guo, T.; Chen, X.; Wang, Y.; Chang, R.; Pei, S.; Chawla, N. V.; Wiest, O.; and Zhang, X. 2024. Large Language Model Based Multi-agents: A Survey of Progress and Challenges. In *Proceedings of the Thirty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 8048–8057. Jeju, South Korea: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization. ISBN 978-1-956792-04-1.
- Hong, S.; Zhuge, M.; Chen, J.; Zheng, X.; Cheng, Y.; Wang, J.; Zhang, C.; Wang, Z.; Yau, S. K. S.; Lin, Z.; Zhou, L.; Ran, C.; Xiao, L.; Wu, C.; and Schmidhuber, J. 2023. MetaGPT: Meta Programming for A Multi-Agent Collaborative Framework. In *The Twelfth International Conference on Learning Representations*.
- HuBihao; ZhengLongwei; ZhuJiayi; DingLishan; WangYilei; and GuXiaoqing. 2024. Teaching Plan Generation and Evaluation With GPT-4: Unleashing the Potential of LLM in Instructional Design. *IEEE Transactions on Learning Technologies*.
- JeonJaeho; and LeeSeongyong. 2023. Large Language Models in Education: A Focus on the Complementary Relationship between Human Teachers and ChatGPT. *Education and Information Technologies*.
- Jin, C.; Wu, Y.; Cao, J.; Xiang, J.; Kuo, Y.-L.; Hu, Z.; Ullman, T.; Torralba, A.; Tenenbaum, J.; and Shu, T. 2024. MMTOM-QA: Multimodal Theory of Mind Question Answering. In Ku, L.-W.; Martins, A.; and Srikanth, V., eds., *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 16077–16102. Bangkok, Thailand: Association for Computational Linguistics.
- Kagan, J. 1966. Reflection-Impulsivity: The Generality and Dynamics of Conceptual Tempo. *Journal of Abnormal Psychology*, 71(1): 17–24.
- Kim, H.; Hessel, J.; Jiang, L.; West, P.; Lu, X.; Yu, Y.; Zhou, P.; Bras, R.; Alikhani, M.; Kim, G.; Sap, M.; and Choi, Y. 2023. SODA: Million-scale Dialogue Distillation with Social Commonsense Contextualization. In Bouamor, H.; Pino, J.; and Bali, K., eds., *Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 12930–12949. Singapore: Association for Computational Linguistics.
- Kulkarni, M. 2025. Agent-S: LLM Agentic Workflow to Automate Standard Operating Procedures. *arXiv:2503.15520*.
- Lee, U.; Lee, S.; Koh, J.; Jeong, Y.; Jung, H.; Byun, G.; Lee, Y.; Moon, J.; Lim, J.; and Kim, H. 2023. Generative Agent for Teacher Training: Designing Educational Problem-Solving Simulations with Large Language Model-based Agents for Pre-Service Teachers.
- Li, D.; Jiang, B.; Huang, L.; Beigi, A.; Zhao, C.; Tan, Z.; Bhattacharjee, A.; Jiang, Y.; Chen, C.; Wu, T.; Shu,

- K.; Cheng, L.; and Liu, H. 2025a. From Generation to Judgment: Opportunities and Challenges of LLM-as-a-judge. *arXiv:2411.16594*.
- Li, G.; Hammoud, H. A. A. K.; Itani, H.; Khizbullin, D.; and Ghanem, B. 2023. CAMEL: Communicative Agents for "Mind" Exploration of Large Language Model Society. In *Thirty-Seventh Conference on Neural Information Processing Systems*.
- Li, H.; Yu, J.; Cong, X.; Dang, Y.; Zhang-li, D.; Zhan, Y.; Liu, H.; and Liu, Z. 2025b. Exploring LLM-based Student Simulation for Metacognitive Cultivation. *arXiv:2502.11678*.
- Li, J.; Lai, Y.; Li, W.; Ren, J.; Zhang, M.; Kang, X.; Wang, S.; Li, P.; Zhang, Y.-Q.; Ma, W.; and Liu, Y. 2025c. Agent Hospital: A Simulacrum of Hospital with Evolvable Medical Agents. *arXiv:2405.02957*.
- Li, Z.; Xu, S.; Mei, K.; Hua, W.; Rama, B.; Raheja, O.; Wang, H.; Zhu, H.; and Zhang, Y. 2024. AutoFlow: Automated Workflow Generation for Large Language Model Agents. *arXiv:2407.12821*.
- Lin, S.; Hua, W.; Li, L.; Chang, C.-J.; Fan, L.; Ji, J.; Hua, H.; Jin, M.; Luo, J.; and Zhang, Y. 2024. BattleAgent: Multi-modal Dynamic Emulation on Historical Battles to Complement Historical Analysis. In *Hernandez Farias, D. I.; Hope, T.; and Li, M., eds., Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations*, 172–181. Miami, Florida, USA: Association for Computational Linguistics.
- Lin, Z.; Chan, C.; Song, Y.; and Liu, X. 2025. Constrained Reasoning Chains for Enhancing Theory-of-Mind in Large Language Models. In *Hadfi, R.; Anthony, P.; Sharma, A.; Ito, T.; and Bai, Q., eds., PRICAI 2024: Trends in Artificial Intelligence*, 354–360. Singapore: Springer Nature. ISBN 978-981-96-0119-6.
- Lu, X.; and Wang, X. 2024. Generative Students: Using LLM-Simulated Student Profiles to Support Question Item Evaluation. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning @ Scale*, 16–27.
- M. Bran, A.; Cox, S.; Schilter, O.; Baldassari, C.; White, A. D.; and Schwaller, P. 2024. Augmenting Large Language Models with Chemistry Tools. *Nature Machine Intelligence*, 6(5): 525–535.
- Markel, J. M.; Opferman, S. G.; Landay, J. A.; and Piech, C. 2023. GPTech: Interactive TA Training with GPT-based Students. In *Proceedings of the Tenth ACM Conference on Learning @ Scale, L@S '23*, 226–236. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery. ISBN 979-8-4007-0025-5.
- Muilenburg, L. Y.; and Berge, Z. L. 2005. Student Barriers to Online Learning: A Factor Analytic Study. *Distance Education*, 26(1): 29–48.
- Nguyen, H. M. J. 2025. A Survey of Theory of Mind in Large Language Models: Evaluations, Representations, and Safety Risks. *arXiv:2502.06470*.
- Nwana, H. S. 1990. Intelligent Tutoring Systems: An Overview. *Artificial Intelligence Review*, 4(4): 251–277.
- Park, J. S.; O'Brien, J.; Cai, C. J.; Morris, M. R.; Liang, P.; and Bernstein, M. S. 2023. Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior. In *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '23*, 1–22. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery. ISBN 979-8-4007-0132-0.
- Premack, D.; and Woodruff, G. 1978. Does the Chimpanzee Have a Theory of Mind? *Behavioral and Brain Sciences*, 1(4): 515–526.
- Qian, C.; Liu, W.; Liu, H.; Chen, N.; Dang, Y.; Li, J.; Yang, C.; Chen, W.; Su, Y.; Cong, X.; Xu, J.; Li, D.; Liu, Z.; and Sun, M. 2024. ChatDev: Communicative Agents for Software Development. In *Ku, L.-W.; Martins, A.; and Srikumar, V., eds., Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 15174–15186. Bangkok, Thailand: Association for Computational Linguistics.
- Shi, Y.; Liang, R.; and Xu, Y. 2025. EducationQ: Evaluating LLMs' Teaching Capabilities Through Multi-Agent Dialogue Framework. In *Che, W.; Nabende, J.; Shutova, E.; and Pilehvar, M. T., eds., Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 32799–32828. Vienna, Austria: Association for Computational Linguistics. ISBN 979-8-89176-251-0.
- Thapa, S.; Shiwakoti, S.; Shah, S. B.; Adhikari, S.; Veeramani, H.; Nasim, M.; and Naseem, U. 2025. Large Language Models (LLM) in Computational Social Sci-

ence: Prospects, Current State, and Challenges. *Social Network Analysis and Mining*, 15(1): 4.

Tu, S.; Zhang, Z.; Yu, J.; Li, C.; Zhang, S.; Yao, Z.; Hou, L.; and Li, J. 2023. LittleMu: Deploying an Online Virtual Teaching Assistant via Heterogeneous Sources Integration and Chain of Teach Prompts. In *Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, 4843–4849. Birmingham United Kingdom: ACM. ISBN 979-8-4007-0124-5.

van Duijn, M.; van Dijk, B.; Kouwenhoven, T.; de Valk, W.; Spruit, M.; and van der Putten, P. 2023. Theory of Mind in Large Language Models: Examining Performance of 11 State-of-the-Art Models vs. Children Aged 7-10 on Advanced Tests. In Jiang, J.; Reitter, D.; and Deng, S., eds., *Proceedings of the 27th Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL)*, 389–402. Singapore: Association for Computational Linguistics.

Witkin, H. A.; Moore, C. A.; Goodenough, D. R.; and Cox, P. W. 1977. Field-Dependent and Field-Independent Cognitive Styles and Their Educational Implications. *Review of Educational Research*, 47(1): 1–64.

Yu, J.; Zhang, Z.; Zhang-li, D.; Tu, S.; Hao, Z.; Li, R. M.; Li, H.; Wang, Y.; Li, H.; Gong, L.; Cao, J.; Lin, J.; Zhou, J.; Qin, F.; Wang, H.; Jiang, J.; Deng, L.; Zhan, Y.; Xiao, C.; Dai, X.; Yan, X.; Lin, N.; Zhang, N.; Ni, R.; Dang, Y.; Hou, L.; Zhang, Y.; Han, X.; Li, M.; Li, J.; Liu, Z.; Liu, H.; and Sun, M. 2024. From MOOC to MAIC: Reshaping Online Teaching and Learning through LLM-driven Agents. *arXiv:2409.03512*.

Yue, M.; Lyu, W.; Mifdal, W.; Suh, J.; Zhang, Y.; and Yao, Z. 2025. MathVC: An LLM-Simulated Multi-Character Virtual Classroom for Mathematics Education. *arXiv:2404.06711*.

Zhang, B.; Ma, R.; Jiang, Q.; Wang, P.; Chen, J.; Xie, Z.; Chen, X.; Wang, Y.; Ye, F.; Li, J.; Yang, Y.; Tu, Z.; and Li, X. 2025a. Sentient Agent as a Judge: Evaluating Higher-Order Social Cognition in Large Language Models. *arXiv:2505.02847*.

Zhang, X.; Chen, Y.; Yeh, M.-H.; and Li, Y. 2025b. MetaMind: Modeling Human Social Thoughts with Metacognitive Multi-Agent Systems. *arXiv:2505.18943*.

Zhang, Z.; Zhang-Li, D.; Yu, J.; Gong, L.; Zhou, J.; Hao,

Z.; Jiang, J.; Cao, J.; Liu, H.; Liu, Z.; Hou, L.; and Li, J. 2025c. Simulating Classroom Education with LLM-Empowered Agents. In Chiruzzo, L.; Ritter, A.; and Wang, L., eds., *Proceedings of the 2025 Conference of the Nations of the Americas Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)*, 10364–10379. Albuquerque, New Mexico: Association for Computational Linguistics. ISBN 979-8-89176-189-6.

Zhou, P.; Zhu, A.; Hu, J.; Pujara, J.; Ren, X.; Callison-Burch, C.; Choi, Y.; and Ammanabrolu, P. 2023. I Cast Detect Thoughts: Learning to Converse and Guide with Intents and Theory-of-Mind in Dungeons and Dragons. In Rogers, A.; Boyd-Graber, J.; and Okazaki, N., eds., *Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 11136–11155. Toronto, Canada: Association for Computational Linguistics.

Zhu, W.; Zhang, Z.; and Wang, Y. 2024. Language Models Represent Beliefs of Self and Others. In *Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning*, 62638–62681. PMLR.