

基于教师与生成式人工智能协同的自我调节学习模式对高中生编程学习的影响

Impact of a teacher-generative AI collaboration-based self-regulated learning mode on high school students programming learning

陈辉¹, 邓泓基¹, 陈叶文², 董艳^{1*}

¹北京师范大学 教育学部, 北京 100875

²湖南大学附属中学, 湖南 长沙 410082

* yan.dong@bnu.edu.cn

【摘要】 研究基于自我调节学习理论与混合智能反馈方法框架, 旨在设计与验证一种基于教师与 GAI 协同的自我调节学习 (TG-SRL) 模式。采用准实验设计, 来自三个平行班的 111 名参与 Python 课程的高一年级学生被分配到: 教师主导教学组 (TI, $N=39$)、生成式人工智能支持的自我调节学习组 (GSRL, $N=34$) 和 TG-SRL 组 ($N=38$)。结果显示: 在学习成效方面, TG-SRL 组显著优于 TI 组; 在培养学生编程元认知策略 (计划与监控) 的使用方面, TG-SRL 组优于 TI 组和 GSRL 组; 在提升编程学习动机与策略调整方面, GSRL 组和 TG-SRL 组均显著优于 TI 组。研究为在 K-12 编程教育中推进混合教学智能范式提供了有效教学模型与实证依据。

【关键词】 混合教学智能; 编程教育; 自我调节学习; 准实验研究

Abstract: Grounded in Self-Regulated Learning theory and the Hybrid Intelligent Feedback Approaches framework, this study aimed to design and validate a Teacher-Generative AI collaboration-based Self-Regulated Learning (TG-SRL) mode. Employing a quasi-experimental design, 111 tenth-grade students (enrolled in a Python course) from three parallel classes were assigned to three conditions: Teacher-Instruction group (TI, $N=39$), Generative AI-Supported SRL group (GSRL, $N=34$), and TG-SRL group ($N=38$). The results indicated that: (1) regarding learning **achievement**, the TG-SRL group significantly outperformed the TI group; (2) **regarding** programming metacognitive strategies (planning and monitoring), the TG-SRL group demonstrated advantages over both the TI and GSRL groups; (3) in terms of enhancing programming learning motivation and strategy adaptation, both the GSRL and TG-SRL conditions were significantly superior to the TI condition. This study provides an effective instructional model and empirical evidence for advancing the paradigm of Hybrid Teaching Intelligence in K-12 programming education.

Keywords: hybrid teaching intelligence; programming education; self-regulated learning; quasi-experimental study

1. 引言

以 ChatGPT、DeepSeek 为代表的生成式人工智能 (GAI) 工具的出现, 为解决编程教育中个性化支持不足的问题带来了变革性机遇 (Garcia, 2025)。这类工具利用先进的自然语言处理技术, 能够实现类人化的对话式交互 (Tu & Lu, 2025), 并擅长根据自然语言指令生成代码、诊断代码错误并提供情境化解释, 这使其成为在编程教育中提供针对性、即时性支持的强大工具 (Pirzado et al., 2024)。然而, 有效的编程学习不仅在于获得个性化辅助, 更在于培养自我调节学习能力——即在实践中主动规划、监控并调节自身认知与元认知过程的能力 (Hatala et al., 2023)。已有研究证实了自我调节学习能力与编程学业成就之间的紧密关联

(Silva et al., 2021)。因此，核心问题在于如何更好地设计与组织编程学习活动（尤其当结合 GAI 时），以有效地支撑和促进这些关键的自我调节学习过程。

尽管越来越多的研究探讨了 GAI 工具如何在各种学段中辅助学生编程学习（如 Sun et al., 2024; Zhao et al., 2025），但必须认识到，将 GAI 引入编程课堂可能从根本上改变教学模式，进而影响学生的学习方式（Cosentino et al., 2024）。这一转变迫切需要从“教师与 GAI 协同”的视角展开研究（Rokkones & Giannakos, 2025）。此类视角旨在发掘人类教师与 GAI 的互补优势——结合教师在教学引导、动机激发、社会情感及元认知支持方面的专业能力，以及 GAI 在规模化、个性化与即时反馈方面的技术能力——从而迈向“混合教学智能”的新范式。为实证探索这一范式，本研究聚焦于在高中编程教育背景下，设计与评估一种基于教师与 GAI 协同的自我调节学习（TG-SRL）模式，旨在通过系统考察该模式对学生编程学习成效、学习动机及元认知能力发展的影响，以此深入探究混合教学智能的潜在价值。

2. 教师与生成式人工智能协同的理论框架

本研究采用混合智能反馈方法作为理论框架（Hybrid Intelligent Feedback Approaches, HIFA, Banihashem et al., 2025）来分析如何协调教师与 GAI 的角色，以提供支持编程自我调节学习的反馈。该框架阐明了从完全由教师生成的反馈到完全由 GAI 生成的反馈的混合智能反馈方法连续谱（见图 1）。这一连续谱揭示了课堂反馈生成如何随着对生成式人工智能整合与依赖程度的增加而演进，同时仍可根据需要在丰富与监督层面保留教师参与。连续谱始于“完全由教师生成反馈”方法，即教学与反馈完全由教师执行。另一端则是“完全由 GAI 生成反馈”方法，即反馈完全由 GAI 生成，无教师介入。在这两个极端方法之间，存在三种中间方法，代表了混合智能反馈的核心，不同程度地融合了人类教师与 GAI 的贡献：1) GAI 赋能教师主导反馈；2) 适应性师机协同反馈；以及 3) 教师完善 GAI 主导反馈。

具体而言，在“GAI 赋能教师主导反馈”方法中，教师主导整个教学并提供反馈，而 GAI 则提供支持性信息以增强或丰富教师反馈。该方法确保人类专业知识始终处于主导地位，GAI 则作为辅助工具来完善反馈过程。“适应性师机协同反馈”方法代表教师与 GAI 之间一种动态的协同关系，双方根据任务的复杂性和性质做出反馈贡献的调整。在“教师完善 GAI 主导反馈”方法中，GAI 主导生成初步反馈，而教师则根据需要介入，以澄清完善并情境化这些反馈。该方法利用了 GAI 生成反馈的效率与速度，同时确保教师判断力为其增添情境相关性。例如，GAI 为编程作业提供详细反馈，识别算法错误并建议优化方案，而教师则确保这些反馈与教学目标及学生的熟练程度相符，并添加个性化鼓励或元认知指导，以促进学生的自我调节学习。总之，这三种中间方法均强调了课堂中教师与 GAI 协同的潜力，能够结合教师与 GAI 的独特优势提供教学反馈，从而有效地为学生的自我调节学习提供支持。

3. 方法

3.1. 被试

本研究于 2025 年春季学期实施，实施情境为中国湖南省一所公立高中的信息科技课堂的一个标准课程单元。最初招募了来自三个平行班级的 132 名高一年级学生。其中，111 人完成了该课程单元的所有课堂活动和后测。这三个班级均由同一位信息科技教师（本研究的第三作者）授课，遵循相同的课程计划、进度和学习材料，以确保基线可比性。三个班级被随机分配到三种实验条件之一：（1）TI 组（ $N=39$ ）：教学由教师通过直接讲解、引导演示和全班问答进行；（2）GSRL 组（ $N=34$ ）：学生独立与 GAI 智能体互动完成编程任务，教师仅提供基本支持（如登录协助）；（3）TG-SRL 组（ $N=38$ ）：教学遵循 TG-SRL 模式。

本研究获得了学校教育主管部门和大学学术伦理委员会的批准。研究干预开始前, 获得了所有被试及其父母或监护人的知情同意, 并明确告知其有权在任何时候无条件退出本研究。为表示感谢, 每位被试在完成研究后获得了一份小礼物(价值约 15 元)。

3.2. GAI 智能体的设计与开发

本研究采用 Python IDLE 作为编程环境。它是 Python 标准发行版默认内置的集成开发环境, 设计轻量且适合高中生。为支持学生编程学习, 为 GSRL 和 TG-SRL 组的学生开发并部署了一个名为 SocratesPy 的 GAI 智能体。如其名所示, SocratesPy 是一个用于 Python 编程的启发式 GAI 聊天机器人。其核心角色被设计为一位经验丰富的高中信息技术教师。其对话输出针对高一年级学生定制, 采用引导式对话风格。SocratesPy 的开发遵循如下的三层框架:

开发环境层: SocratesPy 基于扣子 (Coze) 平台构建, 底层为豆包大语言模型。该环境集成了定制化提示词库、功能插件模块(例如, 用于图表生成的插件)以及与本研究使用的高中 Python 编程课程范围和顺序严格对齐的领域特定知识数据库。

功能设计层: SocratesPy 具有四个主要的功能角色: (1) 知识问答机器人: 提供关于核心编程概念、语法的实时响应; (2) 任务分解指导者: 协助学生将复杂的编程任务分解, 并生成相应的流程图; (3) 代码审阅与优化器: 通过提供建议性反馈和解释而非直接更正, 帮助学生审阅、调试、或优化代码; (4) 知识总结者: 生成每节课涵盖的关键概念总结以巩固学习。此外, 植入了严格的输出约束, 包括拒绝回答与 Python 编程课程无关的问题、禁止直接透露任务答案和输出完整代码段, 确保生成内容的年龄适宜性和主题聚焦性。

应用输出层: SocratesPy 支持多模态输出, 包括文本、图片、思维导图和流程图。输出模态根据学生输入的关键词动态选择(例如, 关键词"for 循环"触发文本解释, 可选补充思维导图; 关键词"任务分解"触发流程图生成)。

3.3. 针对高中编程课堂的基于教师与 GAI 协同的自我调节学习 (TG-SRL) 模式

基于 HIFA 框架, 本研究的三种实验条件对应人机协同反馈连续谱上的不同节点(见图 1)。TI 组对应“完全由人生成反馈”方法, 表现为传统的教师主导教学模式。与之相对, GSRL 组对应“完全由 GAI 生成反馈”方法。该模式以学习者高度自主性为特征, 学生通过直接接收来自 GAI 代理的反馈与指导来支持其自我调节学习。TG-SRL 组则基于如下两大理论基础:

(1) HIFA 框架用于指导教师与 GAI 角色的动态协调; (2) 自我调节学习的循环模型 (Zimmerman, 2002), 该模型认为有效的自我调节学习在预先思考、执行表现与反思三个阶段中展开。TG-SRL 模式的核心目标是, 利用教师与 GAI 的互补优势, 以促进自我调节学习核心的规划、监控与调节过程。该模式在一个教学单元内, 将教师与生成式人工智能的角色整合于三个阶段, 每个阶段定位于人机协同反馈连续谱上的不同位置, 从而系统性构建起连贯的自我调节学习支架。以下是三阶段的具体实施:

阶段 1 (教师导入与预先思考阶段): 该阶段定位于人机协同反馈连续谱上的“GAI 赋能教师主导反馈”方法。首先, 教师呈现上节课学生的典型编程错误案例, 旨在激活并巩固学生的先前知识。随后, 教师介绍本节课的核心概念与学习目标。最后, 为启动学生的自我调节学习过程, 教师指导学生首先使用 GAI 代理生成编程任务的分解流程图, 再基于该流程图计划如何编写代码, 以此激活学生 SRL 的“预先思考”阶段。

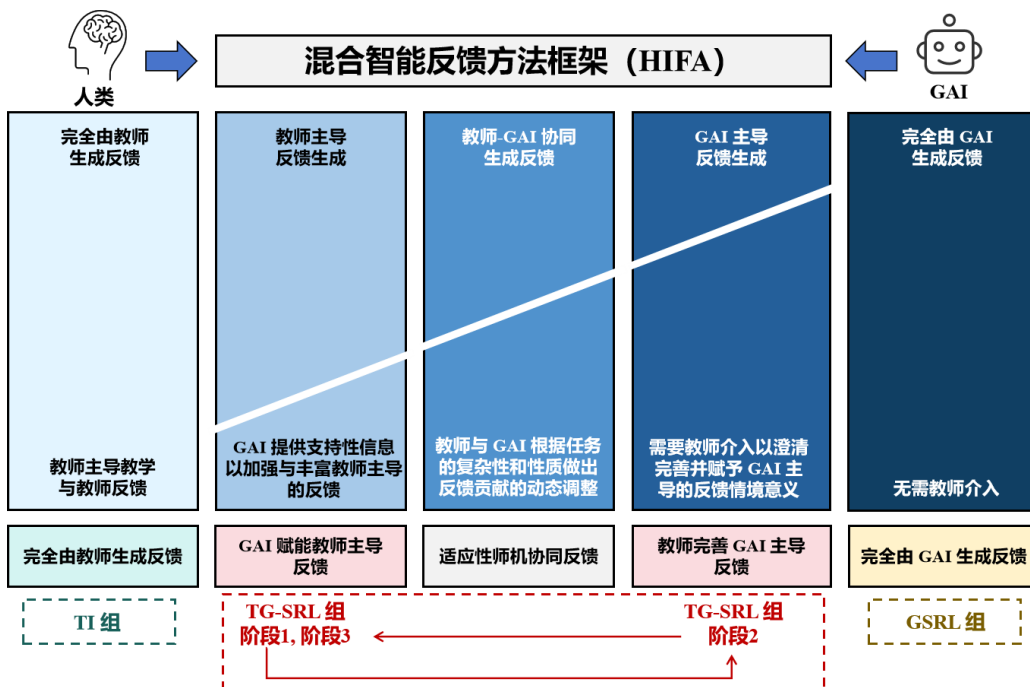
阶段 2 (GAI 支持的任务实践及教师即时支架阶段): 该阶段定位于人机协同反馈连续谱上的“人类完善的 GAI 主导反馈”方法。在此阶段, 教学反馈的主要来源转向 GAI, 辅助学生进行编程问题解决并执行其计划——这是 SRL 的“执行表现”阶段的核心。学生进行编程任务实践时主要从 GAI 获取实时个性化的反馈, 包括语法解释、代码纠错与调试提示等, 教师则主动监控课堂, 在学生请求时提供针对性反馈, 这通常发生在 GAI 反馈不足以解决学生编

程困难,或学生需要专家澄清以克服自我调节障碍时。在此阶段,GAI 为学生提供基础反馈,而教师则通过情境化与阐释性干预来丰富这一反馈,从而协同推进学生的 SRL 过程。

阶段3(教师引导的巩固与反思阶段):该阶段定位于“GAI 赋能教师主导反馈”方法。教师引导全班讨论,旨在巩固核心编程概念,并引导学生与从 GAI 智能体的对话记录中提炼元认知策略与问题解决模式。此阶段用于引发 SRL 的“反思”阶段。因此,该阶段将 GAI 支持的学生实践过程转化为反思性学习机会,利用学生与 GAI 智能体的对话数据作为教师主导的元认知教学与自我调节学习能力发展的有力资源。

图 1

TI, GSRL, TG-SRL 三种模式在混合智能反馈方法框架下的映射关系



3.4. 测量工具

3.4.1. 学习成效测试

学习成效测试旨在评估学生对研究涵盖的 Python 编程内容的掌握程度。该测试由研究团队中两位经验丰富的高中信息科技教师合作设计。构建了两个平行版本测试分别用于前测和后测,测试包含 8 道单项选择题,每题 5 分。前测旨在测量学生对编程概念的先前知识,后测则评估在干预后的学习成效。测试的信度良好,前测的 Cronbach's α 为 0.636,后测为 0.666。

3.4.2. 编程学习动机量表

编程学习动机量表选自 Cheng 等人 (2023) 的研究,该量表修改自成熟的《学习动机策略问卷》(MSLQ; Pintrich, 1991),专门用于评估编程教育背景下的学习动机。包含两个子维度(内在动机和外在动机各 4 个题项),采用 5 点李克特测量。该量表在本研究中显示出优异的信度,内在动机的 Cronbach's α 为 0.852,外在动机为 0.870。

3.4.3. 编程元认知策略量表

编程元认知策略量表改编自 Torres Jiménez 等人 (2024) 的研究。它包含 16 个项目,测量学生在编程学习中三种核心元认知策略的使用:计划、监控和策略调整。计划维度(3 项)评估学生设定学习目标、分析编程任务以及激活解决编程问题的先前知识的能力。监控维度(9 项)测量学生自我反思其理解水平、自我监控解决编程问题所需知识的能力。策略调整维

度(4项)考察学生在遇到编程困难时如何调整学习方法。在本研究中,该量表的信度优异,计划、监控和调整策略维度的 Cronbach's α 分别为 0.805、0.931 和 0.847。

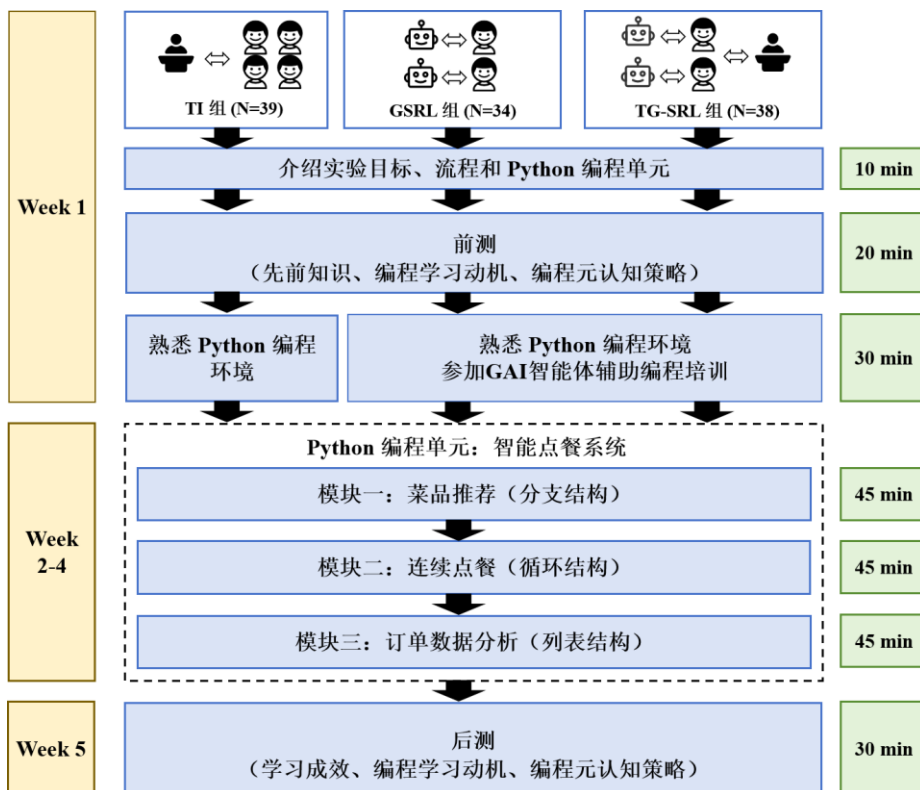
3.5. 实验流程

本研究为期五周(见图2)。在准备阶段(第1周),任课教师向所有被试阐述研究目标和程序,并简要介绍即将开始的为期三周的 Python 编程单元。获得了知情同意之后,按照以下顺序进行基线测量:Python 编程先前知识测试、编程学习动机量表、以及编程元认知策略量表。随后,所有被试都接受了 Python IDLE 的使用指导。分配到 GSRL 和 TG-SRL 组的被试还额外接受 20 分钟培训,学习如何使用 GAI 智能体辅助编程。培训涵盖六项核心使用策略:任务分解、知识问答、代码审查与修改建议、代码优化、知识总结和进阶任务获取。

核心干预阶段(第2-4周)围绕名为"智能点餐系统"的 Python 编程单元展开,该单元结构化为三个递进的模块:(1)模块1侧重于使用分支结构实现菜品推荐;(2)模块2引入循环结构实现连续点餐;(3)模块3应用列表结构进行订单数据分析。每个模块在标准 45 分钟课堂内完成。在后测阶段(第5周),在 30 分钟内完成前测中所有测量工具的平行版本。

图 2

研究流程图



4. 结果

表 1 呈现了三种条件在前测和后测的描述性统计结果。首先进行三组基线水平的等效性检验。对所有前测指标进行单因素多元方差分析显示,在先前知识、编程学习动机与编程元认知策略方面, TI、GSRL 和 TG-SRL 条件之间无显著差异(所有 $p > .05$)。其次,三组在性别比例 ($\chi^2(2) = 2.341, p = .310$) 和年龄 ($F(2, 108) = 0.774, p = .464$) 上无显著差异。

表 1

各变量的描述性统计结果

变量名	TI (n = 39)		GSRL (n =34)		TG-SRL (n =38)	
	<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
前测						
先前知识	22.82	7.42	20.74	6.29	21.71	9.39
编程学习动机						
内在动机	2.78	0.76	2.77	0.84	2.82	0.65
外在动机	2.78	0.82	2.86	0.85	2.90	0.65
编程元认知策略	7.48	2.04	7.74	2.19	7.90	1.62
计划	2.45	0.79	2.50	0.82	2.54	0.62
监控	2.50	0.66	2.61	0.72	2.66	0.57
策略调整	2.52	0.71	2.63	0.77	2.70	0.50
后测						
学习成效	21.28	9.23	24.85	8.48	26.97	8.89
编程学习动机						
内在动机	3.34	0.60	3.74	0.68	3.70	0.68
外在动机	3.31	0.62	3.74	0.80	3.85	0.58
编程元认知策略	8.28	1.67	9.37	1.92	10.41	1.84
计划	2.78	0.62	3.02	0.65	3.42	0.63
监控	2.76	0.58	3.10	0.69	3.51	0.62
策略调整	2.74	0.60	3.25	0.70	3.48	0.76

4.1. 学习成效

ANCOVA 显示,在控制前测分数后,三组之间的学习成效存在显著差异($F(2, 107)=4.07$, $p=.02$, $\eta_p^2=0.071$)。Bonferroni 事后比较表明, TG-SRL 组学生的分数显著高于 TI 组($AMD=5.75$, $p=.017$)。其他成对比较均未达到统计学显著性。这一发现表明, TG-SRL 模式在提高学生编程学习成效方面比传统的教师主导教学模式更有效。

4.2. 编程学习动机

ANOVA 显示,三组的内在动机存在显著差异($F(2, 108)=4.42$, $p=.014$, $\eta_p^2=0.076$)。事后比较显示, TG-SRL 组($MD=0.36$, $p=.049$)和 GSRL 组($MD=0.40$, $p=.027$)学生的内在动机均高于 TI 组。

对于外在动机,三组亦存在显著差异($F(2, 107)=6.443$, $p=.002$, $\eta_p^2=0.107$)。事后比较显示与内在动机相同的趋势: TG-SRL 组($AMD=0.52$, $p=.003$)和 GSRL 组($AMD=0.41$, $p=.030$)学生的外在动机均显著高于 TI 组。综合来看,在编程教学中融入 GAI 辅助学生编程能提升学生的学习动机。

4.3. 编程元认知策略

ANCOVA 显示,三组的编程元认知策略后测得分存在显著差异($F(2, 107)=13.007$, $p<.001$, $\eta_p^2=0.196$)。事后比较表明, TG-SRL 组($AMD=2.00$, $p<.001$)和 GSRL 组($AMD=1.01$, $p=.040$)学生使用的元认知策略显著多于 TI 组。

进一步对各个子维度进行分析。对于策略调整维度, TG-SRL 组($AMD=0.69$, $p<.001$)和 GSRL 组($AMD=0.48$, $p=.008$)均优于 TI 组,这与总维度趋势一致。然而,计划与监控子维度发现独特趋势: TG-SRL 组的分数显著高于 GSRL 组和 TI 组(所有 $ps<.05$)。这些结

果表明,在编程教学中引入 GAI 辅助学生编程能够帮助学生调整学习策略,但 TG-SRL 模式在培养计划和监控元认知技能方面具有独特优势。

5. 讨论

本研究比较了三种教学模式——教师主导教学(TI)、GAI 支持的自我调节学习(GSRL)和基于教师与 GAI 协同的自我调节学习(TG-SRL)——对高中生编程学习的影响。研究结果表明:虽然将 GAI 融入编程课堂显著提升了学生的编程学习动机和学习策略调整,优于传统教师主导教学,但 TG-SRL 模式中的教师与 GAI 的协同作用独特地促进了学生的学习成效以及计划与监控元认知能力的发展。

TG-SRL 组在学习成效上优于 TI 组,这为混合教学智能范式的有效性提供了强有力的实证支持。这一结果与先前强调教师与 AI 协同教学在提升学业表现方面益处的研究相一致(Surendhranatha Reddy & Leelavathi, 2025)。至关重要的是,GSRL 在学习成效上未显示出优于 TI 的显著优势,这突显了单纯 GAI 辅助不足以实现最佳的知识巩固。TG-SRL 模式的有效性可归因于其动态协调,特别是教师主导的导入和巩固阶段。这些阶段提供了必要的结构化指导和概念框架,帮助编程新手将离散的编码经验整合成稳健的认知图式(Jung et al., 2025),这一过程是单纯与 GAI 智能体互动可能无法可靠地给予支持的。

相较 TI 和 GSRL 模式, TG-SRL 模式在培养特定的元认知能力(计划和监控)方面具有优势。虽然两个涉及 GAI 的条件都促进了学习策略调整,但只有 TG-SRL 显著增强了计划 and 自我监控。这种特定的优势可能源于嵌入 TG-SRL 设计中明确的元认知支架。教师不仅要求学生使用 GAI 代理生成任务分解流程图,还在编程练习期间提供关键且实时的指导,帮助学生监控自己的理解并调整计划。相比之下,GSRL 组虽然通过引导学生不断调试培养了学生的适应性反应与调整策略,但缺乏这种结构化的、由教师驱动的元认知指导。这一发现证实了单独 GAI 支持可能助长依赖性学习行为的“元认知懈怠”担忧(Fan et al., 2025),强调了教师参与指导对于确保 GAI 赋能同时发展学生的元认知能力是不可或缺的。

需要注意的是,相较 TI 模式,GSRL 模式同样具有优势,在提升编程学习动机和元认知策略调整方面与 TG-SRL 的优势相当。这一结果表明,一个设计良好的 GAI 代理,辅以自主使用的培训,可以产生与更复杂的教师与 GAI 协同教学相媲美的增益。GSRL 在学习动机方面相比 TI 的显著提升,与一些先前研究结果一致(Choi & Kim, 2024)。GAI 代理提供的即时和个性化反馈可能增强了学生的自主感和胜任感,这是内在动机的关键驱动力。此外,将 GAI 代理引入编程课堂,可能通过“新奇效应”提升学生的外在学习动机(Wu & Yu, 2024)。

6. 结论与未来展望

本研究存在若干局限,这些局限为未来的研究指明了有价值的方向。首先,本研究在特定教育情境(中国一所公立高中)中开展,并使用了一款定制开发的 GAI 工具(即 SocratesPy)。因此,在将研究结论推广至其他文化背景、教育体系、年龄群体或不同的生成式人工智能工具(如 ChatGPT、GitHub Copilot)时需保持谨慎。未来需要在多样化情境中进行复制与适配研究,这对于确保 TG-SRL 模式的外部效度及更广泛适用性至关重要。

其次,研究干预的实施时间相对较短(三周),且仅在一个编程课程单元内进行。因此,本研究所观测到的益处,尤其是 TG-SRL 模式下所培养的计划与监控的元认知能力,其长期可持续性及迁移效果尚不明确。需要通过跨学期或跨不同编程主题的纵向研究,来追踪这些自我调节学习能力的保持情况,并考察其向新问题情境迁移的效果。

最后，为优化混合式自我调节学习支持的设计，未来研究需深化对教师在 TG-SRL 模式中实施角色的分析。通过整合教师日志、课堂录像观察及刺激性回忆访谈等多模态数据，明确哪些类型的教师支持是师机协同促进学生编程的关键。此外，本研究学习成效测试的信度低于 0.70 阈值，未来研究应开发或采用信度更优的学习成效测量工具，以增强结论的稳健性。

参考文献

- Banihashem, S. K., Noroozi, O., Khosravi, H., Schunn, C. D., & Drachsler, H. (2025). Pedagogical framework for hybrid intelligent feedback. *Innovations in Education and Teaching International*, 1-17.
- Cheng, Y. P., Lai, C. F., Chen, Y. T., Wang, W. S., Huang, Y. M., & Wu, T. T. (2023). Enhancing student's computational thinking skills with student-generated questions strategy in a game-based learning platform. *Computers & Education*, 200, Article 104794.
- Choi, S., & Kim, H. (2025). The impact of a large language model-based programming learning environment on students' motivation and programming ability. *Education and Information Technologies*, 30(6), 8109-8138.
- Cosentino, G., Anton, J., Sharma, K., Gelsomini, M., Giannakos, M., & Abrahamson, D. (2025). Hybrid teaching intelligence: Lessons learned from an embodied mathematics learning experience. *British Journal of Educational Technology*, 56(2), 621-649.
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., ... & Gašević, D. (2025). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, 56(2), 489-530.
- Hatala, M., Nazeri, S., & Kia, F. S. (2023). Progression of students' SRL processes in subsequent programming problem-solving tasks and its association with tasks outcomes. *The Internet and Higher Education*, 56, Article 100881.
- Garcia, M. B. (2025). Teaching and learning computer programming using ChatGPT: A rapid review of literature amid the rise of generative AI technologies. *Education and Information Technologies*, 30(7), 16721-16745.
- Jung, J., Shin, Y., Chung, H., & Fanguy, M. (2025). The effects of pre-training types on cognitive load, self-efficacy, and problem-solving in computer programming. *Journal of Computing in Higher Education*, 37(3), 809-830.
- Pirzado, F. A., Ahmed, A., Mendoza-Urdiales, R. A., & Terashima-Marin, H. (2024). Navigating the pitfalls: Analyzing the behavior of LLMs as a coding assistant for computer science students—a systematic review of the literature. *IEEE Access*, 12, 112605-112625.
- Rokkones, R. K., & Giannakos, M. (2025). Toward hybrid teaching intelligence: investigating the potential of teacher-AI collaboration using large language models. *Behaviour & Information Technology*, 1-19.
- Silva, L., Mendes, A., Gomes, A., Fortes, G., Lam, C. T., & Chan, C. (2021, October). Exploring the association between self-regulation of learning and programming learning: A multinational investigation. *2021 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*, 1-8.
- Sun, D., Boudouaia, A., Zhu, C., & Li, Y. (2024). Would ChatGPT-facilitated programming mode impact college students' programming behaviors, performances, and perceptions? An empirical study. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), Article 14.

- Surendhranatha Reddy, C., & Leelavathi, R. (2025). Reimagining classroom dynamics: the impact of AI-teacher collaboration on student engagement in higher education. *International Journal of Educational Management*, 1-18.
- Torres Jiménez, S., Ramírez-Echeverry, J. J., & Restrepo-Calle, F. (2024). The development and validation of the questionnaire to characterize learning strategies in computer programming (ceapc). *Journal of Educational Computing Research*, 61(8), 1639-1674.
- Tu, Y. F., & Lu, Y. C. (2025). Trends of generative AI applications in educational settings. *International Journal of Mobile Learning and Organisation*, 19(4), 442-467.
- Zhao, G., Yang, L., Hu, B., & Wang, J. (2025). A Generative Artificial Intelligence (AI)-Based Human-Computer Collaborative Programming Learning Method to Improve Computational Thinking, Learning Attitudes, and Learning Achievement. *Journal of Educational Computing Research*, 63(5), 1059-1087.
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64-70.