

编程模式的纵向识别及其与创造性思维、自我效能感的关系探析

Longitudinal Identification of Programming Patterns and Associations with Creative

Thinking and Self-Efficacy

黄尔纯¹, 朱成琦², 刘思鹤³, 冯翔^{4*}^{1,3,4} 华东师范大学教育信息技术学系² 上海嘉定区世外学校

* xfeng@eec.ecnu.edu.cn

【摘要】 现有编程学习研究多聚焦于静态行为与学习结果的关联, 缺乏对行为动态演变与心理构念共变关系的探究。本研究以 16 名初中生为对象, 经 5 次编程课程追踪, 采集 6912 条行为数据及创造性思维、自我效能感前后测数据。根据编程数据将其分为计划型与修补型, 并根据其变化轨迹将其划分为稳定型、转变型与波动型。三类学习者在创造性思维变化上存在显著差异, 转变型提升最明显, 稳定型最小; 在自我效能感变化上差异不显著。研究表明, 编程学习策略的调整与创造性思维发展存在正向关联, 策略固化或波动或对其提升存在一定限制, 可为编程教育提供参考。

【关键词】 编程学习; 创造性思维; 自我效能感; 学习轨迹; 纵向研究

Abstract: Existing programming learning research mainly focuses on static behaviors and outcomes, neglecting the co-variation between dynamic behavioral evolution and psychological constructs. This study tracked 16 junior high school students across five programming lessons, collecting 6,912 behavioral records and pre/post-test data of creative thinking and self-efficacy. Learners were categorized as planners or tinkerers, and further grouped into stable, transitional, and fluctuating types. The three types differed significantly in creative thinking gains, with transitional learners improving the most and stable ones the least, while no significant difference existed in self-efficacy. Strategy adjustment is positively associated with creative thinking development, whereas strategy fixation or fluctuation may constrain its improvement, offering implications for programming education.

Keywords: programming learning, creative thinking, self-efficacy, learning trajectory, longitudinal study

1. 研究背景与问题

编程教育在促进学习者创造性思维发展方面已获得广泛认可(Resnick, 2017)。同时, 自我效能感(Bandura, 2000)作为影响学习成功的关键心理因素, 在编程学习中也发挥着重要作用。然而, 当前针对编程学习的研究中, 关于学习者学习过程中行为的变化与认知情感因素之间复杂关系的纵深探究仍有待加强, 现有研究多采用横断设计, 聚焦于静态行为特征与学习成果的关联, 而较少关注编程行为的动态演变及其与自我效能感、创造性思维等因素的共变关系(Ding et al., 2026)。

基于上述背景, 本研究提出以下两个研究问题:

- (1) 能否根据编程行为划分出不同的学习者? 各类学习者的核心特征差异如何?
- (2) 不同学习模式的学习者在创造性思维与自我效能感变化上存在何种差异?

2. 研究设计与方法

为了更精细地理解编程学习过程, 本研究采用小样本高频次纵向追踪的方法(Schmitz, 2006), 研究对象为 S 市某中学 16 名初中学习者(男生 10 名, 女生 6 名), 均无系统编程学习经历, 以 5 次编程课为核心环节(每周 1 次, 每次 90 分钟), 采用自研 AI-PBL 可视化编程平台收集每位学习者每次课的详细编程行为, 先以 BMI 计算器为载体教授顺序、分支、循环等核心逻辑结构, 再引入逻辑相似但场景不同的新任务要求学习者自主迁移, 最后请学习者自主设计一个小作品以考察其迁移应用能力。第 1-2 次课程提供显性支架, 第 3-4 次转为隐性支架, 第 5 次完全撤除支架。

此外, 本研究还在课程开始和结束时收集其的创造性思维得分和自我效能感得分, 自我效能感得分通过改编后的《一般自我效能感量表》测量(王才康等人, 2001)。创造性思维得

分则通过“发现问题并设计解决方案”任务单进行评估，其量规改编自 PISA 创造性思维框架 (OECD, 2023) 与创造性问题解决模型 (Treffinger et al., 2023)，包含问题识别与定义、解决方案新颖性、方案有效性与逻辑性、迭代与优化的可能性 4 个维度，采用 4 点计分法，为确保评分可靠性，邀请 10 位教育专家进行独立评分，各维度组内相关系数 (ICC) 在 0.78-0.86 之间，总量规 ICC 为 0.83，显示评分一致性良好。

3. 研究结果

3.1. 编程学习模式识别

有研究 (Turkle & Papert, 1990) 将编程者分为“计划型”与“修补型”：前者倾向于先规划整体方案，然后一次性编写较大段代码，后者则采取小步增量式的反复修改，每次改动代码量较少。基于这一理论框架，本研究选取构建效率：(新增+修改代码块数)/总行为次数 与测试频率：代码运行次数/会话时长 两个指标对学习者进行分类。

本研究用第一次课的数据进行层次聚类，聚类结果与理论预期一致：一类具有较高构建效率和较低的测试频率，为“计划型”；另一类具有较低构建效率和较高测试频率，为“修补型”。根据第一次的聚类结果计算得出两个聚类质心，并以此作为基线，计算后续四次课中每个学习者的两个指标到两个质心的欧氏距离，根据最小距离判定其类型。以下是五次课学习者编程策略的树状图以及 16 名学习者编程策略变化桑基图。

图 1

五次课程学习者编程策略分类树状图

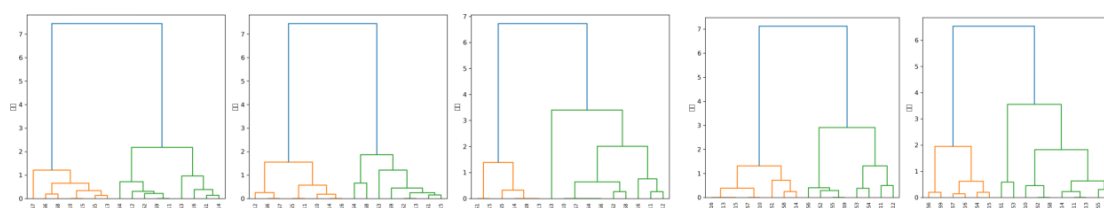
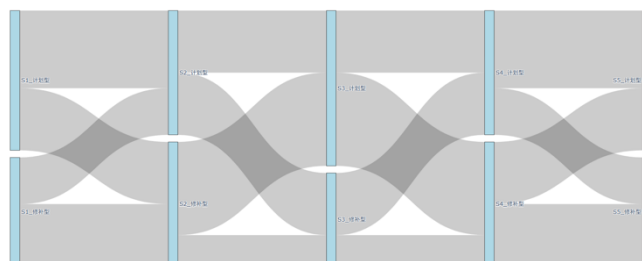


图 2

学习者策略变化桑基图

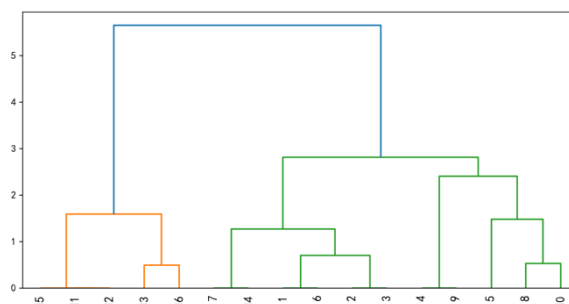


基于桑基图呈现的不同学习者的策略变化，可以观察到学习者行为模式存在不同：部分学习者在五次课程中大部分时间始终维持同一类型，表现稳定，部分学习者则发生了类型的转换（前两次与后两次类型不同），还有部分学习者类型波动，在不同类型间反复切换。

参考 Rivers 等人 (2016) 针对编程学习行为轨迹提出的分析框架，本研究对 16 名学习者 5 次课形成的学习策略序列提取 3 项核心特征用于聚类：1) 策略稳定度：即主导类型在序列中所占比例；2) 策略切换次数：即相邻时间点之间的类型转变次数；3) 前后阶段转变趋势：前两次与后两次课的策略类型的差异。

图 3

学习者学习轨迹分类树状图



采用 Ward 法对学习策略序列进行层次聚类, 通过观察树状图, 本研究将学习者划分为稳定型、转变型与波动型三类, 其中波动型类型切换频繁, 稳定型一致性高、变动少, 转变型存在从一种类型到另一种类型的变化。

3.2. 不同学习轨迹学习者自我效能感与创造性思维变化的差异

为考察不同学习轨迹类型(稳定型、转变型、波动型)学习者在自我效能感与创造性思维变化上的差异, 本研究采用 Kruskal-Wallis 检验进行组间比较。

在自我效能感变化量上, 在自我效能感变化量上, 波动型学习者($n=5$)的中位数为-1.00(IQR=3.00), 稳定型学习者($n=6$)的中位数为 0.00(IQR=2.75), 转变型学习者($n=5$)的中位数为-1.00(IQR=2.00); Kruskal-Wallis 检验显示三组间整体差异不显著($H=0.918$, $p=0.632$, $\varepsilon^2=0.061$), 进一步采用 Mann-Whitney U 检验进行两两比较, 经 Bonferroni 校正的两两比较表明, 任意两组间差异均无统计学意义。在创造性思维变化量上, 波动型学习者的中位数为 0.300(IQR=0.050), 稳定型学习者的中位数为 0.138(IQR=0.269), 转变型学习者的中位数为 0.375(IQR=0.075); Kruskal-Wallis 检验显示三组间整体差异显著($H=6.276$, $p=0.043$, $\varepsilon^2=0.418$), 尽管经 Bonferroni 校正后 Mann-Whitney U 检验结果显示两两比较未达到显著水平, 但结合中位数、四分位数与均值(波动型的均值为 0.285, 稳定型的均值为 0.113, 转变型均值为 0.375)等描述性数据来看, 三组在创造性思维提升幅度上仍有一定的趋势差异, 即转变型最高, 波动型次之, 稳定型最低。

4. 结论与展望

4.1. 研究结论

本研究根据编程数据将学习者划分为“计划型”与“修补型”, 这一分类与已有研究一致, 验证了编程学习者在策略偏好上的可区分性。本研究进一步通过对学习者五次课类型序列的追踪, 将学习者的动态变化划分为三类: 稳定型、转变型、波动型。在创造性思维变化上, 三类学习者呈现显著差异(但两两比较不显著), 结合描述性数据可知其中转变型提升最为明显, 波动型次之, 稳定型提升最小。在自我效能感变化上, 三组差异未达显著, 但描述性趋势显示稳定型略有提升, 波动型下降较多。上述结果表明, 编程学习策略的调整与创造性思维发展存在正向关联, 策略固化或波动或对其提升存在一定限制。

4.2. 讨论

本研究以第一次课为基线, 后续四次课的分类以基线为标准展开, 因为小样本下若对每次课独立聚类, 则分类标准无法保证一致。这种方法虽然牺牲了一定外推性, 但对于一个班级的持续分析而言能保证变化测量的标准一致。因此, 本研究五次课的分类结果仅适用于本样本, 推广需更大样本验证。

在结果部分, 自我效能感未呈现显著组间差异, 可能原因有三: 一是课程干预周期较短, 自我效能感的提升需要更长的时间; 二是课堂互动、同伴影响等情境因素可能干扰了自我效能感的变化; 三是测量工具对短期变化的敏感度有限。不同编程轨迹类型学习者的创造性思维变化量整体差异显著, 但两两比较未达到显著水平, 这一结果可能与样本量较小以及校正较为严格有关。尽管如此, 三组学习者的中位数与均值等描述性数据呈现出清晰且一致的趋势, 因此仍可认为不同类型的学习者在创造性思维的发展上存在一些不同。

未来, 本研究希望在以下方面深化: 一是扩大样本规模, 验证本研究提出的分类框架的稳定性与普适性; 二是延长追踪周期, 探究策略转变对创造性思维与自我效能感的长期影响

机制；三是引入访谈、反思日志等质性数据，深入揭示不同类型学习者的认知过程与策略调整动机；四是结合眼动、生理信号等多模态数据，构建更精细的学习行为刻画模型，为个性化教学干预提供更精准的实证依据。

参考文献

- 王才康、胡中锋和刘勇. (2001). 一般自我效能感量表的信度和效度研究. *应用心理学*, 7(1), 4.
<https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-6020.2001.01.007>
- Bandura, A. (2000). Self-efficacy. In A. E. Kazdin (Ed.), *Encyclopedia of psychology* (Vol. 7, pp. 212–213). Oxford University Press. <https://psycnet.apa.org/record/2004-12705-094>
- Ding, J., Fan, Z., Liu, H., Slotta, J., Ji, F., & Hu, K. (2026). Understanding collaborative programming dynamics: The role of prior knowledge, engagement and ICAP learning modes. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 21(1), 7-45.
<https://doi.org/10.1007/s11412-025-09457-4>
- OECD. (2023). *PISA 2022 assessment and analytical framework*. OECD Publishing.
<https://doi.org/10.1787/dfe0bf9c-en>
- Resnick, M. (2017). *Lifelong Kindergarten: Cultivating Creativity through Projects, Passion, Peers, and Play*. The MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/11017.001.0001>
- Rivers, K., Harpstead, E., & Koedinger, K. R. (2016). Learning curve analysis for programming: Which concepts do students struggle with? *Proceedings of the 2016 ACM Conference on International Computing Education Research (ICER)*, 137–146.
<https://doi.org/10.1145/2960331.2960348>
- Schmitz, B. (2006). Advantages of studying processes in educational research. *Learning and Instruction*, 16(5), 433-449. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2006.09.004>
- Treffinger, D. J., Isaksen, S. G., & Stead-Dorval, K. B. (2023). *Creative problem solving* (4th ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003419327>
- Turkle, S., & Papert, S. (1990). Epistemological pluralism: Styles and voices within the computer culture. *Signs: Journal of Women in Culture and Society*, 16(1), 128–157.