

基于学习行为数据的初中生 Blockly 编程学习行为模式识别与分析

Identification and Analysis of Blockly Programming Learning Behavior Patterns among Middle School Students Based on Learning Behavior Data

刘思鹤¹, 李心怡¹, 黄尔纯¹, 冯翔^{1*}

¹ 华东师范大学

* xfeng@eec.ecnu.edu.cn

【摘要】 为刻画初中生在图形化编程学习中的行为结构差异, 本研究基于研究团队开发的 AI-PBL 可视化编程平台, 对 55 名初中生完成同一编程任务中的操作行为进行分析。研究将原始事件重编码为六类功能性行为, 并在学生层面构建行为特征向量, 通过层次聚类分析对学生行为进行分组, 进而识别其典型行为模式及结构特征。结果表明, 学生在相同任务条件下呈现出探索-调试型、构建-调整型与监控导向型三类稳定行为模式, 且在交互强度与行为结构构成上呈现出不同特征。研究从行为结构视角为基于学习行为数据分析中学生编程行为模式差异提供了一种可操作的分析路径。

【关键词】 图形化编程; Blockly; 学习行为数据; 行为模式; 学习分析

Abstract: This study examines structural differences in learning behaviors among middle school students in block-based programming. Using data from 55 students completing the same task on an AI-PBL platform, raw event logs were recoded into six categories of functional behaviors, and student-level feature vectors were constructed. Clustering analysis was applied to group students and identify three behavior patterns: Exploration-Debugging, Construction-Adjustment, and Monitoring-Oriented. These patterns differ in interaction intensity and behavioral structure. From the perspective of behavioral structure, the study provides an analytical approach for examining differences in students' programming behavior patterns based on learning behavior data.

Keywords: Graphical programming, Blockly, Learning behavioral data, Behavioral patterns, Learning analytics

1. 前言

近年来, 随着人工智能技术与计算思维教育的快速发展, 编程教育在中小学阶段逐渐受到重视, 图形化编程平台被广泛用于降低初学者的学习门槛(陆霞等人, 2024)。基于 Google Blockly 编程积木的可视化编程减轻了语法负担, 使学生能够更专注于程序逻辑与问题解决过程(Weintrop et al., 2019)。然而, 已有研究表明, 即便在可视化编程环境中, 学生在完成编程任务的过程中仍会面临诸如程序结构理解困难、调试负担较重以及问题解决路径不清晰等挑战(Qian et al., 2017)。现有关于中小学生图形化编程学习的研究主要聚焦于学习成效评估与常见困难类型分析, 同时多采用编程测试、问卷量表等方式获取结果性数据, 对学习者在具体编程活动中的行为组织方式与策略演变过程缺乏直接刻画(Tang et al., 2020)。

基于学习行为数据的数据驱动研究逐渐成为刻画学习者过程差异的重要手段。在编程学习情境中, 学生的操作、调试与监控行为往往交织出现, 其组合方式可能反映出不同的认知取向与自我调节策略(Villamor et al., 2020)。基于此, 本研究以初中生在 AI-PBL 可视化编程平台中完成同一项目任务的真实学习行为数据为基础, 通过行为编码、聚类分析与行为占比分析, 探究学生在编程过程中所呈现的典型行为模式及其结构特征。具体而言, 本研究旨在回答以下两个研究问题: (1) 通过行为数据如何识别初中生在完成同一编程任务过程中呈现出典型行为模式? (2) 如何分析学生的编程行为模式的差异?

2. 研究设计

2.1. 研究对象、情境与数据收集

本研究于 2025 年秋季在华东地区一所中学的信息科技课程中开展。本研究采用数据驱动的学习分析方法, 对学习者的编程行为模式进行聚类与差异分析。共有 55 名七年级学生(男生 30 名, 女生 25 名)参加了为期 6 周的课程, 所有学生此前均无系统的 Blockly 或其他编程语言学习经验。本课程以项目式学习方式组织实施, 学生在教师指导下完成 Blockly 项目活动。本研究选取其中一个项目任务作为分析对象, 要求所有学生在相同时间内独立完成该任

务。研究数据来源于研究团队开发的 AI-PBL 可视化编程平台。平台能够以事件级粒度记录学生的全部操作行为，包括积木块创建、移动、连接、删除以及程序运行与视图调整等操作。

2.2. 行为编码框架

本研究的行为编码框架在参考已有编程学习行为分析研究的基础上，结合 AI-PBL 平台所记录事件的功能属性归纳形成。在框架构建思路上，本研究参考了 Sun 等在编程学习情境中建立的行为编码方案，该方案将学生的编程操作归纳为代码编辑、调试、监控输出等功能性类别，为本研究提供了框架参照（Sun et al.,2024）；同时参考了 Villamor 等关于过程导向分析方法的综述，该文指出，过程导向研究需系统捕捉学生在编程过程中的中间操作行为，以反映其问题解决路径与策略取向（Villamor et al., 2020）。

考虑到 Blockly 图形化编程环境的操作特殊性——学生以积木块拖拽、连接与删除为核心交互方式，本研究在上述框架基础上进行了适配性调整，将原始平台事件重编码为六类功能性行为（见表 1）。具体而言，规划与资源选择（PRS）对应学生浏览工具箱与选取积木块的前置行为；程序构建（PCN）对应新建积木块的代码生成操作；结构调整（SAD）对应拖拽、连接与断开积木块的结构重组操作；程序修改与调试（PTB）对应参数修改与字段调整行为；程序修正与否定（REV）对应删除代码块的方案回退操作；监控与全局理解（MON）对应运行程序与视图调整等验证与整体把握行为（见表 1）。

表 1 编程行为编码框架

行为类别	编码	对应平台事件	行为说明
规划与资源选择	PRS	TOOLBOX_ITEM_SELECT	浏览工具箱、选择积木块
程序构建	PCN	BLOCK_CREATE	新建程序块
结构调整	SAD	BLOCK_MOVE, BLOCK_CONNECT, BLOCK_DISCONNECT	调整代码结构、拖拽重排
程序修改与调试	PTB	BLOCK_CHANGE, BLOCK_FIELD_INTERMEDIATE_CHANGE	修改参数、调试代码
程序修正与否定	REV	BLOCK_DELETE	删除代码块、回退方案
监控与全局理解	MON	CODE_RUN, VIEWPORT_CHANGE	运行程序、查看输出与整体结构

2.3. 数据处理与分析指标

为科学刻画初中生在编程过程中的行为特征，本研究在行为编码的基础上，从交互投入、行为均衡性与策略聚焦度三个维度构建了量化分析指标体系：

（1）总体操作强度（Overall Interaction Intensity）

该指标反映学生在编程任务中的活跃程度与投入总量，定义为个体在任务期间触发的所有功能性行为事件的总频次。计算公式为

$$Intensity = \sum_{i=1}^n f_i$$

其中，n 为行为类别数（本研究 n=6）， f_i 为第 i 类行为出现的绝对频次。

(2) Shannon 行为多样性指数 (Shannon Diversity Index)

参考信息熵理论 (Shannon, 1948), 用于衡量学生在不同行为类别间分配的均衡程度。计算公式为

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \ln(p_i)$$

其中, p_i 表示第 i 类行为在总行为中的占比 ($p_i = f_i / \text{Intensity}$)。H 值越高, 说明学生在编程过程中不仅限于单一操作, 而是综合运用了多种行为策略, 行为分布更趋于均衡。

(3) 行为集中度 (Behavioral Concentration)

为进一步刻画学生是否存在策略锁定或过度依赖特定行为的现象, 引入以下两个指标:

① 赫芬达尔指数 (Herfindahl-Hirschman Index, HHI): 计算公式为

$$HHI = \sum_{i=1}^n p_i^2$$

HHI 值越接近 1, 表明行为分布越集中, 即学生的操作高度依赖于少数几类行为。

② 前两位主导行为占比 (CR2): 计算公式为

$$CR2 = p_{\max 1} + p_{\max 2}$$

即出现频次最高的两类行为占比之和。该指标用于直观反映支撑学生完成任务的核心策略组合。

(4) 数据标准化处理

由于不同学生的总操作频次差异较大, 在进行层次聚类分析前, 本研究对六类行为的原始频次进行了 Z-score 标准化处理, 以消除量纲影响, 确保聚类结果的准确性。

3. 研究发现

3.1. 行为模式识别

针对问题一, 本研究基于每位学生六类行为事件的标准化频次特征, 采用层次聚类方法对其编程行为模式进行识别与分组。聚类采用欧氏距离与 Ward 最小方差法, 通过树状图结构与聚类质量指标综合判断, 最终选取三类作为最优聚类数。

聚类结果如图 1 所示, 结果显示, 学生在完成同一编程任务的过程中呈现出三类较为稳定的行为模式, 不同模式在总体操作强度与行为结构特征上均存在明显差异。

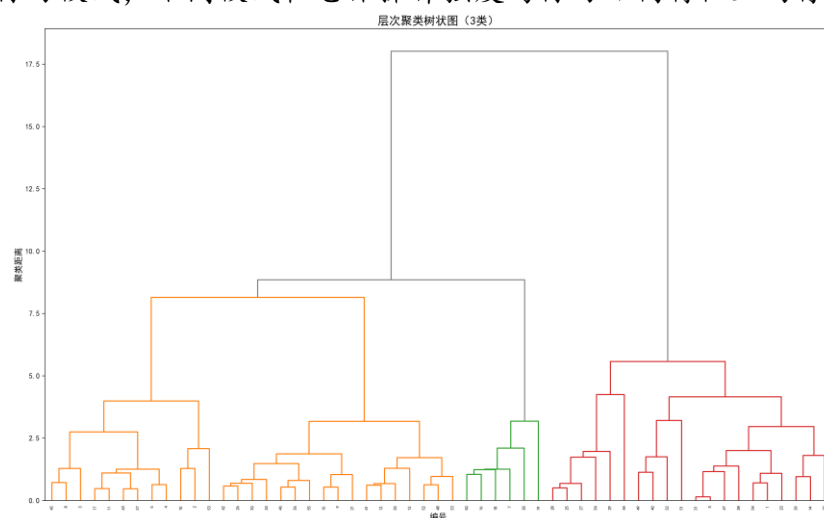


图 1 学生行为模式层次聚类树状图

根据各类行为的频次分布特征与结构特征, 三类行为模式分别命名为: (1) 探索-调试型, (2) 构建-调整型, (3) 监控导向型。其中, 探索-调试型包含 29 名学生; 构建-调整型包

含 20 名学生；监控导向型包含 6 名学生。三类学习者在六种行为维度上的均值轮廓如图 2 所示，各类群体的行为差异较为明显。

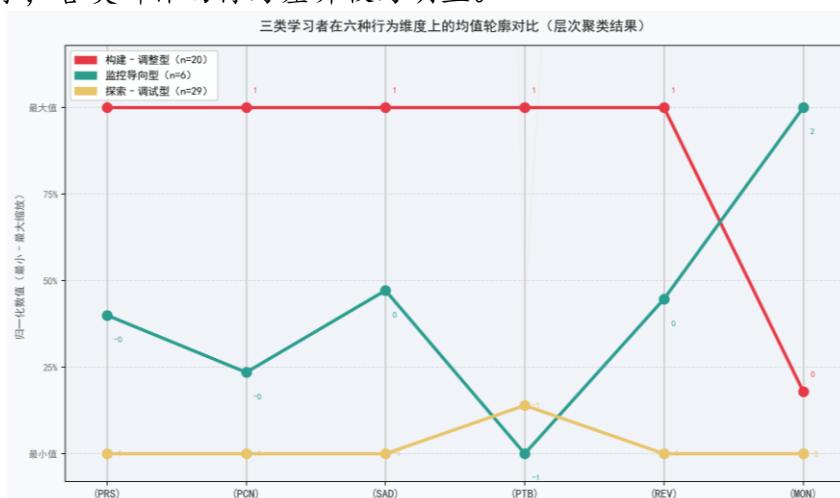


图 2 三类学习者在六种行为维度上的均值轮廓对比图

由图 2 可见，构建-调整型学习者在 PRS、SAD、PTB 等核心开发行为上的频次均显著高于其他两类，体现出较强的主动开发与问题解决倾向；监控导向型学习者则在 MON 维度上表现突出，呈现出以监控为核心的行为模式；而探索-调试型学习者在所有行为维度上均为较低频次，整体活跃度相对较弱。

为检验聚类结果的稳定性，本研究采用随机子样本重抽样方法进行鲁棒性分析。每次随机抽取原样本的 80% 作为子样本，基于相同参数设置重复执行层次聚类，共进行 100 次迭代，并比较各次聚类结果中个体的类别归属一致性。结果显示，三类行为模式的平均一致率为 0.85 ($SD = 0.06$)，表明所识别的行为模式具有良好的稳定性与区分度。

总体操作强度反映个体在任务期间触发的所有功能性行为事件的总频次。在此基础上，进一步在群体层面对不同类型学习者的总体操作强度进行统计描述。如图 3 所示，监控导向型学生的总体操作强度最高 ($M = 3396.00$, $SD = 668.18$)，其高操作强度主要源于监控行为 (MON) 的高度集中，反映出以观察与监控为主的行为特征，而非高水平的主动操作参与；构建-调整型学生的总体操作强度处于次高水平 ($M = 2969.25$, $SD = 524.44$)，且操作分布更均衡，在开发类行为 (PRS/PCN/SAD/PTB/REV) 上均表现突出，体现出更强的整体交互活跃度；探索-调试型学生的总体交互强度低于前两类 ($M = 1437.72$, $SD = 463.15$)，整体参与度相对较弱。

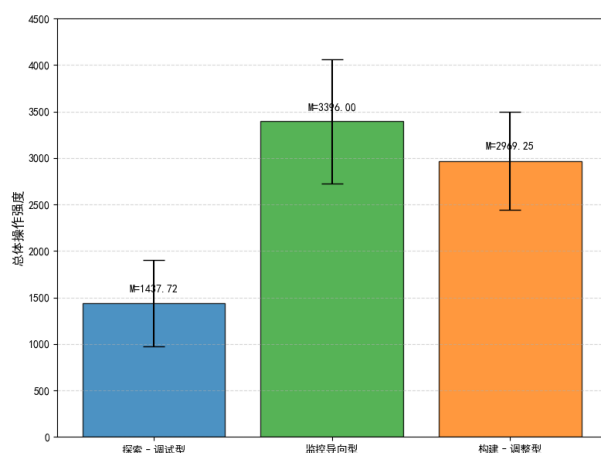


图 3 三类行为模式的总体操作强度对比图

3.2. 基于行为强度与结构复杂度的差异分析

针对问题二，本研究从行为强度与行为结构复杂度两个互补维度构建分析框架：其一，以各类功能性行为事件的绝对频次与总交互量刻画学生在任务推进过程中的操作投入强度；其

二，引入 Shannon 行为多样性指数与行为集中度指标，用于刻画学生在多类行为之间的分配均衡性及其策略聚焦程度，结果如表 2 所示。

表 2 各类行为模式的强度与复杂度特征对比表

分析维度	统计指标	探索-调试型 (N=29)	构建-调整型 (N=20)	监控导向型 (N=6)
行为强度	规划与资源选择 (PRS)	195.28	375.25	267.33
	程序构建 (PCN)	123.4	272	158.33
	结构调整 (SAD)	351	761.45	544.5
	程序修改与调试 (PTB)	240.21	542.9	191
	程序修正与否定 (REV)	56.86	141.85	94.83
	监控与全局理解 (MON)	385.86	679.2	2019.67
复杂度	Shannon 行为多 样性 (H)	1.53	1.62	1.28
	行为集中度 (Herfindahl)	0.235	0.22	0.368
	前两位主导行为 占比 (CR2)	0.624	0.573	0.765

从行为强度维度看，构建-调整型学生在规划与资源选择（PRS）、程序构建（PCN）、结构调整（SAD）以及程序修改与调试（PTB）等核心推进行为上的平均频次均高于其余两类，体现出以持续生成与结构优化为主导的编码策略取向。探索-调试型学生在各类行为上的频次整体偏低，表明其在任务推进过程中整体操作投入水平有限；相比之下，监控导向型学生在监控与全局理解（MON）行为上的频次高于其余两类，反映出其在程序运行验证与整体结构检查方面投入了更多操作资源，呈现出以评估与回溯为主的调节取向。

在此基础上，从行为结构复杂度维度进一步分析发现，构建-调整型学生的 Shannon 行为多样性指数最高（ $H=1.62$ ），高于探索-调试型（ $H=1.53$ ）与监控导向型学生（ $H=1.28$ ），表明该类学生在多类功能性行为之间的分配更为均衡，其问题解决路径呈现出更强的多策略并用特征。同时，其行为集中度（Herfindahl = 0.22）与前两类主导行为占比（CR2 = 0.573）均为三类中最低，说明其编程过程并不高度依赖于单一或少数几类行为，而是通过“构建—调整—调试—监控”的循环组合持续推进任务完成。

相比之下，探索-调试型与监控导向型学生的 CR2 均超过 0.62，表明其操作行为明显集中于两类主导行为之中，存在较强的策略路径锁定倾向。具体而言，探索-调试型学生的行为主要集中于监控（MON）与结构调整（SAD），体现出以反复查看与试错为主导的问题探索路径；而监控导向型学生的行为高度集中于监控与全局理解（MON）这一单一行为维度，其绝大多数操作均投入于监控与结果查看，表现出极强的行为聚焦特征，问题解决过程更偏向“持续监控 — 被动回溯”式调节，在主动代码构建与修改上的投入相对保守。

3.3. 行为结构构成与策略稳定性的差异分析

在前述行为强度与结构复杂度分析的基础上，本研究进一步从行为占比结构出发，考察三类模式内部各功能性行为的资源分配方式及其主导策略取向，结果如表 3 所示。

表 3 三类行为模式的功能性行为占比构成

行为类别	探索-调试型 (N=29)	构建-调整型 (N=20)	监控导向型 (N=6)
规划与资源选择 (PRS)	14.43%	13.53%	8.16%
程序构建 (PCN)	9.13%	9.81%	4.83%
结构调整(SAD)	25.95%	27.46%	16.62%
程序修改与调试 (PTB)	17.76%	19.58%	5.83%
程序修正与否定 (REV)	4.2%	5.12%	2.9%
监控与全局理解 (MON)	28.53%	24.5%	61.66%
合计	100.00%	100.00%	100.00%

监控导向型学生的行为构成中，监控与全局理解 (MON) 占比最高 (61.66%)，其次为结构调整 (SAD, 16.62%) 与程序修改与调试 (PTB, 5.83%)，而程序修正与否定 (REV) 占比最低 (2.9%)。这一占比结构表明，该类学生在编程过程中高度依赖“运行 — 查看 — 调整”的试错循环，其问题解决路径呈现出以反馈监控为绝对主导的特征，在系统性构建与前瞻性规划方面明显不足。

探索-调试型学生的行为更多集中于结构调整 (SAD, 25.95%)、程序修改与调试 (PTB, 17.76%) 与监控类行为 (MON, 28.53%)，其前两类主导行为占比达到 43.71%，表现出以结构修改与调试为核心的策略聚焦特征。该类学生通过频繁调整结构、调试程序推进问题解决，但在程序构建 (PCN) 与规划 (PRS) 等行为上的相对占比偏低，说明其问题解决方式更偏向于“局部修改 — 反复验证”导向。

相比之下，构建-调整型学生的行为结构最为均衡，其结构调整 (SAD, 27.46%)、程序修改与调试 (PTB, 19.58%)、规划与资源选择 (PRS, 13.53%) 与程序构建 (PCN, 9.81%) 之间分布相对均衡。这一结构特征表明，该类学生能够在规划、构建、调试与监控之间形成较为稳定的策略循环，其编程行为更接近于专家式“生成 — 评估 — 优化”的问题解决路径，体现出更成熟的自我调节与策略平衡特征。

综上所述，三类行为模式在行为占比结构与主导策略取向上呈现出稳定而系统性的分化特征，与前文从整体强度与均衡性维度所揭示的差异相互印证，共同表明学生在完成任务时采取了不同层级的问题解决策略取向。

4. 结论与讨论

本研究基于可视化编程平台的真实学习行为数据，从行为强度与行为结构特征出发构建过程性分析框架，并据此识别了初中生在完成同一编程任务过程中所呈现的三类典型行为模式。即使在相同任务条件下，学生在编程过程中仍表现出稳定而系统性的过程差异，这些差异不仅体现在总体交互强度上，也体现在功能性行为的组合方式与策略聚焦程度上。

从行为结构特征看，探索-调试型学生以试错驱动为主，监控导向型学生以运行验证为主，构建-调整型学生则以代码生成与结构优化为主，其行为分布更为均衡，更接近“生成—评估—优化”循环。这表明，学生在图形化编程学习中的差异并非仅体现在操作频率层面，而是在过程组织方式与策略取向上呈现出系统性分化特征。

从方法论层面看,本研究通过将原始操作事件重编码为功能性行为,并结合聚类分析与行为结构指标对学生行为进行分型与刻画,为基于学习行为数据分析中学生编程行为模式差异提供了一种可操作的分析路径,对于学习分析情境中识别学生问题解决风格具有启示意义。

本研究仍存在一定局限。本文侧重于从描述性统计与结构性指标出发刻画行为差异,未引入结果变量,尚不能进一步探究不同行为模式与学习成效之间的关系。未来研究可通过纵向数据或多任务设计,对学生行为模式的教学意义进行更深入分析。

参考文献

- 陆霞, & 董永权. (2024). 面向计算思维培养的儿童编程教育研究综述. 中国教育信息化, 30(10), 109–118.
- Weintrop, D., & Wilensky, U. (2019). Transitioning from introductory block-based and text-based environments to professional programming languages in high school computer science classrooms. *Computers & Education*, 142, 103646.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103646>
- Qian, Y., & Lehman, J. (2018). Students' misconceptions and other difficulties in introductory programming: A literature review. *ACM Transactions on Computing Education*, 18(1), 1–24.
<https://doi.org/10.1145/3077618>
- Tang, X., Yin, Y., & Lin, Q. (2020). Assessing computational thinking: A systematic review of empirical studies. *Computers & Education*, 148, 103798.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103798>
- Villamor, M. M. (2020). A review on process-oriented approaches for analyzing novice solutions to programming problems. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 15(1), 8. <https://doi.org/10.1186/s41039-020-00130-y>
- 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(14). <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00446-5>
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3), 379–423. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>