

自主控制影响自我调节类别学习：“决策驱动”的视角*

郑筱星¹ 李佩瑾² 邢强¹

(1. 广州大学心理系, 广州 510006; 2. 莲洲镇横山中心小学, 珠海 519165)

摘要:自我调节学习优势中“决策驱动”观点在记忆领域得到证实,且最低的控制足以改善记忆,尚不明确高阶任务中自主控制的作用。本研究基于类别学习任务,采用共轭设计,逐步提高自主控制程度以检验自我调节学习的优势来源及机制,并使用序列熵表征自主选取类别的有序性。结果表明,在自主控制学习间隔或控制间隔和时长时未发现自我调节学习优势;在自主控制学习间隔、时长和序列时发现自我调节的分类迁移优势,且自我调节个体在学习进程中动态调整其序列决策,在后期偏好交错策略。随着自主控制水平提高,自我调节学习最终促进类别泛化。

关键词:自我调节学习;自主控制;决策驱动;类别学习;共轭设计

分类号:G442

1 引言

自我调节学习(self-regulated learning)是指学习者在元认知、动机和行为上能积极参与并实现自我调控的一种学习过程(Zimmerman, 1989)。Gureckis和Markant(2012)认为自我调节学习是学习者通过自主决策来控制学习经历的信息(如时间进程、内容及顺序)的学习方式,且个体动态协调学习、决策和信息收集三者间的相互作用。相较于被动观察学习(即由他人控制信息输入的学习方式),自我调节学习在任务表现上通常具有优势,这一优势在记忆任务(空间记忆、情景记忆)中得到广泛验证(Markant et al., 2016; Ruggeri et al., 2019; Voss, Gonsalves, et al., 2011)。

自我调节学习优势的认知机制存在“数据驱动”(Data-driven)和“决策驱动”(Decision-driven)两种理论解释。前者强调学习者通过选择或筛选高价值信息(如新异或不确定的信息)以规避认知冗余,从而加速学习效率并改善学习表现(Gureckis & Markant, 2012; Markant & Gureckis, 2010),这一观点强调信息的效用和价值;后者认为自主选择和控制行为本身增强记忆表现(Kaplan et al., 2012),并通过提高任务参与度以及自由选择过程产生的积极心理益处(如控制感与自我效能感)提高了学习动机(Leotti et al., 2011)和表现,即

使个体未做出准确元认知监测,自主决策行为仍独立带来学习增益。在学习情境中,为分离自由选择信息过程中自主选择行为的优势,排除信息效应对学习的影响,研究者采用共轭设计(Yoked Design),即联结学习形式(Huttenlocher, 1962),设置自我调节学习组和与之配对的共轭组,两组接收完全一致的学习进程(信息),以单独探究自主决策带来的认知作用(Markant & Gureckis, 2010)。

自主控制的内容可能与任务无关,如控制学习间隔或学习时长;还可能与学习目标相关,如自主安排所学内容的顺序(Lu et al., 2020)。Markant等人(2014)认为自我调节学习过程至少存在两种层级的适应性控制,分为低级控制和更高层级的控制。低级的控制是指个体根据自身注意力或动机状态协调刺激呈现;而更高层级的控制指个体有意识选择对现有记忆表现和当前学习目标有用的内容,这种适应性编码通常涉及高级的认知过程。在记忆领域,研究者发现低级的适应性控制足以改善情景记忆表现(Markant et al., 2014),即仅能控制学习间隔时,自我调节组相比共轭组具备更优的记忆效果。Ruggeri等人(2019)采用单词联想配对任务,在儿童被试中发现了类似的结果,且能迁移至一周后的测试中。尚不清楚在高阶类别学习任务中,何种程度的自主控制足以改善分类迁移。

Anderson等人(2001)指出记忆任务包括识别

* 基金项目:全国教育科学规划十三五教育学一般项目(BBA200033)。

通讯作者:邢强, E-mail: qiang_xingpsy@126.com

和再认,主要考查个体对材料的记忆保持效果,属于低阶能力,而高阶任务需要在记忆的基础上完成理解应用、分析评估和创造等复杂的学习目标。Lu 等人(2020)使用类别学习任务,发现当学习者控制样例顺序时,可通过减少信息加工的认知冗余提升分类准确性;岳芳等人(2023)在交叉重叠类别结构中验证了自主安排样例顺序的学习者能更有效地获取类别间的共同信息和差异信息,减少分类不确定性,且个体可以通过探索行为优化样例类别的决策界限。上述研究基于类别任务,发现自主控制序列改善了分类迁移表现,但未有研究在这一过程中单独检验自主控制带来的认知效益以及自主控制水平的影响。

自主控制的效用可能受任务认知复杂程度的影响。Markant 等人(2014)认为在更丰富的背景下,材料难度更大的情况中,更高层级的自主控制发挥主导作用。类别学习作为一项高级复杂的认知活动(Anderson et al., 2001),不仅依赖于执行注意和工作记忆(邢强等, 2016),还需要个体形成类别标准和类别表征,实现规则的泛化。低级的控制可以增强记忆编码,如间隔的控制有利于恢复耗竭的工作记忆资源(Sweller et al., 2019)以存储和提取类别样例,对学习时长的控制有利于样例特征识别(Markant & Gureckis, 2014)。但类别学习的任务核心在于规则归纳与迁移,个体需要对类别内共性和类别间差异进行概括和归纳。因此低级控制虽能优化编码过程,但未涉及类别边界的深度加工。基于“决策驱动”观点,提高任务参与度有利于自我调节学习表现,若进一步提升其自主控制权(同时赋予学习间隔、时长和序列的决策权),此时学习者需协调多维度决策,这可能引发个体进行更深度和主动的探索,对信息进行深度加工整合,从而形成更完整的类别表征。为系统探究不同自主控制水平在分类迁移中的作用机制,本研究基于类别学习任务,在三个实验中逐步增加自我调节组自主决策权,采用共轭设计以检验自我调节学习在分类迁移中的优势。

自我调节学习过程中个体可能表现出丰富的调节活动。Voss, Galvan 和 Gonsalves (2011)使用空间探索范式(Spatial Exploration Paradigm)以考察个体空间再认记忆,学习者可以主动探索宫格以实现图片呈现时长和序列的实时控制。Ruggeri 等人(2019)基于空间探索范式,计算学习者序列熵(sequence entropy)来表征其在宫格中探索行为的系统性和随机性,结果发现序列熵显著负向预测终测

表现,有序的决策(例如:从左向右)带来更好的记忆效果。但在类别学习中,相比于有序的集中学习($A_1 A_2 A_3 B_1 B_2 B_3 C_1 C_2 C_3$),交错不同类别样例($A_1 B_1 C_1 A_2 B_2 C_2 A_3 B_3 C_3$)或偏向交错的序列($A_1 A_2 B_1 B_2 C_1 A_3 B_3 C_2 C_3$)更有利于归纳学习。在刺激复杂、类别间难以区分及类别内样例相似性较低的材料中(如鸟类和蝴蝶)发现了更大的交错效应(Brunmair & Richter, 2019; Birnbaum & Richter, 2013)。因此,自我调节学习者应根据当前学习目标调节其类别选取行为,且偏向随机交错的序列可能带来更优分类迁移表现。为此,我们基于空间探索范式,并计算自我调节学习者的序列熵以表征个体类别选取行为模式。

本研究基于类别学习任务,采用共轭设计和空间探索范式,逐步提升自我调节组自主控制权,以检验自我调节学习优势在高阶任务中的来源和机制:实验1自我调节组仅控制学习间隔,无法控制时长和序列;实验2自我调节组控制学习间隔和时长,无法控制序列;实验3自我调节组进一步增加对序列的控制,并计算序列熵以探究个体序列决策变化及策略效用。

2 实验一

2.1 实验方法

2.1.1 被试

使用 G * Power 3.1 软件将 *effect size* 定义为 0.25, α err prob 设定为 0.05, *power* 设定为 0.8 时,需要样本量 56 人。最终招募在校大学生 64 名,平均年龄为 19.72 (范围为 17 至 25 岁, $SD = 1.82$),裸眼视力或矫正视力正常。被试随机分配到自我调节组和共轭组,每组 32 人。

2.1.2 实验材料

采用 Birnbaum 等人(2013)的实验材料,包括 16 种自然界中真实存在的蝴蝶,每个类别有 6 张图片,其中 3 张用于学习,每张图片学习两遍,测试阶段需对所有图片进行分类。材料通过 PsychoPy3 软件控制,实验仪器为戴尔台式电脑,显示器分辨率为 1024 × 768。

2.1.3 设计与程序

采用单因素(学习方式:自我调节、共轭控制)被试间设计,自我调节具体形式为对学习间隔的控制,共轭控制被动接收与自我调节一致的间隔安排。因变量为旧图片和新图片的分类正确率。实验过程包含学习阶段、分心阶段和测试阶段,实验大致流程

见图 1,具体流程如下:

(1)学习阶段:共包含 6 轮 block,每轮 block 开始前先呈现 4×4 的 16 宫格,每个宫格放置 1 张来自某个类别的蝴蝶样例图片,位置随机。初始界面呈现时,宫格背后放置的图片先呈现 2s 再消失,接着进入正式学习阶段。

自我调节组被试可以随时点击宫格进入某类蝴蝶的样例学习,但点击顺序必须按照从左至右、从上至下的轨迹。被试点击空白方格后,相应方格的边框会亮红 500ms,以提醒被试保持注意集中。进入某类蝴蝶样例学习后,图片全屏呈现 4s 后自动返回初始 16 宫格界面,被试按既定轨迹随时点击宫格进入下一个类别的学习。每轮 block 的学习时间共 90s,结束后休息 10s,再进入下一轮 block。学习阶段结束后进入分心阶段。

共轭组被试被随机分配一名自我调节组被试的数据,即共轭控制个体在宫格界面停留的间隔时长受匹配的自我调节个体控制。在进入相应宫格前,宫格边框会亮红 500ms,以提醒被试保持注意集中。其余实验设置与自我调节组保持一致。

(2)分心阶段:两组被试在纸上写出 100 递减 3 至 40 的计算式。

(3)测试阶段:对已学过的蝴蝶旧图片和未学过的新图片进行测试,图片呈现顺序随机,反应时间不限,作答后无反馈。

2.2 结果与分析

两组共 64 名被试的测试表现结果详见表 1。2 (测试类型:旧、新) \times 2 (学习方式:自我调节、共轭

控制)的重复测量方差分析结果显示,测试类型主效应显著, $F(1, 62) = 38.94, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.39$,旧图片成绩($M = 0.61, SD = 0.22$)显著高于新图片成绩($M = 0.51, SD = 0.19$)。学习方式主效应不显著,仅能控制学习间隔时自我调节组分类迁移表现与共轭组差异不显著, $F(1, 62) = 1.83, p = 0.18, \eta_p^2 = 0.03$ 。两者交互作用不显著, $F(1, 62) = 1.11, p = 0.30, \eta_p^2 = 0.02$ 。

结果表明,在自主控制学习间隔时自我调节学习不足以促进分类迁移。实验 2 进一步提高自我调节组自主控制权,探究具备学习间隔和时长的自主控制能否改善分类迁移。

3 实验二

3.1 实验方法

3.1.1 被试

G * Power 3.1 设定同实验一,计算样本量 56 人。招募在校大学生 64 名,平均年龄为 19.56 (范围为 18 到 25 岁, $SD = 1.41$),裸眼视力或矫正视力正常。被试随机分配到自我调节组和共轭组,每组 32 人。

3.1.2 实验材料

同实验一。

3.1.3 设计与程序

采用单因素(学习方式:自我调节、共轭控制)被试间设计,自我调节具体设置为对学习间隔和时长的控制,共轭控制被动接收一致的学习间隔和时长安排。因变量为旧图片和新图片分类正确率。

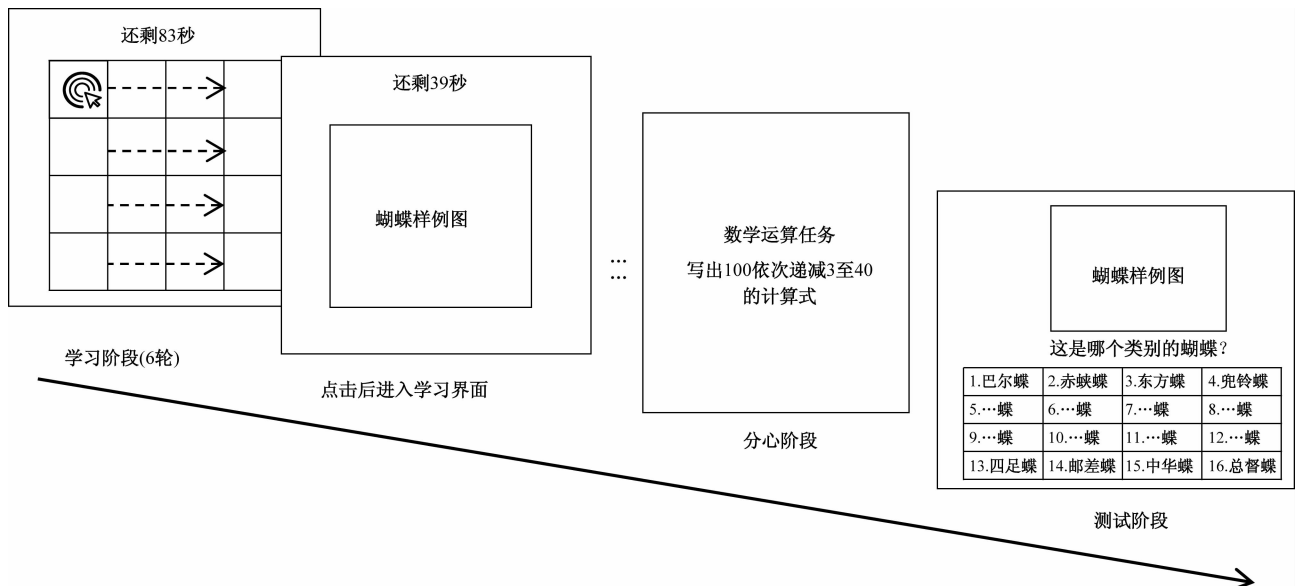


图 1 实验 1 流程图

在学习阶段,自我调节组按照既定轨迹(从左往右、从上至下)随时点击 16 宫格界面的空白方格进入类别样例学习,在学习过程随时点击屏幕上的“返回”按钮回到主界面,以实现对学习间隔和时长的控制。其他实验流程均同实验一。

3.2 结果与分析

两组共 64 名被试的测试表现结果详见表 1。2 (测试类型:旧、新) × 2 (学习方式:自我调节、共轭控制)的重复测量方差分析结果显示,测试类型主效应显著, $F(1, 62) = 76.28, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.55$,旧图片成绩($M = 0.65, SD = 0.17$)显著好于新图片成绩($M = 0.54, SD = 0.18$);学习方式的主效应不显著,控制学习间隔和时长时自我调节组的分类成绩与共轭组差异不显著, $F(1, 62) = 0.54, p = 0.47, \eta_p^2 = 0.01$;两者交互作用不显著, $F(1, 62) = 0.32, p = 0.57, \eta_p^2 = 0.01$ 。

结果表明,同时控制学习间隔和时长的自主控制水平中,自我调节学习不足以改善分类迁移。实验 3 进一步增加自我调节组对序列的控制,以探究高水平自主控制中自我调节学习能否促进分类迁移。

4 实验三

4.1 实验方法

4.1.1 被试

G * Power 3.1 设定同实验一,计算样本量 56 人。最终招募在校大学生 64 名,平均年龄为 19.46 (范围为 17 至 25 岁, $SD = 1.64$),裸眼视力或矫正视力正常。被试随机分配到自我调节组和共轭组,每组各 32 人。

4.1.2 实验材料

同实验一。

4.1.3 设计与程序

采用单因素(学习方式:自我调节、共轭控制)被试间设计,自我调节具备设置为学习间隔、时长和序列的控制,共轭控制被动接收完全一致的学习进程安排。因变量为旧图片和新图片的分类正确率。

学习阶段中,自我调节组在 16 宫格界面点击空白方格的轨迹不再受限,可以选取任意一个宫格点击进入某类蝴蝶图片的学习,且过程不受时间限制,个体可以随时返回 16 宫格界面,并随时点击方格开始下一轮的学习。其余实验流程均同实验一。

4.2 结果与分析

4.2.1 分类正确率

两组共 64 名被试的测试表现结果详见表 1。2 (测试类型:旧、新) × 2 (学习方式:自我调节、共轭

控制)的重复测量方差结果表明,测试类型的主效应显著, $F(1, 62) = 85.58, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.58$,旧图片成绩($M = 0.63, SD = 0.17$)显著好于新图片成绩($M = 0.58, SD = 0.16$);学习方式主效应显著, $F(1, 62) = 7.87, p < 0.01, \eta_p^2 = 0.11$,同时控制学习间隔、时长和序列时自我调节的分类迁移表现显著好于共轭控制;两者交互作用不显著, $F(1, 62) = 0.20, p = 0.66, \eta_p^2 = 0.01$ 。

将自主控制水平作为自变量,旧图片和新图片测试成绩作为因变量,使用 GLM 的 MANOVA 对实验 1、2、3 共进行联合分析,结果表明自主控制水平对旧图片和新图片成绩的联合影响边缘显著, $Wilks' \lambda = 0.91, F(2, 93) = 2.30, p = 0.06, \eta_p^2 = 0.05$;旧图片成绩中自主控制水平的主效应显著, $F(2, 93) = 4.69, p = 0.01, \eta_p^2 = 0.09$;新图片成绩中自主控制水平的主效应边缘显著, $F(2, 93) = 2.93, p = 0.06, \eta_p^2 = 0.06$;使用 Bonferroni 方法进行多重比较,在旧图片成绩上,实验 3 的自我调节组显著高于实验 1 ($M_{diff} = 0.12, p = 0.02, 95\% CI [0.02, 0.23]$),实验 2 的自我调节组和实验 1 差异边缘显著 ($M_{diff} = 0.10, p = 0.06, 95\% CI [0.00, 0.21]$),实验 2 和实验 3 的差异不显著 ($p = 1.0$);新图片成绩上,实验 3 和实验 1 差异边缘显著 ($M_{diff} = 0.09, p = 0.065, 95\% CI [0.00, 0.193]$),实验 2 和实验 1 差异不显著 ($p = 0.27$),实验 2 和实验 3 的差异不显著 ($p = 1.0$)。

4.2.2 学习行为

在每轮学习的宫格中,构造一个 4×4 的转换矩阵来表示从当前(位于矩阵的左上角)到宫格中不同位置的所有可能转换,使得所有转换都在正 x 和 y 方向。左上角第一个宫格坐标记为 0,从左至右依次递增,右下角的最后一个宫格记为 15,记录下个体在每轮学习中所有点击位置,形成一个坐标序列,然后计算该序列分布的序列熵(Shannon, 1948)。如果个体重复选择同一张图片,则序列熵将为零;如果个体遵循有序的探索模式(例如每一行都是从左到右),序列熵则将相对较低;如果个体随机选择新的位置,则序列熵将很高(若所有转换都以相同的频率进行,则最大值为 2.77 nats),故该指标可以反映自我调节学习者在每轮学习中的类别转换频率,序列熵值越小代表学习者对类别的选取越为规律和有序,值越大代表学习者对类别的选取越为随机和无序。图 2 呈现了序列熵最低值和最高值的两名被试在第一轮学习中探索宫格的轨迹。

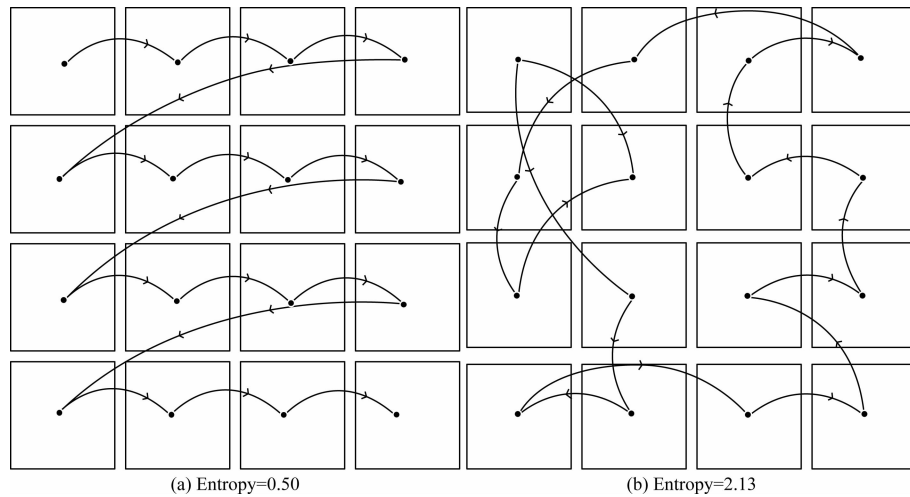


图 2 (a) Entropy = 0.50; (b) Entropy = 2.13

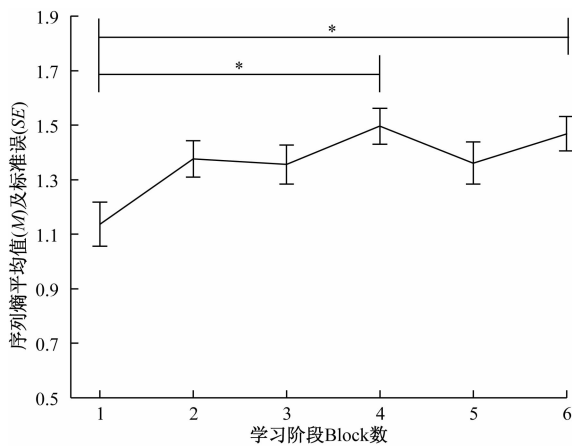


图 3 自我调节组每轮 block 中的序列熵值

(* $p < 0.05$)

使用 Python 3.6 计算出 32 位自我调节学习者每轮 block 的序列熵 ($M = 1.37$, $SD = 0.29$), 描述性统计结果如图 3 所示, 第 1 轮至第 6 轮 block 的序列熵值与新图片成绩的关系如图 4 所示。为了解自我调节个体选取类别的行为模式随学习进程是否变化, 对每轮学习中的序列熵进行单因素重复测量方差分析, 结果显示, 学习轮次的主效应显著 $F(5, 155) = 5.14$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.14$, 第 4 轮序列熵 ($M = 1.50$, $SD = 0.37$) 显著高于第 1 轮 ($M = 1.14$, $SD = 0.46$, $p = 0.01$), 第 6 轮序列熵 ($M = 1.47$, $SD = 0.36$) 显著高于第 1 轮 ($p = 0.02$), 其余轮次间差异均未达到显著性 ($p > 0.05$), 说明随着学习进程推进, 个体类别选取的模式发生显著变化。

以 1 至 6 轮 block 的序列熵作为自变量, 旧图片的分类成绩为因变量进行多元线性回归, 回归模型拟合不显著 [$R^2 = 0.32$, $F(6, 25) = 1.94$, $p =$

0.11]; 以新图片的成绩作为因变量进行多元线性回归分析, 回归模型拟合不显著 [$R^2 = 0.19$, $F(6, 25) = 0.99$, $p = 0.45$]; 再次以新图片成绩为因变量进行逐步回归分析, 总体回归模型拟合显著 [$R^2 = 0.13$, $F(1, 30) = 4.58$, $p < 0.05$], 第 4 轮 block 序列熵显著正向预测新样例成绩 ($\beta = 0.36$, $t = 2.14$, $p = 0.04$), 其余轮 block 序列熵被排除, 表明个体在学习后期 (第四轮) 越倾向于随机交错策略, 迁移成绩就越好。

5 综合讨论

本研究通过逐步提高自我调节组自主控制权, 系统揭示了自主控制在分类迁移中的作用。结果表明, 相较于接收同一进程的共轭组: 自主控制间隔或同时控制间隔和时长时不存在自我调节学习的分类迁移优势; 自主控制学习间隔、时长与序列时发现了自我调节学习的分类迁移优势, 而学习进程中序列熵值发生显著变化, 进一步表明个体转变其类别选取行为模式, 在后期和末期偏向交错序列。

5.1 高阶迁移任务中自我调节学习优势来源

实验 3 发现, 具备间隔、时长与序列进行控制时的自我调节组分类迁移表现显著更好。由于自我调节组和共轭组经历的信息完全一致, 自我调节学习的优势无法单纯归因于“数据驱动”对学习过程的优化, 自主决策过程中的认知增益不可忽视。具体而言, 当学习者同时具备高级和低级自主控制时, 需要围绕学习目标规划学习活动 (如安排接下来所学内容、何时结束当前学习) 并在学习过程中调整策略选择 (如选择同类样例进行归纳或不同类别样例进行对比)。基于认知负荷理论 (Sweller, 1998), 自

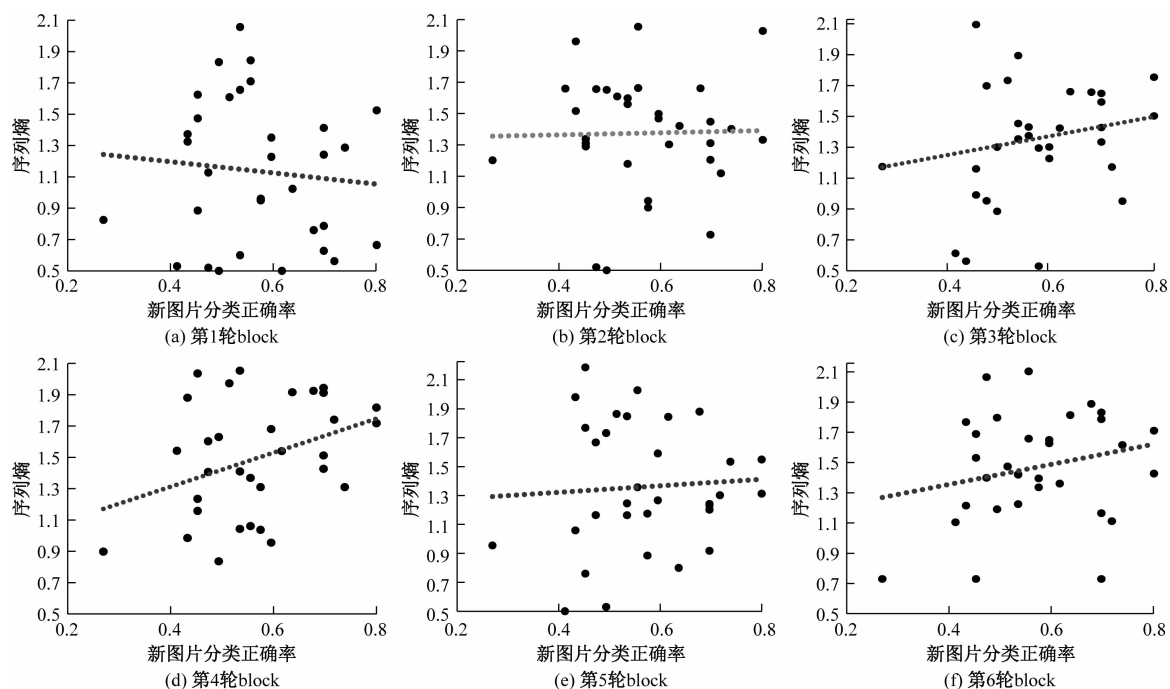


图4 学习阶段第1至6轮 block 被试序列熵值与迁移成绩

主决策者在与任务目标直接相关上的认知投入被称为生成负荷,这种负荷可以促进深层次信息整合提升学习效果。自我调节学习理论中,自主控制行为与元认知监控构成双向强化环路,控制行为发生后,会引发元认知监控的更新(Nelson & Narens, 1990),进而驱动个体进行策略优化,这种动态调节使自我调节组能够根据实时学习需求进一步优化对当前信息的加工深度(Markant, 2018)。实验3中的序列熵与迁移表现的关系支持了这一解释,即自我调节学习过程个体并不会表现出一致的序列决策模式,而是会随着学习进程灵活调整类别选取行为模式。共轭组虽加工了相同信息,但因缺失决策权限,难以实现上述适应性决策和优化的过程,无法对学习任务和层面进行深度加工。

研究结果进一步支持假设偏差取样理论(Hypothesis-dependent Sampling Bias),这一理论认为自我调节组的序列生成本质上是假设检验的行为外显,即使接收学习者观察到的数据与自主学习者相同,但自主学习者生成的数据与其假设序列紧密相关,从而使其表现优于配对接收学习者(Markant & Gureckis, 2014; Markant, 2019)。这可能揭示了高级复杂的类别学习中,自主控制的迁移优势源于信息序列的优化与认知参与增强的协同作用——前者通过策略性序列编排实现“数据驱动”的信息效用,后者通过有意识控制的假设验证过程达成“决策驱动”增益。

5.2 自我调节类别学习中自主控制的作用

实验1和实验2未发现低自主控制水平中自我调节学习的分类迁移优势,这与Markant等人(2014)在记忆领域的研究发现不一致。记忆任务依赖于对视觉图片材料的再认,而类别学习任务作为高阶认知活动,依赖于多种神经系统协同加工(塞格等, 2021),成功的分类迁移不仅需要个体进行必要的记忆活动,还需要形成类别标准和类别表征以概括新样例,这需要涉及核心认知加工层面的自主控制权限。实验1、2中固定学习序列,限制了个体通过自主生成信息优化类别表征的可能性。而自我调节学习间隔以及时长时,需付出额外的认知资源(Seufert, 2018)。Biber等人(2023)在真实学习环境中发现,学习者自主调节休息与较低的学习效率、较高的疲劳和分心水平有关,以及与较低的专注力和继续学习的动机相关。因此实验1自我调节组成绩的相对落后可能与较低的专注度相关,对学习间隔的控制可能会干扰学习进程中的注意资源分配。尽管实验2增加了学习时长的控制,一定程度有利于识记样例特征,但难以促进类别规则转化、归纳及验证。因此,在低级的自主控制中自我调节学习无法改善分类迁移表现,需要更高层级的控制促进对抽象概念的整合加工和泛化,才足以改善分类迁移。这进一步说明,自主选择效益需要在满足任务核心认知需求的自主控制中才足以带来自我调节学习优势。

三个自我调节组中,提升自主控制权在不同测试类型中发挥的效果不一。相较于仅能控制学习间隔的自我调节组,实验 2 自我调节组中额外增加学习时长的控制,带来了旧图片表现的轻微改善($p = 0.06$),实验 3 同时增加学习时长和序列的控制权,带来了显著更优的旧图片表现。旧图片测试任务主要考察被试的再认和提取,仅增加学习间隔的控制,就一定程度利于旧样例记忆,这佐证了最低的自主控制足以通过改善动机和注意力来促进记忆表现。但在更复杂的迁移测试中,只增加学习时长或只增加学习序列的控制时,未发现新图片表现随之改善,仅在实验 3 自我调节组中发现相较于实验 1 略微改善新图片迁移表现($p = 0.07$),即同时增加时长和序列的自主控制,轻微改善了迁移表现(Adam & deBettencourt, 2019)。这表明,自主控制权提升带来的效益可能受任务复杂度影响。低阶任务(如再认记忆)通过增加简单的自主控制权即可提升表现。在高阶学习中,低级控制通过维持基本的学习节奏(如决策学习时长、休息时长)为适应性编码决策(序列的控制)提供了基础,而适应性的编码决策能否改善当前表现,还依赖于外部信息源和内部学习判断的相辅相成(Metcalfe & Kornell, 2003)。如果个体能准确地做出决策和控制,就能根据个人需求构建学习框架从而提高表现。

5.3 自我调节学习过程中序列决策变化及效用

实验 3 通过序列熵指标量化个体在宫格中选取类别的系统性和随机性,以探究在学习进程中个体序列决策和策略效用。第 4 轮和第 6 轮的序列熵值显著高于第 1 轮,表明类别选取行为模式随着学习进程发生变化。初期(首轮)序列熵较低,此时学习者类别选取更为系统有序,偏好集中加工同类样例快速建立类别内的表征。学习后期与末期的序列熵显著升高,此时个体偏向随机、交错的策略以对比高相似类别间的差异或增强对类别边界探索(岳芳等, 2023)。此外,学习首轮的序列熵与迁移成绩呈现负向趋势,学习后期(第 4 轮)序列熵显著正向预测迁移成绩,这一方向变化表明随着任务的认知需求变化,序列策略的效用发生了变化:初期的知觉刺激、特征辨别过程,个体偏好系统有序的集中策略,而在后期规则运用、知识迁移时个体则从交错的策略中获益更多。

5.4 不足与展望

本研究存在以下局限与未来方向:

(1)实验材料局限于自然知觉类别材料,未来

需扩展至问题解决、篇章理解等高级认知任务,检验自主控制机制的普适性;(2)尽管采用序列熵分析学习行为模式,但仍需要结合具体策略(集中 vs 交错)使用(Babineau et al., 2022; Lu et al., 2020)、元认知监测指标(学习信心判断、心理努力)以及神经科学技术(如事件相关电位和 fMRI)以系统揭示自主控制在高阶认知任务中多层次的作用机制(Voss, Gonsalves, et al., 2011);(3)在序列熵的采集上,以固定点击次数为节点,可能忽略每轮学习进程晚期的策略演变规律(如最近发展区策略或差异减少策略),未来可构建动态序列熵模型,追踪完整的学习探索轨迹;(4)首轮序列熵与迁移成绩的关系未达显著性,这可能受样本规模影响,未来可通过扩大样本量探究早期学习阶段策略的偏好及策略转变的关键期效应。

6 结论

本研究得出以下结论:

(1)类别学习中,相较于接收相同进程安排的共轭组:自我调节组能控制学习间隔或同时控制学习间隔和时长时不存在分类迁移优势;当自我调节组能同时控制学习间隔、时长和序列时,存在分类迁移优势;在高阶迁移中,自我调节学习优势来源于较高自主控制水平。

(2)自主控制权提升带来的学习效益受任务复杂度影响:在具备间隔控制基础上同时增加对学习时长和序列的控制,才显著改善旧图片分类表现,一定程度有利于迁移表现。

(3)学习初期序列熵值与后期、末期的熵值存在显著差异,表明随着进程个体转变其序列决策,在后期偏好随机、交错的策略。

参考文献:

- Adam, K. C. S., & de Bettencourt, M. T. (2019). Fluctuations of attention and working memory. *Journal of Cognition*, 2(1), 33. <https://doi.org/10.5334/joc.70>
- Anderson, L. W., Krathwohl, D. R., Airasian, P. W., Cruikshank, K. A., Mayer, R. E., Pintrich, P. R., ... Wittrock, M. C. (Eds.). (2001). *A taxonomy for learning, teaching, and assessing: A revision of Bloom's taxonomy of educational objectives*. Addison Wesley Longman, Inc.
- Biwer, F., Wiradhany, W., oude Egbrink, M. G. A., & de Bruin, A. B. H. (2023). Understanding effort regulation: Comparing "Pomodoro" breaks and self-regulated breaks. *British Journal of Educational Psychology*, 93(2), 353-367.
- Birnbaum, M. S., Kornell, N., Bjork, E. L., & Bjork, R. A.

- (2013). Why interleaving enhances inductive learning: The roles of discrimination and retrieval. *Memory & Cognition*, 41 (3), 392 – 402.
- Babineau, A. L., Witherby, A. E., Ariel, R., Pelch, M. A., & Tauber, S. K. (2022). Do Domain Knowledge and Retrieval Practice Predict Students' Study Order Decisions? *Journal of Intelligence*, 10 (4), 122. <https://doi.org/10.3390/jintelligence10040122>
- Brunmair, M., & Richter, T. (2019). Similarity matters: A meta-analysis of interleaved learning and its moderators. *Psychological Bulletin*, 145(11), 1029 – 1052.
- Gureckis, T. M., & Markant, D. B. (2012). Self-directed learning: a cognitive and computational perspective. *Perspectives on Psychological Science*, 7(5), 464 – 481.
- Huttenlocher, J. (1962). Effects of manipulation of attributes on efficiency of concept formation. *Psychological Reports*, 10, 503 – 509.
- Kaplan, R., Doeller, C. F., Barnes, G. R., Litvak, V., Duzel, E., Bandettini, P. A., & Burgess, N. (2012). Movement-related theta rhythm in humans: Coordinating self-directed hippocampal learning. *PLoS Biology*, 10 (2), e1001267. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1001267>
- Leotti, L. A., Iyengar, S. S., & Oshsner, K. N. (2010). Born to choose: The origins and value of the need for control. *Trends Cognitive Science*, 14, 457 – 463.
- Lu, X., Penney, T. B., & Kang, S. H. (2020). Category similarity affects study choices in self-regulated learning. *Memory & Cognition*, 49(1), 67 – 82.
- Markant, D., & Gureckis, T. (2010). Category learning through active sampling. In S. Ohlsson, & R. Catrambone (Eds.), *Proceedings of the annual meeting of the cognitive science society* (Vol. 32, pp. 248 – 253). Cognitive Science Society.
- Markant, D. B., & Gureckis, T. M. (2014). Is it better to select or to receive? Learning via active and passive hypothesis testing. *Journal of Experimental Psychology: General*, 143(1), 94 – 122.
- Markant, D., DuBrow, S., Davachi, L., & Gureckis, T. M. (2014). Deconstructing the effect of self-directed study on Episodic memory. *Memory & Cognition*, 42(8), 1211 – 1224.
- Markant, D. B., Ruggeri, A., Gureckis, T. M., & Xu, F. (2016). Enhanced memory as a common effect of active learning. *Mind, Brain, and Education*, 10, 142 – 152.
- Markant, D. B. (2018). Active transitive inference: When learner control facilitates integrative encoding. *Cognition*, 200(1), 104 – 188.
- Markant, D. B. (2019). Effects of biased hypothesis generation on self-directed category learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 45(9), 1552 – 1568.
- Metcalfe, J., & Kornell, N. (2003). The dynamics of learning and allocation of study time to a region of proximal learning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132, 530 – 542.
- Nelson, T. O., & Narens, L. (1990). Metamemory: A theoretical framework and new findings. *The Psychology of Learning and Motivation*, 26, 125 – 173.
- Ruggeri, A., Markant, D. B., Gureckis, T. M., Bretzke, M., & Xu, F. (2019). Memory enhancements from active control of learning emerge across development. *Cognition*, 186, 82 – 94.
- Seufert, T. (2018). The interplay between self-regulation in learning and cognitive load. *Educational Research Review*, 24, 116 – 129.
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication, part i, part ii. *Bell System Technical Journal*, 27, 623 – 656.
- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G., & Paas, F. (2019). Cognitive Architecture and Instructional Design: 20 Years Later. *Educational Psychology Review*, 31(2), 261 – 292.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257 – 285.
- Voss, J. L., Gonsalves, B. D., Federmeier, K. D., Tranel, D. & Cohen, N. J. (2011). Hippocampal brain-network coordination during volitional exploratory behavior enhances learning. *Nature Neuroscience*, 14, 115 – 120.
- Voss, J. L., Galvan, A., & Gonsalves, B. D. (2011). Cortical regions recruited for complex active-learning strategies and action planning exhibit rapid reactivation during memory retrieval. *Neuropsychologia*, 49(14), 3956 – 3966.
- Zimmerman B. J. (1989). A social cognitive view of self-regulated academic learning. *Journal of Educational Psychology*, 81 (3), 329 – 339.
- 卡罗尔·塞格, 陈剑平, 王宇情, 刘志雅. (2021). 基底核在类别学习中的纽带作用. *华南师范大学学报(社会科学版)*, 6, 6 – 15 + 206.
- 邢强, 夏静静, 王彩燕. (2016). 工作记忆容量与内容相关性对类别学习的影响. *心理发展与教育*, 32(3), 324 – 329.
- 岳芳, 陈剑平, 甘可鑫, 王宇情, 刘志雅. (2023). 交叉重叠类别结构的自主学习优势和集中学习劣势. *心理学报*, 55(10), 1597 – 1607.

Active Control Influences Self-regulated Category Learning: The “Decision-driven” Perspective

ZHENG Xiaoxing¹ LI Peijin² XING Qiang¹

(1. Department of Psychology, Guangzhou University, Guangzhou 510006; 2. Hengshan Central Primary School, Zhuhai 519165)

Abstract: The “decision-driven” view of the self-regulated learning advantage has been demonstrated in the area of memory, and while minimal control is sufficient to improve memory, the role of autonomy in higher-order tasks is not yet clear. In this study, we examined the sources and mechanisms of the self-regulated learning advantage based on a category learning task using the yoked design with progressively higher levels of autonomy, and used sequence entropy to characterize the orderliness of autonomy in the selection of categories. The results showed that no self-regulated learning advantage was found when learning intervals or control intervals and durations were autonomously controlled; a self-regulated categorical transfer advantage was found when learning intervals, durations, and sequences were autonomously controlled, and self-regulated individuals dynamically adapted their sequential decision-making during the learning process, preferring an interleaved strategy at a later stage. Self-regulated learning eventually facilitated category generalization as the level of autonomy control increased.

Key words: self-regulated learning; active control; decision-driven; category learning; yoked design