

身体还是认知努力的损害？抑郁症努力奖赏 动机评估及计算模型应用

温秀娟^{1,2} 马毓璟^{1,2} 谭斯祺² 李 芸² 刘文华^{1,2}

(¹广州医科大学附属脑科医院, 广州 510370) (²广州医科大学卫生管理学院, 广州 511436)

摘 要 动机损害是抑郁症的常见特征, 患者常表现出异常的奖励评估或体验等行为。理解抑郁症患者努力奖赏动机活动中不愿意付出努力的类型——是不愿意付出身体努力还是不愿意付出认知努力, 对帮助患者恢复社会功能活动具有重要作用。然而, 当前缺少研究探讨努力类型(身体或认知努力)对研究认识的影响, 同时, 计算模型方法具有能够精细评估动机相关变量的优势, 这一方法在该领域中并未得到普及应用。通过实验方法区分评估抑郁症患者“认知努力”和“身体努力”这两种不同的努力决策, 并结合计算模型的数据分析方式, 从努力奖赏动机这一角度探索抑郁症动机损害行为, 对揭示这一损害潜在的认知神经基础具有促进作用。

关键词 抑郁症; 快感缺失; 动机损害; 身体努力; 认知努力; 计算模型

分类号 R395

1 引言

作为一种常见的精神心理障碍, 抑郁症的全球发病率已达到 5%, 未来很可能成为全球疾病负担第一位的疾病(WHO, 2023)。临床上, 抑郁症患者通常会表现出情绪低落, 对过去喜欢的活动丧失兴趣, 睡眠紊乱, 食欲不振, 疲劳或者精力不足, 注意力难以集中, 并伴有自杀念头等(American Psychiatric Association, 2013)。此外, 国内一项大规模的调查研究也显示接近三分之二的抑郁症患者表现出社会功能的损害, 包括无法正常学习、工作及参加社交活动(Lu et al., 2021)。

快感缺失——抑郁症的核心症状之一, 可能是影响抑郁症患者社会功能活动的重要原因, 具有快感缺失症状的个体常常对有吸引力的事物丧失兴趣, 缺少动机去获取奖励, 形成日常生活中的困难(American Psychiatric Association, 2013)。研究者们常将快感缺失区分为期待性快感缺失和消费性快感缺失两种类型, 前者指对预期的愉悦性活动缺少兴趣, 后者指对此刻正进行的活动缺

少快乐体验(Gard et al., 2006)。这两种类型的快感缺失都影响着个体是否愿意付出努力采取进一步行动。具体而言, 高期待性快感缺失的个体由于对预期的奖励不感兴趣, 因而不愿意付出努力去参与活动以获取奖励; 高消费性快感缺失的个体则因为在获得奖励时很难体验到快乐, 进而降低了他们未来再付出努力去完成相关活动的意愿。在这个过程中, 这种愿意付出努力以获得奖励的行为也被视为一种动机行为, 即努力奖赏动机(Chong et al., 2016)。

虽然研究显示, 抑郁症患者在努力奖赏动机上的损害能够影响疾病治疗和发展进程, 但是对于抑郁症和努力奖赏动机的关联本质和强度, 现有的研究结论是模糊的(Horne et al., 2021)。同时, 一些研究将身体努力作为动机测量指标, 比如在一定时间内完成按键活动的次数(Giustini et al., 2020; Racine et al., 2019; Wilhelm et al., 2021), 另一些研究以认知努力作为动机测量指标, 比如在短时间内记忆字母或者数字的表现等(Clay et al., 2022; Soutschek & Tobler, 2020; Xie & Zhang, 2023)。理解抑郁症患者不愿意付出努力的类型(是不愿意付出身体努力, 还是不愿意付出认知努力)是重要的, 因为它往往表明了个体在工作和家庭

收稿日期: 2024-05-03

通信作者: 刘文华, E-mail: wenhualiu@gzhmu.edu.cn

这些日常生活中哪些功能活动会存在损害。比如,那些不愿意外出活动只想宅在家里的个体和那些感受大脑空虚和呆滞的个体,两者可能分别对应着身体努力和认知努力的损害。然而,当前很少研究探讨测量方法上的特征对研究结论可能存在的影响,比如不同的努力类型(付出身体或认知努力)或不同的任务指示(要求个体如何去完成任务)都有可能影响研究结果。

另外,计算模型作为一种新兴的、具有良好应用前景的研究方法,已在精神疾病研究领域得到了初步应用。相比主观量表和传统实验测量(使用平均值估计整体状态),计算模型采用逐试次(trial-by-trial)的分析方法,用数学参数量化测量个体在实验任务中努力意愿的变化,使抑郁症个体的动机行为能够得到更精细客观的评估(Huys et al., 2021)。同时,计算模型包含许多自由参数(free parameter),这些参数基于个体的观测数据(observed data)通过数学函数运算推导出来,能定量评估一些无法直接测量的复杂的认知过程,这对于理解奖励和动机这类复杂的、具有多个子成分的认知心理结构具有极大优势。当前,将计算模型和实验室测评努力奖赏动机的方法相结合的研究并不多见,因此,有必要评估常见计算模型方法的特点和应用局限性,以促进这一方法在抑郁症奖赏动机相关研究中得到更广泛运用。

为了促进对抑郁症和奖赏动机之间的关联的认识,包括理解努力类型(是愿意付出身体还是认知的努力来达成奖励目标)对疾病潜在的差异性影响,本文介绍了抑郁症努力奖赏动机的实验室测评方式和计算模型研究方法,以及将计算模型和实验室测评方法相结合在该领域的初步研究应用。基于这些基础,进一步探讨采用计算模型研究范式的研究可能会存在的一些问题,以及未来应予重点关注的研究方向。

2 抑郁症“身体努力”和“认知努力”的实验测量方法

既往实验室评估个体基于努力获得奖励的研究中,大多数研究根据努力产生的来源,比如是来自于躯体层面的还是精神认知层面的努力,将其划分为“身体努力”和“认知努力”两种测量方法(Steele, 2020)。另外,有少量研究将努力划分为主观和客观努力两种类型(Kurzban et al., 2013;

Rewitz et al., 2023),由于这种方法较少被运用,为简略起见本文省略对这种分型的介绍。身体和认知努力奖赏活动对动机目标的达成是否影响不同,当前缺少研究对这两者进行区分比较。下文简略介绍身体努力和认知努力的常见测量范式,以帮助理解这两种测评方法的不同之处。

对于身体努力的测量,研究常采用短时间进行键盘按压(button press)(后文简称“按键任务”)或者采用握力计(hand grip)评估握力大小(后文简称“握力计任务”)等方式来衡量个体愿意从体力上付出努力的程度。对于认知努力的测量,研究通常会采用工作记忆(working memory)、数字判断(digit judgment)、任务切换(task switching)以及冲突抑制(conflict inhibition)任务等方式来衡量个体愿意在认知思维方面付出努力的程度。

2.1 身体努力的测量方式

最常见的身体努力评估方法是由 Treadway 等人发展的基于按键任务的努力奖励任务(Effort-Expenditure for Rewards Task, 即 EEfRT 任务, Treadway et al., 2009, 2012)。在这项任务中,需要被试在一个“困难任务”(即在 21 秒内使用小指按下 100 个按钮)和一个“简单任务”(即在 7 秒内使用食指按下 30 个按钮)之间做出选择。同时,被试被告知,完成困难任务难度大,但能带来更高的、不固定的奖励回报;完成简单任务难度低,但只能带来一个固定的、低额度的奖励回报。为了让实验任务更加具有生态效度,被试完成任务要求后所获得的奖励并不是确定的,而是依照低、中、高三种中奖概率(如 12%, 50%, 88%)来给予奖励回报。该任务已在抑郁症动机损害相关研究中被广泛使用(Berwian et al., 2020; Bi et al., 2022; Park et al., 2017; Yang et al., 2014, 2016)。

后来,研究人员基于 EEfRT 任务发展了三个变化的范式:努力成本计算任务(Effort-Cost Computation Task; Berwian et al., 2020)、努力评估任务(Modified Effort-Expenditure for Rewards Task; Bi et al., 2022)以及努力强化任务(Effort-based reinforcement task; Park et al., 2017)。具体而言,努力成本计算任务调整了 EEfRT 任务中困难和简单任务的按键次数以及高奖励回报的设置(Berwian et al., 2020)。努力评估任务改变了 EEfRT 任务中任务难度的安排,增加了不同程度的困难任务(Bi et al., 2022)。努力强化任务与 EEfRT 任务在考查事件的性质方面有

些不同, EEfRT 任务考查个体为了获得奖励的努力行为, 而努力强化任务中个体需要通过努力去避免奖励的损失(即增加了对损失事件的评估)(Park et al., 2017)。

另外一种常见身体努力的评估方法为握力计任务。这个任务需要通过外连设备——握力计(如 BIOPAC 公司生产的生理多导仪产品中具有评估握力的硬件模块, www.biopac.com)来记录个体的握力, 通过握力值的大小来评估个体愿意付出的身体努力程度。目前在抑郁症身体努力决策相关研究中常用的握力计任务包括简单的握力计任务和评估奖励决策的握力计任务等。简单的握力计任务仅仅需要被试在短时间内简单地完成一个紧握住握力计的任务, 然后给予奖励(Cléry-Melin et al., 2011; Vinckier et al., 2022)。评估奖励决策的握力计任务需要事先采集每个被试的最大自主收缩力(Maximum voluntary contraction, MVC, 即短时间内所有握力值的平均数或者最大值), 然后要求被试在高水平努力行为(如紧握住握力计达到个体 40%~100%MVC 水平)和低水平努力行为(不需要进行握力, 即握力计水平为 0)的两个选项中进行选择并完成任务(Cathomas et al., 2021)。

其它测评身体努力的任务包括按键-渐进式任务(Progressive Ratio Task)、努力-奖励图片任务(Effort-Reward Picture Task)和按键-门任务(Effort doors task), 具体可参阅这些文献介绍(Bowyer et al., 2023; Klawohn et al., 2022; Sherdell et al., 2012)。

2.2 认知努力的测量方法

常见的认知努力任务由评估个体工作记忆能力的 N-back 任务改编而成。N-back 任务会在电脑屏幕上给被试呈现一系列的字母或者数字, 并要求被试回忆倒数第 N (N 指代任一数字, 如 1, 2, 3 等)个字母或者数字, N 越大, 代表记忆难度越大。因 N-back 任务对个体的大脑记忆加工能力有要求, 被 Westbrook 等人发展后用于评估抑郁症患者的认知努力行为, 即 N-back 认知努力任务(Cognitive effort discount task, Westbrook et al., 2020)。在 N-back 认知努力任务中, 被试需要选择完成一项困难的 N-back 任务和完成一项简单的 N-back 任务; 同时, 被试被告知, 完成困难任务会带来高金额的奖励, 完成简单任务只会带来低金额的奖励。

认知努力动机任务(cognitive effort motivation task)是另一种评估认知努力的任务, 由 Ang 等人

(2023)在近年来发展。在任务中, 被试需要在高水平的努力行为(如准确回忆电脑屏幕上呈现的几个方块图形的位置)和低水平的努力行为(如准确回忆电脑屏幕上呈现的 1 个方块图形的位置)的选项中进行选择并完成任务。同时, 被试被告知, 选择付出高水平的努力可以带来不固定、高额度的奖励, 但是选择付出低水平的努力只能带来固定、低额度的奖励。

另外, 还有认知努力选择任务(Cognitive effort deck choice task)、认知表现任务(Cognitive performance task)、计算机认知任务(Computerized cognitive task)和认知-渐进式任务(Progressive Ratio Task)可用于认知努力的测量, 这些任务采用了任务切换形式或比较数字大小的认知活动来衡量个体付出认知努力的程度, 具体可参阅这些文献介绍(Bowyer et al., 2023; Klawohn et al., 2022; Sherdell et al., 2012)。

2.3 相关行为研究

一些研究采用了身体努力任务, 并以个体选择“高奖励高努力”选项的概率作为测量指标评估抑郁症患者付出身体努力获得奖励的行为表现。两项研究采用 EEfRT 任务, 结果发现抑郁症患者比健康人群更不愿意付出身体努力去获得奖励(Treadway et al., 2009; Yang et al., 2014)。Vinckier 等人(2022)采用简单的握力计任务也有类似的研究发现。然而, 采用其它身体努力范式(如努力-奖励图片任务、按键-渐进式任务等)的研究并没有发现抑郁症患者(Klawohn et al., 2022; Sherdell et al., 2012; Cléry-Melin et al., 2011)、康复期病人(Yang et al., 2014)以及抑郁症状程度较高的大学生(Bi et al., 2022)在付出身体努力的表现上与健康人群存在差异。

一些研究采用认知努力任务, 并以个体选择高努力认知活动的选择反应作为测量指标评估抑郁症患者付出认知努力获得奖励的行为表现。Hershenberg 等人(2016)采用认知-渐进式任务和 Wood-Ross 等人(2021)采用计算机认知任务, 两项研究都发现健康人群乐意尝试认知难度高的任务, 而抑郁症患者更倾向选择认知难度较低的任务, 这表明抑郁症患者付出认知努力获得奖励的意愿降低(Hammar et al., 2011; Wood-Ross et al., 2021)。然而, 采用了其他认知努力任务的两项研究并未显示出类似结果(Barch et al., 2023; Hershenberg

et al., 2016)。值得注意的是, 常规的认知努力评估任务(如 N-back 任务, 计算机认知任务)主要评估个体的记忆能力, 而 Hammar 等人采用的任务评估个体的执行功能, Barch 等人采用的任务评估个体的反应能力, 这些差异对研究结果也可能产生影响。

此外, 还有一些研究同时采用了身体和认知努力任务, 探讨抑郁症患者付出努力获得奖励的意愿与疾病症状的关联(Tran et al., 2021; Vinckier et al., 2022)。研究显示, 抑郁症患者的快感缺失症状严重程度越高, 患者完成体力活动的动机就越低, 但研究并未发现患者完成认知活动的动机与其快感缺失症状存在关联(Tran et al., 2021)。同时, 相较于健康人群, 抑郁症患者对身体努力的敏感性明显大于对认知努力的敏感性, 这说明抑郁症患者更不愿意付出身体努力以获得奖励(Vinckier et al., 2022)。

3 抑郁症动机损害的计算模型研究方法

计算模型研究方法是近年来在精神疾病研究中兴起的评估方法。这种方法对于理解奖励和动机等复杂的认知心理结构具有优势, 近年来被逐步使用在抑郁症相关的研究中(Huys et al., 2021)。其优势表现在, 首先, 相比传统的实验数据分析方法通过计算反应时或者正确率的均值作为个体的行为测量指标, 计算模型方法能以自由参数的形式权衡逐次试次(trial-by-trial)的变化对于个体行为结果的影响(Adams et al., 2015), 同时也能够量化个体行为在试次间(trial-to-trial)的变化, 动态地捕捉个体在执行任务期间的行为调整(Clairis & Pessiglione, 2024); 其次, 计算模型方法能从更全面的角度理解个体行为特征(Robinson & Chase, 2017)。相比传统的实验分析方法只能单独分析某一维度数据指标(如反应时或者选择行为等), 计算模型方法, 比如漂移扩散模型能整合选择行为和反应时的数据, 通过这种整合多维度的数据对个体行为特征达成更深认识(Ratcliff et al., 2016)。另外, 将计算模型方法与神经活动测量技术相结合, 能够促进理解个体行为变化的潜在认知神经基础(Husain & Roiser, 2018)。传统分析方法只能在个体水平上将神经生理指标与行为指标相关联, 计算模型方法可以将表征个体不同认知过程的模型参数与神经生理指标在个体水平或个体内逐试

次水平上进行关联, 进而解释个体认知神经活动的动态变化。该方法的更多优势可以进一步查阅相关文献(Adams et al., 2015; Husain & Roiser, 2018; Huys et al., 2021)。

计算模型方法的应用具有很强的跨学科性, 不同研究领域所采用模型方法常常有所不同。为简略起见, 如下内容重点介绍了适用于抑郁症动机损害相关研究的常用模型及其测量内容。同时, 考虑到不同计算模型具有方法上的长处和不足, 实际应用时需结合合适的实验任务来开展执行。为了帮助未来研究能优化采纳合适的计算模型, 下文也概要性点评了与模型相适用的努力奖赏动机的实验测评方法。

3.1 计算模型的理论基础

评估抑郁症患者动机损害行为的模型有常规函数模型(包括线性模型、双曲线模型、抛物线模型、指数模型等)、净价值与努力成本效益优化模型、漂移扩散模型和强化学习模型等。函数模型和净价值与努力成本效益优化模型的理论基础主要是成本-效益(cost-benefit)框架理论。在这个框架理论中, 个体行为的目标是获得奖励(即效益), 而达到目标需要付出努力(即成本), 最后个体能获得的价值是奖励与努力成本之差(Pessiglione et al., 2018)。漂移扩散模型理论认为个体在进行决策时会收集信息, 当收集的信息超过了某个阈值时, 会促成决策的形成(Ratcliff et al., 2016)。强化学习模型理论认为个体可以从环境反馈中学习经验, 并根据这些反馈不断地调整自身的行为, 以获得最大化的奖励(Chen et al., 2015; Pike & Robinson, 2022)。

对比上述模型, 函数模型的研究运用相对广泛, 上文测量身体和认知努力的实验任务大部分都可以使用; 净价值与努力成本效益优化模型适用范围较窄, 当前仅在少数探讨身体努力的抑郁症相关研究中被使用, 比如 Vinckier 等人(2022)的研究中使用该模型解释个体的身体努力相关行为。漂移扩散模型应用有较大的灵活性, 常被使用于探索认知决策活动的实验研究中。强化学习模型可以被应用于上文介绍的大部分测量身体和认知努力的研究任务, 以探讨过往的反馈结果对个体奖励学习的影响。由于这些模型各具特点, 它们能够为研究者提供不同的视角来探究抑郁症患者与努力奖赏相关的动机活动, 从而有助于更

全面地理解努力奖赏相关的认知过程。

计算模型包含许多自由参数, 这些参数基于个体的观测数据通过数学函数运算推导出来, 每个参数表征了实验中个体对信息处理的特定认知过程和行为特点(Husain & Roiser, 2018)。以下对抑郁症研究中关注的重要参数指标进行介绍, 帮助未来研究选取合适的模型参数并达成实验目的。

3.2 常规函数模型

抑郁症相关研究常常关注个体在多大程度上在意自己付出的努力以达成目标任务(Berwian et al., 2020; Vinckier et al., 2022)。一般而言, 个体会对拟进行的目标活动进行评估, 如果个体对于自己需要付出努力的程度更在意, 个体将越不愿意付出努力去完成有关的活动(Müller et al., 2022)。在常规函数模型中, 表征个体努力敏感性的函数参数为自由参数 k , 这个参数用于权衡努力对目标行为的影响权重, 称之为努力折扣(Aridan et al., 2019; Arulpragasam et al., 2018), 是抑郁症努力奖赏动机研究重点关注的指标。自由参数 k 越大, 个体对目标任务的评估价值会越小, 目标价值的贬值程度(折扣)会越大, 同时也说明个体更在意付出的努力, 即努力敏感性更高(Aridan et al., 2019; Arulpragasam et al., 2018)。常用的函数模型包括线性模型、双曲线模型、抛物线模型、指数模型, 各自的运算公式见公式 1。

$$\begin{aligned} \text{线性函数: } SV_{(t)} &= R_{(t)} - k \times E_{(t)} \\ \text{双曲线函数: } SV_{(t)} &= R_{(t)} \times \frac{1}{1 + k \times E_{(t)}} \\ \text{抛物线函数: } SV_{(t)} &= R_{(t)} - k \times E_{(t)}^2 \\ \text{指数函数: } SV_{(t)} &= R_{(t)} \times e^{-k \times E_{(t)}} \end{aligned} \quad (1)$$

注: 在公式(1)中, $SV_{(t)}$ 代表在每个试次(trial, t)下的主观价值, $R_{(t)}$ 代表每个试次下的奖励值, $E_{(t)}$ 代表每个试次下的努力等级, k 为自由参数, 代表努力对行为目标的影响。 e 是数学常数, 即自然对数的底数, 近似等于 2.718281828。

同时, 研究也关注其它变量, 比如奖励值(Reward, R)、努力等级(Effort, E)、主观价值(Subjective Value, SV) (见公式 1) (Ang et al., 2023; Chong et al., 2017)。其中, 奖励值和努力等级由研究者在实验前进行设定, 指的是被试完成任务后可能给予的奖励信息(通常是不同金额的奖励数值), 和告诉被试完成任务需要付出的努力程度(通常是划分为不同等级的努力程度)。这两个数值

分别对应公式 1 的 R 和 E 。主观价值指的是个体对奖励值的估价, 对应公式 1 中的 SV 。

3.3 净价值与努力成本效益优化模型

净价值与努力成本效益优化模型包含了除努力敏感性之外更多的自由参数, 能够较好地探讨更广泛的因素, 如个体在执行任务过程中的疲劳状态, 是否也对个体的目标行为产生影响(Le Bouc et al., 2016; Vinckier et al., 2022)。

该模型认为, 个体会对拟进行的目标活动的努力成本和效益(即奖励)的价值进行评估, 并计算效益价值与努力成本的差值以确定目标活动的净价值(即净价值 = 效益价值 - 努力成本) (Le Bouc et al., 2016; Vinckier et al., 2022)。如果目标活动的净价值为正, 则代表个体愿意付出努力成本以获得奖励; 如果目标活动的净价值为负, 则代表个体不愿意付出努力成本以获得奖励。净价值与努力成本效益优化模型的运算公式见公式(2), 其中净价值对应 $V(F_i)$, 效益价值对应 $(1 + k_r \times R) \times F_i$, 努力成本对应 $(k_c \times F_i / (1 - F_i)) \times (1 + k_f \times T)$ 。

$$V(F_i) = (1 + k_r \times R) \times F_i - (k_c \times F_i / (1 - F_i)) \times (1 + k_f \times T) \quad (2)$$

在该模型中, 效益价值与奖励值(即公式(2)中的 R)成正比, 同时与个体奖励敏感性(即自由参数 K_r)相关。自由参数 K_r 越大, 个体评估的效益价值会越高(Le Bouc et al., 2016; Vinckier et al., 2022)。表征个体努力敏感性的函数参数为自由参数 K_c , 其值越大, 说明个体努力敏感性越高。疲劳状态对努力成本的影响权重由自由参数 K_f 表征, 其值越大, 个体疲劳敏感性更高(Le Bouc et al., 2016; Vinckier et al., 2022)。

3.4 漂移扩散模型

漂移扩散模型是经济决策研究领域常用的计算模型, 表征个体决策行为的模型参数相较常规的函数模型更加丰富(Cataldo et al., 2023; Grange, 2022)。近年来有研究者尝试使用漂移扩散模型研究抑郁症患者异常动机行为, 以进一步深化对抑郁症认知决策功能的认识(Berwian et al., 2020)。

漂移扩散模型认为, 决策是一个信息累积的过程, 当收集到的信息累积达到决策标准时, 决策就产生了(Ratcliff et al., 2016)。该模型主要包括起始点(starting point)、边界阈值(boundary threshold)、漂移率(drift rate)等自由参数(Ratcliff et al., 2016)。在抑郁症相关研究中, 起始点代表个体在做决策前,

偏好选择“高努力高奖励”选项的基线水平(Berwian et al., 2020); 边界阈值代表达到不同选项的决策标准时所需的信息累积量(Berwian et al., 2020); 漂移率则代表个体信息累积的速度。漂移率越大, 代表个体对“高努力高奖励”选项的信息累积速度更快, 更加偏向选择该选项(Berwian et al., 2020)。

此外, 该模型还通过构建漂移率(即对应公式(3)中的数学符号 v)与奖励值(即对应公式(3)中的符号 R)和努力等级(即对应公式(3)中的符号 E)之间的关系(见公式(3)), 估计个体的奖励敏感性(即自由参数 β_{rew})和努力敏感性(即自由参数 β_{eff}) (Berwian et al., 2020)。 β_{rew} 值越大, 说明个体对奖励信息更加敏感; β_{eff} 值越大, 说明个体对努力信息更加敏感。公式(3)见下方:

$$v = \beta_{rew} \times R - \beta_{eff} \times E \quad (3)$$

3.5 强化学习模型

相比前面介绍的模型关注个体水平的参数, 强化学习模型考虑了个体试次间变异对于结果的影响, 能更灵活地描述个体如何从过去的反馈中学习以及计划未来的行动。该模型主要包含预测误差(prediction error, PE)和学习率(learning rate)等重要的参数。预测误差反映了个体当前接收到的信息(如奖励或者努力程度的信息)是比预期的更好还是更差(Chen et al., 2015)。学习率反映了个体利用预测误差更新价值函数时的调整幅度。

强化学习模型中最常用的方法是无模型的强化学习模型(Pike & Robinson, 2022)。其中, 无模

型的强化学习模型中最常使用的子模型是 Rescorla-Wagner 模型。该模型假定, 大脑对当前试次的价值由前一个试次的价值与学习率和预测误差的乘积之和决定(如公式(4)所示)。其中, 预测误差由上一个试次获得的奖励与期望奖励之间的差值决定(如公式(5)所示)。关于强化学习模型的更多介绍, 可以参考 Sutton 和 Barto (Sutton & Barto, 2018)的介绍。

$$V_{(t)} = V_{(t-1)} + \alpha \times PE_{(t-1)} \quad (4)$$

$$PE = R_{(t-1)} - V_{(t-1)} \quad (5)$$

注: 公式(4)中, $V_{(t)}$ 表示的是当前试次的奖励, $t-1$ 指的是上一个试次; $V_{(t-1)}$ 指的是上个试次的奖励, α 是学习率参数, PE 指的是预测误差。公式(5)中, PE 指的是预测误差, $R_{(t-1)}$ 表示上一个试次获得的奖励, $V_{(t-1)}$ 表示的是上一个试次预期获得的奖励。

4 计算模型在抑郁症“身体努力”和“认知努力”研究中的应用

当前, 将计算模型这一方法应用于抑郁症努力奖赏相关的研究并不多。就近几年发表的几项初步研究来看, 主要研究方向集中在探索抑郁症患者的“身体”或“认知”努力敏感性的特征上, 极个别研究考查了其它因素, 比如奖励信息以及个体疲劳状态对个体愿意付出努力的意愿的影响。这几项初步研究显示出有趣的结果和一些未解决的问题, 值得未来研究进一步深入探索。具体见如下介绍。

表 1 抑郁症“身体努力”和“认知努力”的计算模型研究

作者(年)	样本	实验范式	努力类型	主要的模型指标	研究结果
Cathomas et al., 2021	抑郁症患者 44 人 健康人群 18 人 精神分裂症患者 42 人	评估奖励决策的握力计任务	身体努力	常规函数模型的努力折扣参数	健康人群与抑郁症患者“付出努力-获得奖励”的行为无显著差异。
Berwian et al., 2020	抑郁症康复期患者 123 人 健康人群 66 人	努力成本计算任务	身体努力	漂移扩散模型的参数 β_{eff} , β_{rew}	相比健康人群, 抑郁症康复期患者选择付出更少的身体努力去获得奖励。
Ang et al., 2023	抑郁症患者 26 人 健康人群 44 人	认知努力动机任务	认知努力	常规函数模型的努力折扣参数 k	与健康人群相比, 抑郁症患者不太愿意为奖励而付出认知努力。
Vinckier et al., 2022	抑郁症患者 35 人 健康人群 35 人	简单的握力计任务和认知表现任务	身体努力和认知努力	净价值与努力成本效益优化模型的自由参数 k_c , k_f , k_r	与健康人群相比, 抑郁症患者对身体努力和认知努力的敏感性显著增加。
Westbrook et al., 2022	抑郁症患者 103 人 健康人群 49 人	N-back 认知努力任务	认知努力	常规函数的努力折扣参数	与健康人群相比, 抑郁症患者更不愿意付出认知努力。

2020年和2022年,采用了计算模型范式的两项研究显示抑郁症患者对身体努力的敏感性更高(Berwian et al., 2020; Vinckier et al., 2022)(见表1)。Vinckier等人采用了净价值与努力成本效益优化模型方法,评估抑郁症患者在执行一项简单的握力计任务时对身体努力的敏感性。结果显示,相比正常人群,抑郁症患者对身体努力的敏感性(模型参数为 k_e)更高,同时患者的身体努力敏感性与主观报告的淡漠症状具有显著的关联(Vinckier et al., 2022)。此外,抑郁症患者在康复期也表现出更高的身体努力敏感性。在另一项研究中,Berwian等人(2020)采用漂移扩散模型方法,评估抑郁症康复期患者在执行努力成本计算任务时对身体努力的敏感性,发现抑郁症康复期患者的努力敏感性(模型参数为 β_{eff})显著高于正常人群。

2022年,两项采用函数模型评估抑郁症患者的认知努力敏感性的研究,显示出类似结果(Ang et al., 2023; Westbrook et al., 2022)。在Ang等人(2023)采用函数模型和认知努力动机任务评估抑郁症患者的认知努力敏感性的研究中,研究发现,与正常人群相比,患者的认知努力敏感性(模型参数为 k)更高。在另一项研究中,Westbrook等人(2022)采用不同的任务,即N-back认知努力任务,以及采用函数模型拟合行为数据,也显示抑郁症患者的努力敏感性(模型参数为 k)比正常人群更高。这些研究表明,抑郁症患者在执行奖励相关的任务中,相较正常人群更不愿意付出身体和认知的努力。

2021年有另外一个研究采用函数模型和握力计任务,比较了抑郁症患者和健康人群的身体努力敏感性的差异,该研究并未发现两者存在差异(Cathomas et al., 2021)。然而,这个研究入组均为服药期病情稳定的患者,患者抑郁症病程很长(平均为3个病程),同时入组的正常对照人群样本量较小(18名正常对照人群),所以很难排除是否病人服药产生了治疗效果,或患者较长的病史和对组人群的小样本限制,对该研究结果产生影响。

在上面这几个研究中,Vinckier等人和Berwian等人进行的研究非常有特点。这两个研究在评估个体的努力敏感性时,也分析比较了其它因素,如奖励、疲劳对个体行为的影响,这能方便考查诸多因素中哪一个要素可能对个体达成目标行为更具有关键性作用。虽然Vinckier等人(2022)

研究结果显示患者相比健康人群具有更高的努力敏感性(患者更不愿意付出努力完成任务);但该研究在评估奖励敏感性和疲劳敏感性(模型参数为 k_r 和 k_f)时,并未发现抑郁症患者与健康对照人群在这两个评估指标上的表现有所不同。类似地,在Berwian等人(2020)评估抑郁症康复期患者和健康人群的身体努力敏感性和奖励敏感性的研究中,研究显示患者与健康人群在努力敏感性上表现具有差别,而奖励敏感性这一指标上在两组人群中未见差别。从这些研究结果来看,相较奖励信息和个体疲劳状态,努力敏感性对患者达成目标有关行为的影响权重似乎更大。然而,考虑到现实生活中,奖励信息、疲劳状态、努力程度这三者都会对个体的目标行为具有影响,同时三者之间往往有较大关联,故而未来的研究结合计算模型方法,采用更合适的测量指标,能够帮助进一步验证这些研究结果。

值得注意的是,上述抑郁症努力奖赏决策的计算模型研究主要关注个体水平的参数,较少关注试次水平(trial-to-trial)的自由参数。但是,有一些基于正常人群样本的,采用强化学习模型方法分析个体进行奖赏决策活动时逐试次动机变化的研究,这些研究可以作为抑郁症努力奖赏领域未来研究拓展的方向。比如,两项研究采用强化学习模型方法,探索正常人群在执行身体努力任务中的表现,发现当预测误差为正时,个体的学习率会提高,当预测误差为负时,个体的学习率会降低(Jarvis et al., 2022);同时,个体对奖励信息的学习速率比对努力信息的学习速率更快,这表明正常个体对奖励信息可能更敏感(Skvortsova et al., 2014)。此外,还有研究探索正常人群在执行认知努力任务时的表现,发现个体会通过调整预测误差和学习率来影响认知努力成本预期的更新速度,从而影响对认知努力信息的学习过程(Sayali & Badre, 2021; Feher da Silva et al., 2023)。

5 抑郁症“身体努力”和“认知努力”的认知神经研究

与上述只有少量运用计算模型方法探讨抑郁症动机损害的研究相对比,采用传统实验方式探讨患者动机损害相关的认知神经活动的研究相对更多。已有相当数量的研究评估了抑郁症患者身体努力和认知努力相关的认知活动表现,但所得

到的研究结果常常并不一致。另外,相关的神经生理研究较多集中在关注抑郁症患者身体努力方面,关注抑郁症认知努力的研究非常少。如下部分介绍了采用传统方式探索抑郁症“身体努力”和“认知努力”的认知神经研究,同时介绍将计算模型与认知神经科学技术相结合来评估“身体努力”和“认知努力”的研究,帮助形成对该领域研究现状更全面的认识。

5.1 抑郁症“身体努力”和“认知努力”神经活动研究

影像研究显示,抑郁症患者身体努力决策相关的大脑活动存在异常,主要表现为抑郁症患者身体努力行为的异常表现与前额皮质、纹状体、扣带回和脑岛等区域的激活存在关联(Bi et al., 2022; Park et al., 2017; Rzepa et al., 2017; Rzepa & McCabe, 2019; Yang et al., 2016)。比如 Yang 等人在 2016 年采用基于按键任务的努力奖励任务考察抑郁症患者动机损害行为相关认知神经活动时发现,抑郁症患者表现出左侧尾状核、左侧颞上回和右侧尾状核反应减弱,以及额叶和扣带回的异常(Yang et al., 2016)。此外, Park 等人运用努力强化任务探讨抑郁症患者身体努力行为的脑功能连接活动时发现,抑郁症患者表现出腹侧被盖区-黑质连接异常,纹状体-眶额皮质连接活动减弱,以及壳核内侧-眶额皮质功能连接异常(Park et al., 2017)。同时,近期研究在抑郁症状程度较高的大学生以及青少年抑郁症患者中还发现脑岛激活的减弱(Bi et al., 2022; Rzepa & McCabe, 2019)。

同时,脑电研究显示抑郁症患者在“付出努力-获得奖励”的过程中存在异常的脑电活动。Bowyer 等人采用了按键-门任务探究抑郁症患者身体努力决策行为相关的脑电活动。研究发现,相比健康人群,抑郁症患者表现出 P300 波、刺激前负反馈波(Stimulus-Preceding Negativity, SPN)和奖励正波(Reward-Positivity, RewP)的活动减弱。由于 SPN 脑电活动与对即将呈现的结果的期待有关,而 RewP 与对奖惩结果的反应有关,这说明抑郁症患者对结果的敏感性可能是减弱的;同时,由于 P300 脑电成分与对努力信息的注意分配有关,这说明抑郁症患者可能对努力信息的注意力下降。而在认知努力行为方面, Wood-Ross 等人利用计算机认知任务探究抑郁症患者的认知努力行为异常时发现,抑郁症患者认知努力行为异常与脑电 alpha 波的显著增加有关(Wood-Ross et al.,

2021)。由于脑电 alpha 波增加与注意力降低有关,这说明抑郁症患者在努力奖赏动机过程中可能存在注意力降低的情况。

综上可知,抑郁症患者存在异常的身体和认知努力行为。同时,研究也显示,相较于认知努力损害,抑郁症患者的身体努力行为损害可能更加严重。但是,由于上述研究常常采纳了不同的研究范式,测评范式的不同可能导致研究的结果不一致,未来研究需要去关注不同范式特征,尤其是身体努力和认知努力测评方式的差异对研究结论的潜在影响。另外,不同抑郁程度的个体,其动机损害的程度很可能也是不同的,这两者均会影响到研究结果。因此,抑郁相关群体的样本特征也是需重视的影响结果的因素。另外,患者也表现出与努力动机损害相关的前额叶、纹状体、前扣带回、脑岛等脑区异常的神经活动。由于当前探讨抑郁症认知努力的神经生理研究较少,未来研究应结合脑电和功能磁共振技术,深入探究抑郁症认知努力和身体努力动机损害生理机制并比较可能存在的差异。

5.2 结合计算模型与认知神经科学技术来评估“身体努力”和“认知努力”的研究

将计算模型和认知神经科学技术结合起来评估个体身体努力和认知努力相关的大脑活动主要见于正常人群样本的研究中(见表 2)。

一些研究运用了基于函数模型理论的计算模型方法探究正常人群身体和认知努力潜在的认知神经基础。Arulpragasam 等人(2018)采用身体努力任务和 Westbrook 等人(2019)采用认知努力任务,两项研究均发现腹内侧前额叶(ventromedial prefrontal cortex)参与整合努力成本的加工过程,编码了努力成本有关的主观价值。另一些研究探索了正常人群执行身体努力任务时的大脑活动,发现前扣带回、腹侧纹状体(ventral striatum)和背内侧前额叶(dorsal medial prefrontal cortex)等脑区也参与了努力相关的主观价值编码过程(Aridan et al., 2019; Bernacer et al., 2019a, 2019b; Goh et al., 2021; Hogan et al., 2019; Lockwood et al., 2022; Suzuki et al., 2021; Yao et al., 2023)。同时,还有一项研究对比了正常人群在执行身体努力和认知努力两个任务时大脑相关的活动,发现两个任务都激活了一些相同的脑区,包括背内侧和背外侧前额叶皮层、顶叶内沟(intraparietal sulcus)和前脑岛

表 2 计算模型结合认知神经科学技术评估“身体努力”和“认知努力”的研究

作者(年)	样本	实验范式	努力类型	主要的模型指标	研究结果
Arulpragasam et al., 2018	正常人群 31 人	身体努力任务	身体努力	常规函数模型的主观价值、努力折扣参数	正常人群的腹内侧前额叶皮层参与了主观价值的编码过程, 而背侧前扣带回和前岛叶的活动与努力折扣有关。
Westbrook et al., 2019	正常人群 21 人	N-back 认知努力任务	认知努力	常规函数模型的努力成本主观价值、努力折扣参数	正常人群的腹内侧前额叶、纹状体等脑区参与了认知努力成本主观价值的编码过程。
Aridan et al., 2019	正常人群 46 人	简单的握力计任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群的腹内侧前额叶、腹侧纹状体和感觉运动皮层等脑区活动与主观价值有关。
Bernacer et al., 2019a	正常人群 24 人	身体努力任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群大脑前扣带回的活动与主观价值相关。
Bernacer et al., 2019b	正常人群 24 人	身体努力任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群后扣带回的活动与努力折扣有关。
Goh et al., 2021	正常人群 20 人	身体努力任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群的大脑前扣带回参与了主观价值的编码过程。
Hogan et al., 2019	正常人群 42 人	评估奖励决策的握力计任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群的腹内侧前额叶皮层活动与预期努力的主观价值有关。
Lockwood et al., 2022	正常人群 41 人	身体努力任务	身体努力	常规函数模型的努力折扣参数	正常人群前扣带回活动与努力折扣有关。
Suzuki et al., 2021	正常人群 30 人	评估奖励决策的握力计任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群大脑腹侧纹状体的活动与努力折扣有关。
Yao et al., 2023	正常人群 30 人	评估奖励决策的握力计任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群的背内侧前额叶皮层参与了主观价值的编码过程。
Chong et al., 2017	正常人群 38 人	认知努力任务、身体努力任务	身体努力和认知努力	常规函数模型的努力折扣参数	正常人群的大脑背内侧和背外侧前额叶、顶叶内沟和前脑岛活动与努力敏感性呈正相关, 与奖励敏感性呈负相关。
Skvortsova et al., 2014	正常人群 20 人	身体努力任务	身体努力	强化学习模型的预测误差参数	正常人群在执行任务时腹内侧前额叶和前脑岛的活动, 分别与个体的奖励预测误差和努力预测误差呈正相关。
Sayalı & Badre, 2021	正常人群 20 人	认知努力任务	认知努力	强化学习模型的预测误差参数	前额-顶叶网络参与了正常个体在执行任务时的努力预测误差编码过程。
Clairis & Pessiglione, 2024	正常人群 24 人	身体努力任务、认知努力任务	身体努力和认知努力	强化学习模型的学习率参数	正常人群的腹内侧前额叶的活动与选项价值估计和选择信心有关, 而背内侧前额叶的活动与认知控制和努力行为的执行控制有关。
Hogan et al., 2020	正常人群 30 人	基于按键任务的奖励任务	身体努力	常规函数模型的主观价值参数	正常人群的大脑运动皮层和躯体感觉皮层的激活, 与个体在身体疲劳状态下对努力成本的主观价值增大相关。
Müller et al., 2021	正常人群 39 人	评估奖励决策的握力计任务	身体努力	结合函数理论的强化学习模型的主观价值参数	正常人群的大脑额中回和扣带回活动与个体在疲劳状态下对身体努力成本的估值有关。
Soutschek & Tobler, 2020	正常人群 60 人	N-back 认知努力任务	认知努力	常规函数模型的努力折扣、主观价值参数	正常人群的大脑背外侧前额叶活动受到经颅磁刺激干预而减弱时, 个体的努力敏感性增强, 同时个体在付出认知努力后的疲劳水平下降。
Soutschek et al., 2022	正常人群 35 人	认知努力任务	认知努力	贝叶斯漂移扩散模型的边界阈值参数	在经 θ 波经颅交流电刺激干预大脑背内侧前额叶的活动后, 正常个体表现出增强的付出努力获得奖励的意愿。
Bi et al., 2024	抑郁症患者 50 人	基于按键任务的奖励任务	身体努力	常规函数模型的努力折扣参数	抑郁症患者大脑左侧背外侧前额叶的活动受经颅磁刺激激活时, 患者对努力的敏感性减弱; 同时患者还表现出脑电 P300、CNV 和 SPN 波的波幅增大。

(anterior insula), 这些脑区活动与个体的奖励敏感性和努力敏感性有显著的联系; 同时研究发现, 杏仁核(amygdala)脑区活动仅仅与个体在认知努力任务中的奖励敏感性相关, 而与个体在身体努力任务中的奖励敏感性无关, 这表明杏仁核可能对认知奖励活动有独特的作用(Chong et al., 2017)。

一些研究运用了基于强化学习模型理论的计算模型方法探究正常人群身体努力和认知努力潜在的认知神经基础。Skvortsova 等人(2014)的研究采用了身体努力任务, 发现正常人群在执行任务时腹内侧前额叶和前脑岛的活动, 分别与个体的奖励预测误差和努力预测误差正相关。Sayalı 和 Badre 的研究采用认知努力任务, 发现正常人群的前额-顶叶网络参与了个体在执行任务时的努力预测误差编码过程(Sayalı & Badre, 2021)。此外, 另一项最近发表研究同时采用了身体努力和认知努力两个任务, 发现正常人群在执行这两个任务时的大脑腹内侧前额叶和背内侧前额叶脑区表现出相似的激活模式, 前者被认为参与了价值评估的编码过程, 后者被认为参与了努力活动的控制过程(Clairis & Pessiglione, 2024)。

此外, 还有研究使用计算模型方法探讨疲劳状态是否影响正常人群身体努力行为及其潜在的神经基础。Hogan 等人(2020)采用了基于函数模型的计算模型方法, 发现正常人群的大脑运动皮层和躯体感觉皮层参与了个体在疲劳状态下对身体努力成本的估值过程。Müller 等人(2021)采用基于强化学习结合函数模型理论的计算模型方法, 发现正常人群的大脑额中回和扣带回活动也与个体在疲劳状态下对身体努力成本的估值有显著的联系。

近几年来出现了一些非常值得关注的研究。这些研究采用非侵入脑刺激技术(如经颅磁刺激、经颅交流电刺激等)干预个体的脑区活动, 同时采纳计算模型方法评估个体大脑活动改变对其身体努力和认知努力行为的影响。

其中, Soutschek 和 Tobler (2020)采用经颅磁刺激技术(transcranial magnetic stimulation)和基于函数模型理论的计算模型方法, 研究正常人群执行一项认知努力任务时的大脑活动, 发现当个体的大脑背外侧前额叶活动受到经颅磁刺激抑制而减弱时, 个体的努力敏感性增强。同时, 该研究还发现个体的大脑背外侧前额叶活动与其疲劳状态相关, 随着背外侧前额叶活动的减弱, 个体在付

出认知努力后的疲劳水平下降。同时, Soutschek 等人(2022)的另外一项研究采用经颅交流电刺激(transcranial alternating current stimulation, tACS)技术和基于贝叶斯漂移扩散模型的计算模型方法, 研究正常人群执行一项认知努力任务时的大脑活动, 发现在 θ 波 tACS 刺激背内侧前额叶脑区时, 健康人群更偏向高奖励-高努力选项, 这表明 θ 波 tACS 刺激背内侧前额叶脑区能够增强健康个体为了奖励而付出认知努力的意愿。

另外, Bi 等人(2024)采用经颅磁刺激技术、脑电技术和基于函数模型理论的计算模型方法, 研究抑郁症患者执行一项身体努力任务时的大脑活动, 发现患者的大脑左侧背外侧前额叶活动受经颅磁刺激激活而增强时, 患者对努力的敏感性减弱; 同时患者还表现出脑电 P300 波(与个体注意力分配有关)、关联性负变波(Contingent-negative Variation, CNV, 与个体运动准备有关)和 SPN 波(与个体对奖励的期待有关)的波幅增大, 这可能表明抑郁症患者大脑左侧背外侧前额叶活动的增强能帮助患者提高自身对努力和奖励信息的注意力、为付出身体努力做出更充分的准备以及增强自身对高奖励结果的期待程度。

由上可见, 采用计算模型方法探索努力奖赏动机相关神经基础的研究主要集中在正常人群中, 仅有少量研究探索了抑郁症患者异常的大脑活动(Bi et al., 2024)。由于计算模型方法能够采用灵活的模型参数去关联奖赏有关的认知过程, 这种范式运用在临床抑郁症患者人群中, 能帮助区分奖赏动机成分相关的脑区活动, 达成对动机损害这一抑郁症核心症状的神经基础更全面的认识。同时, 非侵入脑刺激技术不仅是一种研究方法, 也是临床上治疗抑郁症的重要干预手段。未来研究可以将非侵入脑刺激技术、神经影像学、电生理技术和计算模型方法相结合, 探讨干预前后抑郁症患者的脑区活动变化, 这对促进患者的临床治疗也具有作用。

6 当前研究存在的一些问题

已有研究将计算模型这一新方法与评估身体努力或认知努力实验范式相结合, 试图对抑郁症患者动机受损的行为和神经机制进行初步探讨。由于计算模型方法具有众多优点, 可以更精细地评估动机相关变量以及变化状态, 该方法的运用

对理解抑郁症患者身体和认知努力损害的潜在认知神经基础具有作用。然而当前研究也存在一些待解决的问题。

首先,不同研究所使用的实验范式常常不一致,一些范式间的差别,比如实验设置的努力水平、奖励等级和刺激材料的不同,可能导致研究结论不一致。同时,很多实验设计对努力行为的个体差异性这一要素的考虑并不充分。一些身体努力决策的实验范式可以实现对个体的努力水平进行个性化划分。比如采用握力计来评估身体努力时,记录每个人的初始握力和最大握力水平。这种设计考虑了个体体力强弱的不同,个体能达到握力值最大水平也是不同的,因而,实验能够根据每个人握力水平的差异性来调整实验设置,使得实验能够更精准地评估个体在实验过程中努力水平的变化。然而,一些认知努力决策的实验任务,在实现个体认知努力的个性化划分上存在一定的难度。目前,大多数认知努力评估任务是按照相对客观的标准(比如短时间内记忆数字的数量)作为任务难度的评估标准,以被试能达到的任务难度作为个体愿意付出认知努力的等级。这种评估个体的认知努力的方式,并没有考虑个体认知能力的基础水平,也没有考虑个体认知能力能够达到的极限状态。当实验任务难度的级别划分不合适时(如极难或极易的任务难度),容易导致施测时被试出现天花板效应和地板效应,难以帮助发现不同群体之间的差异。未来研究可以采纳一些精细的计算机的算法,对个体的认知能力的限度进行测量,在此基础上对个体的努力行为进行个性化的划分,如计算机自适应测试算法(He et al., 2022)。该算法能够根据个体完成认知任务的准确率或者反应时间等指标,更加高效且精准地估计出个体在认知任务中的能力水平,并且能够根据个体当前的能力水平分配合适难度的认知任务,以此避免天花板效应和地板效应。

其次,在当前努力奖赏动机相关研究中,大多数研究只针对身体努力和认知努力其中一个方面进行探讨,仅少量研究同时测评个体的身体和认知努力状况(Chong et al., 2017; Clairis & Pessiglione, 2024; Matthews et al., 2023; Tran et al., 2021; Vinckier et al., 2022)。然而,个体不愿意付出身体和认知努力这两者可能相互作用,其影响可能贯穿在整个奖赏动机相关活动中。未来研究应考虑

尽量在同一批被试样本中评估身体和认知这两类努力水平,并利用计算模型方法的优势去量化测量实验中努力相关的变量,这将有利于区分评估不同类型的努力因素是否对疾病具有相似或者不同的影响。同时,当前研究很少评估其它疾病症状或者特征是否也影响抑郁症患者的动机损害表现。据以往研究表明,疲劳作为抑郁症的另一个重要症状(American Psychiatric Association, 2013),也会降低个体付出努力-获得奖励的意愿(Hogan et al., 2020; Iodice et al., 2017)。另外,患者在测试过程中可能会存在自我的负性偏向(LeMoult & Gotlib, 2019),认为自己能力不足,即使付出最大的努力也无法获得奖励,从而也会影响其付出努力获得奖励的意愿。未来研究需要考虑更多临床疾病特征(如疲劳,负性偏向等)对抑郁症患者动机损害行为的影响,以期对抑郁症动机损害的成因有更加全面的了解。

最后,当前研究所采用的计算模型评估方法主要基于成本-效益的理论框架,该框架将研究中的努力视为一种成本因素。然而,这一理论有其局限性,因为它忽视了努力本身所具有的激励作用(Inzlicht et al., 2018; 易伟 等, 2019),比如个体可能会将高努力行为视为一种挑战,从而选择付出高努力去获得高奖励。此外,现有的计算模型所依赖的基础理论相对单一,这导致了用于评估动机行为的计算模型指标并不丰富。在常见的计算模型指标中,努力敏感性指标是最受研究者重视的指标之一。虽然努力敏感性的指标对于理解抑郁症患者的动机行为具有重要的作用,但是动机行为往往很复杂,单一指标往往不能够很好地清楚阐释动机行为的变化。未来可以将多样的计算模型方法(如贝叶斯模型,自主推理模型,强化学习模型等)应用于抑郁症“付出努力-获得奖励”相关研究中,采纳一些对动机行为可能也敏感的测量指标,如强化学习模型下的努力折扣参数或者学习率参数等(Jarvis et al., 2022),并在逐试次水平上探究个体的动机变化过程,这能更全面地捕捉抑郁症患者的动机行为变化,以帮助理解其动机损害的特征以及影响因素。

7 小结

动机损害是抑郁症患者重要的临床特征,严重影响了患者的治疗康复和社会功能。通过实验

室区分测量身体和认知努力的方法,并进一步结合新兴的计算建模方法评估患者的努力动机行为,能够更深入探究抑郁症患者的动机损害状况。研究结果显示,相比健康人群,抑郁症患者表现出身体和认知努力两种类型的损害。同时,患者也存在与努力奖赏动机相关的前额叶、纹状体、前扣带回、脑岛等脑区异常的神经活动,这些异常的认知神经活动可能导致患者不愿意付出身体和认知努力去达成奖励性目标。

在研究抑郁症快感缺失症状时,既往研究常从奖励期待、消费和学习等奖赏加工的角度去理解抑郁症患者的动机损害行为(Berridge & Robinson, 2003)。然而,Treadway和Zald (2011)认为,要充分理解抑郁症快感缺失潜在的神经生理基础,仅仅关注奖励期待或消费等某一个阶段的奖赏加工过程是不足的,研究需要去关注个体在奖赏加工过程中长时间内连续的行为反应;同时,Treadway和Zald进一步指出,无论是期待性还是消费性快感缺失,都可能会导致个体出现决策损害,使得个体高估未来的成本,低估预期收益,或者根本无法整合成本和收益的信息,导致奖赏加工过程中选择行为的异常。从这一角度讲,抑郁症快感缺失现象也可以被视为“努力奖赏决策”过程受损的结果(Treadway & Zald, 2011)。探索抑郁症身体和认知努力特征的研究均基于这一理论框架下进行,这一视角与传统视角不同之处在于更关注奖赏加工的整体过程。至于这两种努力类型在抑郁症患者中是否存在着共同或者不同的神经生理基础,由于当前研究较少(Tran et al., 2021; Vinckier et al., 2022),尚不足以得出确定结论。

采用计算模型方法探索个体的努力奖赏动机行为具有重要价值。计算模型方法采用灵活的模型参数,用于关联奖赏有关的认知活动,既能考查一些传统研究常常关注的测量指标如奖励敏感性、价值评估和学习(Chong et al., 2017; Clairis & Pessiglione, 2024)等,也能考查一些传统研究较少关注然而对个体动机活动也有影响的因素,比如疲劳(Matthews et al., 2023; Müller et al., 2021),这能极大地丰富和拓展奖赏动机相关的研究领域。同时,采用这种方法与神经影像学、电生理和非侵入脑刺激技术相结合探索临床患者的大脑活动,不仅能帮助理解抑郁症核心症状快感缺失的神经生理基础,对于理解一些相关心理病理学

的特征,如认知障碍和精神迟滞这类极易导致动机损害行为的特征是否存在着不同的神经生理损害模式也是有帮助的(Horne et al., 2021)。

最后,该领域仍然有很多方面值得深入。第一,相较既往研究重视评估抑郁症患者的身体努力,侧重于探讨患者认知努力的认知神经活动的研究较少。未来的研究可以将计算模型方法和神经电生理或者神经影像学的方法相结合,以明确抑郁症患者在认知努力活动中存在哪些异常;第二,未来的研究可以着重探究处于疾病的不同发展阶段(如发作期和康复期等)的抑郁症人群努力行为的差异性,来评估疾病严重程度和认知功能损伤状况等对于抑郁症患者努力行为的影响;第三,未来研究将一些关键性的计算模型测量指标(如努力敏感性参数等)应用于临床,去精准评估抑郁症患者身体努力以及认知努力的损害程度,帮助判断个体适用于何种心理疗法。例如,认知行为疗法(Huibers et al., 2021)可能对认知努力动机损害严重的抑郁症患者疗效更好,而行为激活疗法(Richards et al., 2016)可能对身体努力动机损害严重的抑郁症患者疗效更佳。第四,未来研究仍需要发展更多的计算模型评估性指标,评估抑郁症患者努力奖赏相关的动机损害程度与疾病治疗的关联,并将其积极应用于探究更多、更有效的心理治疗方法中,帮助恢复抑郁症患者的社会功能活动。

参考文献

- 易伟,梅淑婷,郑亚.(2019).努力:成本还是奖赏?.*心理科学进展*, 27(8), 1439-1450.
- Adams, R. A., Huys, Q. J. M., & Roiser, J. P. (2015). Computational psychiatry: Towards a mathematically informed understanding of mental illness. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 87(1), 53-63. <https://doi.org/10/gdvx4>
- American Psychiatric Association (Ed.). (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders: DSM-5* (5th ed). American Psychiatric Association.
- Ang, Y. S., Gelda, S. E., & Pizzagalli, D. A. (2023). Cognitive effort-based decision-making in major depressive disorder. *Psychological Medicine*, 53(9), 4228-4235. <https://doi.org/10.1017/S0033291722000964>
- Aridan, N., Malecek, N. J., Poldrack, R. A., & Schonberg, T. (2019). Neural correlates of effort-based valuation with prospective choices. *NeuroImage*, 185, 446-454. <https://doi.org/10/gijf55>
- Arulpragasam, A. R., Cooper, J. A., Nuutinen, M. R., &

- Treadway, M. T. (2018). Corticoinsular circuits encode subjective value expectation and violation for effortful goal-directed behavior. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(22), E5233–E5242. <https://doi.org/10/gdkz59>
- Barch, D. M., Culbreth, A. J., Ben Zeev, D., Campbell, A., Nepal, S., & Moran, E. K. (2023). Dissociation of cognitive effort-based decision making and its associations with symptoms, cognition, and everyday life function across schizophrenia, bipolar disorder, and depression. *Biological Psychiatry*, 94(6), 501–510. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2023.04.007>
- Bernacer, J., Martinez-Valbuena, I., Martinez, M., Pujol, N., Luis, E. O., Ramirez-Castillo, D., & Pastor, M. A. (2019a). An amygdala-cingulate network underpins changes in effort-based decision making after a fitness program. *NeuroImage*, 203, 116181. <https://doi.org/10/gmccnh>
- Bernacer, J., Martinez-Valbuena, I., Martinez, M., Pujol, N., Luis, E., Ramirez-Castillo, D., & Pastor, M. A. (2019b). Neural correlates of effort-based behavioral inconsistency. *Cortex*, 113, 96–110. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2018.12.005>
- Berridge, K. C., & Robinson, T. E. (2003). Parsing reward. *Trends in Neurosciences*, 26(9), 507–513. [https://doi.org/10.1016/S0166-2236\(03\)00233-9](https://doi.org/10.1016/S0166-2236(03)00233-9)
- Berwian, I. M., Wenzel, J. G., Collins, A. G. E., Seifritz, E., Stephan, K. E., Walter, H., & Huys, Q. J. M. (2020). Computational mechanisms of effort and reward decisions in patients with depression and their association with relapse after antidepressant discontinuation. *JAMA Psychiatry*, 77(5), 513. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2019.4971>
- Bi, R., Dong, W., Zheng, Z., Li, S., & Zhang, D. (2022). Altered motivation of effortful decision - making for self and others in subthreshold depression. *Depression and Anxiety*, 39(8–9), 633–645. <https://doi.org/10.1002/da.23267>
- Bi, R., Zhao, Y., Li, S., Xu, F., Peng, W., Tan, S., & Zhang, D. (2024). Brain stimulation over the left DLPFC enhances motivation for effortful rewards in patients with major depressive disorder. *Journal of Affective Disorders*, 356, 414–423. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2024.04.064>
- Bowyer, C. B., Brush, C. J., Patrick, C. J., & Hajcak, G. (2023). Effort and appetitive responding in depression: Examining deficits in motivational and consummatory stages of reward processing using the effort-doors task. *Biological Psychiatry Global Open Science*, 3(4), 10773–11082. <https://doi.org/10.1016/j.bpsgos.2022.08.002>
- Cataldo, A. M., Scheuer, L., Maksimovskiy, A. L., Germine, L. T., & Dillon, D. G. (2023). Abnormal evidence accumulation underlies the positive memory deficit in depression. *Journal of Experimental Psychology: General*, 152(1), 139–156. <https://doi.org/10.1037/xge0001268>
- Cathomas, F., Klaus, F., Guetter, K., Seifritz, E., Hartmann-Riemer, M. N., Tobler, P. N., Kaiser, S., & Kaliuzhna, M. (2021). Associations between negative symptoms and effort discounting in patients with schizophrenia and major depressive disorder. *Schizophrenia Bulletin Open*, 2(1), sgab022. <https://doi.org/10.1093/schizbullopen/sgab022>
- Chen, C., Takahashi, T., Nakagawa, S., Inoue, T., & Kusumi, I. (2015). Reinforcement learning in depression: A review of computational research. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 55, 247–267. <https://doi.org/10/f7j7k6>
- Chong, T. T.-J., Apps, M., Giehl, K., Silence, A., Grima, L. L., & Husain, M. (2017). Neurocomputational mechanisms underlying subjective valuation of effort costs. *PLOS Biology*, 15(2), e1002598. <https://doi.org/10/f9rgrk>
- Chong, T.-T.-J., Bonnelle, V., & Husain, M. (2016). Quantifying motivation with effort-based decision-making paradigms in health and disease. *Progress in Brain Research*, 229, 71–100. <https://doi.org/10.1016/bs.pbr.2016.05.002>
- Clairis, N., & Pessiglione, M. (2024). Value estimation versus effort mobilization: A general dissociation between ventromedial and dorsomedial prefrontal cortex. *The Journal of Neuroscience*, 44(17), e1176232024. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.1176-23.2024>
- Clay, G., Mlynski, C., Korb, F. M., Goschke, T., & Job, V. (2022). Rewarding cognitive effort increases the intrinsic value of mental labor. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(5), e2111785119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2111785119>
- Cléry-Melin, M. L., Schmidt, L., Lafargue, G., Baup, N., Fossati, P., & Pessiglione, M. (2011). Why don't you try harder? An investigation of effort production in major depression. *PloS One*, 6(8), e23178. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0023178>
- Feher da Silva, C., Lombardi, G., Edelson, M., & Hare, T. A. (2023). Rethinking model-based and model-free influences on mental effort and striatal prediction errors. *Nature Human Behaviour*, 7, 956–969. <https://doi.org/10.1038/s41562-023-01573-1>
- Gard, D. E., Gard, M. G., Kring, A. M., & John, O. P. (2006). Anticipatory and consummatory components of the experience of pleasure: A scale development study. *Journal of Research in Personality*, 40(6), 1086–1102. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2005.11.001>
- Giustiniani, J., Nicolier, M., Teti Mayer, J., Chabin, T., Masse, C., Galmès, N., ... Gabriel, D. (2020). Event-related potentials (ERP) indices of motivation during the effort expenditure for reward task. *Brain Sciences*, 10(5), 283. <https://doi.org/10/gpvxms>
- Goh, A. X.-A., Bennett, D., Bode, S., & Chong, T. T.-J. (2021). Neurocomputational mechanisms underlying the subjective value of information. *Communications Biology*, 4(1), 1346. <https://doi.org/10.1038/s42003-021-02850-3>
- Grange, J. A. (2022). Computational modelling of the speed–accuracy tradeoff: No evidence for an association with depression symptomatology. *Journal of Psychiatric Research*, 147, 111–125. <https://doi.org/10/gpwszf>
- Hammar, Å., Strand, M., Årdal, G., Schmid, M., Lund, A., &

- Elliott, R. (2011). Testing the cognitive effort hypothesis of cognitive impairment in major depression. *Nordic Journal of Psychiatry*, 65(1), 74–80. <https://doi.org/10.3109/08039488.2010.494311>
- He, X., Qiu, B., Deng, Y., Liu, T., Chen, Y., & Zhang, W. (2022). Adaptive assessment of the capacity of cognitive control. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 75(1), 43–52. <https://doi.org/10.1177/17470218211030838>
- Hershenberg, R., Satterthwaite, T. D., Daldal, A., Katchmar, N., Moore, T. M., Kable, J. W., & Wolf, D. H. (2016). Diminished effort on a progressive ratio task in both unipolar and bipolar depression. *Journal of Affective Disorders*, 196, 97–100. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2016.02.003>
- Hogan, P. S., Chen, S. X., Teh, W. W., & Chib, V. S. (2020). Neural mechanisms underlying the effects of physical fatigue on effort-based choice. *Nature Communications*, 11(1), 4026. <https://doi.org/10/gg7v3n>
- Hogan, P. S., Galaro, J. K., & Chib, V. S. (2019). Roles of ventromedial prefrontal cortex and anterior cingulate in subjective valuation of prospective effort. *Cerebral Cortex*, 29(10), 4277–4290. <https://doi.org/10/gmnw4h>
- Horne, S. J., Topp, T. E., & Quigley, L. (2021). Depression and the willingness to expend cognitive and physical effort for rewards: A systematic review. *Clinical Psychology Review*, 88, 102065. <https://doi.org/10/gk5373>
- Huibers, M. J. H., Lorenzo-Luaces, L., Cuijpers, P., & Kazantzis, N. (2021). On the road to personalized psychotherapy: A research agenda based on cognitive behavior therapy for depression. *Frontiers in Psychiatry*, 11, 607508. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2020.607508>
- Husain, M., & Roiser, J. P. (2018). Neuroscience of apathy and anhedonia: A transdiagnostic approach. *Nature Reviews Neuroscience*, 19(8), 470–484. <https://doi.org/10.1038/s41583-018-0029-9>
- Huys, Q. J. M., Browning, M., Paulus, M. P., & Frank, M. J. (2021). Advances in the computational understanding of mental illness. *Neuropsychopharmacology*, 46(1), 3–19. <https://doi.org/10/ghm627>
- Inzlicht, M., Shenhav, A., & Olivola, C. Y. (2018). The effort paradox: Effort is both costly and valued. *Trends in Cognitive Sciences*, 22(4), 337–349. <https://doi.org/10/gc9qnq>
- Iodice, P., Calluso, C., Barca, L., Bertollo, M., Ripari, P., & Pezzulo, G. (2017). Fatigue increases the perception of future effort during decision making. *Psychology of Sport and Exercise*, 33, 150–160. <https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2017.08.013>
- Jarvis, H., Stevenson, I., Huynh, A. Q., Babbage, E., Coxon, J., & Chong, T. T.-J. (2022). Effort reinforces learning. *The Journal of Neuroscience*, 42(40), 7648–7658. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.2223-21.2022>
- Klawohn, J., Joyner, K., Santopetro, N., Brush, C. J., & Hajcak, G. (2022). Depression reduces neural correlates of reward salience with increasing effort over the course of the progressive ratio task. *Journal of Affective Disorders*, 307, 294–300. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2022.03.051>
- Kurzban, R., Duckworth, A., Kable, J. W., & Myers, J. (2013). An opportunity cost model of subjective effort and task performance. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(6), 661–679. <https://doi.org/10/f5j8tr>
- Le Bouc, R., Rigoux, L., Schmidt, L., Degos, B., Welter, M.-L., Vidailhet, M., ... Pessiglione, M. (2016). Computational dissection of dopamine motor and motivational functions in humans. *The Journal of Neuroscience*, 36(25), 6623–6633. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.3078-15.2016>
- LeMoult, J., & Gotlib, I. H. (2019). Depression: A cognitive perspective. *Clinical Psychology Review*, 69, 51–66. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2018.06.008>
- Lockwood, P. L., Wittmann, M. K., Nili, H., Matsumoto-Ryan, M., Abdurahman, A., Cutler, J., ... Apps, M. A. (2022). Distinct neural representations for prosocial and self-benefiting effort. *Current Biology*, 32(19), 4172–4185. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2022.08.010>
- Lu, J., Xu, X., Huang, Y., Li, T., Ma, C., Xu, G., ... Zhang, N. (2021). Prevalence of depressive disorders and treatment in China: A cross-sectional epidemiological study. *The Lancet Psychiatry*, 8(11), 981–990. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(21\)00251-0](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(21)00251-0)
- Matthews, J., Pisauro, M. A., Jurgelis, M., Müller, T., Vassena, E., Chong, T., & Apps, M. A. J. (2023). Computational mechanisms underlying the dynamics of physical and cognitive fatigue. *Cognition*, 240, 105603. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2023.105603>
- Müller, T., Husain, M., & Apps, M. A. J. (2022). Preferences for seeking effort or reward information bias the willingness to work. *Scientific Reports*, 12(1), 19486. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-21917-7>
- Müller, T., Klein-Flügge, M. C., Manohar, S. G., Husain, M., & Apps, M. A. J. (2021). Neural and computational mechanisms of momentary fatigue and persistence in effort-based choice. *Nature Communications*, 12(1), 4593. <https://doi.org/10/gmccmr>
- Park, I. H., Lee, B. C., Kim, J.-J., Kim, J. I., & Koo, M.-S. (2017). Effort-based reinforcement processing and functional connectivity underlying amotivation in medicated patients with depression and schizophrenia. *The Journal of Neuroscience*, 37(16), 4370–4380. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.2524-16.2017>
- Pessiglione, M., Vinckier, F., Bouret, S., Daunizeau, J., & Le Bouc, R. (2018). Why not try harder? Computational approach to motivation deficits in neuro-psychiatric diseases. *Brain: A Journal of Neurology*, 141(3), 629–650. <https://doi.org/10.1093/brain/awx278>
- Pike, A. C., & Robinson, O. J. (2022). Reinforcement learning in patients with mood and anxiety disorders vs control individuals: A systematic review and meta-analysis. *JAMA Psychiatry*, 79(4), 312–322. <https://doi.org/10.1001/>

- jamapsychiatry.2022.0051
- Racine, S. E., Horvath, S. A., Brassard, S. L., & Benning, S. D. (2019). Effort expenditure for rewards task modified for food: A novel behavioral measure of willingness to work for food. *International Journal of Eating Disorders*, 52(1), 71–78. <https://doi.org/10/gnf9h8>
- Ratcliff, R., Smith, P. L., Brown, S. D., & McKoon, G. (2016). Diffusion decision model: Current issues and history. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(4), 260–281. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.01.007>
- Rewitz, K., Schindler, S., & Wolff, W. (2023). Examining the alignment between subjective effort and objective force production. *PsyArXiv*. <https://doi.org/10.31234/osf.io/vr2gn>
- Richards, D. A., Ekers, D., McMillan, D., Taylor, R. S., Byford, S., Warren, F. C., ... Finning, K. (2016). Cost and outcome of behavioural activation versus cognitive behavioural therapy for depression (COBRA): A randomised, controlled, non-inferiority trial. *The Lancet*, 388(10047), 871–880. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(16\)31140-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(16)31140-0)
- Robinson, O. J., & Chase, H. W. (2017). Learning and choice in mood disorders: Searching for the computational parameters of anhedonia. *Computational Psychiatry*, 1(0), 208. <https://doi.org/10/ggnx69>
- Rzepa, E., Fisk, J., & McCabe, C. (2017). Blunted neural response to anticipation, effort and consummation of reward and aversion in adolescents with depression symptomatology. *Journal of Psychopharmacology*, 31(3), 303–311. <https://doi.org/10.1177/0269881116681416>
- Rzepa, E., & McCabe, C. (2019). Dimensional anhedonia and the adolescent brain: Reward and aversion anticipation, effort and consummation. *BJPsych Open*, 5(6), e99. <https://doi.org/10.1192/bjo.2019.68>
- Sayali, C., & Badre, D. (2021). Neural systems underlying the learning of cognitive effort costs. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 21(4), 698–716. <https://doi.org/10/gjwhjt>
- Sherdell, L., Waugh, C. E., & Gotlib, I. H. (2012). Anticipatory pleasure predicts motivation for reward in major depression. *Journal of Abnormal Psychology*, 121(1), 51–60. <https://doi.org/10.1037/a0024945>
- Skvortsova, V., Palminteri, S., & Pessiglione, M. (2014). Learning to minimize efforts versus maximizing rewards: Computational principles and neural correlates. *Journal of Neuroscience*, 34(47), 15621–15630. <https://doi.org/10/f6sdhv>
- Soutschek, A., Nadporozhskaia, L., & Christian, P. (2022). Brain stimulation over dorsomedial prefrontal cortex modulates effort-based decision making. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 22(6), 1264–1274. <https://doi.org/10.3758/s13415-022-01021-z>
- Soutschek, A., & Tobler, P. N. (2020). Causal role of lateral prefrontal cortex in mental effort and fatigue. *Human Brain Mapping*, 41(16), 4630–4640. <https://doi.org/10.1002/hbm.25146>
- Steele, J. (2020). What is (perception of) effort? Objective and subjective effort during attempted task performance. *PsyArXiv*. <https://doi.org/10.31234/osf.io/kbyhm>
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). MIT Press.
- Suzuki, S., Lawlor, V. M., Cooper, J. A., Arulpragasam, A. R., & Treadway, M. T. (2021). Distinct regions of the striatum underlying effort, movement initiation and effort discounting. *Nature Human Behaviour*, 5(3), 378–388. <https://doi.org/10.1038/s41562-020-00972-y>
- Tran, T., Hagen, A. E. F., Hollenstein, T., & Bowie, C. R. (2021). Physical-and cognitive-effort-based decision-making in depression: Relationships to symptoms and functioning. *Clinical Psychological Science*, 9(1), 53–67. <https://doi.org/10.1177/2167702620949236>
- Treadway, M. T., Bossaller, N. A., Shelton, R. C., & Zald, D. H. (2012). Effort-based decision-making in major depressive disorder: A translational model of motivational anhedonia. *Journal of Abnormal Psychology*, 121(3), 553–558. <https://doi.org/10/f364bv>
- Treadway, M. T., Buckholtz, J. W., Schwartzman, A. N., Lambert, W. E., & Zald, D. H. (2009). Worth the ‘EEfRT’? The effort expenditure for rewards task as an objective measure of motivation and anhedonia. *PLoS ONE*, 4(8), e6598. <https://doi.org/10/dv4nmj>
- Treadway, M. T., & Zald, D. H. (2011). Reconsidering anhedonia in depression: Lessons from translational neuroscience. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 35(3), 537–555. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2010.06.006>
- Vinckier, F., Jaffre, C., Gauthier, C., Smajda, S., Abdel-Ahad, P., Bouc, R. L., ... Pessiglione, M. (2022). Elevated effort cost identified by computational modeling as a distinctive feature explaining multiple behaviors in patients with depression. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 7(11), 1158–1169. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2022.07.011>
- Westbrook, A., Lamichhane, B., & Braver, T. (2019). The subjective value of cognitive effort is encoded by a domain-general valuation network. *The Journal of Neuroscience*, 39(20), 3934–3947. <https://doi.org/10/ggmg4t>
- Westbrook, A., van den Bosch, R., Määttä, J. I., Hofmans, L., Papadopetraki, D., Cools, R., & Frank, M. J. (2020). Dopamine promotes cognitive effort by biasing the benefits versus costs of cognitive work. *Science*, 367(6484), 1362–1366. <https://doi.org/10.1126/science.aaz5891>
- Westbrook, A., Yang, X., Bylsma, L. M., Daches, S., George, C. J., Seidman, A. J., ... Kovacs, M. (2022). Economic choice and heart rate fractal scaling indicate that cognitive effort is reduced by depression and boosted by sad mood. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 8(7), 687–694. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2022.07.008>
- WHO. (2023). *Depression*. <https://www.who.int/health-topics/depression>

- Wilhelm, R. A., Threadgill, A. H., & Gable, P. A. (2021). Motor preparation and execution for performance difficulty: Centroparietal beta activation during the effort expenditure for rewards task as a function of motivation. *Brain Sciences*, 11(11), 1442. <https://doi.org/10/gpv59p>
- Wood-Ross, C., Best, M. W., Milanovic, M., & Bowie, C. R. (2021). Brain of thrones: Cognitive effort and perceived performance during a cognitive task in major depressive disorder. *Cognitive Therapy and Research*, 45(5), 986–999. <https://doi.org/10.1007/s10608-020-10145-w>
- Xie, W., & Zhang, W. (2023). Effortfulness of visual working memory: Gauged by physical exertion. *Journal of Experimental Psychology: General*, 152(7), 2074. <https://doi.org/10.1037/xge0001391>
- Yang, X., Huang, J., Lan, Y., Zhu, C., Liu, X., Wang, Y., ... Chan, R. C. K. (2016). Diminished caudate and superior temporal gyrus responses to effort-based decision making in patients with first-episode major depressive disorder. *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, 64, 52–59. <https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2015.07.006>
- Yang, X. H., Huang, J., Zhu, C. Y., Wang, Y. F., Cheung, E. F., Chan, R. C., & Xie, G. R. (2014). Motivational deficits in effort-based decision making in individuals with subsyndromal depression, first-episode and remitted depression patients. *Psychiatry Research*, 220(3), 874–882. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2014.08.056>
- Yao, Y.-W., Song, K.-R., Schuck, N. W., Li, X., Fang, X.-Y., Zhang, J.-T., Heekeren, H. R., & Bruckner, R. (2023). The dorsomedial prefrontal cortex represents subjective value across effort-based and risky decision-making. *NeuroImage*, 279, 120326. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2023.120326>

Motivation deficits in physical effort or cognitive effort expenditure? Evaluation of effort-based reward motivation and application of computational modeling in depression

WEN Xiujuan^{1,2}, MA Yujing^{1,2}, TAN Siqi², LI Yun², LIU Wenhua^{1,2}

(¹ The Affiliated Brain Hospital, Guangzhou Medical University, Guangzhou 510370, China)

(² School of Health Management, Guangzhou Medical University, Guangzhou 511436, China)

Abstract: Motivation deficits are a common symptom of depression, leading to abnormal reward assessment or experience in individuals with depression. Understanding the cognitive neural mechanisms of the willingness to expend cognitive or physical effort to obtain rewards is essential for helping patients recover their social functioning. However, research in this area is currently hindered due to a lack of appropriate methods for determining the roles of cognitive and physical effort expenditure in motivation deficits. By using experimental methods and cognitive computational models to distinguish and assess ‘cognitive effort’ and ‘physical effort’ decision-making in individuals with depression, we can further explore the essence of motivation deficits from the perspective of ‘reward for effort’ and better understand the impact of motivation deficits on the disease state.

Keywords: depression, anhedonia, motivation deficits, physical effort, cognitive effort, computational modeling