

临床疼痛患者疼痛注意偏向模式

——来自漂移扩散模型的证据

宋云芳^{1,2}, 吕笑寒², 李晓云^{2*}, 彭微微^{2*}

¹深圳大学心理学院, 广东 深圳

²南方医科大学深圳医院骨科, 广东 深圳

收稿日期: 2026年6月1日; 录用日期: 2026年7月17日; 发布日期: 2026年7月30日

摘 要

疼痛注意偏向可能参与临床疼痛维持, 但传统反应时指标难以区分其潜在认知成分。本研究采用点探测任务结合漂移扩散模型, 考察临床疼痛患者对疼痛词语的注意加工。结果显示, 疼痛组和对照组在反应时上均表现出疼痛注意解除困难; 前者在目标重定向中准确性下降。漂移扩散模型结果显示, 疼痛组漂移率升高、非决策时间缩短、决策阈限升高, 提示其疼痛线索加工增强且决策更谨慎。本研究为理解临床疼痛影响注意加工提供了计算行为证据。

关键词

临床疼痛, 注意偏向, 计算机制, 点探测任务, 漂移扩散模型

Pain-Related Attentional Bias in Patients with Clinical Pain

—Evidence from the Drift Diffusion Model

Yunfang Song^{1,2}, Xiaohan Lyu², Xiaoyun Li^{2*}, Weiwei Peng^{2*}

¹School of Psychology, Shenzhen University, Shenzhen Guangdong

²Department of Orthopaedics, Southern Medical University Shenzhen Hospital, Shenzhen Guangdong

Received: June 1, 2026; accepted: July 17, 2026; published: July 30, 2026

Abstract

Pain-related attentional bias may contribute to the maintenance and development of clinical pain.

*通讯作者。

文章引用: 宋云芳, 吕笑寒, 李晓云, 彭微微(2026). 临床疼痛患者疼痛注意偏向模式. *心理学进展*, 16(7), 317-330.
DOI: 10.12677/ap.2026.167364

However, traditional reaction time measures are limited in dissociating the latent cognitive components underlying such bias. This study combined a dot-probe task with the drift diffusion model (DDM) to examine how patients with clinical pain process pain-related words. Reaction time results showed that both patients with clinical pain and healthy controls exhibited difficulty disengaging attention from pain-related information. Accuracy results further showed that the pain group exhibited reduced response accuracy during attentional disengagement and target reorientation. DDM results revealed that patients with clinical pain showed increased drift rate, shortened non-decision time, and increased decision threshold, suggesting enhanced pain-cue processing and attentional orienting, accompanied by a more cautious decision strategy. This study provides computational behavioral evidence for understanding how clinical pain affects attentional processing.

Keywords

Clinical Pain, Attentional Bias, Computational Mechanism, Dot-Probe Task, Drift Diffusion Model

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

疼痛是一种与实际或潜在组织损伤相关的不愉快感觉和情绪体验(Raja et al., 2020)。作为一种具有生物学意义的威胁信号,疼痛能够自动吸引注意资源、中断正在进行的行为,并促使个体优先采取保护性反应以逃避潜在的身体威胁(Eccleston & Crombez, 1999; Legrain et al., 2009)。生物-心理-社会模型认为,疼痛并非单纯由组织损伤或伤害性感受输入决定,而是生物、心理和社会因素动态交互的结果(Gatchel et al., 2007)。其中,注意是影响疼痛体验及其慢性化过程的重要心理因素:当个体持续将认知资源分配给疼痛相关刺激时,会加剧疼痛感知,并干扰个体摆脱疼痛相关思维的能力,从而形成恶性循环,损害认知功能和生活质量(Van Ryckeghem et al., 2012)。因此,个体对疼痛相关信息的选择性注意,即疼痛注意偏向(attentional bias),可能是连接疼痛体验与认知加工的重要机制,并在慢性疼痛的维持和加重中发挥关键作用(Pincus & Morley, 2001; Todd et al., 2018)。

在疼痛注意偏向研究中,点探测范式是应用最广泛的行为测量方法之一。该范式通常通过比较探测点出现在疼痛相关刺激位置或相反位置时的反应差异,推断个体是否存在对疼痛信息的注意定向加速(attentional engagement)或注意解除困难(attentional disengagement)效应(Crombez et al., 2013)。从威胁评估与资源分配的视角来看,疼痛相关信息对注意的影响可能发生在不同加工阶段:早期阶段主要涉及刺激驱动的注意定向,即具有威胁意义的疼痛线索更容易捕获注意;晚期阶段则更多涉及目标驱动的注意控制,即个体能否根据当前任务需求将注意从疼痛信息中解除并重新分配至目标位置。当疼痛线索被评估为高度威胁时,个体可能表现出更强的注意定向;而当注意控制不足或疼痛威胁持续占据认知资源时,则可能表现为注意维持增强或注意解除困难(Fashler & Katz, 2016; Kappenman et al., 2021; McGlade et al., 2020)。既往基于点探测范式的研究总体提示,慢性疼痛患者相较于无痛健康对照,对疼痛相关信息可能存在注意偏向,但该效应通常较小且并不稳定(Crombez et al., 2013; Schoth et al., 2012; Todd et al., 2018)。其中,感觉性疼痛词相较于情感性疼痛词或疼痛图片更容易诱发稳定的偏向效应,提示与身体感觉经验直接相关的语义刺激可能更敏感地反映慢性疼痛患者的注意加工特点(Pincus & Morley, 2001; Todd et al.,

2018)。与此同时,疼痛恐惧、疼痛持续时间、疼痛类型和刺激呈现时间等因素也可能影响点探测任务中的注意偏向表现,使不同研究结果存在一定异质性(Abudoush et al., 2023; Broadbent et al., 2021; Roelofs et al., 2002)。因此,现有研究虽然支持疼痛注意偏向可能参与慢性疼痛的维持和发展,但仍主要停留在反应时差异层面,尚难以回答疼痛究竟影响了注意加工的哪个环节:是更快地吸引注意,还是使个体更难从疼痛信息中脱离,抑或是改变了信息积累和决策形成过程。

尽管点探测任务是评估疼痛相关注意偏向的经典范式,但传统研究主要依据反应时(reaction time, RT)差异推断注意偏向,难以进一步揭示行为表现背后的潜在认知加工机制。反应时反映的是刺激编码、证据积累、决策形成和反应执行等多个加工阶段的综合结果,因此仅凭反应时差异难以判断疼痛注意偏向究竟源于注意定向增强、注意解除困难、信息积累效率变化,还是反应执行等非注意因素的影响(Fashler & Katz, 2016)。漂移扩散模型(drift diffusion model, DDM)为解析这一问题提供了有效方法。DDM 是一种计算建模方法,它能够剖析和模拟二选一决策任务中试验级行为数据的各种组成部分(Ratcliff & McKoon, 2008; Vandekerckhove et al., 2011)。其中,非决策时间(non-decision time, t)反映刺激编码、感知加工和运动执行等非决策过程,漂移率(drift rate, v)反映信息提取和证据积累效率,决策阈值(threshold, a)则反映个体作出反应前所需的证据量或决策谨慎性。已有研究表明,DDM 可用于模拟注意偏向的不同加工过程,并为个体对情绪或疼痛相关刺激的注意资源分配提供更精细、可靠的估计(Cushman, 2024; Mąka et al., 2023)。在疼痛领域,既往研究发现,疼痛相关信息引发的注意趋近可能表现为非决策时间缩短,而注意脱离困难可能表现为漂移率降低,提示不同注意偏向成分可由不同计算参数表征(Li et al., 2025)。进一步实验室诱发的持续性疼痛研究也显示,疼痛状态可增强词语点探测任务中的不一致性效应,表现为漂移率降低和决策阈限变窄,说明 DDM 能够揭示传统 RT 指标难以充分捕捉的疼痛相关认知加工改变(Robles et al., 2024)。

尽管上述研究为理解疼痛注意偏向的计算机制提供了重要依据,但既往将点探测范式与 DDM 相结合的疼痛研究多基于健康人实验性疼痛或非临床样本,其发现能否推广至真实临床疼痛患者仍需进一步检验。与实验室诱发的短暂疼痛相比,临床疼痛患者的疼痛体验来源更复杂,病程和症状表现也更具异质性,因此有必要在临床样本中考察疼痛相关注意加工异常是否稳定存在。为阐明临床疼痛如何影响疼痛相关信息的注意加工过程,本研究考察临床疼痛患者对疼痛相关信息的注意偏向特征,并进一步采用 DDM 分析行为数据,以区分与注意偏向相关的决策过程和非决策过程。基于疼痛过度警觉模型(Eccleston & Crombez, 1999)以及既往疼痛注意偏向研究,本研究假设,临床疼痛患者相较于健康对照可能表现出更强的疼痛相关注意偏向,具体可能体现为疼痛相关刺激对注意的捕获增强,或个体从疼痛相关刺激中脱离的能力减弱。同时,这种注意调节不仅会体现在传统行为表现上,如反应时差异,也会体现在 DDM 所揭示的计算参数上,如漂移率、决策阈限或非决策时间的改变。通过结合点探测范式与 DDM,本研究有助于从计算机制层面揭示临床疼痛患者疼痛注意偏向的认知加工特征。

2. 方法

2.1. 受试者

本研究从四川省达州市中心医院康复医学科及疼痛科门诊招募临床疼痛组受试者 25 名(女性 12 名,年龄: $M \pm SE = 45.46 \pm 1.90$ 岁)。纳入标准为: (1) 主诉存在疼痛,且疼痛持续时间 ≥ 1 个月; (2) 年龄在 18 至 60 岁之间; (3) 无心脑血管疾病及精神与神经系统疾病。排除标准为: (1) 存在认知障碍或无法理解实验任务; (2) 近 3 个月内服用可能影响注意或认知功能的药物(如镇静剂、抗抑郁药); (3) 有药物或酒精滥用史。其中,疼痛持续时间超过 3 个月的受试者共 15 名,其主要疼痛部位为腰部、颈部等区域;疼痛持续时间少于 3 个月的受试者共 10 名,其疼痛主要来源于损伤后诱发的急性发作。与此同时,

通过社区广告招募健康对照组受试者共 30 名(女性 15 名, 年龄: 45.07 ± 1.96 岁)。所有健康受试者均无急性/慢性疼痛、神经系统疾病、脑血管疾病、冠心病及精神障碍。所有受试者视力正常或矫后正常, 且均为右利手。

2.2. 实验流程

所有入组的临床疼痛患者与健康人群进行分组检验, 对他们当下所经历的疼痛强度进行 0~10 评分。疼痛组的疼痛强度为 4.64 ± 0.27 , 而对照组中没有人报告当下正经历任何疼痛。随后, 所有受试者首先完成一系列心理量表测评, 包括: 焦虑自评量表(Zung, 1971)和抑郁自评量表(Zung, 1965)评估个体的焦虑抑郁水平, 疼痛敏感性问卷(Ruscheweyh et al., 2009)评估个体的疼痛敏感性, 疼痛灾难化量表(Sullivan et al., 1995)和疼痛恐惧问卷-III (McNeil & Rainwater, 1998)评估个体对疼痛信息的负性态度和认知。问卷填写结束后, 受试者将完成文字点探测任务, 以评估其对疼痛相关信息的注意偏向(Jones et al., 2021; Van Ryckeghem et al., 2012), 使用 E-Prime 3.0 软件记录受试者的反应时和按键选择。

2.3. 实验材料

点探测任务的实验刺激材料包括 40 个与疼痛相关的词语和 40 个中性词语(Li et al., 2025)。与疼痛相关的词语描述了日常生活中常见的疼痛事件(如, “炎症”、“骨折”), 而中性词语则描述了非疼痛事件(如, “编程”、“散步”)。所有词语刺激都呈现在以白色为背景的屏幕中心, 呈 $7.16^\circ \times 3.58^\circ$ 的视角, 可视距离为 60 cm。实验程序由 E-prime 3.0 软件编制。

2.4. 点探测任务

在点探测任务中, 根据线索刺激与探测刺激的位置关系, 将试次定义为三种类型(Cisler & Koster, 2010): 一致性试次(即探测刺激出现在与疼痛相关的词语相同的位置)、非一致性试次(即探测刺激出现在与疼痛相关的词语相反的位置)、中性试次(作为中性条件, 用于测量基线反应时, 以评估不受疼痛相关信息影响的注意力过程)。整个任务在一致性条件和不一致性条件下各包含 120 个试次, 在中性条件下包含 80 个试次。

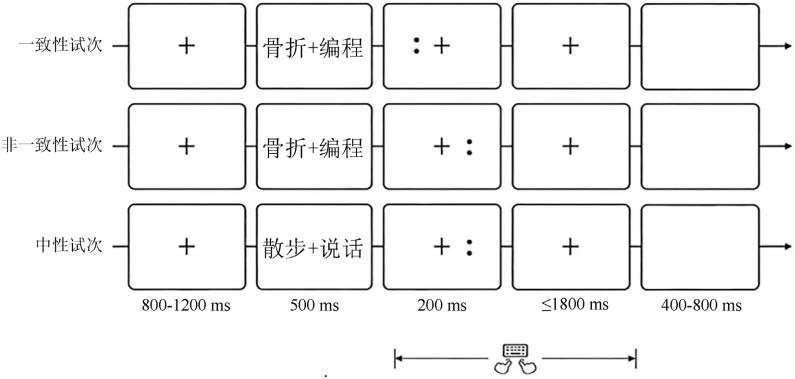


Figure 1. Schematic Diagram of the dot-probe task
图 1. 点探测任务示意图

每个试次开始时, 屏幕中央呈现一个 “+” 字注视点, 持续时间为 800~1200 ms, 让受试者集中注意力(图 1)。随后呈现提示线索刺激, 即一对词语同时出现在中央注视点的左右两侧, 持续时间为 500 ms。这些词语对可以包含一个与疼痛相关的词语和一个中性词语, 也可以是一对中性词语。提示线索刺激消失后, 一个探测刺激(“:”)立即出现在其中一个词语的位置, 持续时间为 200 ms。受试者需要在探测刺

刺激出现后的 2000 ms 内,通过按键,又快又准地判断探测刺激出现的位置。用左手食指按下“F”键来指示探测刺激出现在左侧;用右手食指按下“J”键来指示探测刺激出现在右侧。记录从探测刺激出现到按下按钮的反应时间。试次间间隔为 400~800 ms。每个任务包含 4 个模块,每个模块有 80 个试次,总共有 320 个试次。

为了量化注意偏向的程度,本研究分析了每个受试者的注意偏向效应,即非一致性试次与一致性试次反应时之差,两种试次间的反应时差异越大,表明个体对疼痛信息的注意偏向效应越强。为了分离注意偏向的不同成分,本研究还量化了注意定向加速效应和注意解除困难效应:注意定向加速效应的评估用中性试次与一致性试次之间的反应时差值来计算,差值越大表明对疼痛信息的注意定向加速效应越强;而注意解除困难效应的评估则用非一致性试次与中性试次之间的反应时差值来计算,差值越大表明对疼痛信息的注意解除困难效应越强。

2.5. DDM 分析

本研究采用漂移扩散模型(DDM)对受试者的行为数据(反应时与正确率)进行建模分析(Ratcliff & McKoon, 2008; Ratcliff et al., 2016),将点探测任务中的行为表现分解为不同的认知过程。该模型允许 DDM 参数根据组别(疼痛组 vs.对照组)和试次类型(一致性试次 vs.非一致性试次 vs.中性试次)而变化:漂移率(v),代表证据获取的平均速率,漂移率越大表示信息处理速度越快;决策阈限(a),反映两个决策边界之间的距离(正确反应为上限,错误反应为下限),阈值越大表示决策越谨慎;非决策时间(t),捕捉准备过程(例如,刺激编码)和决策后阶段(例如,运动启动和反应执行)的持续时间;起始点(z)代表决策开始时的反应偏差,由于本研究采用的是正确性编码方式(正确 = 1, 不正确 = 0),对探测刺激位置的正确反应可能在左边也可能在右边(概率均为 50%),所以与起点变化有关的反应偏向不纳入模型分析中(Robles et al., 2024; Voss et al., 2015)。

本研究使用 Python 包中的 HDDM 工具箱的分层贝叶斯参数估计(Wiecki et al., 2013),将行为数据拟合到 DDM 模型,并假设个体模型参数是从群体分布中随机抽样的。这种方法允许我们使用贝叶斯推断来估计群体和个体层面的参数(Vandekerckhove et al., 2011; Wiecki et al., 2013)。所有受试者的行为数据均拟合到 DDM 模型中,以正确反应对应上边界、错误反应对应下边界进行正确性编码(Wiecki et al., 2013)。反应时低于 200 ms 或高于各组平均值 2 倍标准差的试次均被视为异常值,并从分析中剔除。使用马尔可夫链蒙特卡罗(Markov chain Monte Carlo, MCMC)算法对这些参数的贝叶斯后验分布进行建模。为了提高 MCMC 中样本的收敛概率,本研究重复进行了 50,000 次后验样本抽样,其中前 10,000 个样本被丢弃,其余 40,000 个样本中的每隔 5 个样本保留一个(Gelman & Rubin, 1992)。为了捕捉疼痛和试次类型引起的变异,本研究分别估计了两组三种条件下的 DDM 参数。采用贝叶斯假设检验来确定后验密度分布的重叠程度,重叠小于 5%表明条件之间存在显著差异。后验概率中的重叠比例用 $P_p|D$ 表示,以将其与经典的概率学 p 值区分开来,因此后验概率 $P_p|D \geq 95\%$ 被认为是显著的(Kelter, 2023; Kiers & Tendeiro, 2025)。与传统反应时分析类似,本研究分别计算了疼痛注意偏向指数、疼痛注意定向加速和疼痛解除困难效应在漂移扩散模型每个参数上的效应量,以从模型层面量化注意加工各成分的组间差异。

2.6. 统计分析

所有统计分析均使用 SPSS 26.0 (IBM Corp., Armonk, NY)进行。首先,对两组受试者的人口统计学信息以及问卷数据进行独立样本 t 检验或卡方检验。为探究临床疼痛对疼痛注意偏向的影响模式,对任务相关的行为数据进行 2 (组别:疼痛组 vs.对照组) $\times$ 3 (试次类型:一致性试次、非一致性试次、中性试次)的重复测量方差分析,组别作为组间变量,试次类型作为组内变量。若数据违反球形检验假设,则采用

Greenhouse-Geisser 校正方法调整自由度。若主效应显著，进一步进行事后两两比较，采用 Bonferroni 法校正多重比较带来的第一类错误率上升问题。

3. 结果

3.1. 人口统计学信息与心理测量结果

如表 1 所示，疼痛组与对照组在年龄($p = 0.889$)和性别分布($p = 0.883$)上均无显著差异，表明两组在人口学变量上匹配良好。此外，独立样本 t 检验分析结果提示，疼痛组的焦虑自评量表总分($p < 0.001$)和抑郁自评量表总分($p = 0.012$)均显著高于健康对照组，而两组在疼痛敏感性($p = 0.129$)、疼痛灾难化水平($p = 0.105$)、以及疼痛恐惧水平($p = 0.590$)上的得分均未表现出显著的组别差异。

Table 1. Demographic information and psychometric measures ($M \pm SE$)

表 1. 人口统计学信息与心理测量结果(均值 $\pm$ 标准误)

	疼痛组($n = 25$)	对照组($n = 30$)	统计值(t 或 χ^2)
年龄(年)	45.46 $\pm$ 1.90	45.07 $\pm$ 1.96	0.14
性别(男/女)	13/12	15 / 15	0.02
焦虑自评量表	46.08 $\pm$ 1.69	38.77 $\pm$ 1.11	3.73***
抑郁自评量表	38.36 $\pm$ 1.74	32.93 $\pm$ 1.22	2.62*
疼痛敏感性量表	5.11 $\pm$ 0.34	5.78 $\pm$ 0.27	-1.54
疼痛灾难化量表	37.32 $\pm$ 2.14	32.40 $\pm$ 2.06	1.65
疼痛恐惧量表	90.52 $\pm$ 4.41	93.40 $\pm$ 3.16	-0.54

注：*： $p < 0.05$ ，***： $p < 0.001$ 。

3.2. 反应时与正确率

在排除一名反应时超出 3 倍标准差的受试者，对 54 名受试者的数据进行基于点探测任务数据分析。此外，反应时低于 200 ms 或高于各组平均值 2 倍标准差的试次不纳入最终的分析。表 2 展示了两组在不同试次类型下的反应时和正确率。对反应时的分析表明，组别($F(1, 52) = 6.33, p = 0.015, \eta^2 = 0.11$)和试次类型($F(2, 104) = 34.33, p < 0.001, \eta^2 = 0.40$)均存在显著主效应。事后比较显示，疼痛组对探测刺激的整体反应时显著长于对照组。此外，非一致性试次的反应时显著长于一致性和中性试次(所有比较的 $p < 0.001$)，而一致性试次与中性试次之间的反应时差异不显著($p = 0.205$)。组别与试次类型的交互作用不显著($F(2, 104) = 2.21, p = 0.12, \eta^2 = 0.04$)。这一结果表明，所有受试者均难以将注意从疼痛相关刺激中转移出来，但临床疼痛状态并未显著调节反应时层面的注意解除困难效应。

对于正确率的分析同样揭示了显著的组别主效应($F(1, 52) = 6.55, p = 0.013, \eta^2 = 0.11$)和试次类型主效应($F(2, 104) = 3.52, p = 0.033, \eta^2 = 0.06$)。事后比较显示，对照组的整体反应正确率显著低于疼痛组。就试次类型而言，中性试次的正确率边缘显著高于非一致性试次($p = 0.051$)，而一致性试次的正确率与中性试次($p = 1.00$)和非一致性试次($p = 0.302$)之间均无显著差异。组别与试次类型的交互作用显著($F(2, 104) = 3.23, p = 0.044, \eta^2 = 0.06$)。进一步的简单效应分析表明，疼痛组在非一致性试次的正确率显著低于中性试次($p = 0.002$)，而一致性试次的正确率与中性试次($p = 0.068$)和非一致性试次($p = 0.360$)之间均无显著差异。相比之下，对照组在三种试次类型中表现出相似的正确率(所有比较的 $p = 1.00$)。这一结果提示，临床疼痛状态调节了正确率层面的注意解除困难效应，主要表现为疼痛组在需要将注意从疼痛相关刺激解

除并转移至探测目标时，更容易受到疼痛信息的干扰。

Table 2. Descriptive statistics for reaction time and accuracy in the dot-probe task ($M \pm SE$)
表 2. 点探测任务反应时与正确率描述性统计($M \pm SE$)

	疼痛组(n = 24)		控制组(n = 30)	
	反应时(ms)	正确率(%)	反应时(ms)	正确率(%)
一致性试次	375.88 $\pm$ 7.76	99.51 $\pm$ 0.19	349.21 $\pm$ 7.99	98.52 $\pm$ 0.30
非一致性试次	385.95 $\pm$ 6.85	99.22 $\pm$ 0.24	355.03 $\pm$ 8.00	98.03 $\pm$ 0.39
中性试次	373.66 $\pm$ 7.72	99.26 $\pm$ 0.21	347.63 $\pm$ 8.06	99.15 $\pm$ 0.20

3.3. DDM 结果

模型收敛性分析的详细信息，包括链迹、自相关性和直方图，见图 2。估计的 DDM 参数的后验分布呈正态分布，样本间的自相关性较低，提示模型收敛性良好。模型拟合检验显示，观测反应时和预测反应时高度相关(所有 $r > 0.99$, $p < 0.001$)，证明了模型的稳健性和拟合良好。图 2 展示了组水平 DDM 参数估计值(v 、 t 和 a)的后验分布，以及个体水平参数的分布情况。

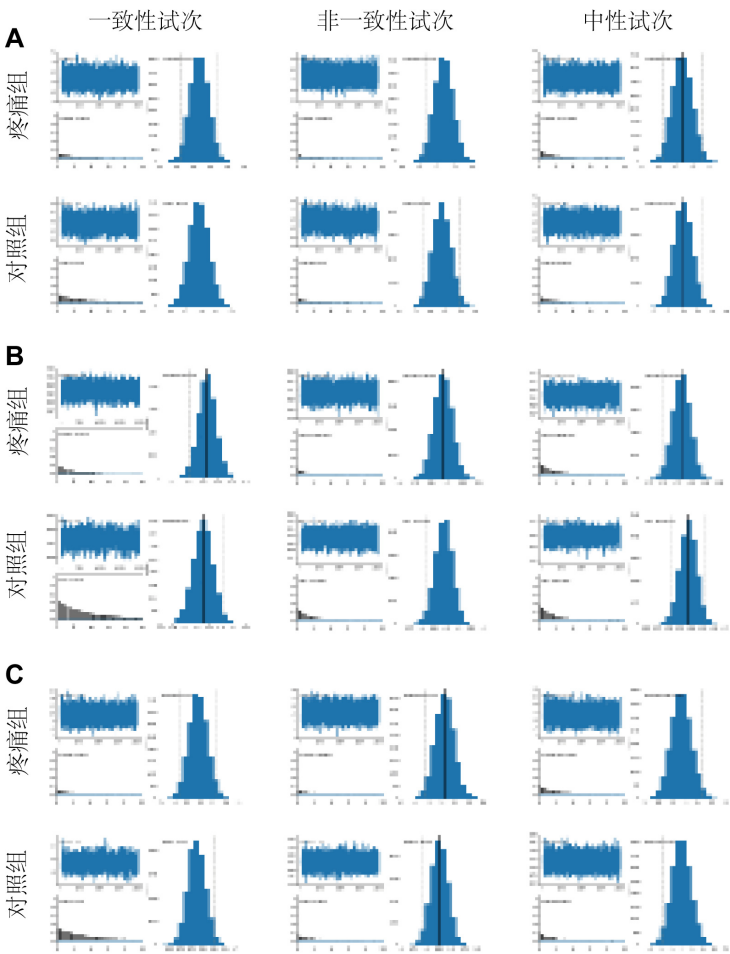


Figure 2. Details of parameter estimation from the diffusion decision model (DDM) for the dot-probe task: drift rate (v), non-decision time (t), and decision threshold (a)
图 2. 基于点探测任务中漂移率(v)、非决策时间(t)、决策阈值(a)参数模型拟合的细节

如图 3(A)所示, 在漂移率(v)上, 疼痛组在一致性试次中的后验分布估计值最高, 随后是中性试次和非一致性试次, 而对照组则表现为中性试次中最高, 其次是一致性试次和非一致性试次。后验分布比较显示, 注意定向加速效应对漂移率(v)的影响在疼痛组和对照组之间存在显著差异($P_{p|D}[\text{疼痛组}(\text{中性} - \text{一致性}) < \text{对照组}(\text{中性} - \text{一致性})] = 0.99$)。具体而言, 疼痛组表现为一致性试次相较于中性试次的漂移率(v)升高, 而对照组则表现为漂移率(v)降低, 提示疼痛组在漂移率(v)层面表现出更强的注意定向加速效应。相比之下, 在基于词语点探测任务中, 注意解除困难效应($P_{p|D}[\text{疼痛组}(\text{非一致性} - \text{中性}) < \text{对照组}(\text{非一致性} - \text{中性})] = 0.07$)和注意偏向效应($P_{p|D}[\text{疼痛组}(\text{非一致性} - \text{一致性}) < \text{对照组}(\text{非一致性} - \text{一致性})] = 0.82$)在漂移率(v)上均未表现出显著的组间差异。

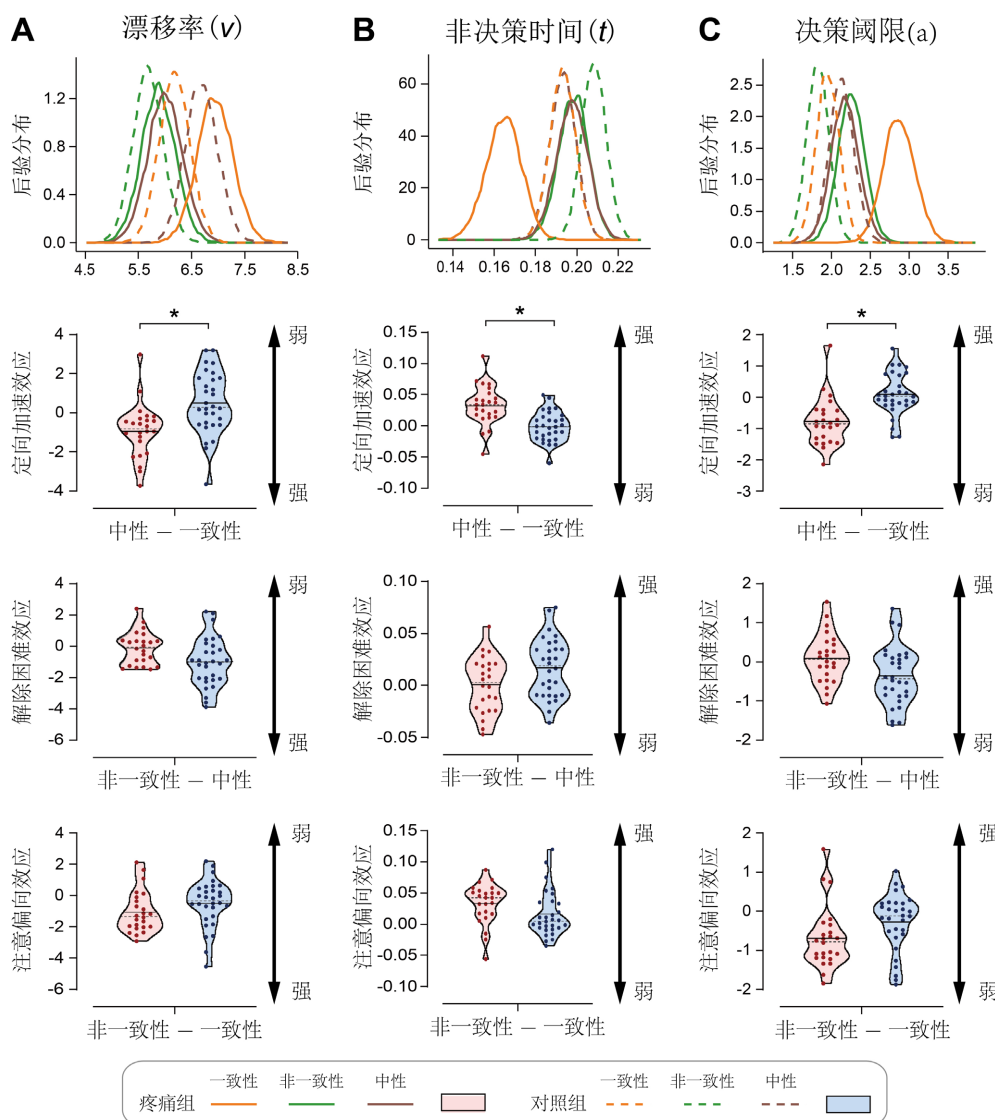


Figure 3. Diffusion decision model (DDM) parameters estimated from behavioral data in the dot-probe task

图 3. 基于点探测任务中行为数据估计的 DDM 参数

如图 3(B)所示, 在非决策时间(t)上, 疼痛组在一致性试次中的后验估计值最低, 随后是中性试次和非一致性试次, 而对照组在非一致性试次中表现出最长的非决策时间(t), 其次是一致性试次和中性试次。后验分布比较显示, 注意定向加速效应在非决策时间(t)上存在显著的组间差异($P_{p|D}[\text{疼痛组}(\text{中性} - \text{一致性}) > \text{对照组}(\text{中} - \text{一致性})] = 0.99$)。具体而言, 疼痛组表现为一致性试次相较于中性试次的非决策时间(t)降低, 而对照组则表现为非决策时间(t)升高, 提示疼痛组在非决策时间(t)层面表现出更强的注意定向加速效应。相比之下, 在基于词语点探测任务中, 注意解除困难效应($P_{p|D}[\text{疼痛组}(\text{非一致性} - \text{中性}) < \text{对照组}(\text{非一致性} - \text{中性})] = 0.07$)和注意偏向效应($P_{p|D}[\text{疼痛组}(\text{非一致性} - \text{一致性}) < \text{对照组}(\text{非一致性} - \text{一致性})] = 0.82$)在非决策时间(t)上均未表现出显著的组间差异。

性 - 一致性]] = 0.99)。具体而言, 疼痛组表现出一致性试次相较于中性试次的非决策时间(t)缩短, 而对照组则表现为非决策时间(t)延长, 提示在非决策时间(t)上, 疼痛组的注意定向加速效应更强。相比之下, 注意解除困难效应($P_{p|D}$ [疼痛组 (非一致性 - 中性) > 对照组 (非一致性 - 中性)] = 0.91)和注意偏向效应($P_{p|D}$ [疼痛组 (非一致性 - 一致性) > 对照组 (非一致性 - 一致性)] = 0.15)在非决策时间(t)上未发现显著的组间差异。

如图 3(C)所示, 在决策阈限(a)上, 疼痛组在一致性试次中的后验分布估计值最大, 中性试次最小, 而对照组则表现为中性试次最大, 非一致性试次最小。后验分布比较显示, 疼痛组和对照组的注意定向加速效应在决策阈限(a)上存在显著的差异($P_{p|D}$ [疼痛组 (中性 - 一致性) < 对照组 (中性 - 一致性)] = 1.00)。具体而言, 对照组表现出典型的定向加速效应, 即一致性试次相较于中性试次的决策阈限(a)变窄, 而疼痛组则表现出决策阈限(a)变宽, 提示疼痛组在决策阈限(a)层面表现出较弱的注意定向加速效应。相比之下, 注意解除困难效应($P_{p|D}$ [疼痛组 (非一致性 - 中性) < 对照组 (非一致性 - 中性)] = 0.93)和注意偏向效应($P_{p|D}$ [疼痛组 (非一致性 - 一致性) < 对照组 (非一致性 - 一致性)] = 0.11)在决策阈限(a)的后验分布上未发现显著的组间差异。

这些结果表明, 临床疼痛状态主要调节 DDM 参数层面的注意定向加速效应, 主要表现为疼痛组提高漂移率, 缩短非决策时间, 但提高决策阈限。

4. 讨论

本研究采用漂移扩散模型(DDM)分析了临床疼痛状态对疼痛相关注意加工过程的影响。结果显示, 临床疼痛个体的疼痛注意偏向在不同加工阶段呈现分离特征。在相对早期的注意朝向阶段, DDM 结果显示, 临床疼痛患者在一致性试次中表现出更高的漂移率和更短的非决策时间, 提示疼痛线索有效指向目标位置时促进了其证据 R 效率和非决策加工过程, 但其决策阈限同时升高, 说明这种早期加工促进伴随更谨慎的决策模式。另一方面, 在相对后期的注意维持阶段, 外显行为结果显示, 临床疼痛患者与健康人群均表现出非一致性试次反应时延长, 而疼痛组进一步表现出非一致性试次正确率下降, 提示其在需要将注意从疼痛相关刺激转移至目标位置时更容易受到干扰。总体而言, 这些结果表明, 临床疼痛个体的疼痛注意偏向具有阶段性和参数特异性特征, 即早期疼痛线索加工和反应准备增强, 但后期注意解除过程受损。

在外显行为层面, 本研究发现, 在点探测任务中, 临床疼痛患者和健康对照人群均表现出非一致性试次反应时延长。具体而言, 相较于中性试次, 个体更难将注意从疼痛相关线索上解除并转移至目标位置, 反映出对疼痛信息的注意解除困难效应。这一结果与既往疼痛注意偏向研究的基本观点一致(Cisler & Koster, 2010; Mao et al., 2025), 即疼痛相关信息作为具有威胁性和生物学意义的线索, 能够优先占用并维持注意资源, 使个体更难将注意从疼痛相关刺激中解除出来(Eccleston & Crombez, 1999; Legrain et al., 2009)。然而, 本研究在反应时层面未发现临床疼痛状态对注意解除困难效应的显著调节作用, 这与部分既往研究中慢性疼痛个体表现出更强疼痛注意偏向的发现并不一致。以往的点探测任务元分析显示, 慢性疼痛和急性疼痛个体对感觉性疼痛词可表现出小但显著的注意偏向(Crombez et al., 2013; Todd et al., 2018)。眼动研究的系统综述和元分析也显示, 慢性疼痛者和无痛个体普遍会将更多首次注视或总注视分配给疼痛相关刺激, 而非中性刺激, 但疼痛注意偏向的时间进程及组间差异并不总是稳定(Chan et al., 2020; Greeson & Eisenlohr-Moul, 2014)。这种不一致可能与疼痛注意偏向的多阶段特性有关: 不同研究中的刺激材料、威胁强度、刺激呈现时间、线索-目标间隔和反应方式等任务参数, 可能分别影响注意定向、注意维持和注意解除等不同成分的显现(Cisler & Koster, 2010; Mulckhuyse & Crombez, 2014)。值得注意的是, 正确率结果进一步补充了反应时结果。虽然反应时结果显示两组均存在疼痛相关注意解除困难, 但只有疼痛组在非一致性试次中表现出正确率下降, 提示临床疼痛状态可能使注意解除困难表现为更明显的反应准确性损害。该结果与既往点探测任务元分析的结论相呼应, 即慢性疼痛患者在较晚阶段的注

意加工过程中可能表现出更大效应量的疼痛注意偏向(Schoth et al., 2012)。一种可能的解释是, 临床疼痛患者长期处于疼痛体验中, 更容易对疼痛相关信息进行持续关注或反复加工, 使其在注意解除和重新定向过程中更容易受到疼痛线索干扰, 进而在非一致性试次中表现出反应错误增加。从认知神经视角看, 行为层面的反应时延长和正确率下降与慢性疼痛患者的脑功能异常可能存在对应关系。神经影像学研究显示, 慢性疼痛患者在面对疼痛相关刺激时, 前脑岛(Anterior insula, AI)、前扣带回皮层(Anterior cingulate cortex, ACC)等核心节点表现过度激活, 提示其对疼痛相关刺激的显著性赋值(Bottom-up salience)系统性增强(Borsook et al., 2018)。同时, 慢性疼痛患者在背侧注意网络(Dorsal attention network, DAN)与中央执行网络(Central executive network, CEN)间的功能连接变弱(Baliki et al., 2008), 说明自上而下的目标导向注意控制资源相较不足。这两种脑网络的失衡可与本研究在 DDM 层面观察到的一致性试次漂移率增强和决策阈限升高及非一致性试次正确率下降形成一定的对应, 即前脑岛和前扣带回皮层等核心节点的过度激活可能为疼痛线索的快速加工提供了神经学基础, 决策阈限升高与控制网络对风险证据的评估相关, 而后期注意解除困难也许与目标导向注意控制资源不足相关。

DDM 结果进一步揭示了临床疼痛状态影响疼痛相关注意加工的潜在计算机制。相较于传统反应时和正确率指标, DDM 能够利用试次级数据, 将速度反应任务中的行为表现分解为证据积累效率、非决策加工时间和决策阈限等不同成分, 从而更细致地刻画注意偏向背后的加工过程(Forstmann et al., 2016; Ratcliff & McKoon, 2008; Voss et al., 2013)。既往研究也表明, 将 DDM 应用于点探测任务有助于区分传统行为指标难以分离的潜在加工成分, 并提高注意偏向结果的机制解释(Cushman, 2024; Robles et al., 2024)。在本研究中, 临床疼痛患者在一致性试次中表现出更高的漂移率和更短的非决策时间。其中, 漂移率反映证据积累效率, 非决策时间则反映刺激编码、注意定位、反应准备和运动执行等决策外加工过程(Ratcliff & McKoon, 2008; Revie & Metzler-Baddeley, 2024; Zhang et al., 2023)。这一结果提示, 当疼痛线索有效指向目标位置时, 临床疼痛患者能够更快地积累与目标反应相关的证据, 并更快完成部分非决策加工过程, 表现出 DDM 参数层面的注意定向加速效应。该效应可能与疼痛相关词汇对临床疼痛患者具有更高的个人相关性和经验熟悉性有关。既往研究表明, 慢性疼痛患者可能对疼痛相关词汇形成更强的经验性表征或图式化加工倾向, 疼痛刺激的个人相关性和生态效度也会影响疼痛注意偏向的检出(Dear et al., 2011; Imbriano et al., 2022)。与此同时, 临床疼痛患者在一致性试次中还表现出更高的决策阈限。决策阈限反映个体在做出反应前所需积累的证据量, 阈限越高通常意味着反应越谨慎、决策标准越保守(Bogacz et al., 2006; Ratcliff & McKoon, 2008; Revie & Metzler-Baddeley, 2024)。这一结果说明, 临床疼痛患者对疼痛线索的定向加工并非简单表现为整体反应加快, 而是呈现出参数层面的分离。一方面, 疼痛线索促进了任务相关信息加工; 另一方面, 疼痛线索并未使临床疼痛患者在最终反应决策阶段降低决策边界, 反而表现出更谨慎的决策策略。这种参数分离模式可能与临床疼痛患者长期疼痛经历所形成的疼痛相关警觉和风险规避倾向有关。疼痛相关警觉可能促进其对疼痛线索的早期证据积累和非决策加工, 而风险规避倾向则可能使其在最终反应阶段采取更保守的决策策略。根据恐惧—回避模型, 当个体将疼痛相关线索解释为潜在伤害或再伤害信号时, 可能会增强对疼痛威胁信息的监测, 并倾向于采取更保守的行为反应以避免潜在风险(Crombez et al., 2013; Eccleston & Crombez, 1999; Rogers & Farris, 2022)。另外, 早期加工加速与晚期决策保守的参数分离模式, 在认知心理学层面与注意控制理论(Attentional Control Theory, ACT)的预测形成呼应。该理论认为, 威胁警觉状态和焦虑会同时增强刺激驱动的注意加工(自下而上)并减弱目标导向的注意控制(自上而下), 但对二者的影响并不对称, 目标导向的控制受到的削弱更明显(Eysenck et al., 2007)。DDM 参数在临床疼痛背景下可被视为这两种过程交互的可量化指标: 漂移率反映自下而上感觉证据积累的强度, 决策阈限则与自上而下控制信号对反应门控的调节相关。本研究中观察到的漂移率与决策阈限升高可能正是 ACT 理论框架下刺激驱动加工增强与目标导向控制代价增加在 DDM 计算层面

的表征。

综合外显行为结果与 DDM 参数结果, 本研究提示, 临床疼痛个体的疼痛注意偏向并非单一的反应时延迟或注意增强, 而是在不同加工层面呈现分离特征: 在外显行为层面, 临床疼痛个体主要表现为注意解除和目标重定向过程中的准确性受损; 在计算机制层面, 则表现为疼痛线索相关信息加工增强与最终决策策略保守化并存。由此可见, 临床疼痛相关注意偏向可能同时涉及疼痛线索加工增强、注意解除困难以及决策策略保守化等多个成分。

本研究结果也具有一定临床启示。既往注意偏向矫正训练多以减少个体对疼痛线索的注意偏向为目标, 但相关疗效并不稳定。已有研究显示, 点探测式注意偏向矫正训练在慢性疼痛青少年中的疼痛结局改善证据有限, 成人慢性疼痛中的网络化或游戏化注意偏向训练也仍需进一步随机对照研究验证 (Heathcote et al., 2018; Vermeir et al., 2022)。因此, 本研究发现提示未来干预可从单一注意偏向矫正转向多成分、个体化的认知加工调节。例如, 对于注意解除困难较明显的个体, 可重点训练其从疼痛线索中解除注意并重新定向至任务目标的能力; 对于表现出较高决策谨慎性的个体, 可结合威胁解释重评、疼痛相关风险评估和决策灵活性训练, 帮助其减少对疼痛线索的过度保守反应。与此同时, 本研究也存在一定局限。首先, 样本量相对有限, 虽然 DDM 能够利用试次级数据估计潜在参数, 但更大样本仍有助于提高参数估计的稳健性和结果的可重复性。其次, 本研究采用横断面设计, 尚不能判断疼痛注意偏向的不同成分是临床疼痛的原因、结果, 还是疼痛慢性化过程中的伴随特征, 未来有必要采用纵向追踪设计考察不同层面的结果是否能够预测疼痛症状的发展、维持及功能结局。最后, 本研究采用词汇材料作为疼痛线索, 虽然有助于控制刺激属性, 但其生态效度仍有一定限制。既往研究表明, 疼痛刺激的个人相关性和生态效度会影响疼痛注意偏向的检出 (Dear et al., 2011)。因此未来研究可结合个体化疼痛词汇、身体威胁情境或多模态疼痛线索, 以更充分地揭示临床疼痛患者疼痛注意偏向的加工机制。

5. 结论

本研究结合传统行为指标与漂移扩散模型, 揭示了临床疼痛个体疼痛注意偏向的多成分认知机制。在外显行为层面, 疼痛相关信息诱发了跨群体的注意解除困难, 而临床疼痛患者在将注意从疼痛相关信息中解除并重新定向至目标时更容易受到干扰, 表现为反应准确性下降。在计算机制层面, 临床疼痛患者表现出证据积累效率提高、非决策加工时间缩短和决策阈限升高, 提示疼痛线索既促进早期信息加工和反应准备, 也伴随着更谨慎、保守的决策策略。总体而言, 研究表明, 临床疼痛相关的注意偏向并非单一的注意增强或反应迟缓, 而是同时包含疼痛线索加工增强、注意解除困难和决策策略保守化等多个成分。该发现为理解临床疼痛如何影响注意加工过程提供了新的计算行为证据, 也为未来基于注意和决策过程的疼痛认知干预提供了参考。

声 明

本研究方案已经过深圳大学伦理委员会的审查批准(批件号为 PN-2021-017), 所有受试者在实验开始前均签署了知情同意书, 并获告知相关实验流程与权利。

参考文献

- Abudoush, A. N., Noureen, A., Panagioti, M., Poliakoff, E., Van Ryckeghem, D. M. L., Hodkinson, A. et al. (2023). What Can We Learn about Selective Attention Processes in Individuals with Chronic Pain Using Reaction Time Tasks? A Systematic Review and Meta-analysis. *Pain*, 164, 1677-1692. <https://doi.org/10.1097/j.pain.0000000000002885>
- Baliki, M. N., Geha, P. Y., Apkarian, A. V., & Chialvo, D. R. (2008). Beyond Feeling: Chronic Pain Hurts the Brain, Disrupting the Default-Mode Network Dynamics. *The Journal of Neuroscience*, 28, 1398-1403. <https://doi.org/10.1523/jneurosci.4123-07.2008>

- Bogacz, R., Brown, E., Moehlis, J., Holmes, P., & Cohen, J. D. (2006). The Physics of Optimal Decision Making: A Formal Analysis of Models of Performance in Two-Alternative Forced-Choice Tasks. *Psychological Review*, 113, 700-765. <https://doi.org/10.1037/0033-295x.113.4.700>
- Borsook, D., Youssef, A. M., Simons, L., Elman, I., & Eccleston, C. (2018). When Pain Gets Stuck: The Evolution of Pain Chronification and Treatment Resistance. *Pain*, 159, 2421-2436. <https://doi.org/10.1097/j.pain.0000000000001401>
- Broadbent, P., Liossi, C., & Schoth, D. E. (2021). Attentional Bias to Somatosensory Stimuli in Chronic Pain Patients: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Pain*, 162, 332-352. <https://doi.org/10.1097/j.pain.0000000000002040>
- Chan, F. H. F., Suen, H., Jackson, T., Vlaeyen, J. W. S., & Barry, T. J. (2020). Pain-Related Attentional Processes: A Systematic Review of Eye-Tracking Research. *Clinical Psychology Review*, 80, Article ID: 101884. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2020.101884>
- Cisler, J. M., & Koster, E. H. W. (2010). Mechanisms of Attentional Biases towards Threat in Anxiety Disorders: An Integrative Review. *Clinical Psychology Review*, 30, 203-216. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2009.11.003>
- Crombez, G., Van Ryckeghem, D. M. L., Eccleston, C., & Van Damme, S. (2013). Attentional Bias to Pain-Related Information: A Meta-Analysis. *Pain*, 154, 497-510. <https://doi.org/10.1016/j.pain.2012.11.013>
- Cushman, F. (2024). Computational Social Psychology. *Annual Review of Psychology*, 75, 625-652. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-021323-040420>
- Dear, B. F., Sharpe, L., Nicholas, M. K., & Refshauge, K. (2011). Pain-Related Attentional Biases: The Importance of the Personal Relevance and Ecological Validity of Stimuli. *The Journal of Pain*, 12, 625-632. <https://doi.org/10.1016/j.jpain.2010.11.010>
- Eccleston, C., & Crombez, G. (1999). Pain Demands Attention: A Cognitive-Affective Model of the Interruptive Function of Pain. *Psychological Bulletin*, 125, 356-366. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.125.3.356>
- Eysenck, M. W., Derakshan, N., Santos, R., & Calvo, M. G. (2007). Anxiety and Cognitive Performance: Attentional Control Theory. *Emotion*, 7, 336-353. <https://doi.org/10.1037/1528-3542.7.2.336>
- Fashler, S., & Katz, J. (2016). Keeping an Eye on Pain: Investigating Visual Attention Biases in Individuals with Chronic Pain Using Eye-Tracking Methodology. *Journal of Pain Research*, 9, 551-561. <https://doi.org/10.2147/jpr.s104268>
- Forstmann, B. U., Ratcliff, R., & Wagenmakers, E. (2016). Sequential Sampling Models in Cognitive Neuroscience: Advantages, Applications, and Extensions. *Annual Review of Psychology*, 67, 641-666. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-122414-033645>
- Gatchel, R. J., Peng, Y. B., Peters, M. L., Fuchs, P. N., & Turk, D. C. (2007). The Biopsychosocial Approach to Chronic Pain: Scientific Advances and Future Directions. *Psychological Bulletin*, 133, 581-624. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.133.4.581>
- Gelman, A., & Rubin, D. B. (1992). Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences. *Statistical Science*, 7, 457-472. <https://doi.org/10.1214/ss/1177011136>
- Greeson, J., & Eisenlohr-Moul, T. (2014). Mindfulness-Based Stress Reduction for Chronic Pain. In *Mindfulness-Based Treatment Approaches* (pp. 269-292). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-416031-6.00012-8>
- Heathcote, L. C., Jacobs, K., Van Ryckeghem, D. M. L., Fisher, E., Eccleston, C., Fox, E. et al. (2018). Attention Bias Modification Training for Adolescents with Chronic Pain: A Randomized Placebo-Controlled Trial. *Pain*, 159, 239-251. <https://doi.org/10.1097/j.pain.0000000000001084>
- Imbriano, G., Waszczuk, M., Rajaram, S., Ruggero, C., Miao, J., Clouston, S. et al. (2022). Association of Attention and Memory Biases for Negative Stimuli with Post-Traumatic Stress Disorder Symptoms. *Journal of Anxiety Disorders*, 85, Article ID: 102509. <https://doi.org/10.1016/j.janxdis.2021.102509>
- Jones, E. B., Sharpe, L., Andrews, S., Colagiuri, B., Dudeney, J., Fox, E. et al. (2021). The Time Course of Attentional Biases in Pain: A Meta-Analysis of Eye-Tracking Studies. *Pain*, 162, 687-701. <https://doi.org/10.1097/j.pain.0000000000002083>
- Kappenman, E. S., Geddert, R., Farrens, J. L., McDonald, J. J., & Hajcak, G. (2021). Recoiling from Threat: Anxiety Is Related to Heightened Suppression of Threat, Not Increased Attention to Threat. *Clinical Psychological Science*, 9, 434-448. <https://doi.org/10.1177/2167702620961074>
- Kelter, R. (2023). How to Choose between Different Bayesian Posterior Indices for Hypothesis Testing in Practice. *Multivariate Behavioral Research*, 58, 160-188. <https://doi.org/10.1080/00273171.2021.1967716>
- Kiers, H. A. L., & Tendeiro, J. N. (2025). Bridging Null Hypothesis Testing and Estimation: A Practical Guide to Statistical Conclusion Drawing from Research in Psychology. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 8, 7-12. <https://doi.org/10.1177/25152459251365960>
- Legrain, V., Perchet, C., & García-Larrea, L. (2009). Involuntary Orienting of Attention to Nociceptive Events: Neural and Behavioral Signatures. *Journal of Neurophysiology*, 102, 2423-2434. <https://doi.org/10.1152/jn.00372.2009>
- Li, J., Lyu, X., Li, X., Yang, X., Weng, L., Wang, Y. et al. (2025). Pain in Focus: How Persistent Pain Disrupts the Attentional

- Bias towards Pain-Related Information. *NeuroImage*, 321, Article ID: 121539. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2025.121539>
- Mąka, S., Chrustowicz, M., & Okruszek, Ł. (2023). Can We Dissociate Hypervigilance to Social Threats from Altered Perceptual Decision-Making Processes in Lonely Individuals? An Exploration with Drift Diffusion Modeling and Event-Related Potentials. *Psychophysiology*, 60, e14406. <https://doi.org/10.1111/psyp.14406>
- Mao, N., Li, Y., Shao, S., Hou, Z., Xu, C., Tuerxun, R. et al. (2025). Time-Domain Attentional Biases in High Trait Anxiety: Insights from Event-Related Potentials in the RSVP Paradigm. *Psychophysiology*, 62, e70189. <https://doi.org/10.1111/psyp.70189>
- McGlade, A. L., Craske, M. G., & Niles, A. N. (2020). Temporal Trends in Attention Disengagement from Social Threat as a Function of Social Anxiety. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 68, Article ID: 101529. <https://doi.org/10.1016/j.jbtep.2019.101529>
- McNeil, D. W., & Rainwater, A. J. (1998). Development of the Fear of Pain Questionnaire-iii. *Journal of Behavioral Medicine*, 21, 389-410. <https://doi.org/10.1023/a:1018782831217>
- Mulckhuysen, M., & Crombez, G. (2014). Disentangling Attention from Action in the Emotional Spatial Cueing Task. *Cognition and Emotion*, 28, 1223-1241. <https://doi.org/10.1080/02699931.2013.878688>
- Pincus, T., & Morley, S. (2001). Cognitive-Processing Bias in Chronic Pain: A Review and Integration. *Psychological Bulletin*, 127, 599-617. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.127.5.599>
- Raja, S. N., Carr, D. B., Cohen, M., Finnerup, N. B., Flor, H., Gibson, S. et al. (2020). The Revised International Association for the Study of Pain Definition of Pain: Concepts, Challenges, and Compromises. *Pain*, 161, 1976-1982. <https://doi.org/10.1097/j.pain.0000000000001939>
- Ratcliff, R., & McKoon, G. (2008). The Diffusion Decision Model: Theory and Data for Two-Choice Decision Tasks. *Neural Computation*, 20, 873-922. <https://doi.org/10.1162/neco.2008.12-06-420>
- Ratcliff, R., Smith, P. L., Brown, S. D., & McKoon, G. (2016). Diffusion Decision Model: Current Issues and History. *Trends in Cognitive Sciences*, 20, 260-281. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.01.007>
- Revie, L., & Metzler-Baddeley, C. (2024). Age-Related Fornix Decline Predicts Conservative Response Strategy-Based Slowing in Perceptual Decision-Making. *Aging Brain*, 5, Article ID: 100106. <https://doi.org/10.1016/j.nbas.2024.100106>
- Robles, E., Nieto, I., Navas, J. F., & Vázquez, C. (2024). Attentional Biases towards Emotional Information in Chronic Pain: A Multilevel Meta-Analysis of Eye-Tracking Studies. *Acta Psychologica*, 250, Article ID: 104555. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104555>
- Roelofs, J., Peters, M. L., Zeegers, M. P. A., & Vlaeyen, J. W. S. (2002). The Modified Stroop Paradigm as a Measure of Selective Attention towards Pain-Related Stimuli among Chronic Pain Patients: A Meta-Analysis. *European Journal of Pain*, 6, 273-281. <https://doi.org/10.1053/euip.2002.0337>
- Rogers, A. H., & Farris, S. G. (2022). A Meta-Analysis of the Associations of Elements of the Fear-Avoidance Model of Chronic Pain with Negative Affect, Depression, Anxiety, Pain-Related Disability and Pain Intensity. *European Journal of Pain*, 26, 1611-1635. <https://doi.org/10.1002/ejp.1994>
- Ruscheweyh, R., Marziniak, M., Stumpfenhorst, F., Reinholz, J., & Knecht, S. (2009). Pain Sensitivity Can Be Assessed by Self-Rating: Development and Validation of the Pain Sensitivity Questionnaire. *Pain*, 146, 65-74. <https://doi.org/10.1016/j.pain.2009.06.020>
- Schoth, D. E., Nunes, V. D., & Lioffi, C. (2012). Attentional Bias towards Pain-Related Information in Chronic Pain; a Meta-Analysis of Visual-Probe Investigations. *Clinical Psychology Review*, 32, 13-25. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2011.09.004>
- Sullivan, M. J. L., Bishop, S. R., & Pivik, J. (1995). The Pain Catastrophizing Scale: Development and Validation. *Psychological Assessment*, 7, 524-532. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.7.4.524>
- Todd, J., van Ryckeghem, D. M. L., Sharpe, L., & Crombez, G. (2018). Attentional Bias to Pain-Related Information: A Meta-Analysis of Dot-Probe Studies. *Health Psychology Review*, 12, 419-436. <https://doi.org/10.1080/17437199.2018.1521729>
- Van Ryckeghem, D. M. L., Crombez, G., Van Hulle, L., & Van Damme, S. (2012). Attentional Bias towards Pain-Related Information Diminishes the Efficacy of Distraction. *Pain*, 153, 2345-2351. <https://doi.org/10.1016/j.pain.2012.07.032>
- Vandekerckhove, J., Tuerlinckx, F., & Lee, M. D. (2011). Hierarchical Diffusion Models for Two-Choice Response Times. *Psychological Methods*, 16, 44-62. <https://doi.org/10.1037/a0021765>
- Vermeir, J. F., White, M. J., Johnson, D., Crombez, G., & Van Ryckeghem, D. M. L. (2022). Gamified Web-Delivered Attentional Bias Modification Training for Adults with Chronic Pain: Protocol for a Randomized, Double-Blind, Placebo-Controlled Trial. *JMIR Research Protocols*, 11, e32359. <https://doi.org/10.2196/32359>
- Voss, A., Nagler, M., & Lerche, V. (2013). Diffusion Models in Experimental Psychology. *Experimental Psychology*, 60, 385-402. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000218>
- Voss, A., Voss, J., & Lerche, V. (2015). Assessing Cognitive Processes with Diffusion Model Analyses: A Tutorial Based on

- fast-dm-30*. *Frontiers in Psychology*, 6, Article No. 336. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00336>
- Wiecki, T. V., Sofer, I., & Frank, M. J. (2013). HDDM: Hierarchical Bayesian Estimation of the Drift-Diffusion Model in Python. *Frontiers in Neuroinformatics*, 7, Article No. 14. <https://doi.org/10.3389/fninf.2013.00014>
- Zhang, Y., Ye, Q., He, H., Jin, R., & Peng, W. (2023). Neurocognitive Mechanisms Underlying Attention Bias towards Pain: Evidence from a Drift-Diffusion Model and Event-Related Potentials. *The Journal of Pain*, 24, 1307-1320. <https://doi.org/10.1016/j.jpain.2023.03.003>
- Zung, W. W. K. (1965). A Self-Rating Depression Scale. *Archives of General Psychiatry*, 12, Article No. 63. <https://doi.org/10.1001/archpsyc.1965.01720310065008>
- Zung, W. W. K. (1971). A Rating Instrument for Anxiety Disorders. *Psychosomatics*, 12, 371-379. [https://doi.org/10.1016/s0033-3182\(71\)71479-0](https://doi.org/10.1016/s0033-3182(71)71479-0)