

抑郁风险人群的情绪语义加工异常：基于情绪概念网络的探索

徐子涵, 位东涛*

西南大学心理学部, 重庆

收稿日期: 2025年2月5日; 录用日期: 2025年2月27日; 发布日期: 2025年3月13日

摘要

近期的理论研究指出, 概念知识通过影响情绪类别的认知结构, 调节情绪面孔感知和情绪自我报告体验。这一发现揭示了情绪语义网络在情绪感知与体验中的重要作用。然而, 情绪语义网络不仅与日常情绪处理密切相关, 也可能在精神健康领域具有深远意义, 尤其是在理解抑郁症状的认知机制方面。本研究招募抑郁风险组($n = 33$)和控制组($n = 41$), 采用情绪语义相似性判断任务, 结合抑郁症状评估, 探究抑郁症状与情绪语义网络特性的关系。研究发现, 在构建的情绪语义网络中, 抑郁风险组相对于控制组在情绪语义网络中具有更高的聚类系数、全局效率和局部效率, 表明其情绪网络结构更加紧密、信息传递更加高效。这揭示了抑郁风险组在情绪语义加工中对负性情绪的高度敏感性和关联性, 可能导致情绪调节的困难。上述发现为理解抑郁的认知机制提供了新视角, 并为开发基于情绪网络的精准干预策略提供了启示。

关键词

网络分析, 抑郁, 情绪语义网络, 情绪概念

Abnormal Emotional Semantic Processing in Populations at Risk for Depression: An Exploration Based on the Emotional Concept Network

Zihan Xu, Dongtao Wei*

Faculty of Psychology, Southwest University, Chongqing

Received: Feb. 5th, 2025; accepted: Feb. 27th, 2025; published: Mar. 13th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 徐子涵, 位东涛(2025). 抑郁风险人群的情绪语义加工异常: 基于情绪概念网络的探索. *心理学进展*, 15(3), 121-129. DOI: 10.12677/ap.2025.153136

Abstract

Recent theoretical research indicates that conceptual knowledge regulates the perception of emotional faces and the self-reported experience of emotions by influencing the cognitive structure of emotional categories. This finding reveals the significant role of the emotional semantic network in emotional perception and experience. Furthermore, the emotional semantic network is not only closely related to everyday emotional processing but may also have profound implications in the field of mental health, particularly in understanding the cognitive mechanisms of depressive symptoms. This study recruited a depression risk group ($n = 33$) and a control group ($n = 41$), employing an emotional semantic similarity judgment task combined with an assessment of depressive symptoms to explore the relationship between depressive symptoms and the characteristics of the emotional semantic network. The research found that within the constructed emotional semantic network, the depression risk group exhibited higher clustering coefficients, global efficiency, and local efficiency compared to the control group, indicating a tighter emotional network structure and more efficient information transmission. This reveals the heightened sensitivity and relevance of the depression risk group to negative emotions in emotional semantic processing, which may lead to difficulties in emotional regulation. The aforementioned findings provide a new perspective for understanding the cognitive mechanisms of depression and offer insights for developing precise intervention strategies based on emotional networks.

Keywords

Network Analysis, Depression, Emotional Semantic Network, Emotional Concept

Copyright © 2025 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

抑郁症是全球范围内广泛存在的严重心理健康问题。根据世界卫生组织的报告,全球有超过 2.64 亿人受到抑郁症的影响(American Psychiatric Association, 2013; Kessler et al., 2007)。抑郁症不仅严重影响个体的生活质量,还增加了自杀风险,对社会经济构成巨大负担。其中,与情绪相关的认知加工特征是抑郁症研究中的一个关键领域。在日常生活中,我们常常通过特定的情绪词汇(如“愤怒”)来表达自身的情绪体验以及对相关事件的看法。这一过程涉及我们对情绪类别的理解,以及脑海中储存的情绪概念。情绪概念是对情绪体验的抽象化表征,它不仅是情绪认知的重要组成部分,还在我们的思维方式、决策过程和社会互动中发挥着核心作用(Keltner & Kring, 1998)。这些概念储存了关于情绪的多维度知识,其在大脑中的编码和组织对于理解情绪调节机制及其在心理疾病中的作用至关重要(Trnka, Lačev, Balcar, Kuška, & Tavel, 2016)。情绪的语义表征能够反映情绪概念之间的相似性结构,从而支持情绪知识的提取和推理(Frisby et al., 2023)。在情绪处理方面,抑郁症患者往往表现出明显的负面偏见。这种偏见在其语言和思维模式中也有所体现。已有研究发现,抑郁症患者的第一人称单数代词使用率显著提高,且他们更倾向于使用消极情绪词,同时减少使用积极情绪词(Yang et al., 2023)。情绪功能障碍,尤其是情绪识别和调节的障碍,构成了抑郁症的核心症状(Ruan et al., 2023)。情绪概念语义网络为揭示抑郁症的情绪加工偏差提供了新的理论框架。通过分析情绪概念之间的语义关系,可以进一步探索抑郁症患者在情绪分类、识别和表达上的潜在异常特征。例如,抑郁症患者的语义网络可能表现出负性情绪概念的高度聚集性,这可能是其负性偏见的重要来源。

随着计算机技术和数据分析技术的发展,网络分析为探索情绪概念间复杂关系提供了一种有效工具(蔡玉清等人, 2020)。网络分析能够细致地描述概念之间的关联模式,进而揭示情绪概念的认知结构。网络分析方法是近几年新兴的数学方法,可以用来探索变量间的路径,研究词汇间的相互关系(蔡玉清等人, 2020),探讨个体如何在心理层面将各种情绪概念联系起来,提供了一种视角来观察词汇网络结构的全局和局部特性。其中每个情绪概念可以视为网络中的一个节点,节点间的连接(边)则代表概念之间的相互关系。通过评估这些连接的强度和模式,网络分析能够揭示信息在网络中的流动方式,以及网络结构的整体性和效率(Toivonen et al., 2012)。在情绪领域中,研究者将情绪概念的相似性数据转换为距离,生成情绪概念的语义空间。虽然网络分析方法已经被应用于抑郁症症状结构及其动态特性的研究中(Borsboom et al., 2011; Wichers et al., 2017),但目前尚未有研究者将其用于探讨抑郁症状与情绪语义网络之间的关系。Kashdan 等(2015)的研究强调了情绪区分能力在调节负性情绪中的关键作用。情绪区分能力的下降可能会导致抑郁症患者情绪调节困难,从而加剧其症状(Kashdan et al., 2015)。并且抑郁个体对情绪概念的认知加工可能会有所不同,从而影响其情绪体验和调节能力。在抑郁症患者中,情绪处理常常受损,这可能表现为对负面信息的过度敏感和对正面信息的忽视(Villalobos, Pacios, & Vázquez, 2021)。Hollender 等(2024)的研究进一步支持了这一观点,表明早期情绪标签能力的缺陷,尤其是在识别愤怒和惊讶情绪时的不足,与青春期抑郁症状的严重程度密切相关。情绪失调(如情绪波动和负面情绪的高频度表现)在这一过程中起到了重要的中介作用(Hollender et al., 2024)。因此,本研究旨在探讨抑郁症状与情绪语义网络特征的关系,重点分析负性情绪概念的语义关联性是否更紧密。

本研究旨在探讨抑郁症状与情绪语义网络特征之间的关系。我们将招募抑郁风险组和健康控制组,通过情绪相似性判断任务,构建两组的情绪语义网络,比较其网络特征(如负性情绪概念的关联强度、聚类系数、模块化程度和网络密度)差异。本研究希望揭示抑郁风险个体的情绪语义网络特性及其在情绪加工和心理健康中的作用机制,为情绪调节干预提供理论依据。

2. 方法

2.1. 被试

本研究采用贝克抑郁量表(Beck Depression Inventory, BDI)作为筛选工具,设置 14 分为分界线,将 74 名年龄在 19 至 26 岁之间的大学生($M = 21.11$ 岁, $SD = 1.549$)分为抑郁风险组($n = 33$)和非抑郁风险组($n = 41$)。所有参与者均获得金钱补偿。筛选标准要求所有参与者满足基本的纳入条件,并按照实验指示完成相关任务,因此最终分析中未排除任何参与者。

2.2. 实验流程

2.2.1. 情绪语义相似性判断任务

本研究选取了六种基本情绪:愤怒、厌恶、恐惧、快乐、惊讶和悲伤。此外,鉴于无聊情绪与抑郁症状(如注意力减退和兴趣缺失)的紧密关联(Eastwood et al., 2012; Goetz et al., 2014),并且其呈现低唤醒状态,故在实验中也加入了无聊作为参照情绪。基本情绪的选择基于其作为普遍情感体验的跨文化共同性,在情绪研究中广泛应用。无聊情绪的加入旨在深入探讨不同抑郁症状水平的个体如何处理与兴趣丧失和无精打采相关的情绪。

参与者需完成情绪词语相似性判断任务,任务要求其指定情绪词进行所有可能配对的两两相似性评价,使用 1 至 9 的评分尺度,其中 1 表示“完全不相似”,9 表示“极其相似”。

2.2.2. 问卷测量

除了贝克抑郁量表(BDI)外,本研究还使用了患者健康问卷(Patient Health Questionnaire, PHQ)和流行

病学研究中心抑郁量表(Center for Epidemiological Studies Depression Scale, CES-D), 以进一步评估研究结果在不同量表之间的一致性与稳定性。

3. 分析

本研究利用 MATLAB 软件生成了两种类型的情绪语义网络模型: 未加权网络(Unweighted Undirected Network, UUN)和加权网络(Weighted Undirected Network, WUN)。

对于未加权网络, 设置了一个固定的最小关联阈值, 仅保留权重值至少为 5 的边缘。考虑到 5 是相似性判断量表的中值, 这一设定确保所保留的边缘反映了中等至高程度的语义相关性。所有保留的边缘的权重被设定为 1, 从而分析情绪概念间的基本结构关系。通过这种方式, 未加权网络可以帮助我们揭示情绪概念在参与者之间的基本结构联系。

在加权网络中, 所有边的权重被保留, 从而保持了情绪判断中不同程度的语义关联。该加权无向网络(WUN)能够反映参与者在语义判断过程中对不同情绪概念之间细微差异的感知, 揭示情绪概念网络的多维特征。

在网络分析方面, 使用 MATLAB 中的 Brain Connectivity Toolbox (Rubinov & Sporns, 2010)对个体的情绪语义记忆网络进行了系统分析。我们主要计算了以下四个网络特性指标: 集群系数(Clustering Coefficient, CC)、全局效率(Global Efficiency, E_{global})、局部效率(Local Efficiency, E_{local})和模块度(Modularity, Q)。其中, 集群系数衡量节点之间的聚集程度, 反映了网络内局部信息交换的紧密性; 全局效率评估了整个网络的信息传递效率; 局部效率侧重于评估节点与其邻居之间的通信效率; 模块度则衡量了网络中是否存在具有紧密联系的子模块或群体结构。这些指标能够提供关于个体情绪概念网络结构的深入理解, 帮助揭示情绪概念在认知加工中的组织模式。

此外, 本研究还采用 R 软件进行多维尺度分析(Multidimensional Scaling, MDS), 量化评估了情绪词在认知空间中的分布模式。通过这种方法, 我们可以观察网络分析方法与多维尺度分析在情绪概念结构揭示中的优势与差异。多维尺度分析(MDS)是一组用于发现多维数据中“隐藏”结构的方法(De Leeuw & Mair, 2009), 是一种用于量化相似性判断的工具(Hout, Papesch, & Goldinger, 2013)。它可以将得到的变量派生的间接矩阵降维映射至较低的维度的空间表示上, 一般是二维或者三维, 从而更加直观地揭示数据潜在的结构。MDS 可以被视为一种降维技术, 它有助于将高度复杂的数据集图形表示为 2D 或 3D 散点图(van der Klis & Tellings, 2022), 生成情感空间, 其中被广泛接受和认可的两个维度是“效价”和“唤醒度”。

数据分析的第一步是对参与者的心理健康状态进行初步评估。我们计算了各心理健康指标之间以及这些指标与人口学变量之间的皮尔逊相关系数, 旨在识别潜在的协变量, 并探讨心理健康状态与基本人口学特征之间的关联。接着, 我们分析了生成的语义网络特性指标和多维尺度分析结果(包括情绪词在认知空间中的两个主要维度)与心理健康指标之间的相关性。最后, 为了比较抑郁风险组与非抑郁风险组在各指标上的差异, 我们采用独立样本 T 检验进行显著性检验。

4. 结果

本研究的总体相关性分析显示(见表 1), 人口学变量(见表 2)和 MDS 维度与抑郁得分之间未发现显著关联。然而, 网络指标与抑郁得分的相关性与研究假设一致。在加权网络和未加权网络中, 抑郁和焦虑得分均与集群系数、全局效率及局部效率呈显著正相关, 但与模块度无显著相关性。

具体而言, 抑郁得分(以 BDI 为例)与集群系数($r = 0.248, p < 0.05$)、全局效率($r = 0.286, p < 0.05$)和局部效率($r = 0.313, p < 0.01$)之间呈显著正相关, 而与模块度无显著关系。这一结果在其他心理健康量表(PHQ 和 CES-D)的分析中也得到了验证。此外, 虽然多维尺度分析(MDS)中的维度指标(Dim1、Dim2)与抑郁得分之间未发

现显著相关性, 但 Dim1 与全局效率($r = 0.283, p < 0.05$)和局部效率($r = 0.259, p < 0.05$)之间存在显著关联。

Table 1. Depression scores correlated with Pearson on network indicators

表 1. 抑郁得分与网络指标间皮尔逊相关

变量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1 性别	1										
2 年龄	-0.059	1									
3 抑郁 BDI	0.164	-0.022	1								
4 抑郁 PHQ	0.111	0.038	0.872**	1							
5 抑郁 CESD	0.166	-0.108	0.907**	0.888**	1						
6 集群系数 CC	0.208	-0.275*	0.248*	0.195	0.340**	1					
7 全局效率 Eglobal	0.150	-0.190	0.286*	0.286*	0.341**	0.726**	1				
8 局部效率 Elocal	0.154	-0.224	0.313**	0.292*	0.384**	0.845**	0.965**	1			
9 模块化 Q	-0.073	0.161	-0.066	-0.076	-0.183	-0.551**	-0.406**	-0.486**	1		
10 Dim1	0.091	-0.131	0.010	-0.027	-0.044	0.164	0.283*	0.259*	-0.055	1	
11 Dim2	-0.106	0.098	0.002	0.040	0.075	-0.118	-0.194	-0.183	0.046	-0.969**	1

Table 2. Demographic statistical variables

表 2. 人口学统计变量

	年龄($M \pm SD$)	抑郁 BDI ($M \pm SD$)	抑郁 PHQ ($M \pm SD$)	抑郁 CESD ($M \pm SD$)
整体 ($N = 74$)	21.11 $\pm$ 1.549	12.36 $\pm$ 11.005	7.30 $\pm$ 5.774	21.15 $\pm$ 14.076
男性 ($n = 19$)	21.26 $\pm$ 1.593	9.32 $\pm$ 7.811	6.21 $\pm$ 4.417	17.21 $\pm$ 11.083
女性 ($n = 55$)	21.05 $\pm$ 1.545	13.42 $\pm$ 11.789	7.67 $\pm$ 6.165	22.51 $\pm$ 14.817

注: M 平均值; SD 标准差。

Table 3. T-test of independent samples

表 3. 独立样本 T 检验

因变量	自变量	个数(n)	$M \pm SD$	t
BDI	抑郁风险	33	0.442 $\pm$ 0.099	2.385*
	非抑郁风险	41	0.386 $\pm$ 0.101	
	抑郁风险	33	0.379 $\pm$ 0.085	3.024**
	非抑郁风险	41	0.312 $\pm$ 0.102	
	抑郁风险	33	0.380 $\pm$ 0.102	3.161**
	非抑郁风险	41	0.304 $\pm$ 0.103	
	抑郁风险	33	0.031 $\pm$ 0.026	-0.405
	非抑郁风险	41	0.034 $\pm$ 0.028	
	抑郁风险	33	0.990 $\pm$ 0.054	0.878
	非抑郁风险	41	0.979 $\pm$ 0.055	
	抑郁风险	33	1.069 $\pm$ 0.075	-0.615
	非抑郁风险	41	1.080 $\pm$ 0.072	

续表

PHQ	CC	抑郁风险	26	0.445 ± 0.106	2.094*
		非抑郁风险	48	0.392 ± 0.098	
	Eglobal	抑郁风险	26	0.383 ± 0.091	2.711**
		非抑郁风险	48	0.320 ± 0.098	
	Elocal	抑郁风险	26	0.386 ± 0.112	2.896**
		非抑郁风险	48	0.312 ± 0.099	
	Q	抑郁风险	26	0.031 ± 0.027	-0.327
		非抑郁风险	48	0.034 ± 0.027	
	Dim1	抑郁风险	26	0.981 ± 0.065	-0.343
		非抑郁风险	48	0.986 ± 0.049	
	Dim2	抑郁风险	26	1.078 ± 0.086	0.290
		非抑郁风险	48	1.073 ± 0.065	
CESD	CC	抑郁风险	36	0.440 ± 0.099	2.466*
		非抑郁风险	38	0.383 ± 0.010	
	Eglobal	抑郁风险	36	0.375 ± 0.095	2.869**
		非抑郁风险	38	0.311 ± 0.096	
	Elocal	抑郁风险	36	0.377 ± 0.109	3.126**
		非抑郁风险	38	0.302 ± 0.097	
	Q	抑郁风险	36	0.030 ± 0.025	-0.776
		非抑郁风险	38	0.035 ± 0.029	
	Dim1	抑郁风险	36	0.982 ± 0.059	-0.267
		非抑郁风险	38	0.986 ± 0.052	
	Dim2	抑郁风险	36	1.089 ± 0.079	0.466
		非抑郁风险	38	1.071 ± 0.068	

进一步的独立样本 *t* 检验分析表明(见表 3)，抑郁风险组的加权集群系数(CC)、全局效率(E_global)和局部效率(E_local)均显著高于非抑郁风险组($p < 0.05$)。这些结果表明，无论使用何种心理健康量表，抑郁症状的严重程度与情绪概念网络特性之间存在稳定的关系。

5. 讨论

本研究通过构建情绪语义网络分析，发现抑郁风险组与非抑郁风险组在情绪概念网络的结构特性上存在显著差异。抑郁风险组表现出更高的集群系数、全局效率和局部效率，这表明其情绪网络结构更加紧密，信息传递效率更高。该结果揭示了抑郁风险组在情绪认知加工中对负性情绪的高度敏感性及其强关联性，这可能导致情绪调节的困难。

通过结合多维尺度分析(MDS)与网络分析的方法，我们评估了这两种方法在揭示情绪语义结构中的独特优势。MDS 分析强调了情感词汇的效价和唤醒度在心理状态中的作用，而网络分析则揭示了情感概念在心理网络中的相互联系及信息传递效率。在情感语义空间中，抑郁群体在特定情绪(如悲伤、愤怒、厌恶)上的效价与唤醒度表现出更高水平，表明这些个体对消极情绪的感知更为敏感。这与以往研究一致，效价和唤醒度被认为是情绪体验的基本组成部分(Barrett, 2006)。然而，情感词汇在整体分布上未显现显著变化，这表明抑郁并未全面改变情感语义空间，但可能在个别情绪上产生特异性影响。

在网络分析中, 加权网络比未加权网络更充分地揭示了情绪概念之间的相互联系和差异。某些情绪(如“愤怒”与“厌恶”)间的强相似性反映了这些情感在心理加工上的高度相关性。与 MDS 分析结果一致, 网络分析结果强调了情绪并非孤立存在, 而是通过复杂交互共同构成个体的情绪体验。这些发现进一步支持心理健康干预中应重视情绪网络结构特性的重要性。

网络分析结果表明, 抑郁得分与集群系数、全局效率和局部效率显著正相关。这说明抑郁个体的情感概念网络中, 某些核心情绪(如悲伤、焦虑、恐惧)更易被激活并形成紧密联系。这种现象可能与抑郁个体对负性情绪的认知惯性和加工偏差有关(Kelley et al., 2023)。与之相对, 模块度未显示显著关联, 这或许表明抑郁情绪的集中效应未能显著影响网络的模块化组织结构。

加权网络的分析结果进一步揭示了情绪间连接强度的差异, 这为理解情绪调节机制提供了新的视角。例如, 情感概念的紧密连接可能解释了抑郁个体难以跳出负性情绪循环的原因(Murphy, Michael, & Sahakian, 2012)。这种情绪循环可能反映了负性情绪在情绪网络中占主导地位的动态特性, 并揭示了心理健康状态如何影响情感处理的微观机制。

本研究还注意到文化背景对情感语义空间的影响(Park et al., 2022), 例如“自豪”一词的位置变化可能与文化对情感表达的规范差异有关。这提示我们, 在解释情感语义网络时, 需考虑文化差异的潜在影响。未来研究可以采用跨文化样本, 以探讨不同文化背景下情绪网络特性的普适性与差异性。

通过综合 MDS 和网络分析的结果, 我们可以看出情感词汇的心理维度在个体的心理网络中具有显著的结构表征。这种结构表征不仅揭示了情感词汇间的相互作用, 还反映了情感处理的潜在机制。研究表明, 结合 MDS 分析与网络分析可以有效地探索情感词汇的心理维度及其在心理网络中的体现。虽然这种方法提供了一种新的视角来理解情感概念在心理健康状态中的作用及其在心理网络中的结构属性, 但仍存在一些不足和未来发展空间。

首先, 情绪语义空间未能直接反映抑郁症状的严重程度。这表明, 未来研究可结合实验心理学与生理测量的方法, 以更精细化的方式探索情绪处理与心理疾病的关联。其次, 尽管网络分析为理解抑郁提供了新的工具, 但如何将这些结果应用于临床干预仍是一个未解的课题。未来研究可聚焦于将网络分析用于个性化治疗方案的设计, 以更好地改善患者的心理健康。此外, 本研究的样本局限于特定年龄段的成年人, 未能全面反映生命周期各阶段的心理健康特征。未来研究应扩展到儿童、青少年和老年人群体, 以更全面地揭示情绪网络特性在不同生命阶段的变化。最后, 由于样本来源局限于特定文化与地理区域, 本研究的结论可能无法完全推广至其他文化背景。未来研究可通过多文化样本扩展研究范围, 从而提高结论的普适性。综合来看, 本研究通过结合 MDS 分析与网络分析, 揭示了抑郁症状对情感语义空间及情绪网络特性的影响。研究结果为理解情绪认知加工的动态特性提供了重要见解, 同时也为心理健康干预设计提供了理论基础。未来研究应进一步深化这些发现, 发展更加精细化的方法, 并探索其在临床中的转化应用, 以更有效地服务于心理健康的评估与干预。

6. 结论

本研究通过心理健康状态评估、多维尺度分析(MDS)和网络分析的综合应用, 系统探讨了抑郁和焦虑在情感语义空间与心理网络结构中的表现及其相互关系。研究结果揭示了抑郁和焦虑症状在心理维度上的复杂性及其动态交互特性, 为心理健康研究和干预提供了重要理论支持。

首先 MDS 分析揭示了情感词汇的效价和唤醒度在抑郁群体中的特定变化, 特别是在负性情绪(如悲伤、愤怒、厌恶)上的效价与唤醒度更为显著。而网络分析进一步阐明了抑郁症状如何增强情感概念网络的连接紧密性与信息传递效率。这种整合性分析提供了多角度的视野来理解情感概念在不同心理状态下的作用。其次本研究首次明确了情感词汇的心理维度(效价与唤醒度)与其在心理网络中的结构属性(集群

系数、全局效率、局部效率)之间的相关性。这一发现支持了心理健康问题与情感处理间的联系, 并表明网络特性可作为情绪调节机制的潜在标志。

研究结果为心理健康干预提供了重要启示。通过揭示情感概念网络的结构特性, 本研究为个性化心理干预策略的设计提供了理论依据。例如, 在抑郁患者中, 通过调整特定情感概念的连接模式, 有可能缓解负性情绪的积累效应。此外, 本研究为基于网络分析的心理评估工具的开发提供了技术指导, 这将有助于提高心理健康评估的精确性。未来的研究需进一步发展更精细的分析方法, 并探索临床应用的可行性, 以推动心理健康研究与干预的创新发展。这些成果不仅有助于更深刻地理解心理疾病的机制, 也将为应对全球范围内日益严峻的心理健康挑战提供重要的科学依据。

参考文献

- 蔡玉清, 董书阳, 袁帅, 胡传鹏(2020). 变量间的网络分析模型及其应用. *心理科学进展*, 28(1), 178-190.
- American Psychiatric Association (2013). *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders: DSM-5* (5th ed.). American Psychiatric Association.
- Barrett, L. F. (2006). Valence Is a Basic Building Block of Emotional Life. *Journal of Research in Personality*, 40, 35-55. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2005.08.006>
- Borsboom, D., Cramer, A. O. J., Schmittmann, V. D., Epskamp, S., & Waldorp, L. J. (2011). The Small World of Psychopathology. *PLOS ONE*, 6, e27407. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0027407>
- De Leeuw, J., & Mair, P. (2009). Multidimensional Scaling Using Majorization: A Statistical Approach. *Journal of Statistical Software*, 31, 1-30. <https://doi.org/10.18637/jss.v031.i03>
- Eastwood, J. D., Frisken, A., Fenske, M. J., & Smilek, D. (2012). The Unengaged Mind: Defining Boredom in Terms of Attention. *Perspectives on Psychological Science*, 7, 482-495. <https://doi.org/10.1177/1745691612456044>
- Frisby, S. L., Halai, A. D., Cox, C. R., Lambon Ralph, M. A., & Rogers, T. T. (2023). Decoding Semantic Representations in Mind and Brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 27, 258-281. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2022.12.006>
- Goetz, T., Frenzel, A. C., Hall, N. C., Nett, U. E., Pekrun, R., & Lipnevich, A. A. (2014). Types of Boredom: An Experience Sampling Approach. *Motivation and Emotion*, 38, 401-419. <https://doi.org/10.1007/s11031-013-9385-y>
- Hollender, A. E., Elsayed, N. M., Vogel, A. C., Tillman, R., Barch, D. M., Luby, J. L. et al. (2024). Childhood Emotion Dysregulation Mediates the Relationship between Preschool Emotion Labeling and Adolescent Depressive Symptoms. *Emotion*, 24, 81-92. <https://doi.org/10.1037/emo0001248>
- Hout, M. C., Papesch, M. H., & Goldinger, S. D. (2013). Multidimensional scaling. *WIREs Cognitive Science*, 4, 93-103. <https://doi.org/10.1002/wcs.1203>
- Kashdan, T. B., Barrett, L. F., & McKnight, P. E. (2015). Unpacking Emotion Differentiation: Transforming Unpleasant Experience by Perceiving Distinctions in Negativity. *Current Directions in Psychological Science*, 24, 10-16. <https://doi.org/10.1177/0963721414550708>
- Kelley, S. W., Fisher, A. J., Lee, C. T., Gallagher, E., Hanlon, A. K., Robertson, I. H. et al. (2023). Elevated Emotion Network Connectivity Is Associated with Fluctuations in Depression. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 120, e2216499120. <https://doi.org/10.1073/pnas.2216499120>
- Keltner, D., & Kring, A. M. (1998). Emotion, Social Function, and Psychopathology. *Review of General Psychology*, 2, 320-342. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.2.3.320>
- Kessler, R. C., Angermeyer, M., Anthony, J. C., DE Graaf, R., Demyttenaere, K., Gasquet, I., Ustün, T. B. et al. (2007). Life-Time Prevalence and Age-of-Onset Distributions of Mental Disorders in the World Health Organization's World Mental Health Survey Initiative. *World Psychiatry*, 6, 168-176.
- Murphy, F. C., Michael, A., & Sahakian, B. J. (2012). Emotion Modulates Cognitive Flexibility in Patients with Major Depression. *Psychological Medicine*, 42, 1373-1382. <https://doi.org/10.1017/s0033291711002418>
- Park, E., Kikutani, M., Suzuki, N., Ikemoto, M., & Lee, J. (2022). Properties of Central and Peripheral Concepts of Emotion in Japanese and Korean: An Examination Using a Multi-Dimensional Model. *Frontiers in Psychology*, 13, Article ID: 825404. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.825404>
- Ruan, Q., Chen, C., Yang, J., Yan, W., & Huang, Z. (2023). Network Analysis of Emotion Regulation and Reactivity in Adolescents: Identifying Central Components and Implications for Anxiety and Depression Interventions. *Frontiers in Psychiatry*, 14, Article ID: 1230807. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1230807>
- Rubinov, M., & Sporns, O. (2010). Complex Network Measures of Brain Connectivity: Uses and Interpretations. *NeuroImage*,

- 52, 1059-1069. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.10.003>
- Toivonen, R., Kivelä, M., Saramäki, J., Viinikainen, M., Vanhatalo, M., & Sams, M. (2012). Networks of Emotion Concepts. *PLOS ONE*, 7, e28883. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0028883>
- Trnka, R., Lačev, A., Balcar, K., Kuška, M., & Tavel, P. (2016). Modeling Semantic Emotion Space Using a 3D Hypercube-Projection: An Innovative Analytical Approach for the Psychology of Emotions. *Frontiers in Psychology*, 7, Article 522. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00522>
- van der Klis, M., & Tellings, J. (2022). Generating Semantic Maps through Multidimensional Scaling: Linguistic Applications and Theory. *Corpus Linguistics and Linguistic Theory*, 18, 627-665. <https://doi.org/10.1515/cllt-2021-0018>
- Villalobos, D., Pacios, J., & Vázquez, C. (2021). Cognitive Control, Cognitive Biases and Emotion Regulation in Depression: A New Proposal for an Integrative Interplay Model. *Frontiers in Psychology*, 12, Article ID: 628416. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.628416>
- Wichers, M., Wigman, J. T. W., Bringmann, L. F., & de Jonge, P. (2017). Mental Disorders as Networks: Some Cautionary Reflections on a Promising Approach. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, 52, 143-145. <https://doi.org/10.1007/s00127-016-1335-z>
- Yang, C., Zhang, X., Chen, Y., Li, Y., Yu, S., Zhao, B. et al. (2023). Emotion-Dependent Language Featuring Depression. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 81, Article ID: 101883. <https://doi.org/10.1016/j.jbtep.2023.101883>