

大脑如何表征情绪: 基于 fMRI 的多变量模式分析证据

夏涛^{1†}, 庄理平^{2†}, 徐晓惠³, 齐正阳¹, 罗文波^{1*}

1. 辽宁师范大学脑与认知神经科学研究中心, 大连 116029;

2. 北京师范大学认知神经科学与学习国家重点实验室, 北京 100875;

3. 中国人民大学心理学系, 北京 100872

† 同等贡献

* 联系人, E-mail: luowb@lnnu.edu.cn

2017-08-23 收稿, 2017-11-12 修回, 2017-11-13 接受, 2017-12-28 网络版发表

国家自然科学基金(31371033)资助

摘要 不同的情绪状态如何在大脑中表征? 学术界存在两种主流观点: 类别取向主张大脑按照愤怒、厌恶、快乐等类别表征情绪, 每种情绪具有特异的大脑表征模式; 维度取向主张大脑按照效价与唤醒度两种维度表征情绪, 具体情绪由效价和唤醒度两个基本维度构建形成。然而, 传统单变量激活研究很难发现情绪在大脑中的特异性表征。随着功能磁共振分析方法的发展, 研究者开始采用更为敏感的多变量模式分析研究大脑如何表征情绪。本文首先介绍了传统单变量激活分析的局限以及多变量模式分析方法的优点, 然后分别介绍近年来基于多变量模式分析方法对情绪表征的研究并总结多变量模式分析方法对传统情绪理论发展的意义, 最后探讨情绪表征未来可能的研究方向。

关键词 情绪表征, 多变量模式分析, 类别取向, 维度取向, 功能磁共振成像(fMRI)

在情感神经科学领域, 一个备受关注的课题是大脑如何表征不同的情绪状态。关于该问题的研究一直存在两种思路: 一种是类别取向, 认为不同情绪之间相互区别, 每种情绪是以特定方式表达的主观感受且具有特异的大脑表征模式^[1]; 另一种是维度取向, 认为情绪是由效价和唤醒度两个基本维度构成, 具体情绪是由效价和唤醒度建构形成, 主张大脑按照效价与唤醒度两种维度表征情绪^[2]。两种取向均认为, 具有特定的大脑区域能够表征不同的情绪类别或情绪维度。然而, 传统基于单变量激活分析的功能影像研究很难发现不同情绪特异化表征的脑区。随着功能影像分析方法的发展, 研究者们开始采用更为敏感的多变量模式分析(multivariate pattern analysis, MVPA)探索情绪在大脑中表征模式的差异^[3~5], 利用大脑体素的空间模式区分不同的情绪状态,

有利于深入了解不同情绪状态如何被大脑表征, 而且也有利于在神经影像数据层面检验情绪的类别取向理论与维度取向理论, 帮助研究者对情绪产生的脑机制有更为深入的理解。本文首先对比功能影像研究中传统单变量激活分析与多变量模式分析, 随后分别介绍在情绪类别取向与维度取向采用多变量模式分析探讨情绪表征的研究并讨论多变量模式分析对情绪研究的意义, 最后探讨了今后研究大脑如何表征情绪可行的切入点。

1 传统单变量激活分析与多变量模式分析的比较

在传统功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)基于激活强度的分析中, 研究

引用格式: 夏涛, 庄理平, 徐晓惠, 等. 大脑如何表征情绪: 基于 fMRI 的多变量模式分析证据. 科学通报, 2018, 63: 241–247

Xia T, Zhuang L P, Xu X H, et al. How do different emotional states represent in human brain? —Evidence from multi-variate pattern analysis based on functional MRI (in Chinese). Chin Sci Bull, 2018, 63: 241–247, doi: 10.1360/N972017-00784

者将每个体素都视为一个独立的变量,并假设每个体素之间相互独立,然后通过统计检验来描述实验条件与激活体素之间的关系^[6].显然,基于激活强度的分析考察单个体素与心理活动的关系并不适用于情绪这样高级和复杂的心理功能.此外,在情绪研究中常常会结合皮电、心电等生理指标,单变量激活分析很难将脑成像数据与多模态数据进行融合.最主要的,由于单变量激活分析缺乏敏感性,研究者并没有发现大脑中对情绪具有特异性表征的区域.例如,传统研究中杏仁核在恐惧情绪状态下激活^[7-9],但近年来研究者发现杏仁核在快乐、奖赏等积极情绪状态下同样得到激活^[10,11],说明杏仁核既不能区分不同的情绪类型也不能区分积极和消极情绪.随后也有研究者通过神经影像元分析整合大量情绪研究,发现不同情绪类型具有相同的激活模式^[12].因此传统单变量激活研究很难说明情绪在大脑上是如何表征的.

与之不同,多变量模式分析并不分析单个体素的信号与认知活动变化的相关性,而是同时考虑多

个体素的信息,计算多个体素所形成的空间模式来解码不同的认知活动.因此,多变量模式分析对条件间的差异更具敏感性.此外,相对于传统单变量分析从局部脑区探讨情绪的表征,多变量模式分析可以从全脑更大尺度上探讨情绪特异性的表征模式,更符合当代研究者对情绪表征的观点(情绪在大脑上是弥散性分布式表征的).同时多变量模式分析不需要有预先的理论假设,可以从数据驱动的角度去探索大脑如何表征情绪,然后将多变量模式分析得到的结果与传统情绪理论进行对比.更主要的是,多变量模式分析构建的相似性矩阵可以与行为结果或者其他模态的数据进行融合,可以在更丰富的数据环境中研究情绪问题^[5,6].多变量模式分析包括多体素模式分类(multi-voxel pattern classification, MVPC)(图1)与表征相似性分析(representational similarity analysis, RSA)(图2).

多变量模式分类主要包括4个关键步骤.首先是特征选择,选出之后要进行分析的体素,每一个体素代表一个特征,并将选出来的特征矩阵按照实验条

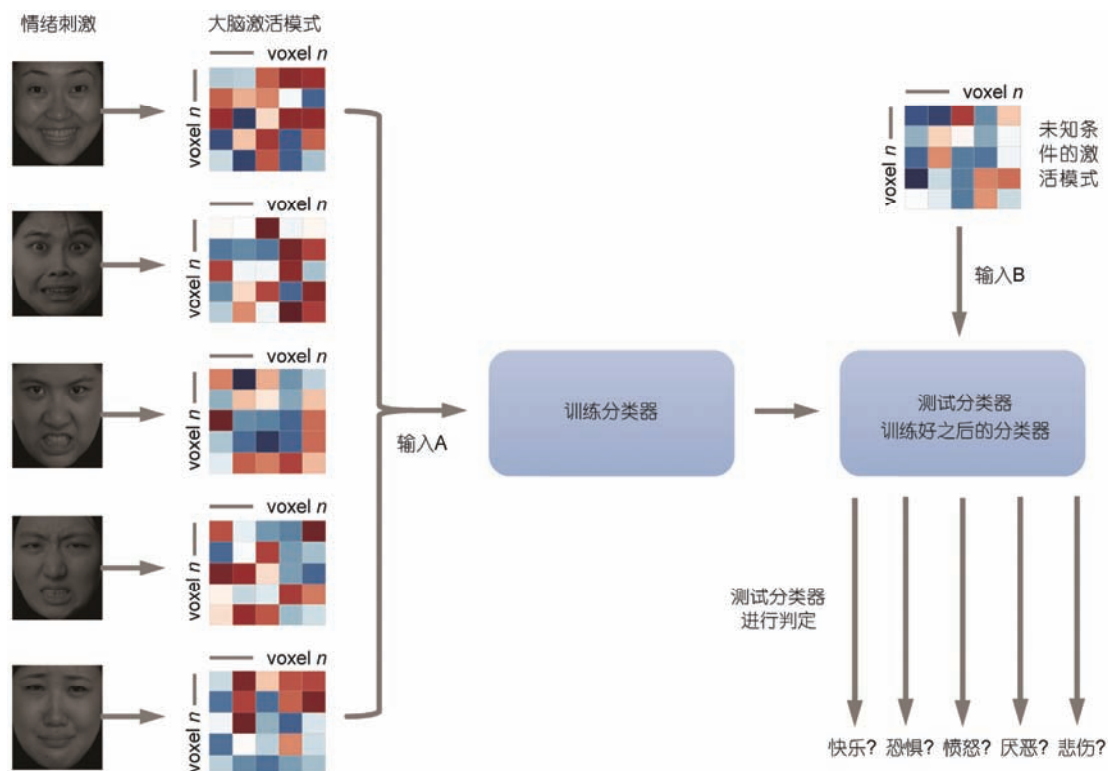


图1 (网络版彩色)使用多体素模式分类研究情绪

Figure 1 (Color online) Using MVPC to investigate the emotion

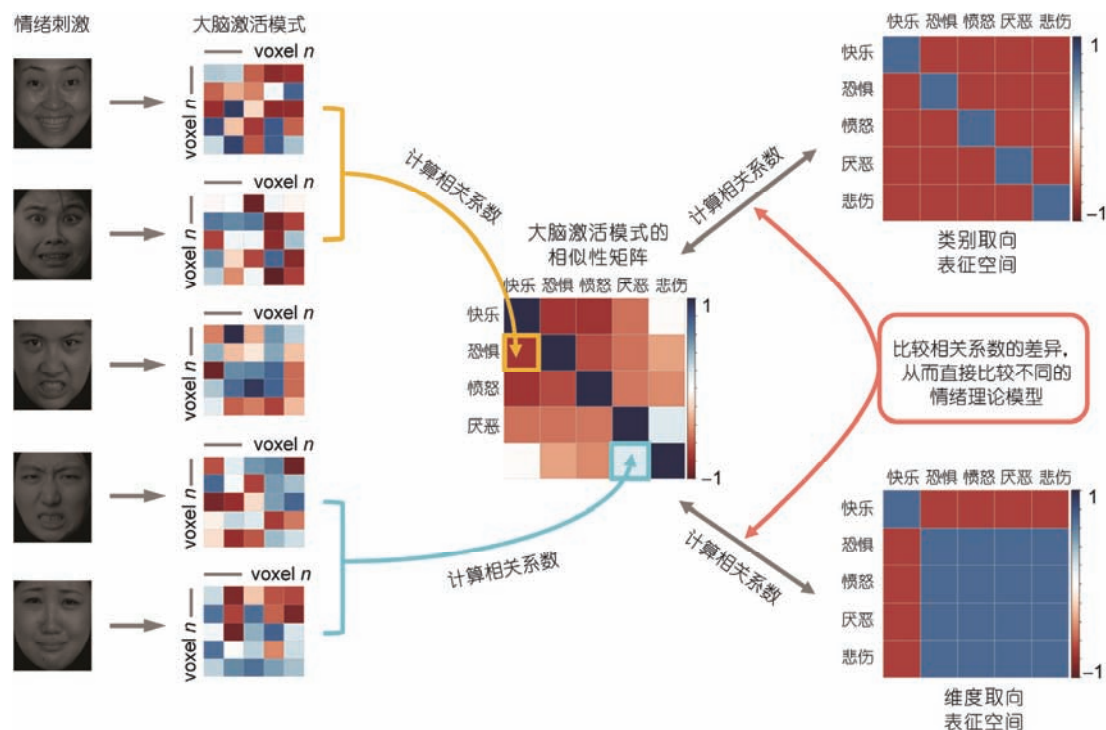


图2 (网络版彩色)使用表征相似性分析研究情绪
Figure 2 (Color online) Using RSA to investigate the emotion

件分类; 其次是训练分类器, 将特征矩阵分为训练集与测试集; 再次是将训练集样本放入到分类器中, 寻找可以区分不同实验条件的特征函数; 最后是泛化测试, 将训练好的函数用于测试集样本, 检验其分类的表现^[13,14]。早在2001年Haxby等人^[15]就将模式分类的思想应用到客体识别领域研究中。近年来研究者也开始将模式分类的思想应用到情绪研究领域, 通过分类能够研究不同情绪状态在大脑中表征模式的差异, 为类别与维度取向理论提供相应的大脑表征证据。

此外, 除了对不同条件下大脑体素空间模式进行分类, 也有研究者提出表征相似性分析(图2), 通过提取空间表征特征, 计算不同实验条件下空间特征的相似性, 进而将研究问题转化为不同条件之间特征组合的表征距离差异。表征相似性分析不仅能够区分不同认知活动的信息, 而且能够比较不同理论模型、计算模型甚至不同模态数据之间的关系^[16,17]。通过表征相似性分析, 研究者除了能够研究大脑如何表征不同的情绪状态, 还能探究外部刺激特征与主观情绪经验的关系^[18], 并且可以对类别取向模型与维度取向模型以及其他情绪理论模型进行

直接比较^[19], 对情绪理论的推进有着重要意义。

2 基于MVPA情绪表征的实证研究

2.1 类别观点下情绪表征的MVPA研究

近年来, 研究者开始使用多变量模式分析研究不同情绪状态在大脑中表征模式的差异, 为类别取向模型提供脑影像的证据。Kassam等人^[20]在2013年通过词语提示让10位表演者想象多种情绪(愤怒、厌恶、尴尬、恐惧、快乐、自豪、悲伤、害羞、性欲)的场景, 随后将眶额叶皮层区域的体素信号放入到分类器中进行训练并测试, 发现分类器在个体内或个体间都能准确地识别不同情绪状态, 正确率分别为84%和70%, 说明眶额叶皮层能够特异化地表征具体情绪类别。该研究首次将分类器运用于具体情绪的表征研究, 初步探索了大脑表征不同情绪状态的模式差异。除了通过内在地诱发情绪, 也有研究者使用外部刺激材料诱发情绪。Kragel和LaBar^[21]2014年的研究采用音乐和影片诱发7种情绪状态(满足、愉悦、惊讶、恐惧、愤怒、悲伤和中性), 将全脑的体素信号放入分类器中进行训练, 测试发现, 感觉皮层

的体素信号对情绪分类的准确率为37.3%，将不同通道刺激激活脑区的体素信号放入到分类器中训练，情绪分类准确率为28.38%。该研究进一步说明，大脑中体素的空间模式能够区分不同情绪类别，并且存在跨通道的情绪表征区域整合来自不同刺激通道的情绪信息。此外，也有研究者同时使用内部感受与外部刺激诱发情绪来研究大脑对情绪的表征。Saarimäki等人^[22]在2015年的研究中采用诱导想象与视频片段诱发6种基本情绪(厌恶、恐惧、愉悦、悲伤、愤怒、惊讶)，分别将全脑以及与情绪相关脑区的体素信号放入分类器中进行训练，发现想象与视频片段条件下均能准确地对6种基本情绪进行了分类。上述研究表明，无论是通过内部感受诱发情绪还是外部刺激诱发情绪，全脑或某个脑区体素的空间模式均能有效地区分几种情绪在大脑中表征的差异。这些研究表明大脑可能按照类别表征情绪，为类别取向观点提供证据，同时也表明大脑某些区域能够整合来自不同通道的情绪信息，以及对情绪的表征是大范围脑区之间共同协作的结果^[23,24]。

2.2 维度观点下情绪表征的MVPA研究

支持大脑按照维度表征情绪的研究者同样采用MVPA对效价与唤醒度的神经基础进行探索，验证效价与唤醒度才是大脑对情绪表征的基本形式。Chikazoe等人^[25]在2014年的研究中基于动物研究结果，假设人类的眶额皮层对积极、消极情绪的表征有重要意义。他们采用视觉与味觉刺激分别诱发被试的积极情绪与消极情绪，通过表征相似性分析发现眶额皮层区域的体素能够有效编码味觉与视觉通道所携带的积极与消极情绪信息，表明积极与消极是连续维度的两端。然而，Jin等人^[26]2015年同样采用表征相似性分析发现，杏仁核对编码跨通道积极与消极情绪信息有着重要意义。Shinkareva等人^[27]2014年通过训练分类器发现，初级视觉皮层与初级听觉皮层体素的空间模式能够有效区分积极与消极情绪(视觉皮层81%，听觉皮层73%)。此外，一些研究者关注个体对负性情绪刺激反应的强度。Chang等人^[28]2015年通过负性情绪图片唤起被试的不同强度的负性情绪体验，提取前扣带回、脑岛、杏仁核、中脑岛水管周围灰质等脑区的体素信号，放入到分类器中进行训练，然后预测被试的主观负性情绪体验强度。泛化测试表明该模型能够很好预测被试对负性刺激的主

观强度评分，该研究首次对情绪刺激图片的唤醒度进行探索，为负性情绪图片唤醒度的大脑表征机制提供了重要证据。上述研究表明，大脑中存在特定的区域对效价与唤醒度信息进行表征，初步揭示维度理论的脑机制，并且杏仁核与眶额叶皮层在效价加工中有着重要意义，为大脑按照维度表征情绪提供了证据支持。然而效价与唤醒度之间究竟是怎样的关系，又是如何统一在大脑中被表征的，是该领域研究者面临的一大困境。

2.3 多变量模式分析在情绪理论研究中的意义

维度取向研究者对积极与消极是同一维度的两极还是两种不同的维度这一问题一直未能达成一致^[29,30]。Jin等人^[26]在2015年通过让被试对相同的情绪刺激分别进行积极和消极程度的评分，构建了积极和消极两个行为相似性矩阵，将两个行为相似性矩阵作为自变量，以RSA系数矩阵作为因变量构建回归模型估计出行为相似性矩阵的回归系数，发现积极和消极矩阵的回归系数都显著大于0，说明积极与消极是同一维度的两极。

同样地，在基本情绪理论中，对基本情绪的种类一直以来存在争议。有研究者认为存在6种基本情绪^[31]，也有研究者认为有7种基本情绪^[32]。将这些理论提到的基本情绪取并集作为待检验情绪，在fMRI中诱发相应的情绪从而得到每个情绪刺激的大脑激活模式并进行激活模式的两两相关从而构建RSA系数矩阵，同一情绪类别刺激间的相关很高，与其他情绪类别刺激相关很低的情绪可以视为基本情绪。通过上述方式也可以回答基本情绪与其他复杂的社会性情绪之间的差异性与相似性^[33]。

此外，情绪研究领域有许多情绪理论模型，类别取向模型与维度取向模型只是其中两类，这些情绪理论模型从各个方面对情绪进行解释。表征相似性分析通过计算不同情绪理论框架下的行为相似性矩阵，然后将其与大脑体素的空间模式进行相关分析。这种做法能够直接比较不同情绪理论模型与大脑空间模式之间的关系，从而探讨大脑不同区域对情绪的表征更符合哪种情绪理论的假设。比如Skerry和Saxe^[19]在2015年所进行的一项研究中，被试对20种不同的情绪在不同认知含义、基本情绪、效价和唤醒度上进行评分，构建了认知评价、基本情绪和维度理论三个行为相似性矩阵，然后分别将行为相似性矩

阵与心理理论相关脑区的空间活动模式进行相关,发现由这些情绪的大脑活动模式构建的RSA系数矩阵与认知评价行为矩阵相关最高,说明负责心理理论的脑区可能按照认知评价的方式表征情绪。并且研究者通过计算RSA系数矩阵与刺激材料特征属性相似性矩阵的相关,还可以探索不同刺激材料的特征属性与情绪知觉的关系,以及不同刺激特征对情绪知觉表征贡献率的差异,从而更清晰地揭示情绪知觉与刺激材料之间的关系。

3 总结与展望

近年来,由于传统单变量激活分析未能有效地发现不同情绪状态在大脑中表征的差异,研究者开始通过多变量模式分析方法来探索大脑如何表征情绪。相对于传统单变量激活分析,多变量模式分析从体素的空间模式考虑大脑与情绪之间的关系,更具有敏感性,使研究者能够在神经影像数据层面验证情绪理论模型。

但是研究表明,大脑似乎既能够按照类别也能够按照维度表征情绪,二者的关系并不清楚。Luo等人^[34]在2010年发现,在情绪加工的早期偏向于注意负性情绪,随后开始区分不同情绪。因此,大脑可能在情绪加工的不同阶段按照不同的方式对情绪进行表征,在情绪加工的初级阶段大脑按照维度表征情绪,而后大脑按照类别表征情绪^[35,36]。因此研究者可以从时空模式相似性来证明这一假设。近年来,有研究者使用EEG发现大脑时空模式相似性(spatiotemporal pattern similarity, STPS)能够很好预测后续记忆^[37]。未来研究可以使用MEG/EEG同时获得较高分辨率的时间和空间信息,利用大脑时空模式相似性进一步研究大脑对不同情绪状态的加工与表征,验证

在情绪加工的不同阶段中,大脑是否以不同的方式对情绪进行表征。此外,Lu等人^[37]2015年发现tDCS能够改变大脑空间模式,未来研究中可以通过tDCS, TMS等手段改变大脑空间模式,进而从因果关系进一步确认已发现的大脑情绪表征模式在情绪表征中的重要意义。

使用多变量模式分析并不能回答不同脑区之间是如何共同协作来表征情绪^[38]。例如,虽然通过多变量模式分析研究者发现前额叶皮层中部、眶额叶皮层、杏仁核都对情绪效价的表征有着重要意义,然而这些脑区之间的关系并不清楚。近一两年出现的多连接模式分析(multi-connection pattern analysis)方法能够探索不同脑区之间的连接对认知活动的表征^[39],未来的研究者可以尝试使用该方法进一步研究大脑如何表征情绪。此外,也有研究者认为情绪是其他更为一般性的心理概念(执行控制、概念化、语言等)建构形成,情绪的表征并非依赖于特定脑区,而是以基本心理成分为单位建构而成^[40-42]。未来研究中可以尝试从脑网络的角度验证该假设,研究不同情绪表征脑区之间的功能连接模式对情绪信息的表征。

精神疾病是当今医学诊断中难度较大、较易误诊的一类疾病,目前的诊断方式被认为过于主观化,通过多变量模式分析得到个体不同情绪状态的表征模式可以为临床精神疾病的诊断提供客观有效的生理指标。个体精神疾病大多来自于内在情绪调节的失控,因此通过多变量模式分析,研究者能够得到个体不同情绪状态下的大脑表征模式,将大脑表征模式作为特征进行机器学习可以构建特定精神疾病的预测模型,从而为临床上诊断精神疾病提供更为客观的辅助手段,对提高精神疾病的诊断准确率有着重要的现实意义^[21,28,43]。

参考文献

- 1 Ekman P, Cordaro D. What is meant by calling emotions basic. *Emot Rev*, 2011, 3: 364-370
- 2 Russell J A. A circumplex model of affect. *J Pers Soc Psychol*, 1980, 39: 1161-1178
- 3 Kragel P A, LaBar K S. Decoding the nature of emotion in the brain. *Trends Cogn Sci*, 2016, 20: 444-455
- 4 Kragel P A, LaBar K S. Advancing emotion theory with multivariate pattern classification. *Emot Rev*, 2014, 6: 160-174
- 5 Hamann S. Mapping discrete and dimensional emotions onto the brain: Controversies and consensus. *Trends Cogn Sci*, 2012, 16: 458-466
- 6 Poldrack R A. *Handbook of Functional MRI Data Analysis*. Cambridge: Cambridge University Press, 2011
- 7 Calder A J, Lawrence A D, Young A W. Neuropsychology of fear and loathing. *Nat Rev Neurosci*, 2001, 2: 352-363
- 8 Murphy F C, Nimmo-Smith I, Lawrence A D. Functional neuroanatomy of emotions: A meta-analysis. *Cogn Affect Behav Neurosci*, 2003, 3: 207-233
- 9 Vytal K, Hamann S. Neuroimaging support for discrete neural correlates of basic emotions: A voxel-based meta-analysis. *J Cogn Neurosci*,

- 2010, 22: 2864–2885
- 10 Sander D, Grafman J, Zalla T. The Human amygdala: An evolved system for relevance detection. *Rev Neurosci*, 2003, 14: 303–316
- 11 Hunt L T, Hayden B Y. A distributed, hierarchical and recurrent framework for reward-based choice. *Nat Rev Neurosci*, 2017, 18: 172–182
- 12 Kober H, Barrett L F, Joseph J, et al. Functional grouping and cortical-subcortical interactions in emotion: A meta-analysis of neuroimaging studies. *NeuroImage*, 2008, 42: 998–1031
- 13 Lei W, Yang Z, Zhan M Y, et al. Decoding the representation of cognition: The principles and applications of MVPA (in Chinese). *Adv Psychol Sci*, 2010, 18: 1934–1941 [雷威, 杨志, 詹旻野, 等. 利用脑成像多体素模式分析解码认知的神经表征: 原理和应用. *心理科学进展*, 2010, 18: 1934–1941]
- 14 Norman K A, Polyn S M, Detre G J, et al. Beyond mind-reading: Multi-voxel pattern analysis of fMRI data. *Trends Cogn Sci*, 2006, 10: 424–430
- 15 Haxby J V, Gobbini M I, Furey M L, et al. Distributed and overlapping representations of faces and objects in ventral temporal cortex. *Science*, 2001, 293: 2425–2430
- 16 Kriegeskorte N, Kievit R A. Representational geometry: Integrating cognition, computation, and the brain. *Trends Cogn Sci*, 2013, 17: 401–412
- 17 Nili H, Wingfield C, Walther A, et al. A toolbox for representational similarity analysis. *PLoS Comput Biol*, 2014, 10: e1003553
- 18 Sormaz M, Watson D M, Smith W A P, et al. Modelling the perceptual similarity of facial expressions from image statistics and neural responses. *NeuroImage*, 2016, 129: 64–71
- 19 Skerry A E, Saxe R. Neural representations of emotion are organized around abstract event features. *Curr Biol*, 2015, 25: 1945–1954
- 20 Kassam K S, Markey A R, Cherkassky V L, et al. Identifying emotions on the basis of neural activation. *PLoS One*, 2013, 8: e66032
- 21 Kragel P A, LaBar K S. Multivariate neural biomarkers of emotional states are categorically distinct. *Soc Cogn Affect Neurosci*, 2014, 10: 1437–1448
- 22 Saarimäki H, Gotsopoulos A, Jaaskelainen I P, et al. Discrete neural signatures of basic emotions. *Cereb Cortex*, 2016, 26: 2563–2573
- 23 Peelen M V, Atkinson A P, Vuilleumier P. Supramodal representations of perceived emotions in the human brain. *J Neurosci*, 2010, 30: 10127–10134
- 24 Kim J, Shinkareva S V, Wedell D H. Representations of modality-general valence for videos and music derived from fMRI data. *NeuroImage*, 2017, 148: 42–54
- 25 Chikazoe J, Lee D H, Kriegeskorte N, et al. Population coding of affect across stimuli, modalities and individuals. *Nat Neurosci*, 2014, 17: 1114–1122
- 26 Jin J, Zelano C, Gottfried J A, et al. Human amygdala represents the complete spectrum of subjective valence. *J Neurosci*, 2015, 35: 15145–15156
- 27 Shinkareva S V, Wang J, Kim J, et al. Representations of modality-specific affective processing for visual and auditory stimuli derived from functional magnetic resonance imaging data. *Hum Brain Mapp*, 2014, 35: 3558–3568
- 28 Chang L J, Gianaros P J, Manuck S B, et al. A sensitive and specific neural signature for picture-induced negative affect. *PLoS Biol*, 2015, 13: 1–28
- 29 Lindquist K A, Satpute A B, Wager T D, et al. The brain basis of positive and negative affect: Evidence from a meta-analysis of the human neuroimaging literature. *Cereb Cortex*, 2016, 26: 1910–1922
- 30 Norris C J, Gollan J, Berntson G G, et al. The current status of research on the structure of evaluative space. *Biol Psychol*, 2010, 84: 42–56
- 31 Izard C E. The many meanings/aspects of emotion: Definitions, functions, activation, and regulation. *Emot Rev*, 2010, 2: 363–370
- 32 Ekman P. An argument for basic emotions. *Cogn Emot*, 1992, 6: 169–200
- 33 Gilead M, Katzir M, Eyal T, et al. Neural correlates of processing “self-conscious” vs. “basic” emotions. *Neuropsychologia*, 2016, 81: 207–218
- 34 Luo W, Feng W, He W, et al. Three stages of facial expression processing: ERP study with rapid serial visual presentation. *NeuroImage*, 2010, 49: 1857–1867
- 35 Zhang D, He W, Wang T, et al. Three stages of emotional word processing: An ERP study with rapid serial visual presentation. *Soc Cogn Affect Neurosci*, 2014, 9: 1897–1903
- 36 Ochsner K N, Barrett L F. A multiprocess perspective on the neuroscience of emotion. *Emot Curr Futur Dir*, 2002, 2001: 38–81
- 37 Lu Y, Wang C, Chen C, et al. Spatiotemporal neural pattern similarity supports episodic memory. *Curr Biol*, 2015, 25: 780–785
- 38 Turk-Browne N B. Functional Interactions as Big Data in the Human Brain. *Science*, 2013, 342: 580–584
- 39 Li Y, Richardson R M, Ghuman A S. Multi-connection pattern analysis: Decoding the representational content of neural communication. *NeuroImage*, 2017, 162: 32–44
- 40 Barrett L F, Satpute A B. Large-scale brain networks in affective and social neuroscience: Towards an integrative functional architecture of the brain. *Curr Opin Neurobiol*, 2013, 23: 361–372
- 41 Barrett L F, Gendron M, Huang Y M. Do discrete emotions exist? *Philos Psychol*, 2009, 22: 427–437
- 42 Lindquist K A, Wager T D, Kober H, et al. The brain basis of emotion: A meta-analytic review. *Behav Brain Sci*, 2012, 71: 2744
- 43 Kragel P A, Knodt A R, Hariri A R, et al. Decoding spontaneous emotional states in the human brain. *PLoS Biol*, 2016, 14: 1–19

Summary for “大脑如何表征情绪：基于 fMRI 的多变量模式分析证据”

How do different emotional states represent in human brain? —Evidence from multi-variate pattern analysis based on functional MRI

Tao Xia^{1†}, Liping Zhuang^{2†}, Xiaohui Xu³, Zhengyang Qi¹ & Wenbo Luo^{1*}

¹ *Research Center of Brain and Cognitive Neuroscience, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China;*

² *National Key Laboratory of Cognitive Neuroscience and Learning, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

³ *Department of Psychology, Renmin University of China, Beijing 100872, China*

† These authors contributed equally to this work

* Corresponding author, E-mail: luowb@lnnu.edu.cn

When studying emotion, there has been a longstanding controversy whether emotion should be better divided into different categories or into dimensions. There are a number of behavioral and physiological studies supporting both the categorical view and the dimension view. With the development of observational and analytical instrument, affective neuroscience is emerging as a new field that attracts researchers to explore how the brain generates and represents emotion.

In this review, firstly we will introduce the superiority of a method called multi-variate pattern analysis (MVPA) in studying how different emotional states are represented in human brain. Traditional univariate fMRI data analysis characterizes the relationship between mental states and each individual brain voxel. Voxels have been seen as independent from each other and are isolated from different mental states. Due to its lack of sensitivity, there is no evidence shown that different emotional states have their own representational pattern in specific brain regions. Unlike univariate method, MVPA utilizes multi-voxel pattern to decode the information of mental states and have more sensitivity than univariate analysis.

Secondly, the studies using MVPA to investigate the dimension view and category view will be briefly summarized. These two theories are both partly approved, as there are some evidences which support one view and some evidences support the other. We will illustrate two research orientations separately and comment on the shortcomings of the existing research. For example, the dimension view has often been studied on one singular dimension during which the other dimension is kept constant. However, emotion is constructed of both valence and arousal. Therefore, researchers should integrate both valence and arousal to examine the dimension view in the brain.

Next, we will discuss what impact does MVPA bring on traditional emotion theory. Because of its incomparable advantages, MVPA could solve some controversial issues which cannot be studied only by behavioral measures, such as questions like whether positive and negative emotions are two sides of a same dimension or they are in different dimensions. or questions like the number of basic emotional states. What is more, MVPA can directly compare different emotion theories.

Last but not least, we highlight the future directions about the representation of emotion in the brain. For example, some studies have shown that emotion perception could be divided into different processing stages. Therefore, we propose that the way our brain representing emotional states is different during different time course. Future studies may utilize MVPA to decode different emotional states in the time domain by using spatiotemporal pattern similarity analysis with EEG or MEG data. In addition, it is also a good direction to investigate how different brain regions interact with each other to represent emotions by resorting to network method and multi-connection pattern analysis.

emotional representation, multi-variate pattern analysis, category view, dimension view, fMRI

doi: 10.1360/N972017-00784