



基于网络分析探索网络游戏障碍的核心症状

伍哲维¹, 邱博宇^{1*}

1.卫生管理学院, 广州医科大学, 邮编: 511436

*通讯邮箱boyuqiu@gzhmu.edu.cn

摘要

本研究采用网络分析方法对网络游戏障碍量表的内在结构进行分析, 识别出可作为干预靶点的核心症状。研究对252名被试施测该量表, 并构建高斯图模型网络, 通过计算强度中心性与预期影响两项指标评估各症状节点的重要性。结果显示: 题项13(玩网络游戏是我生活中花时间最多的一项活动)和题项6(我也想减少自己玩网络游戏的时间, 但很难)具有最高的强度中心性, 是网络中相互连接最紧密的核心枢纽。其次, 题项13(玩网络游戏是我生活中花时间最多的一项活动)也表现出极高的预期影响值, 意味着其对激活其他症状具有最强的驱动潜力。这些结果说明网络游戏障碍由少数核心与高驱动性症状维持, 并在实践层面指明了精准干预的方向。

关键词

网络游戏障碍, 网络分析, 预期影响

Exploring Core Symptoms of Internet Gaming Disorder Through Network Analysis

Zhewei Wu¹, Boyu Qiu^{1*}

¹School of Health Management, Guangzhou Medical University, Post Code: 511436

Abstract

This study employed network analysis to examine the internal structure of the Internet Gaming Disorder Scale (IGD-20) and to identify core symptoms as potential intervention targets. The scale was administered to 252 participants, from which a Gaussian Graphical Model (GGM) network was estimated. Strength centrality and expected influence metrics were computed to assess the centrality of individual symptom nodes. Results indicated that Item 13 (Salience dimension: Playing online games is the activity that takes up the most time in my life") and Item 6 (Relapse dimension: I want to reduce the time I spend playing online games, but it's hard) exhibited the highest strength centrality, serving as the most densely connected hubs in the network. Furthermore, Item 13 demonstrated the highest expected influence, suggesting its strongest potential to propagate activation to other symptoms. These findings underscore that Internet gaming disorder is primarily maintained by a minority of core and high-driving symptoms, thereby providing clear guidance for precision clinical interventions.

Keywords

Internet Gaming Disorder, Network Analysis, Expected Influence



1. 前言

在当今社会,网络游戏已经深深融入许多人的日常生活,尤其受到年轻群体的欢迎(Yin et al., 2022)。然而,当游戏行为失去控制,从休闲娱乐转变为一种强迫性需求时,网络游戏障碍便成为一个不容忽视的健康问题(Teng et al., 2024)。它严重影响个人的学习、工作和社交,需要我们积极应对。

为了识别网络游戏障碍,研究人员通常使用以网络游戏障碍量表(Pontes et al., 2014)为代表的标准量表进行评估。目前大多数研究都依赖量表的总分来判断问题的严重程度。这种方法虽然简便,却存在一个局限:它将游戏成瘾看作一个整体,而无法揭示其内部不同症状之间的关系。这种黑箱式的理解,限制了我们进行精准干预的能力。

网络分析方法为解决这一问题提供了思路。这种方法不再将障碍视为一个模糊的整体,而是将其视为一个由不同症状相互连接形成的网络结构(Epskamp & Fried, 2018)。在这个网络中,我们可以精确找到哪些症状处于核心枢纽位置(即强度中心性),以及哪些症状在激活后最容易引发连锁反应,驱动整个网络(即预期影响),并能从中定位最关键的节点(Robinaugh et al., 2016)。

基于此,本研究计划利用网络分析,深入分析网络游戏障碍量表的症状网络并找出其强度中心性及预期影响最大的关键节点,探索最适合作为干预突破口的靶点症状。我们相信,这项研究不仅能帮助我们更深入地理解游戏成瘾是如何形成和维持的,更能为临床实践提供明确的指导,让预防和干预措施更加精准、高效。

2. 方法

2.1. 被试

本实验被试为 252 名大学生,年龄在 17 至 29 岁之间($M \pm SD$: 19.64 ± 1.50)。所有被试裸眼或矫正视力均正常,无心理和精神病史。每位被试在实验开始之前都书面签署了知情同意书,并被告知所有数据都是匿名存储的并且他们有权在任何时候退出实验

2.2. 网络游戏障碍量表

此量表由 Pontes 等(2014)编制,共含 20 个题目,分为六个维度。具体分维度为:显著性(例:我经常因为长时间玩游戏而耽误睡眠)、情绪调节(例:玩网络游戏可以帮助我应对一些不好的感受)、耐受性(例:在过去的 1 年中我玩网络游戏的时间显著增)、戒断性(例:如果不玩网络游戏我会感到心烦)、冲突性(例:因为玩网络游戏我对其它爱好不再感兴趣)以及复发性(例:我也想减少自己玩网络游戏的时间,但很难)。被试需要根据实际情况对每个题目采用五级评分法(即:5 = 非常赞同,1 = 非常不赞同)进行自我评分,所有题目总得分越高表示网络游戏障碍倾向越强。本研究中该量表的 Cronbach's α 系数为 0.910。

2.3. 网络分析

本研究采用 R 软件(版本 4.3.2)进行数据分析。网络模型的构建基于高斯图模型(Gaussian Graphical Model),通过图形最小绝对收缩和选择算子算法估算正则化偏相关系数。该方法通过引入惩罚因子,以提升网络结构估计的特异性与运算效率。在网络可视化图中,节点代表症状,节点间的连线(边)代表症状间的偏相关关系:绿色连线表示正相关。红色连线表示负相关;连线的粗细程度反映边权重的大小,即关联越强,连线越粗。

为评估各症状节点在网络中的重要程度,本研究计算了节点的强度(Strength)和预期影响(Expected



Influence)中心性指标。此外，采用 bootnet 包中的个案剔除自助法(Case-dropping bootstrap)检验中心性指标的稳定性，并计算相关稳定性系数(CS)。

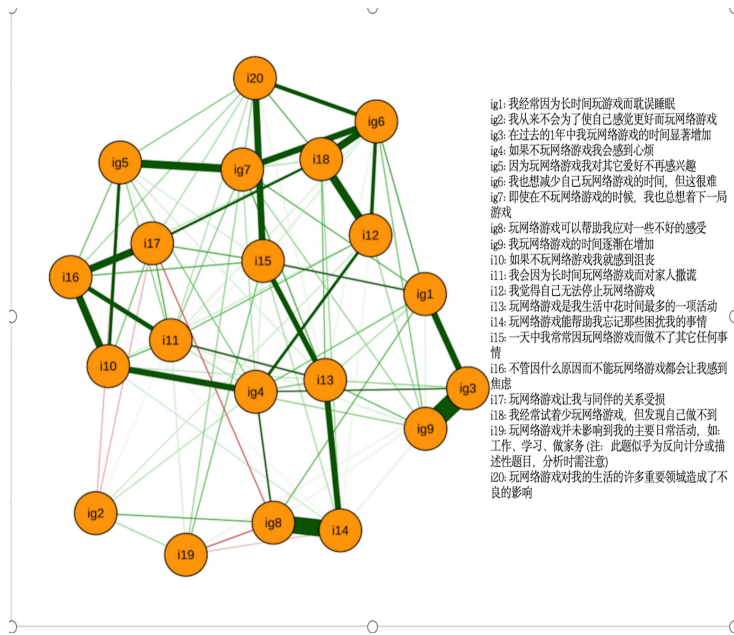
3. 结果

。网络游戏障碍量表的高斯图模型网络结构如图 1 所示。总体而言，网络中绝大多数边为绿色，表明各症状之间普遍存在正相关关系。图 1 中连线粗细所示，部分症状间存在极强的局部关联，例如节点 i13（玩网络游戏是我生活中花时间最多的一项活动）与 i14（玩网络游戏能帮助我忘记那些困扰我的事情）、节点 ig5（因为玩网络游戏我对其它爱好不再感兴趣）与 ig7（即使在不玩网络游戏的时候，我也总想着下一局游戏）之间均呈现出较粗的绿色连线，指示这些症状之间具有紧密的相互激活作用。

各症状节点的中心性指标如 2 所示。在强度和预期影响这两个关键指标上，节点 i13（玩网络游戏是我生活中花时间最多的一项活动）呈现出全网络极高值，节点 ig6（我也想减少自己玩网络游戏的时间，但很难）次之。这表明 i13（玩网络游戏是我生活中花时间最多的一项活动）是网络中最核心的症状，与其他症状的关联最强，对整个网络结构的维持和激活起着主导作用。

网络中心性指标的稳定性检验显示，随着样本剔除比例的增加，重新估算的中心性指标与原始样本的相关性下降极为缓慢，黑色实线始终位于相关系数 0.7 的参考线上方。经计算，强度和预期影响的相关稳定性系数均达到了 0.75 以上，高于 0.5 的推荐阈值。这说明即使剔除大量样本，网络的核心结构依然保持高度稳定，本研究的中心性指标具有极好的稳健性

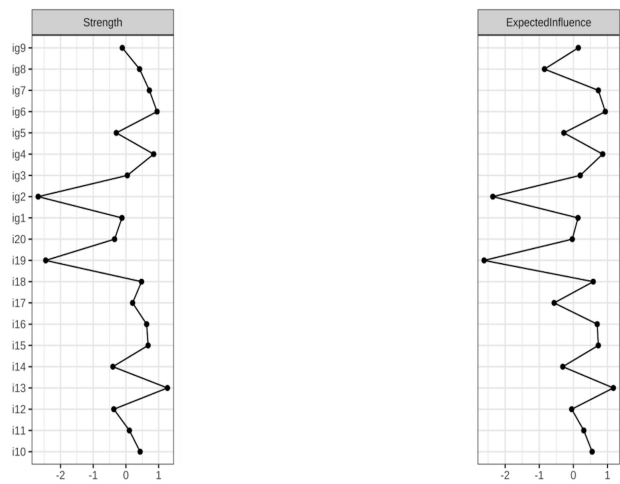
图 1. IGD 高斯图网络模型



注：图中节点代表问卷中的 20 个条目，对应右侧的具体问题描述；连线代表条之间的偏相关关系；线条颜色表示相关方向，绿色代表正相关，红色代表负相关；线条粗细代表关联强度，线条越粗表示相关性越强，线条越细表示相关性越弱



图 2. 各症状节点中心性指标



注：Strength: 强度中心性; Expectiveinfluence: 预期影响

4. 讨论

本研究的价值在于，它将一个常规评估工具转化为结构化的症状网络，从而实现更经济、高效的干预效果。当然，本研究作为一项横断面研究，其因果推论尚需纵向追踪研究进一步验证。未来在不同群体中检验此网络结构的稳定性，并开发针对这些特定靶点的标准化干预模块，将是未来研究方向。

本研究采用网络分析方法，揭示了网络游戏障碍症状的复杂交互结构及其核心特征。网络中心性分析结果表明，网络游戏障碍症状之间存在紧密的相互关联。其中，“玩网络游戏是我生活中花时间最多的一项活动”（i13）和“我也想减少自己玩网络游戏的时间，但很难”（ig6）呈现出最高的中心性指标。此外，稳定性检验显示网络结构具有极高的稳健性（CS = 0.75）。

首先，症状节点 i13（玩网络游戏是我生活中花时间最多的一项活动）在网络中表现出极高的强度和预期影响，这表明显著性是维持网络游戏障碍网络结构的首要核心症状。根据 Griffiths(2005)提出的成瘾成分模型，显著性是指特定的成瘾行为在个体的思维、情感和行为中占据主导地位。当游戏行为占据了被试大部分的生活时间，意味着其认知资源被过度占用，这种“过度专注”极易挤占正常的社会功能和娱乐活动，进而引发人际冲突或撒谎等次生症状（Király et al., 2017）。本研究发现 i13 处于网络中心位置，如果个体不能从认知上降低游戏的重要性，其他戒断或耐受症状很难被单独消除。

其次，节点 ig6（我也想减少自己玩网络游戏的时间，但很难）也显示出极高的中心性，该症状反映了网络游戏障碍的核心病理特征包括控制力受损或尝试戒除失败。在 I-PACE（交互式过程-情感-认知-执行）模型中，成瘾行为的持续被认为是抑制控制能力下降与冲动系统增强交互作用的结果（Brand et al., 2019）。节点 ig6 的高中心性表明，即使个体在认知层面产生了“想要改变”的意愿，但在执行功能层面仍无法有效抑制游戏冲动。此外，节点 i13（显著性/时间投入）与节点 ig6（控制受损）在网络中均占据核心地位，这暗示了一种恶性循环机制：过度的生活时间被游戏占据削弱了个体的现实联结与自我调节资源，从而导致控制力进一步下降，而控制力的丧失又反过来加剧了行为的固着。

综上所述，本研究发现“时间投入”与“控制力受损”是网络游戏障碍症状网络中最关键的驱动因素。这一发现对临床干预具有重要启示：在治疗方案的制定中，应优先将干预靶点聚焦于这两个核心症



状。例如，通过认知行为疗法重新构建个体的时间管理策略，降低游戏在生活中的优先级（针对 i13），同时结合执行功能训练以增强其对冲动的抑制能力（针对 ig6），可能比平均用力地处理所有症状更能有效地瓦解成瘾网络，从而提升干预效率。

参考文献

- Epskamp, S., & Fried, E. I. (2018). A tutorial on regularized partial correlation networks. *Psychological Methods*, 23(4), Article 4. <https://doi.org/10.1037/met0000167>
- Robinaugh, D. J., Millner, A. J., & McNally, R. J. (2016). Identifying highly influential nodes in the complicated grief network. *Journal of Abnormal Psychology*, 125(6), Article 6. <https://doi.org/10.1037/abn0000181>
- Yin, M., Qiu, B., He, X., Tao, Z., Zhuang, C., Xie, Q., Tian, Y., & Zhang, W. (2022). Effects of reward and punishment in prosocial video games on attentional bias and prosocial behaviors. *Computers in Human Behavior*, 137, Article 107441. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107441>
- Teng, H., Zhu, L., Zhang, X., & Qiu, B. (Correspondent) (2024). When games influence words: Gaming addiction among college students increases verbal aggression through risk-biased drifting in decision-making. *Behavioral Sciences*, 14(8), Article 699. <https://doi.org/10.3390/bs14080699>
- Brand, M., Wegmann, E., Stark, R., Müller, A., Wölfling, K., Robbins, T. W., & Potenza, M. N. (2019). The Interaction of Person-Affect-Cognition-Execution (I-PACE) model for addictive behaviors: Update, generalization, and new issues. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 98, 202–229. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2019.01.023>
- Epskamp, S., Borsboom, D., & Fried, E. I. (2018). Estimating psychological networks and their accuracy: A tutorial paper. *Behavior Research Methods*, 50(1), 195–212. <https://doi.org/10.3758/s13428-017-0862-1>
- Griffiths, M. (2005). A ‘components’ model of addiction within a biopsychosocial framework. *Journal of Substance Use*, 10(4), 191–197. <https://doi.org/10.1080/14659890500114359>
- Pontes, H. M., Király, O., Demetrovics, Z., & Griffiths, M. D. (2014). The conceptualisation and measurement of DSM-5 Internet Gaming Disorder: The development of the IGD-20 Test. *PLOS ONE*, 9(10), e110137. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0110137>