

青少年手机成瘾的潜在类别及其干预靶点研究

银行泓颖, 宋肖肖

华北理工大学心理与精神卫生学院, 河北 唐山

收稿日期: 2026年8月21日; 录用日期: 2026年9月8日; 发布日期: 2026年9月22日

摘要

目的: 分析青少年手机成瘾的潜在类别特征; 用伊辛模型构建不同风险组的心理网络, 明确手机成瘾与学业倦怠、心理韧性、自我控制等因素的复杂互动关系, 找出关键干预靶点。方法: 选取华北某城市1661名中学生, 采用智能手机成瘾量表简版、青少年学习倦怠量表、心理韧性量表、自我控制量表开展调查。用Mplus做潜在剖面分析, 划分成瘾风险类别; 用R语言构建伊辛模型网络, 分析节点中心性; 通过NodeIdentifyR完成计算机模拟干预分析。结果: 潜在剖面分析分出三类人群: 低风险组(41.1%)、中等风险组(43.8%)、高风险组(15.2%)。自我控制越强, 越可能属于低风险组; 学业倦怠是高风险组的重要预测因素。网络分析显示, 高风险组的网络连接最紧密; 学业倦怠节点充当关键桥梁, 连接自我控制与手机成瘾网络。中心性分析发现, “戒断症状”(SPA-2)和“健康习惯”(SC-2)是网络核心节点。模拟干预表明, 干预“学业倦怠”(LB-2)与“健康习惯”(SC-2), 比直接干预成瘾症状更能降低整体网络风险。结论: 青少年手机成瘾存在明显的类别差异。高风险群体的心理因素间有复杂的非线性互动。干预不能只控单一症状, 而要做系统网络调节; 优先改善学习倦怠、培养健康习惯, 效果更好。

关键词

手机成瘾, 潜在剖面分析, 伊辛模型, 网络分析, 计算机模拟干预分析

Latent Classes of Problematic Mobile Phone Use in Adolescents and Targets for Intervention

Hanghongying Yin, Xiaoxiao Song

School of Psychology and Mental Health, North China University of Science and Technology, Tangshan Hebei

Received: August 21, 2026; accepted: September 8, 2026; published: September 22, 2026

Abstract

Objective: This study aimed to identify the latent classes of mobile phone addiction (MPA) among adolescents and to construct psychological networks for different risk groups using the Ising model. The study sought to elucidate the complex interactions between MPA, academic burnout, resilience, and self-control, and to identify key targets for intervention. **Methods:** A total of 1661 middle school students from a city in Northern China participated in this study. Participants completed the Smartphone Addiction Scale Short Version (SAS-SV), the Adolescent Learning Burnout Scale, the Resilience Scale, and the Self-Control Scale. Latent Profile Analysis (LPA) was conducted using Mplus to categorize addiction risk levels. The Ising model was estimated using R to construct networks and analyze node centrality. Computer simulation intervention analyses were performed using the NodeIdentifyR package. **Results:** LPA identified three distinct classes: a low-risk group (41.1%), a moderate-risk group (43.8%), and a high-risk group (15.2%). Higher levels of self-control were associated with a higher likelihood of belonging to the low-risk group, while academic burnout emerged as a significant predictor for the high-risk group. Network analysis revealed that the high-risk group exhibited the densest network connectivity. Notably, the academic burnout node acted as a critical bridge connecting self-control with the mobile phone addiction network. Centrality analysis identified “Withdrawal Symptoms” (SPA-2) and “Healthy Habits” (SC-2) as the core nodes within the network. Simulation interventions indicated that targeting “Academic Burnout” (LB-2) and “Healthy Habits” (SC-2) was more effective in reducing overall network risk than directly intervening on addiction symptoms. **Conclusion:** Significant heterogeneity exists in the patterns of mobile phone addiction among adolescents. The psychological factors within the high-risk group are characterized by complex non-linear interactions. Intervention strategies should not merely focus on controlling isolated symptoms but rather on systematic network regulation. Prioritizing the alleviation of learning burnout and the cultivation of healthy habits yields superior intervention outcomes.

Keywords

Mobile Phone Addiction, Latent Profile Analysis, Ising Model, Network Analysis, Network Intervention Simulation Analysis

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

随着移动互联网的快速普及, 智能手机已经成为青少年生活中的必需品。根据 2024 年世界互联网大会的数据, 我国未成年人网民规模已经突破 1.96 亿, 普及率达到 97.3%。但高频使用网络让手机成瘾变成了全球关注的公共卫生问题(共青团中央, 2024)。手机成瘾是指反复使用手机网络功能后出现的心理和行为异常, 减少使用时会产生强烈的戒断症状和身心不适(Panova & Carbonell, 2018)。实证研究显示, 手机成瘾不仅会导致视力下降、睡眠障碍等生理问题, 还和学业倦怠、焦虑抑郁以及社会功能受损密切相关(Enez Darcin et al., 2016; Liu, 2023; Alhassan et al., 2018), 比如 Liu C 等人的研究就证实, 有手机成瘾倾向的大学生存在更强的学习倦怠。

为了弄清楚手机成瘾的复杂机制, Brand 等人提出的 I-PACE 模型(成瘾行为相互作用的人-情境-情感-认知-执行模型)提供了有力且契合的理论支撑。该理论的核心是: 特定前因特质比如自我控制、

心理韧性, 情感认知反应比如学业倦怠引发的负面情绪, 和最终的成瘾行为之间, 不是简单的单向因果关系, 而是存在复杂的动态互动与反馈循环。这一理论不仅解释了成瘾行为的动态演化过程, 更重要的是为研究核心变量的选取和系统干预提供了清晰框架, 即自我控制与心理韧性是成瘾的内在前因基础 (Brand et al., 2016), 而学业倦怠则是催生逃避心理与即时补偿的情感-认知状态 (Hui et al., 2026)。不过, 以往基于该理论的实证研究大多采用潜变量模型, 把手机成瘾当成潜在因素引发的综合症状, 重点分析变量间的线性预测关系。这种潜变量思路忽略了 I-PACE 模型强调的各类心理特征可能存在的非线性互动和动态反馈, 无法精准反映微观层面的相互影响, 存在方法缺口。

为了突破潜变量模型的局限, 本研究在 I-PACE 框架下, 结合潜剖面分析与计算机模拟干预, 探究青少年手机成瘾机制。首先, 传统的整体样本分析默认群体是同质的, 容易忽略不同风险群体的机制差异。本研究引入潜剖面分析(LPA), 这种方法基于个体在外显变量上的反应模式, 通过概率分类把样本划分为不同的潜在类别 (Collins & Lanza, 2013)。借助 LPA 精准识别出不同手机成瘾风险等级的亚群体, 揭示群体内部的异质性, 从而为后续分群体构建网络打下分类基础。其次, 针对潜变量模型会忽略动态反馈的缺陷, 本研究引入伊辛模型构建二值网络 (Cramer et al., 2010; Isvoranu et al., 2017), 将前因、情感与执行变量作为平等节点, 量化它们的非线性交互规律, 以此识别核心与桥梁节点 (Van Borkulo et al., 2014)。最后, 由于传统网络中心性指标只反映静态结构, 高中心性节点被干预后, 未必能给整体网络带来最优改善。结合 I-PACE 的动态特征, 本研究引入计算机模拟干预分析(NIRA)。该方法的原理为, 以节点间的逻辑回归系数界定边的权重, 将逻辑回归截距设定为表征各症状实际显现概率的阈值参数; 通过构建与原始边缘权重系数一致的模拟样本, 随后对该样本中每个节点的阈值参数依次进行上下两个标准差的调整, 进而实现干预模拟 (Robinaugh et al., 2016)。此技术乃是在数学模型中对各类干预场景进行模拟推演, 因而能够有效降低现实场景中的试错成本, 并为决策制定提供有价值的参考依据。已有研究证实, 相较于干预核心节点, 优先对桥梁节点开展模拟干预, 在降低整体症状负担方面具有更显著的效果 (Robinaugh et al., 2016)。

因此, 基于上述, 可通过模拟推演初步探究, 提升自我控制等前因特质或缓解学业倦怠, 是否能够有效削弱整体成瘾效应。这一研究思路不仅填补了从识别静态节点到确定动态干预靶点的空白, 更为制定精准的青少年手机成瘾干预方案提供了量化支撑。

2. 对象和方法

2.1. 对象

本研究采用方便抽样, 选取华北某城市中学生为调查对象, 通过网络参与问卷的形式, 初始共收集到 1776 份问卷; 经数据筛选与清理后, 最终保留有效样本 1661 份。该样本规模可保证即便是占比最低的风险亚群, 也能达到网络动力学分析所需的最低样本标准 (Ávalos-Tejeda & Calderón, 2025)。

本研究经华北理工大学伦理委员会伦理批准 (NO. 2024254)。所有参与者或其父母、监护人等均填写了知情同意书, 并有权选择随时停止参与。

2.2. 测量工具

2.2.1. 手机成瘾量表(SAS-SV)

由 Kwon et al. 编制 (Kwon et al., 2013)。国内常用版本由苏双、潘敬菊等或熊婕等引进并修订 (苏双等, 2014; 熊婕等, 2012)。用于评估智能手机成瘾程度的简明工具, 涵盖日常生活干扰、戒断、渴望、耐受性、积极预想和负面预期等方面。10 条目, 采用 Likert 6 级计分 (0 = 非常不同意, 4 = 非常同意)。总分范围为 0~40 分, 得分越高表示手机成瘾程度越严重。作为一种高效的筛查工具, 用于快速识别和诊断个

体的智能手机成瘾状况。**Kwon 等人(2013)**原版 Cronbach's α 系数为 0.91; 中文版(如苏双等修订) Cronbach's α 系数约为 0.85~0.87。

2.2.2. 青少年学习倦怠量表

吴艳、戴晓阳于 2007 年以 Maslach 工作倦怠问卷(MBI)为蓝本编制(**吴艳等, 2007; Maslach & Jackson, 1981**)。旨在评估青少年的学习倦怠程度, 包含三个维度: 身心耗损、学业倦怠(或称身心耗竭)、低成就感。共 16 个条目。采用 Likert 5 级计分(1 = 完全不符合, 5 = 完全符合)。其中 6 个题目为反向计分题, 计算总分时需转换。总分越高表示学习倦怠程度越严重。专门针对中国青少年学生群体开发, 能有效反映学生在学习过程中产生的情绪疲惫、疏离感及低成就感。总量表的 Cronbach's α 系数通常在 0.80 以上, 三个维度的系数分别在 0.60~0.85 之间。

2.2.3. 心理韧性量表(PRS)

胡月琴、甘怡群于 2008 年编制(**胡月琴, 甘怡群, 2008**)。基于对心理韧性的特质论定义编制, 评估个体在面对逆境时的应对能力和特质。共 27 个条目。采用 Likert 5 级计分(1 = 完全不符合, 5 = 完全符合)。部分项目为反向计分(具体数量及题目需参照量表手册, 通常包含正向与反向题)。得分越高代表心理韧性水平越高。帮助了解青少年在目标专注、情绪调节、认知评价以及获得社会支持等方面的能力, 是评估心理健康保护因子的重要工具。总量表的 Cronbach's α 系数为 0.85~0.86, 各维度的 α 系数在 0.60~0.80 之间。

2.2.4. 自我控制量表(SCS)

由 Tangney, Baumeister 和 Boone 于 2004 年编制(**Tangney et al., 2004**); 2008 年谭树华、郭永玉修订形成中文版(**谭树华, 郭永玉, 2008**)。用于测量个体在自我控制方面的能力水平, 包含五个维度: 冲动控制、健康习惯、抵御诱惑、专注工作、节制娱乐。共 36 个条目(中文修订版)。采用 Likert 5 级计分(1 = 完全不符合, 5 = 完全符合)。其中 15 道题目为反向计分题, 需转换后计算总分或维度分。得分越高代表自我控制能力越强。评估个体在思想、情绪和行为上进行自我调节的能力, 与个体的心理健康、学业成就及行为问题密切相关。原版 Cronbach's α 系数为 0.89; 中文修订版总量表的 Cronbach's α 系数为 0.86, 各分量表的 α 系数在 0.60~0.80 之间。

2.2.5. PHQ-9 (患者健康问卷-9 项)

由美国哥伦比亚大学 Robert L. Spitzer、Kurt Kroenke 和 Janet B. W. Williams 等人于 2001 年开发(**Kroenke et al., 2001**)。它是基于《精神疾病诊断与统计手册》(DSM-IV)中抑郁症的诊断标准编制的。量表包含 9 个条目, 分别评估: 核心症状、躯体症状、认知症状、行为与躯体化症状、危险性症状。计分: 采用 0~3 分的 4 级评分, 总分范围 0~27 分。总分越高, 抑郁症状越严重。总分 ≥ 10 分通常被推荐作为筛查可能存在抑郁症的阳性界值。PHQ-9 因其简短、易操作、自评完成的特点, 是中国《抑郁症防治指南》中推荐的筛查工具之一。其内部一致性很高, Cronbach's α 系数通常在 0.85~0.90 之间, 甚至更高。重测信度(间隔一段时间重复测试的一致性)也表现良好, 相关系数通常在 0.80 以上。

2.2.6. GAD-7 (广泛性焦虑障碍量表-7 项)

由 Robert L. Spitzer、Kurt Kroenke 和 Janet B.W. Williams 等人于 2006 年开发(**Spitzer et al., 2006**)。它是基于《精神疾病诊断与统计手册》(DSM-IV)中广泛性焦虑障碍(GAD)的诊断标准编制的。量表包含 7 个条目, 主要评估: 过度担忧、紧张不安、躯体化与行为症状和认知症状。同样采用 0~3 分的 4 级评分, 总分范围 0~21 分。总分越高, 焦虑症状越严重。总分 ≥ 10 分通常被推荐作为筛查可能存在广泛性焦虑障碍(GAD)的阳性界值。GAD-7 是目前国际上应用最广泛的焦虑自评量表之一, 专为快速筛查和评估广

泛性焦虑障碍而设计, 中国《焦虑障碍防治指南》也将其列为推荐的筛查工具。其内部一致性极高, Cronbach’s α 系数通常在 0.90 左右或以上(例如中文版在综合医院患者中 $\alpha = 0.90$)重测信度也很高, 相关系数通常在 0.80 以上。其效标效度通过与汉密尔顿焦虑量表(HAMA)等“金标准”比较得到验证, 相关系数通常在 0.70 以上。

2.3. 数据分析

本研究使用 SPSS27.0 对人口学信息进行描述统计, 对各量表得分及年龄进行皮尔逊相关分析和多元 logistic 回归分析。使用 Mplus8.3 进行潜在剖面分析。使用 R4.5.6 中的 qqgraph 包构建伊辛模型(Ising Model)作为精神病理动态系统的表征, 并绘制网络结构图; 使用 bootnet 包对网络结构稳定性进行验证; 使用 NodeIdentifyR 进行计算机网络模拟干预分析, 用以研究特定症状干预对整个网络行为的预测推动效果。

3. 结果

3.1. 一般人口学资料

本研究最终入组被试共 1661 例, 年龄 10~23 (13.40 ± 1.07)岁, 其中男性 888 例(占 53.5.0%), 女性 773 例(占 46.50%); 有 701 名(42.2%)为独生子女, 相应的非独生子女 960 人, 占 5.8%; 760 例(占 45.8%)一直由父母养育, 剩下 54.2%或多或少由除父母以外的人抚养过或一直养育(如表 1)。

Table 1. Demographic characteristics of the sample
表 1. 样本人口学统计学特征

变量	个数	百分比	平均数	标准差
性别	男	888	53.5	
	女	773	46.5	
年龄			13.4	1.07
身高			167.56	8.73
体重			59.25	15.24
是否独生	是	701	42.2	
	否	960	57.8	
抚养方式	一直由父母抚养	760	45.8	
	一直由父母一方抚养	98	5.9	
	但与父母分开时间不长	604	36.4	
	与父母分开时间较长	162	9.8	
	一直由父母之外的亲人抚养	36	2.2	
家庭月收入	1000 元及以下	24	1.4	
	1001~2000 元	24	1.4	
	2001~3000 元	54	3.3	
	3001~4000 元	89	5.4	

续表

4001~5000 元	106	6.4
5001~6000 元	129	7.8
6001~7000 元	123	7.4
7001~8000 元	104	6.3
8001~9000 元	119	7.2
9001~10,000 元	235	14.1
10,001~20,000 元	394	23.7
20,000 元以上	260	15.7

3.2. 相关性分析结果

计算各变量的皮尔逊相关系数，结果如表 2 所示。手机成瘾与学习倦怠呈正相关，与心理韧性和自我控制呈负相关(如表 2)，手机成瘾得分与学习倦怠的正相关显著，与自我控制的负相关也显著，但与心理韧性的负相关不显著。不仅如此，在本组被试中，年龄与焦虑、抑郁、学习倦怠以及心理韧性的相关性不显著；同时，心理韧性与焦虑的负相关也不显著。但手机成瘾、抑郁、焦虑、学习倦怠、自我控制以及年龄的相关性皆显著。

Table 2. Descriptive statistics and correlation analysis
表 2. 描述统计及相关性

	平均值	标准差	手机成瘾总分	PHQ 总分	GAD 总分	学习倦怠总分	心理韧性总分	自我控制总分	性别
手机成瘾总分	23.310	9.692	1	-	-	-	-	-	-
PHQ 总分	6.980	5.929	0.463**	1	-	-	-	-	-
GAD 总分	5.305	5.152	0.442**	0.816**	1				
学习倦怠总分	44.256	4.572	0.348**	0.415**	0.420**	1	-	-	-
心理韧性总分	82.877	5.648	-0.045	-0.097**	-0.026	0.067**	1	-	-
自我控制总分	35.413	13.921	-0.559**	-0.537**	-0.511**	-0.349**	0.054*	1	-
年龄	13.400	1.067	0.079**	0.037	0.030	0.038	0.007	-0.088**	-

注：***代表 $p < 0.001$ ，**代表 $p < 0.01$ ，*代表 $p < 0.05$ 。

3.3. 智能手机成瘾的潜剖面分析结果

将汇总的智能手机成瘾量表总分作为指标进行潜在剖面分析，以得到青少年手机成瘾程度的类别。随后，又将潜在类别设为从 1 到 7 类，依次参考每种分类的模型拟合检验指标：赤池信息准则(AIC)、贝叶斯信息准则(BIC)、样本量调整贝叶斯信息准则(aBIC)、Lo-Mendell-Rubin 似然比检验(LMRT)、Bootstrap 似然比检验(BLRT)和熵(Entropy)。AIC、BIC、aBIC 越小，则代表模型拟合度越好(Nylund et al., 2007a; Nylund et al., 2007b; Nylund, 2007)。LMR 和 BLRT 的 p 值达到显著水平则表明 K 类别模型优于 K-1 类别

模型(Jung & Wickrama, 2008), Entropy 大于 0.8, 表明准确率超过 90%(张洁婷等, 2010)。拟合指数代表的拟合性结果详见表 3。

结合上述统计指标的要求以及拟合性检验结果, 最终采纳了 3 类模型。按照 AIC、BIC 和 aBIC 越小的要求, 采纳 7 类模型显然更符合标准, 但是根据 LMR 的值, 数值更大的分类模型都不如 3 类, 因为只有 3 类模型的 LMR(p)小于 0.05, 这表明更细的分类并没有显著优于 3 类模型, 并且更细的类别的 AIC、BIC 以及 aBIC 的数值相较于 3 类之前的数值下降得更为平缓, 表明增加类别带来的统计收益逐渐减弱, 故选择 3 类模型是更为明智的。且 5 类、6 类以及 7 类模型的最小群体占比低于临界标准 5%, 应当舍弃。最后, 所有分类的 Entropy 都大于 0.8, 表明分类的准确率都超过了 90%。总之, 3 类模型的分

类结果更易命名和下一步的分析, 以及清楚地对应干预策略的分层设计, 因此, 选择 3 类模型既能够在保证统计合理性的前提下, 又能够平衡科学性、简洁性与实践价值。

Table 3. Results of model fit tests
表 3. 模型拟合性检验结果

Class	AIC	BIC	aBIC	Entropy	LMR	BLRT	Smallest Group Proportion (%)
1	60779.340	60888.982	60825.443	-	-	-	
2	54541.364	54711.310	54612.825	0.902	0.000	0.000	0.446
3	52659.151	52889.400	52755.959	0.886	0.000	0.000	0.152
4	52017.004	52307.557	52139.179	0.863	0.227	0.000	0.126
5	51406.885	51757.740	51554.417	0.865	0.062	0.000	0.010
6	51080.576	51491.735	51253.465	0.878	0.233	0.000	0.071
7	50797.884	51269.346	50996.130	0.889	0.613	0.000	0.064

第 1 类别包括青少年 682 人(41.1%), SAS-SV 测量的各条目评分均最低, 命名为“低风险组”; 第 2 类包括 727 人(43.8%), SAS-SV 测量的评分处于中等水平, 命名为“中等风险组”; 第 3 类包括 252 人(15.2%), SAS-SV 测量的评分均最高, 总体成瘾情况最严重, 命名为“高风险组”, 详见图 1。

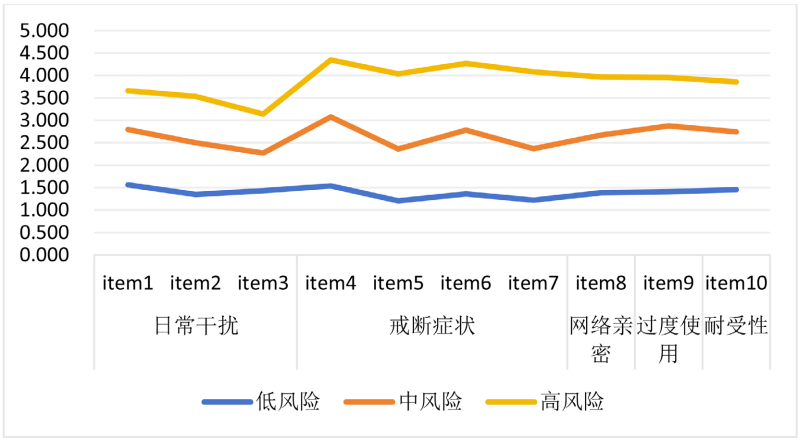


Figure 1. LPA classification results of teenagers' smartphone addiction
图 1. 青少年手机成瘾程度潜剖面分析结果

3.4. 方差分析

为验证潜在剖面分析划分的三类风险组(低、中、高风险组)的合理性,本研究对自我控制、学习倦怠、心理韧性、PHQ 总分、GAD 总分等关键心理变量进行单因素方差分析(One-way ANOVA),并采用 Tukey HSD 事后检验($\alpha = 0.05$)比较组间差异(Tukey, 1949)。

结果显示,三类组在自我控制总分上存在显著差异($F(2, 1658) = 292.088, p < 0.001, \eta^2 = 0.261$)。事后检验(Tukey HSD)表明,低风险组($M = 43.154, SD = 13.019$)的自我控制得分显著高于高风险组($M = 23.488, SD = 12.248, p < 0.001$),中等风险组($M = 32.285, SD = 10.809$)介于两者之间($p < 0.001$)。三类组在学习倦怠总分上存在显著差异($F(2, 1658) = 105.377, p < 0.001, \eta^2 = 0.113$)。事后检验(Tukey HSD)表明,低风险组(1.00)与中等风险组(2.00)的学习倦怠总分均值差异为 -2.921 ($SE = 0.230, p < 0.001$),表明低风险组的学习倦怠水平显著低于中等风险组;低风险组与高风险组(3.00)的均值差异为 -3.572 ($SE = 0.318, p < 0.001$),表明低风险组的学习倦怠水平显著低于高风险组;中等风险组与高风险组之间的均值差异为 -0.652 ($SE = 0.315, p = 0.097$),差异未达到显著水平。三类组在心理韧性总分上显著不差异($F(2, 1658) = 1.068, p = 0.344, \eta^2 = 0.0013$)。表明潜在剖面分析划分的三类组在心理韧性这一变量上未表现出显著区分。三类组在抑郁倾向总分上存在显著差异($F(2, 1658) = 172.363, p < 0.001, \eta^2 = 0.172$)。事后检验(Tukey HSD)表明,低风险组(1.00)与中等风险组(2.00)的 PHQ 总分均值差异为 -3.711 ($SE = 0.288, p < 0.001$),表明低风险组的抑郁倾向水平显著低于中等风险组;低风险组与高风险组(3.00)的均值差异为 -6.846 ($SE = 0.398, p < 0.001$),表明低风险组的抑郁水平显著低于高风险组;中等风险组与高风险组之间的均值差异为 -3.135 ($SE = 0.395, p < 0.001$),表明中风险组的抑郁倾向水平显著低于高风险组。三类组在焦虑倾向总分上存在显著差异($F(2, 1658) = 147.974, p < 0.001, \eta^2 = 0.151$)。事后检验(Tukey HSD)表明,低风险组(1.00)与中等风险组(2.00)的 GAD 总分均值差异为 -2.842 ($SE = 0.253, p < 0.001$),表明低风险组的焦虑倾向水平显著低于中等风险组;低风险组与高风险组(3.00)的均值差异为 -5.700 ($SE = 0.350, p < 0.001$),表明低风险组的焦虑水平显著低于高风险组;中等风险组与高风险组之间的均值差异为 -2.858 ($SE = 0.347, p < 0.001$),表明中风险组的焦虑倾向水平显著低于高风险组。

总之,以上方差分析结果表明,三类风险组的分类具有较好的外部效度,能够有效区分不同成瘾风险青少年的心理特征,为后续逻辑回归分析奠定了可靠基础。

3.5. 多元逻辑回归分析

为了分析自我控制、心理韧性以及学习倦怠等变量是否会显著影响到个体被分为某种程度风险组的概率,接下来将低风险组作为对照组进行多元逻辑回归分析,结果如表 4 所示:第一,抑郁和学习倦怠是个体被归为高风险组的关键预测因素,即抑郁症状和学习倦怠感越高,个体越可能被归为高风险组($p < 0.05$);第二,与低风险组相比,自我控制能力越弱,越可能被归为高风险组($OR = 0.898$)和中风险组($OR = 0.946$),由于 $0.946 > 0.898$,说明自我控制能力越弱,与高风险组的关联强度高于与中风险组的关联强度,也就是说自我控制能力更弱的个体被分到越高风险组的概率更高;第三,年龄是风险分层的负向预测因素,因为表中显示,年龄越小,个体越可能被归为高风险组($OR = 0.048$),提示年龄可能通过经验积累或生理变化降低手机成瘾的高风险概率;最后,焦虑症状、心理韧性及性别未显著预测风险分组。

3.6. 计算机模拟干预

接下来使用 NIRA 对高风险组网络进行以缓解为目的的模拟干预,即在每个节点阈值参数下降两个标准差。结果如图 2 所示,在缓解症状风险的情境下,降低 LB-2 和 SC-2 症状的水平,能够最大程度地降低网络的总体风险水平得分,相比之下,直接针对 SPA 相关节点的缓解模拟,未能像上述两个节点那样有效降低整体网络风险,这一结果与最高强度中心性的节点基本相一致,如图 3 所示。尽管图 3 中还

显示节点 PHQ-2 同样展现出不容忽视的中心性,但由于网络结构图显示其与手机成瘾以及其他心理症状的边线权重较低,如图 4 所示,故不在此进一步探讨。

4. 讨论

本研究基于 I-PACE 模型(成瘾行为相互作用的人-情境-情感-认知-执行模型),结合潜在剖面分析与计算机模拟干预方法,揭示了青少年手机成瘾的风险异质性、心理网络结构及最优干预靶点。研究结果不仅验证了 I-PACE 模型的核心假设,更通过网络视角细化了模型中各成分间的互动机制,为理解与干预青少年手机成瘾提供了新的理论依据和实践路径。

Table 4. Logistic regression analysis of predictors for latent groups
表 4. 潜在分组预测因子的 Logistic 回归分析

预测因子	中风险组			高风险组		
	OR	<i>p</i>	95%CI	OR	<i>p</i>	95%CI
性别(参照: 男)	0.927	0.537	[0.729, 1.179]	1.066	0.719	[0.753, 1.508]
年龄	1.027	0.645	[0.918, 1.149]	1.171	0.048	[1.001, 1.368]
自我控制	0.946	0.000	[0.935, 0.956]	0.898	0.000	[0.882, 0.913]
心理韧性	1.004	0.692	[0.983, 1.026]	0.997	0.852	[0.966, 1.029]
学习倦怠	1.095	0.000	[1.063, 1.128]	1.083	0.000	[1.038, 1.130]
PHQ	1.071	0.001	[1.030, 1.113]	1.084	0.001	[1.032, 1.138]
GAD	0.995	0.819	[0.953, 1.039]	1.034	0.224	[0.980, 1.092]

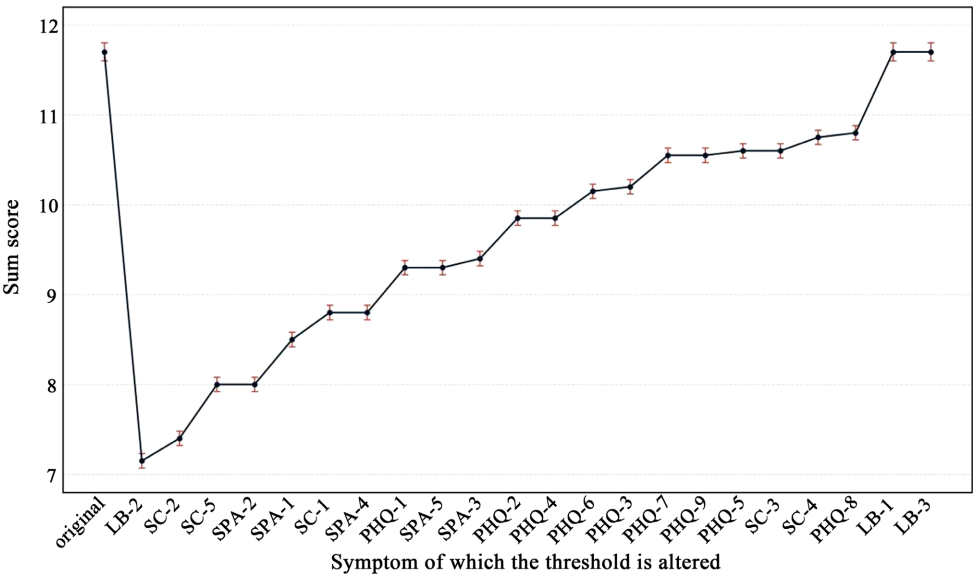


Figure 2. Predicted outcomes of the NIRA intervention for the high-risk group of adolescent smartphone addiction
图 2. 青少年手机成瘾高风险组 NIRA 干预的预测结果

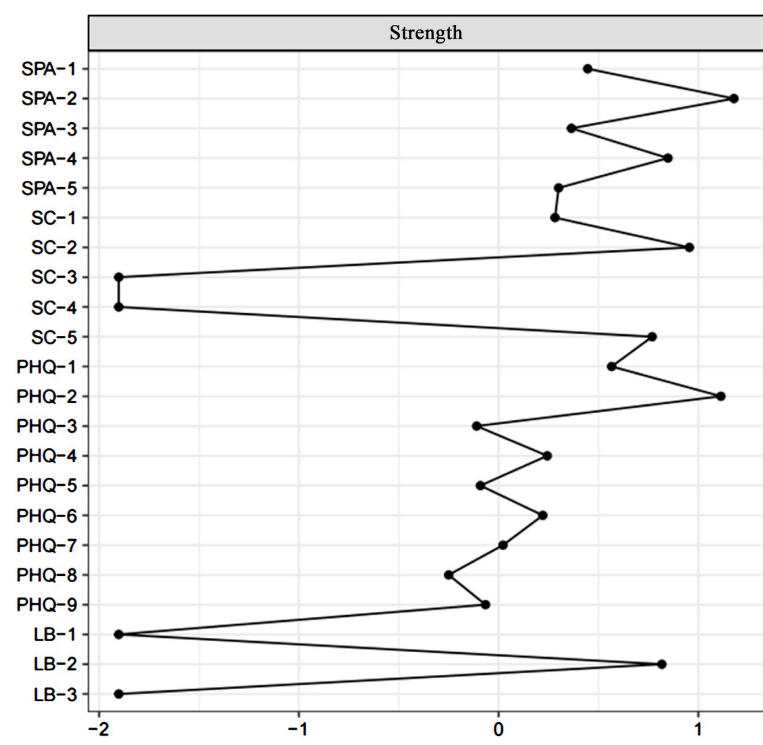


Figure 3. Network strength centrality indicator for the high-risk group
图 3. 高风险组网络强度中心性指标

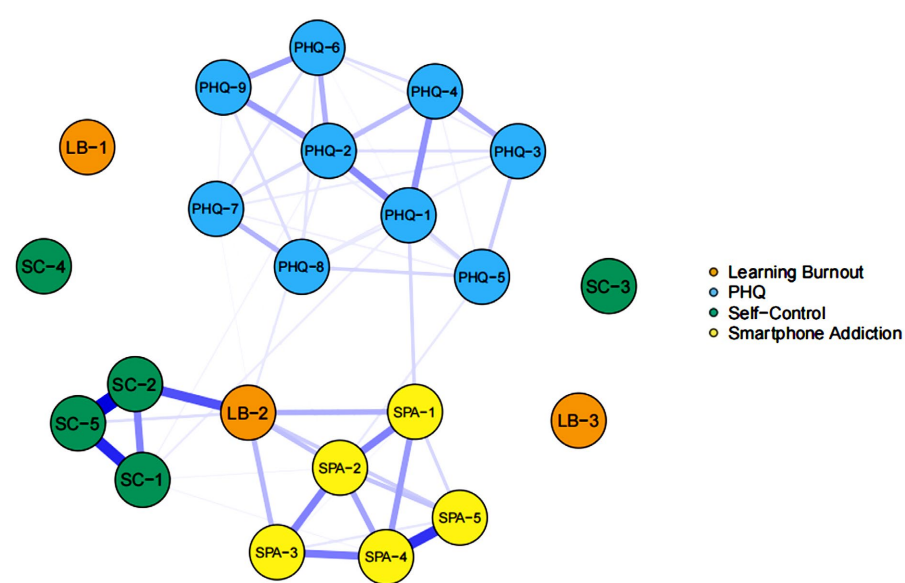


Figure 4. The Ising network structure for the high-risk group
图 4. 高风险组伊辛网络结构

4.1. 手机成瘾的异质性与 I-PACE 模型中的前因特质(P)的验证

本研究通过潜在剖面分析识别出低、中、高三种不同风险成瘾群体，并且自我控制能力是本研究中的心理因素中的能区分低风险组与高风险组的最强预测因子。这一结果印证了 I-PACE 模型中的人(P)成分的核心地位，即个体的前因特质决定了其成瘾行为的易感性。

从 I-PACE 模型的理论视角来看, 自我控制属于关键的前因特质或执行功能。模型认为, 当个体具备较高的自我控制能力时, 能够有效抑制冲动, 调节情感反应, 从而阻断成瘾行为的形成。潜剖面分析结果显示, 自我控制能力越弱的个体, 越可能归属于高风险组, 这完全符合理论预期: 自我控制能力的匮乏削弱了个体抵御诱惑的定力, 使其在面对智能手机的高频刺激时, 更容易丧失行为主导权。

方差分析结果也佐证了潜剖面分析结果的合理性, 三类风险组在自我控制、学习倦怠、抑郁焦虑等关键心理变量上存在显著差异, 而在心理韧性上无显著区分, 这一结果同样与 I-PACE 模型的核心假设高度契合。具体而言, 高风险组自我控制得分显著低于低风险组($M = 23.488$ vs. $M = 43.154, p < 0.001$), 符合模型中自我控制作为前因特质的保护因子假设, 即自我控制缺陷是驱动青少年手机成瘾的核心前因, 个体因难以抵制手机使用冲动而增加成瘾风险。同时, 高风险组学习倦怠得分显著高于低风险组($M = 44.00$ vs. $M = 40.00, p < 0.001$), 且中等风险组介于两者之间, 支持了模型中情感认知因素驱动成瘾的假设: 学习倦怠可能通过减少自我调节资源或促使个体通过手机逃避学业压力, 进而提升成瘾风险。此外, 高风险组抑郁(PHQ)和焦虑(GAD)得分均显著高于低风险组($p < 0.001$), 且中等风险组呈梯度分布, 这与模型中心理病理症状与成瘾共病的假设一致——抑郁焦虑可能通过增加逃避行为导致成瘾, 而成瘾行为又可能加重心理症状。相比之下, 心理韧性在三类组中无显著差异($p = 0.344$), 可能说明 I-PACE 模型更聚焦于自我控制缺陷和情感认知驱动作为成瘾的核心机制, 而非心理韧性的缓冲作用。这些结果共同验证了潜剖面分析划分的三类组具有较好的外部效度, 能够有效区分不同成瘾风险青少年的心理特征, 为干预设计提供了方向, 即高风险组需同时改善自我控制、减少学习倦怠、处理抑郁焦虑, 以降低成瘾风险。

4.2. 干预靶点与 I-PACE 模型的系统性调节启示

本研究通过 NIRA 模拟干预发现, 相较于直接干预戒断症状, 干预学业倦怠和健康习惯能更显著地降低整体网络风险。这一结果不仅具有临床实践价值, 更体现了 I-PACE 模型的干预思路。

I-PACE 模型主张, 有效的干预不应仅关注最终的成瘾行为(E), 而应着眼于系统中的前因(P)和情感认知中介(A/C)。本研究的模拟结果精准地支持了这一观点:

干预学业倦怠(A/C 成分)的合理性: 模拟显示改善学业倦怠效果最佳, 这符合 I-PACE 模型中的切断中介路径的逻辑。通过缓解学业倦怠, 可以消除青少年通过网络逃避现实的内在动机(情感补偿), 从而在源头上降低成瘾行为的驱动力。这解释了为何单纯禁止手机(针对 E 干预)往往治标不治本, 因为引发成瘾的学业压力和倦怠感(A/C)依然存在。

干预健康习惯(P/E 成分)的有效性: 健康习惯属于自我控制的具体行为表现(P 成分的具象化)。干预此节点能有效提升个体的执行功能资源, 增强其对网络诱惑的抵御能力。这验证了 I-PACE 模型中增强前因保护因子以抑制成瘾行为的理论路径。

4.3. 研究局限与展望

本研究仍存在一定局限性。首先, 采用横断面设计, 所获得的数据仅为单一时间点的测量结果, 因而无法推断变量间的因果关系, 未来研究可采用纵向追踪或生态瞬时评估法(EMA)进一步验证网络动态演变过程。文中所有关于网络动态演变过程及变量间“驱动”“桥梁”“切断路径”等涉及因果或时序关系的表述, 均属基于横断面数据的推测性解释, 其因果方向亦可能存在反向或双向强化的可能, 如成瘾行为加剧学业倦怠等, 这些结论均有待未来采用纵向追踪设计或生态瞬时评估法(EMA)进一步检验(Stone et al., 2007)。其次, 样本来自特定地区的中学生, 结论的推广性需谨慎, 未来可拓展至不同年龄层或文化背景中进行验证。

综上所述, 本研究支持了手机成瘾是多因素交互作用的复杂心理系统这一观点。自我控制能力不足和学业倦怠是导致青少年陷入高风险成瘾的关键因素。干预实践应从单一的症状消除转向系统的网络调节, 重点关注学习倦怠的改善和健康习惯的养成, 从而实现从单点到整体的综合干预效果。需要强调的是, 上述干预优先级的建议基于横断面网络分析, 其在纵向层面的实际效果仍需干预研究和追踪数据加以验证。

5. 结论

本研究基于 I-PACE 模型指出青少年手机成瘾存在显著的异质性与复杂的非线性互动机制, 在理论层面, 本研究不仅与 I-PACE 模型的核心假设相一致, 更在以下方面对该模型进行了细化和拓展: 其一, 研究结果提示自我控制(P)并非以同等强度影响所有个体, 而是作为核心前因特质有效区分了风险群体, 这细化了 I-PACE 模型中个体易感性因素在不同风险层级中作用强度的差异; 其二, 本研究发现学业倦怠(A/C)在网络中充当连接个体特质与成瘾行为(E)的关键桥梁, 这一发现进一步明确了 I-PACE 模型中前因变量通过情感认知反应驱动成瘾行为的具体路径, 提示该“桥梁节点”可能是模型中干预的最优杠杆点, 为模型中“前因-情感认知反应-行为”的传导链条提供了更具操作性的实证细化。

在实践与干预层面, 本研究揭示了单纯控制症状的局限性, 证实针对高风险群体应采取系统调节策略: 优先干预学业倦怠(A/C)以切断逃避现实的情感路径, 并强化健康习惯(P)以提升自我控制资源。这种从上游机制入手的干预方式符合 I-PACE 模型的系统观, 理论上能比直接干预成瘾症状更有效地降低整体网络风险。当然, 上述干预路径的因果有效性尚属基于横断面数据的理论推断, 有待未来纵向研究和随机对照干预试验的检验。本研究为构建精准、科学的青少年手机成瘾防治体系提供了理论依据与初步实证支撑。

参考文献

- 共青团中央(2024). 第六次中国未成年人互联网使用情况调查报告. <https://www.gqt.org.cn/>
- 胡月琴, 甘怡群(2008). 青少年心理韧性量表的编制和效度验证. *心理学报*, (8), 902-912.
- 苏双, 潘婷婷, 刘勤学, 等(2014). 大学生智能手机成瘾量表的初步编制. *中国心理卫生杂志*, 28(5), 392-397.
- 谭树华, 郭永玉(2008). 大学生自我控制量表的修订. *中国临床心理学杂志*, 16(5), 468-470.
- 吴艳, 戴晓阳, 张锦(2007). 初中生学习倦怠问卷的初步编制. *中国临床心理学杂志*, 15(2), 118-120.
- 熊婕, 周宗奎, 陈武, 等(2012). 大学生手机成瘾倾向量表的编制. *中国心理卫生杂志*, 26(3), 222-225.
- 张洁婷, 焦臻, 张敏强, 等(2010). 潜在类别分析技术在心理学研究中的应用. *心理科学进展*, (12), 1991-1998.
- Alhassan, A. A., Alqadhib, E. M., Taha, N. W., Alahmari, R. A., Salam, M., & Almutairi, A. F. (2018). The Relationship between Addiction to Smartphone Usage and Depression among Adults: A Cross Sectional Study. *BMC Psychiatry*, 18, Article No. 148. <https://doi.org/10.1186/s12888-018-1745-4>
- Ávalos-Tejeda, M., & Calderón, C. (2025). Psychometric Network Model Recovery: The Effect of Sample Size, Number of Items, and Number of Nodes. *European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education*, 15, Article 235. <https://doi.org/10.3390/ejihpe15110235>
- Brand, M., Young, K. S., Laier, C., Wölfling, K., & Potenza, M. N. (2016). Integrating Psychological and Neurobiological Considerations Regarding the Development and Maintenance of Specific Internet-Use Disorders: An Interaction of Person-Affect-Cognition-Execution (I-PACE) Model. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 71, 252-266. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2016.08.033>
- Collins, L. M., & Lanza, S. T. (2013). *Latent Class and Latent Transition Analysis: With Applications in the Social, Behavioral, and Health Sciences*. John Wiley & Sons.
- Cramer, A. O. J., Waldorp, L. J., van der Maas, H. L. J., & Borsboom, D. (2010). Comorbidity: A Network Perspective. *Behavioral and Brain Sciences*, 33, 137-150. <https://doi.org/10.1017/s0140525x09991567>
- Enez Darcin, A., Kose, S., Noyan, C. O., Nurmedov, S., Yılmaz, O., & Dilbaz, N. (2016). Smartphone Addiction and Its

- Relationship with Social Anxiety and Loneliness. *Behaviour & Information Technology*, 35, 520-525. <https://doi.org/10.1080/0144929x.2016.1158319>
- Hui, X., Wang, Y., Cheng, W., & Shi, Y. (2026). Boredom Proneness and Short-Video Addiction among Chinese Vocational College Students: Psychological Resilience as a Mediator and Gender as a Moderator. *Frontiers in Psychology*, 17, Article 1889736. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2026.1889736>
- Isvoranu, A., van Borkulo, C. D., Boyette, L., Wigman, J. T. W., Vinkers, C. H., & Borsboom, D. (2017). A Network Approach to Psychosis: Pathways between Childhood Trauma and Psychotic Symptoms. *Schizophrenia Bulletin*, 43, 187-196. <https://doi.org/10.1093/schbul/sbw055>
- Jung, T., & Wickrama, K. A. S. (2008). An Introduction to Latent Class Growth Analysis and Growth Mixture Modeling. *Social and Personality Psychology Compass*, 2, 302-317. <https://doi.org/10.1111/j.1751-9004.2007.00054.x>
- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. W. (2001). The PHQ-9: Validity of a Brief Depression Severity Measure. *Journal of General Internal Medicine*, 16, 606-613. <https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x>
- Kwon, M., Kim, D., Cho, H., & Yang, S. (2013). The Smartphone Addiction Scale: Development and Validation of a Short Version for Adolescents. *PLOS ONE*, 8, e83558. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0083558>
- Liu, C. (2023). The Unique Role of Smartphone Addiction and Related Factors among University Students: A Model Based on Cross-Sectional and Cross-Lagged Network Analyses. *BMC Psychiatry*, 23, Article No. 883. <https://doi.org/10.1186/s12888-023-05384-6>
- Maslach, C., & Jackson, S. E. (1981). The Measurement of Experienced Burnout. *Journal of Organizational Behavior*, 2, 99-113. <https://doi.org/10.1002/job.4030020205>
- Nylund, K. L. (2007). *Latent Transition Analysis: Modeling Extensions and an Application to Peer Victimization*. Ph.D. Thesis, University of California.
- Nylund, K. L., Asparouhov, T., & Muthén, B. O. (2007a). Deciding on the Number of Classes in Latent Class Analysis and Growth Mixture Modeling: A Monte Carlo Simulation Study. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 14, 535-569. <https://doi.org/10.1080/10705510701575396>
- Nylund, K., Bellmore, A., Nishina, A., & Graham, S. (2007b). Subtypes, Severity, and Structural Stability of Peer Victimization: What Does Latent Class Analysis Say? *Child Development*, 78, 1706-1722. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8624.2007.01097.x>
- Panova, T., & Carbonell, X. (2018). Is Smartphone Addiction Really an Addiction? *Journal of Behavioral Addictions*, 7, 252-259. <https://doi.org/10.1556/2006.7.2018.49>
- Robinaugh, D. J., Millner, A. J., & McNally, R. J. (2016). Identifying Highly Influential Nodes in the Complicated Grief Network. *Journal of Abnormal Psychology*, 125, 747-757. <https://doi.org/10.1037/abn0000181>
- Spitzer, R. L., Kroenke, K., Williams, J. B. W., et al. (2006). A Brief Measure for Assessing Generalized Anxiety Disorder: The GAD-7. *Archives of Internal Medicine*, 166, 1092-1097. <https://doi.org/10.1001/archinte.166.10.1092>
- Stone, A. A., Shiffman, S., Atienza, A. A., & Nebeling, L. (2007). Historical Roots and Rationale of Ecological Momentary Assessment (EMA). In A. A. Stone, S. Shiffman, A. A. Atienza, & L. Nebeling (Eds.), *The Science of Real-Time Data Capture: Self-Reports in Health Research* (pp. 3-10). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780195178715.001.0001>
- Tangney, J. P., Baumeister, R. F., & Boone, A. L. (2004). *Self-Control Scale*. APA PsycTests. <https://doi.org/10.1037/t19593-000>
- Tukey, J. W. (1949). Comparing Individual Means in the Analysis of Variance. *Biometrics*, 5, 99-114. <https://doi.org/10.2307/3001913>
- van Borkulo, C. D., Borsboom, D., Epskamp, S., Blanken, T. F., Boschloo, L., Schoevers, R. A. et al. (2014). A New Method for Constructing Networks from Binary Data. *Scientific Reports*, 4, Article No. 5918. <https://doi.org/10.1038/srep05918>