



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

共抑郁焦虑的日内情绪变化模型

作者姓名: 刘轩昂

指导教师: 刘正奎 研究员 中国科学院心理研究所

学位类别: 应用心理硕士

学科专业: 应用心理

培养单位: 中国科学院心理研究所

2024 年 6 月

Intra-Day Emotion Variation Model of Comorbid Depression
and Anxiety

A thesis submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Applied Psychology
in Applied Psychology

By

LIU Xuanang

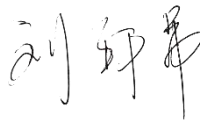
Supervisor: Professor Liu Zhengkui

Institute of Psychology, Chinese Academy of Sciences

June 2024

中国科学院大学
研究生学位论文原创性声明

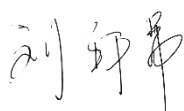
本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。承诺除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体享有著作权的研究成果，未在以往任何学位申请中全部或部分提交。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人或集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名： 
日 期：2024 年 5 月 8 日

中国科学院大学
学位论文使用授权声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院大学有关收集、保存和使用学位论文的规定，即中国科学院大学有权按照学术研究公开原则和保护知识产权的原则，保留并向国家指定或中国科学院指定机构送交学位论文的电子版和印刷版文件，且电子版与印刷版内容应完全相同，允许该论文被检索、查阅和借阅，公布本学位论文的全部或部分内容，可以采用扫描、影印、缩印等复制手段以及其他法律许可的方式保存、汇编本学位论文。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延迟期后适用本声明。

作者签名： 
日 期：2024 年 5 月 8 日

导师签名： 
日 期：2024 年 5 月 8 日

摘 要

尽管情绪调节这一回溯概括性的概念已被视作共抑郁焦虑的跨诊断机制，鲜有研究基于生态情绪数据探索共抑郁焦虑个体的日内情绪变化模式。根据研究取向不同，基于情绪的类别观考察情绪间关系的情绪动态网络和基于情绪的维度观考察情绪波动模式的情绪动力学都可以从生态数据中抽取个体情绪在日内的变化模式，进而反映真实的情绪调节过程。目前从情绪日内变化角度探究共抑郁焦虑的研究仍较缺乏，为增进对共抑郁焦虑本质的理解，有必要从情绪动态网络和情绪动力学的角度出发，建立共抑郁焦虑的日内情绪变化模型。

研究一基于大学生的经验取样法数据，在群体和个体层面拟合了情绪动态网络，不论在群体层面还是个体层面，不论是基于边个数、边权重绝对值和还是边权重绝对值均值，共抑郁焦虑组的动态情绪网络都表现出更强的情绪惰性。此外，共抑郁焦虑组的负性情绪显著强于健康组，但是两组间积极情绪没有显著差异。两种分类器的准确率都超过 0.8，表明研究一提取的特征可以很好的刻画共抑郁焦虑个体的情绪特性。

研究二基于大学生和老年被试的情感计算数据，运用创新方法提取了日内情绪动力学特征。相较于健康被试，其消极情绪均值更高，消极情绪惰性更强，但是积极和消极情绪的波峰时间间隔惰性更弱。老年人口中消极情绪的效应远小于青年群体。两种分类器的准确率都达到 0.8，表明研究二提取的特征也可以很好的刻画共抑郁焦虑个体的情绪特性。

本研究的结果支持一种三层次的共抑郁焦虑日内情绪变化模型。健康的情绪调节状态可能体现在消极情绪的低水平，情绪的灵活性以及情绪周期的稳定性中。整合情绪动力学和情绪动态网络研究，以及在情绪和精神病学研究中引入情感计算技术都是可行且必要的。

关键词：共抑郁焦虑，情绪调节，日内情绪变化，经验取样法，情感计算

Abstract

Despite the retrospective and generalized nature of the concept of emotion regulation as a cross-diagnostic mechanism for comorbid depression and anxiety, there is limited research exploring the intra-day emotion variation in individuals with comorbid depression and anxiety using ecological emotion data. Depending on the research orientation, both emotion dynamic networks that examine the relationships between emotions based on emotion categories and emotion dynamics that investigate patterns of emotional fluctuations based on emotion dimensions can extract individual emotional patterns throughout the day from ecological data, thereby reflecting real emotion regulation processes. Currently, there is still a lack of research on the comorbid depression and anxiety from the perspective of intra-day emotional variations. To enhance our understanding of the nature of comorbid depression and anxiety, it is necessary to establish a model of intra-day emotion variation from the perspective of emotion dynamic networks and emotion dynamics.

Study 1 utilized experience sampling data from college students and fitted emotion dynamic networks at both the group and individual levels. Regardless of whether it was based on edge count, absolute edge weights, or the mean of absolute edge weights, the dynamic emotion networks of the comorbid depression and anxiety group demonstrated stronger emotional inertia at both the group and individual levels. Additionally, the comorbid depression and anxiety group exhibited significantly higher levels of negative emotions compared to the healthy group, but there was no significant difference in positive emotions between the two groups. The accuracy rates of the two classifiers exceeded 0.8, indicating that the features extracted in Study 1 effectively characterized the emotional characteristics of individuals with comorbid depression and anxiety.

Study 2 utilized affective computing data from college students and older adults and employed innovative methods to extract features of intra-day emotion dynamics. Compared to the healthy participants, the comorbid depression and anxiety group showed higher mean levels of negative emotions and stronger inertia in negative emotions, but weaker inertia in the peak time intervals of positive and negative emotions. The effect of negative emotions in the older adult population was much smaller than that in the younger group. The accuracy rates of the two classifiers reached 0.8, demonstrating that the features extracted in Study 2 effectively characterized the emotional characteristics of individuals with comorbid depression

and anxiety.

The results of this study support a three-level model of intra-day emotion variation in comorbid depression and anxiety. A healthy emotion regulation state may be reflected in low levels of negative emotions, emotional flexibility, and stability of emotional periods. Integrating research on emotion dynamics and emotion dynamic networks, as well as introducing affective computing techniques in emotion and psychiatric research, are both feasible and necessary.

Key Words: Comorbid depression and anxiety, Emotion regulation, Intra-day emotion variation, Experience sampling method, Affective computing

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 选题的背景和意义	1
1.1.1 共抑郁焦虑	1
1.1.2 共抑郁焦虑的现象学本质	1
1.1.3 情绪调节与日内情绪变化	2
1.2 文献综述	4
1.2.1 情绪的分类方法	4
1.2.2 瞬时生态测量的发展	5
1.2.3 抑郁和焦虑的情绪动态网络	6
1.2.4 抑郁和焦虑的日内情绪动力学	8
1.3 研究问题与研究方案	9
1.3.1 研究问题	9
1.3.2 问题分析	9
1.3.3 研究方案	14
第 2 章 研究一 基于经验取样的共抑郁焦虑日内情绪动态网络	15
2.1 引言	15
2.2 方法	16
2.2.1 被试	16
2.2.2 程序	16
2.2.3 测量工具	17
2.2.4 情绪动态网络	17
2.2.5 网络特征提取	18
2.2.6 数据分析	18
2.3 结果	19
2.3.1 群体网络	19
2.3.2 个体网络	22
2.4 小结	23
第 3 章 研究二 基于情感计算的共抑郁焦虑日内情绪动力学模型 ...	25

3.1 引言	25
3.2 研究方法	25
3.2.1 样本	25
3.2.2 研究程序	26
3.2.3 测量工具	27
3.2.4 时间序列数据	27
3.2.5 特征提取计划	28
3.2.6 数据分析	28
3.3 结果	29
3.3.1 T 检验	29
3.3.2 非线性机器学习模型	31
3.3.3 广义线性回归模型	35
3.4 小结	39
第 4 章 讨论	41
4.1 共抑郁焦虑个体的日内动态情绪网络特性	41
4.2 共抑郁焦虑个体的日内情绪动力学特性	42
4.3 研究创新	43
4.4 研究意义	44
4.4.1 理论和方法意义	44
4.4.2 实践意义	44
4.5 研究不足	45
第 5 章 结论	47
参考文献	49
附录	59
致 谢	61
作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与其他研究成果	63

图目录

图 1-1 主观体验动态网络示意图	3
图 1-2 高低抑郁组日内积极情绪变化图	3
图 1-3 基于情感计算的情绪动力学数据分析框架	12
图 1-4 基于经验取样的情绪动态网络数据分析框架	14
图 1-5 研究总体框架	14
图 2-1 研究一流程图	16
图 2-2 共抑郁焦虑组情绪动态网络图	20
图 2-3 健康组情绪动态网络图	21
图 3-1 研究二流程图	26
图 3-2 表示纳入分析的特征及 T 检验结果的热力图	30

表目录

表 2-1 动态网络边类型表	18
表 2-2 群体层面网络整体和边特征表	22
表 2-3 个体层面情绪均值 T 检验结果表	22
表 2-4 个体层面动态网络边特征 T 检验结果表	23
表 2-5 RF 和 XGBoost 共抑郁焦虑分类器性能表	23
表 3-1 被试基本人口学和数据上传信息记录表	27
表 3-2 T 检验显著特征结果表	31

表 3-3 各分类器的特征数量和预测准确性	31
表 3-4 T 检验中有组间差异的特征在 RF 分类器中的特征重要性排序	33
表 3-5 T 检验中有组间差异的特征在 XGBoost 分类器中的特征重要性排序	34
表 3-6 没有交互项的初始广义线性回归模型的结果	35
表 3-7 没有交互项的最佳拟合广义线性回归模型的结果	35
表 3-8 纳入交互项的初始广义线性回归模型的结果	37
表 3-9 纳入交互项的最佳拟合广义线性回归模型的结果	38
表 3-10 原始情绪波峰间隔数据均值表	39

第1章 绪论

1.1 选题的背景和意义

1.1.1 共抑郁焦虑

抑郁障碍（depressive disorder，下简称抑郁）和焦虑障碍（anxiety disorder，下简称焦虑）是许多全国和大洲样本中检出率最高的精神障碍(Hoertel et al., 2015; Huang et al., 2019; Karam et al., 2016; King et al., 2008; Sinha et al., 2021)，具体地，据世界卫生组织报告（World Health Organization），全球范围内分别约有 3.6%和 3.9%的人口遭受抑郁和焦虑影响(World Health Organization, 2022)。我国数据可参考中国精神卫生调查（China Mental Health Survey, CMHS），其基于临床访谈报告的我国抑郁和焦虑的 12 个月内检出率分别约为 3.6%和 4.1%(Huang et al., 2019)。

抑郁和焦虑也是全球疾病负担最大的精神障碍，从伤残调整生命年（disability-adjusted life year, DALY）的角度来看，2019 年抑郁在全球估计造成约 46359 千个 DALY，约占全部 DALY 的 1.8%，位列所有因素的第十二位，也是唯一进入前二十位的精神障碍；焦虑则造成约 28416 千个 DALY，约占全部 DALY 的 1.1%(World Health Organization, 2020)。

除在检出率和健康危害上的突出地位之外，研究也发现抑郁和焦虑是最易出现共发的一对精神障碍之一，且这种共抑郁焦虑普遍存在于儿童青少年期(Cummings et al., 2014)，成年期(Hirschfeld, 2001)，以及老年期(Lenze et al., 2001)，横跨了几乎整个生命阶段。共抑郁焦虑的高发促进了荷兰抑郁和焦虑研究（Netherlands Study of Depression and Anxiety, NESDA），这组系列研究的宗旨便是同步研究抑郁和焦虑，有研究者对其产生的 76 篇文献进行汇总，总结认为共抑郁焦虑存在于超过四分之三患有抑郁或焦虑的个体身上，且相较于那些患有单一障碍的个体，共抑郁焦虑个体的一系列心理和身体健康状况都较差(ter Meulen et al., 2021)。这些发现不免令人认为，相较于单一的抑郁或焦虑，抑郁焦虑共发才是更值得关注的现象。

1.1.2 共抑郁焦虑的现象学本质

对共抑郁焦虑本质的理解将决定实践中如何进行识别和干预。现象上，对共抑郁焦虑的最简单解释是抑郁和焦虑在诊断标准上存在概念重叠，根据精神疾病诊断与统计手册-第五版（the fifth edition of diagnostic and statistical manual of mental disorders, DSM-5），作为两类障碍的代表，重度抑郁症（major

depressive disorder, MDD) 和广泛性焦虑障碍 (generalized anxiety disorder, GAD) 共享了注意力不集中 (MDD 症状 8, GAD 症状 3), 睡眠问题 (MDD 症状 4, GAD 症状 6), 易疲劳 (MDD 症状 6, GAD 症状 2) 三个子症状, 且 MDD 症状 5“躁动或迟缓”中的躁动似乎也在概念上和 GAD 的情绪症状有所重合 (American Psychiatric Association, 2013)。考虑到 DSM-5 中 MDD 概念下症状只有 9 个, GAD 概念下症状更是只有 6 个, 可以认为抑郁和焦虑概念本身在症状上的重叠程度是非常大的。

然而抑郁和焦虑的概念定义仍存在较大差别, 部分症状重叠并不足以完全解释共抑郁焦虑的高发。为进一步解释共抑郁焦虑现象, 研究者也基于共享机制看待抑郁和焦虑, 相对忽略精神障碍定义中的异质性, 试图发现一些共享的风险因素或过程。举例来说, 研究者们已经发现完美主义 (Egan et al., 2011)、对不确定性缺乏容忍 (Jensen et al., 2016)、反刍思维 (McEvoy et al., 2013; McLaughlin & Nolen-Hoeksema, 2011) 以及自我批评 (Williams & Levinson, 2022) 都可能促成共抑郁焦虑。共享机制视角最有力的支持之一来自针对共抑郁焦虑的跨诊断认知与行为心理疗法 (cognitive and behavior therapy, CBT), 这类 CBT 疗法蓬勃发展, 且其干预效果已经在多个综述和元分析研究中得到肯定 (Andersen et al., 2016; Newby et al., 2015; Newby et al., 2016; Pasarelu et al., 2016)。

概括来看, 以上所述的多种机制其实都可以被归纳进入情绪调节的范畴。情绪调节指的是个体对情绪发生、过程以及主观体验产生影响的过程 (Carl et al., 2013)。元分析已经证实了情绪调节策略, 如接纳、回避、问题解决、认知重评、反刍以及压抑, 对包括抑郁和焦虑在内的多种精神障碍所产生的效应 (Aldao et al., 2010)。还有综述研究发现, 在接受治疗后, 患者的不良情绪调节伴随着抑郁和焦虑症状的减退而减少, 支持将情绪调节视作一种跨诊断概念 (Sloan et al., 2017)。

1.1.3 情绪调节与日内情绪变化

从症状到机制, 再到干预, 这种共享机制视角已经取得巨大成功。不过这类研究大多依赖于回溯性的主观自评, 其使用的概念都隐含了动态的影响过程, 但却并没有真正深入至生态层面观察这种过程。从这个角度来看, 对抑郁焦虑共病本质的认识还可以进一步发展。近年来, 一种新的精神病理学观点指出, 精神病理可能是微观层面每一刻主观体验和行为模式随时间的连续动态交互作用的结果, 这种深入至动态微观层面的观察可能有助于我们进一步理解情绪障碍的发展和维持 (Wichers, 2014): 动态微观层面的视角可以解释日常情境 (如压力源)、瞬时心理状态和对心理状态的行为反应之间的持续相互作用, 对于那些陷入负面经历恶性循环中的人来说, 这种相互作用所构建成的细小的模块可能最终导致了精神障碍。

仅就主观体验随时间变化而言，关注情绪变化的两类研究都发现了有价值的信息，第一种研究可以简称为网络视角。如图 1-1，即时的应激源作用于个体后，首先引起某种负面情绪，随后这种情绪会对自身及其他情绪产生影响，精神病理的动态本质可能便存在于这种主观体验的动态网络中。

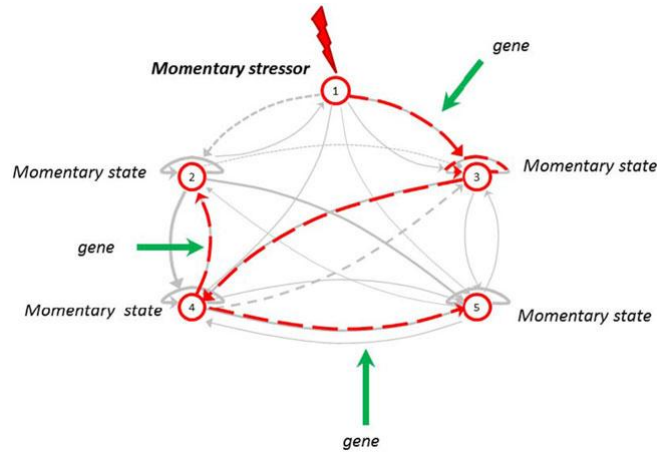


图 1-1 主观体验动态网络示意图

Figure 1-1 Subjective Experience Dynamic Network Graph

注：引用自参考文献原文(Wichers, 2014)

以上的情绪网络必然是基于情绪的类型观的，另外也存在一种基于情绪的维度观反映情绪变化的研究，可统称为情绪动力学研究。比如有研究发现，抑郁的典型症状是“昼重夜轻”，即情绪晨间低落而晚间回升(Courtet & Olié, 2012)。如图 1-2，还有研究发现，尽管都表现为“昼重夜轻”，高抑郁组的积极情绪峰值高于低抑郁组(Murray, 2007)。

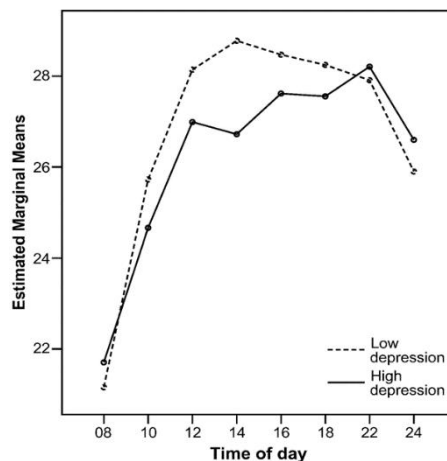


图 1-2 高低抑郁组日内积极情绪变化图

Figure 1-2 Intra-Day Positive Affect Variation Graph for High and Low Depression Groups

注：引用自参考文献原文(Murray, 2007)

基于生态数据的日内情绪变化被认为反映了真实的情绪调节过程(Houben et

al., 2015), 可以弥补情绪调节研究的不足。目前从情绪日内变化角度探究共抑郁焦虑的研究仍较缺乏, 为增进对共抑郁焦虑本质的理解, 有必要从情绪动态网络和情绪动力学的角度出发, 建立共抑郁焦虑的日内情绪变化模型。

1.2 文献综述

1.2.1 情绪的分类方法

1.2.1.1 情绪类别观

William James 的经典论文开篇即提到, 他所要讨论的乃是伴随显著身体表现的情绪(James, 1884)。这样一种观点并没有否认那些似乎没有明显身体表现的情绪, 相反, 他只是想借助“标准情绪”来阐述其强调生理唤醒的情绪观点。标准情绪不仅内在的起作用, 而且外在的有明显体现, 如惊讶、好奇、欢欣以及恐惧。

Paul Ekman 提出的情绪区分框架包含九种可以区分基本情绪的特征(Ekman, 1992), 基于这些特征框定了一些基本情绪。第一种特征为特异性的通用信号, 如愤怒、恐惧、喜悦、悲伤和厌恶具有普遍不同的表情; 第二种为其他动物的可比较的情绪, 如恐惧和愤怒; 第三种为特异性的生理表现, 如愤怒、恐惧、厌恶和悲伤; 第四种为普遍的前因事件; 第五种为反应系统(比如表情和自主神经系统)间的一致性; 第六种为发作迅速; 第七种为持续时间短暂; 第八种为对刺激的自动化评估; 第九种为无意识的, 即我们通常只能体验情绪, 而非选择情绪。

Robert Plutchik 提出了八种基本情绪, 并进而阐述了基于多种语言的情绪的衍生物, 包括主观语言-行为语言-功能语言-特质语言-诊断语言-自我防御语言。这八种基本情绪分别是: (1) 恐惧-逃避-保护-胆小-被动-压抑; (2) 愤怒-攻击-破坏-好斗-好斗-替代; (3) 快乐-连结-繁殖-好交际-躁狂-反应; (4) 悲伤-哭泣-重新整合-忧郁-抑郁-升华; (5) 接纳-梳理-合并-随和-癔症-否认; (6) 厌恶-呕吐-拒绝-轻蔑-偏执-投射; (7) 期待-导航-探索-好奇-强迫-知性; (8) 惊讶-停止-定向-冲动-病态-退行(Plutchik, 1980)。

1.2.1.2 情绪的维度观

研究者对基本情绪的认识尚有出入, 穷尽一切情绪类别更显得无法实现, 在此背景下, 研究者也尝试提出情绪的维度, 以建立可以包含所有已知或未知情绪的体系。

积极-消极情绪模型(positive affect-negative affect model)是最为知名的情绪维度模型。这一模型建立于三个可复制的发现: (1) 关于正面情绪的自我评

价彼此之间呈正相关，(2) 关于负面情绪的自我评价彼此之间呈正相关，以及 (3) 关于正面情绪的自我评价与关于负面情绪的自我评级几乎不相关。基于这一观察，Watson 和 Clark 得出结论，尽管正面和负面情绪术语（正-负）在意义上相反，但它们指的是两个独立且在很大程度上无关的情绪系统(Watson & Clark, 1997)。基于该模型，还产生了最常用的情绪量表，即积极消极情绪量表 (Positive Affect Negative Affect Scale, PANAS)，该量表的两个维度得分几乎不相关(Watson et al., 1988)。

另一个著名模型来自 Russel，称为愉悦-唤醒 (pleasure-arousal) 模型 (Russell, 1980)。根据该模型，第一个因素是一个包含两极的愉悦因素，或者称为效价，正面和负面情绪是相互对立的。第二个因素代表唤醒维度，高唤醒（例如，紧张）和低唤醒（例如，平静）的情感体验相互对立。还存在一个从名称和内涵都近似的模型，为快乐-唤醒 (pleasantness-activation) 模型 (Diener & Larsen, 1993)，同样认为积极体验对立于消极体验，高唤醒体验对立于低唤醒体验。

除二因素理论外，还存在更多维度的模型，以下简要介绍一种三维度情绪模型。愉悦-唤醒-掌控 (pleasure-arousal-dominance) 模型分为三个维度：愉悦-不愉悦衡量一个人对某事物感到愉快或不愉快的程度。例如，愤怒和恐惧都是不愉悦的情绪，而喜悦是一种愉悦的情绪；唤醒-非唤醒衡量一个人感到充满活力或昏昏欲睡的程度，唤醒不能被简单视作情绪的强度，因为悲伤和沮丧可能是低唤醒但强烈的情感；掌控-服从代表一个人感到控制和支配还是被控制或顺从的程度，例如，尽管恐惧和愤怒都是不愉悦的情绪，愤怒是一种支配性情绪，而恐惧是一种顺从性情绪(Mehrabian, 1980)。

1.2.2 瞬时生态测量的发展

对情绪如何变化的理解取决于我们如何测量情绪，因为正是生态情绪测量使得情绪变化的实证研究得以进行。随着可穿戴设备和智能手机等设备的普及，大量研究转向探索如何将新技术应用于临床实践，生态瞬时测量 (Ecological Momentary Assessment, EMA) 便是其中的代表。EMA 使得在生态环境下对个体进行重复测量成为可能，进一步将心理学研究拓展至真实生活(Colombo et al., 2019)。

1.2.2.1 主观自评类瞬时生态测量方法

主观自评类生态情绪测量有很多种设备可作为载体，如计算机化的手持设备、智能手机或基于网页的 app，也有研究采用电子邮件、电话调查甚至纸笔测试的方式达成 EMA(Porarinsdottir et al., 2017)。这种生态情绪测量本质上仍然是传统的自我评估式的情绪测量，只是由于科技的进步，远程接触被试更加便

捷，因而具备了生态性和瞬时性。但是其采样频率存在天然瓶颈，似乎只能应用于生态研究中，而在现实生活中可行性极低。

1.2.2.2 情感计算类瞬时生态测量方法

情感计算类生态情绪测量并不是基于自我评估的，而是基于个体日常生活中累积的各类生理或行为数据进行的预测，而进一步分解，情感计算类生态情绪测量又可分为有感式和无感式两种：基于机器学习技术，脑电(Yasin et al., 2023)，多导睡眠图(Thakre et al., 2022)和功能性磁共振成像静息态(Lin et al., 2023)等均可用于情绪状态识别，不过接受这些设备的测量会对个体日常生活产生较大影响，因而有感式测量难以在真实生活情景下得以推广。无感式测量的设备主要为智能手机和可穿戴设备。以后者为例，可穿戴设备采集的多种数据都已被用于抑郁和焦虑的识别(Abd-alrazaq et al., 2023)。

1.2.2.3 基于可穿戴设备的情感计算

由于可穿戴设备是一种无感设备，被试接受其测量并不会影响日常生活，且设备成本较低，因而可穿戴设备应被视为生态情绪测量的最佳载体设备之一。同时，绝大多数商用设备都对连续心率测量予以特别关注(Kamisalic et al., 2018)。从推广性的角度来看，构建基于心率数据的情感计算模型是最优的选择，且学界已经累积了坚实的研究基础。

在很多情绪理论中，自主神经系统(autonomic nervous system, ANS)活动被视作情绪反应的主要成分(Kreibig, 2010; Porges, 1997)，因而表征 ANS 活动是情感计算的重要步骤。其中，心率变异性(heart rate variability, HRV)是最有潜力的自主神经系统活动生物标记，其指代了一系列基于心跳间期(RR-interval)的指标，大体可分为时域(time domain)和频域(frequency domain)两类(Camm et al., 1996; Ishaque et al., 2021)。然而，HRV 在将 ANS 活动分解为交感和副交感神经活动方面存在不足，如被认为表征了交感\副交感平衡的 lf/hf 指标实际上并不能实现准确测量(Billman, 2013)。在此背景下，有研究者开发了交感神经指数(Sympathetic Activity Index, SAI)和副交感神经指数(Parasympathetic Activity Index, PAI)，直接将心跳间期序列进行分解，避免 lf 中交感和副交感活动的混同，相较 lf 和 hf 更好的反应 ANS 分支活动(Valenza et al., 2018)。建立于这些生物标记的模型可在情绪维度理论框架下实现基于可穿戴设备心跳间期的情绪效价和唤醒计算，并以分钟为间隔输出高频的情绪数据，远远高于主观自评的采样频率(Li et al., 2023)。

1.2.3 抑郁和焦虑的情绪动态网络

基于情绪的分类观和网络分析方法，有一类研究关注不同情绪间的动态变

化模式，称为情绪动态网络研究(Bringmann et al., 2016)。动态网络和一般网络分析的区别在于，由于每个个体的数据都经历许多次重复测量，因此除基于一组被试拟合群体网络外，还可以基于个体数据拟合个体网络。

1.2.3.1 群体层面的情绪动态网络分析

有两篇研究纳入了共抑郁焦虑的被试。第一篇研究中研究者发现对于共病组，存在抑郁-担忧-焦虑的双向桥梁关系，且相较仅患抑郁或焦虑的被试，共病组动态网络节点间有更多边相连(Groen et al., 2020)。另一篇研究关注的是抑郁和社交焦虑之间的联系，情绪网络中抑郁情绪和冷静具有最大的出期望影响，社交回避和精力不足则具有最大的入期望影响 (Piccirillo & Rodebaugh, 2022)。

也有研究未区分抑郁和焦虑，仅以患情绪障碍作为招募的标准，发现情绪障碍群体中，焦虑、悲伤以及满足都具有正向的自回归效应，满足还对愉悦具有正向的预测效应，且这些效应并未受加入的身体活动变量的影响(Curtiss et al., 2022)。还有研究对比了抑郁患者和健康被试之间情绪动态网络的区别，发现在对照组中各节点出入强度的均值和变异性都更小(de Vos et al., 2017)。

除界定精神障碍的情绪动态特性外，动态网络也对干预研究做出了贡献。对于那些从基于图像的干预中取得良好疗效的考试焦虑患者来说，他们在治疗呈现出疲劳和愤怒之间的正相关，而这种相关在治疗后不再显著，提示治疗在某种程度上触及到了这一联系；没有取得疗效的患者中则呈现了疲劳和活力之间的正相关，这一关联可能成为新的有价值的干预目标(Uhl et al., 2024)。

1.2.3.2 个体层面的情绪动态网络分析

在个体层面，并没有研究纳入共抑郁焦虑被试，但个体网络的性质与抑郁和焦虑可能都存在联系。在动态情绪网络研究中，密度(density)一般指边权重绝对值的均值(Bringmann et al., 2016)。有研究认为更大的消极情绪网络密度和更低的积极情绪网络密度都与抑郁和焦虑诊断显著相关(Shin et al., 2022)。还有研究发现密度与情绪的不接纳呈正相关(Lydon-Staley et al., 2019)。另一种衡量网络性质的指标为连通性(connectivity)，但是其概念并不统一。网络连通性作为边权重的总和时，其与抑郁严重程度无关，但与抑郁的波动相关(Kelley et al., 2023)。另一项研究也得到类似结论，发现抑郁组别、基线抑郁分数以及负性情绪得分都与个体情绪网络连通性没有关联，不过该研究中连通性指的是边个数(de Vos et al., 2017)。甚至有研究者指出，是否诊断为抑郁可能并不影响个体情绪网络的形态，反而是一些情绪动力学(下文详述)的特征，如变异性(方差)和惰性(自回归)，标志着不同类型的情绪网络(Kullar et al., 2024)。

在情绪网络性质外，还有研究关注负性情绪和情绪调节的动态网络，发现陷入烦躁不安(dysphoria)的被试在面对愤怒时更容易陷入过去的反刍，而在

经历悲伤时则更容易同时反刍过去和未来，支持了情绪调节与情绪动态变化模式的关联(Chen et al., 2023)。

1.2.4 抑郁和焦虑的日内情绪动力学

日内情绪动力学研究普遍是基于情绪的维度观的。不同于情绪动态网络基于网络分析方法，研究间概念较为一致，情绪动力学研究历史相对更久，随着取样频率的提升，情绪动力学的概念和研究方法也经历了发展的过程。

1.2.4.1 低频生态测量下抑郁的日内情绪动力学

早期研究通常只在早晚进行生态取样(Haug & Fahndrich, 1990)。研究者只能比较这两次测量之间的情绪水平的高低，并提出了昼夜心境变化（diurnal mood variation, DMV）这一概念以反映情绪的节律性(Germain & Kupfer, 2008)。在抑郁中，DMV 的典型模式是“昼重夜轻”（晨间情绪低落但晚间情绪回升），尽管并未被 DSM-5 收录，它仍被视作抑郁的典型症状(Courtet & Olié, 2012)。这样的情绪变化模式在两项研究中被视作所使用的抑郁量表中的最佳题项之一(Collins et al., 2022; Guo et al., 2006)，还能预测抑郁患者接受睡眠剥夺等多种疗法的干预效果(Huang et al., 2022; Kragh et al., 2018; Joyce et al., 2005; Wirz-Justice & Van den Hoofdakker, 1999)。

然而，基于这种取样的分析是粗糙的，至多只会得到三种结论，即“昼重夜轻”，“昼轻夜重”，及“昼夜相近”。另外两种模式也得到了其他同期研究的支持，如有研究发现 40 岁以上抑郁症患者更多表现出典型 DMV 模式即晨间情绪低落，而更年轻的群体更多表现出反向模式即下午情绪低落(Garvey & Schaffer, 1994)。还有研究发现抑郁患者 DMV 出现的频率在个体间分布较广，无法简单的用二分法区分表现出 DMV 和未表现出 DMV 的个体，DMV 的出现也非常不规律(Gordijn et al., 1994)。总体看来，基于此种取样的抑郁 DMV 在个体内和个体间都具有很大的变异(Wefelmeyer & Kuhs, 1996)，“昼重夜轻”的典型症状也不总是与典型抑郁症状具有显著相关性(Leibenluft et al., 1992)。

早期研究中也存在心境变异性（mood variability, MV）这一概念。不过，受采样频率制约，MV 的概念其实和 DMV 是一致的，都以情绪自评在早晚间的差异来表示(Cowdry et al., 1991)，或者也有研究把 DMV 定义为一种变化幅度较大的 MV(Gordijn et al., 1994)。

1.2.4.2 高频生态测量下抑郁和焦虑的日内情绪动力学

随着取样频率的增加，抑郁 DMV 研究的质量得到很大提升。由于观察到日内情绪曲线近似倒 U 型分布，研究者们得以使用不同的曲线拟合的方式刻画抑郁 DMV，其中有两项研究尤其值得参考。第一项研究以九十分钟为间隔对个

体情绪进行生态测量，并通过时间的一次和二次项对情绪状态进行回归，发现抑郁患者的积极和消极情绪表现出不同的节律干扰，积极情绪的差异体现在其高峰期出现更晚，而消极情绪的差异表现在其昼夜节律更明显(Peeters et al., 2006)。另一项研究则以两小时为采样间隔，除二次项分析外还使用正弦函数拟合曲线以代表节律强度，发现对于经历抑郁症状却未患有临床身体或精神疾病的群体，虽然积极情绪同样表现出显著的昼夜节律，但高抑郁症状组的积极情绪节律更弱，而消极情绪则没有展现出日间变化(Murray, 2007)。

伴随取样频率增加的还有一类刻画了情绪波动的日内情绪动力学研究。2015年的一篇综述中总结了此类研究中最具代表性的三个指标——情绪变异性、情绪不稳定性 and 情绪惰性(Houben et al., 2015)。情绪变异性(emotional variability)可以理解为各采样点情绪偏离其均值的程度，常用标准差表示；情绪不稳定性(emotional instability)可以理解为情绪从一点变动至下一点时的变化幅度，常用连续两点间差异平方的均值表示；情绪惰性(emotional inertia)可以理解为当前情绪状态在多大程度上可以被过往情绪状态预测，可以借助自相关或者自回归方法度量。这篇综述进一步开展了元分析，发现这三种指标可以较为一致的预测包括抑郁焦虑在内的一系列心理健康变量。也有研究同时观察了抑郁和焦虑的情绪波动特征，发现抑郁的严重程度与积极和消极情绪的均值相关，特征焦虑的严重程度则与积极和消极情绪的不稳定性相关(Heller et al., 2019)。

1.3 研究问题与研究方案

1.3.1 研究问题

综合文献综述可知，情绪动态网络和情绪动力学是已有的两种主要刻画个体情绪动态变化模式的研究方法，因此，从深化对共抑郁焦虑的日内情绪变化模式的目标出发，本研究提出三个研究问题：

- (1) 共抑郁焦虑的日内情绪动态网络特性是什么？
- (2) 共抑郁焦虑的日内情绪动力学特性是什么？
- (3) 如何对通常独立进行的两种取向的研究进行结合？

1.3.2 问题分析

1.3.2.1 经验取样法与情感计算的比较

根据上文，可以发现基于不同的情绪生态数据，情绪变化模式的概念是有较大差异的。在此前的研究中，研究者主要基于经验取样法(experience sampling method, ESM)(Myin-Germeys et al., 2009)探索个体情绪的日内变化，

即在日常生活中收集个体情绪的主观自评。新兴的情感计算技术虽也以用于建立抑郁焦虑等预测模型，却尚未作为情绪变化模式的研究工具被使用。

由于情感计算技术目前只是基于情绪维度观的，因此情绪动态网络仍然需要 ESM 数据进行拟合。但情绪动力学研究也是基于维度观的，考虑到情感计算技术的高频测量，这种技术具备改进研究的潜力。有必要对二者进行比较，从 ESM 的局限入手，分析情感计算技术是否可以应用于情绪动力学研究：

(1) ESM 的采样频率无法进一步提升。由于采样频率的提升促进了研究深度的提升，可以预期进一步提升采样频率会再次深化学界对精神障碍日内情绪动力学的认识，但是 ESM 的采样频率似乎已经达到瓶颈。若进一步提升频率，研究难度会大幅提升，以半小时甚至十五分钟为间隔对个体情绪进行生态取样是难以想象的。而且，在如此高的采样频率下，ESM 似乎不仅仅是一种取样方法，还可能成为影响研究生态性的实验操纵，并放大主观自评的偏差。而如果 ESM 的采样频率不能进一步提升，研究方法无法得到发展，也就无法得到更精确的结果。

(2) 研究间的结果难以比较。情绪变化研究的基本假设是情绪在时间维度上波动，但是各种情绪的持续时间变异性很大，从几秒钟到几小时甚至更久 (Verduyn, 2021)。不同研究采用了不同的采样频率 (Groen et al., 2020; Piccirillo & Rodebaugh, 2022; Houben et al., 2015; Murray, 2007; Peeters et al., 2006)，而且这些研究都没有给出明确的选择采样频率的理由，采样频率的设置似乎更多取决于研究者的直觉和实验条件。因此，采用了不同采样频率的研究所采集到的情绪时间序列数据所代表的情绪，是否是相同的概念，其实是无法评判的。

(3) ESM 的应用性较差。ESM 并不是在全人群中适用的。以老年人口为例，抑郁 (Haigh et al., 2017; Blazer, 1997; Devita et al., 2022) 和焦虑 (Wolitzky-Taylor et al., 2010; Carmin et al., 2000; Lauderdale & Sheikh, 2003) 的年龄差异被大量讨论，然而老年人在日内情绪动力学研究中被忽视了 (Houben et al., 2015)。如果拓展到实验情景外，进入真实生活，ESM 几乎是无法被应用的。

相较之下，基于可穿戴设备的情感计算技术可以以分钟为间隔输出情绪结果，远高于 ESM 的采样频率，这种技术也是无感和客观的（无需个体的认知资源），为更大范围的应用提供了保证。因此，在日内情绪变化研究中引入情感计算技术是可行的，采样频率的提升也势必伴随着研究方法的改进。

综上，理想条件下，使用情感计算技术进行情绪动态网络和情绪动力学研究都是合适的。但考虑到情感计算技术仍然是基于维度观的，在进行基于类别观的情绪测量时，ESM 仍然具备不可替代的作用。因此可以认为，在当前的实验条件下，应用 ESM 拟合情绪动态网络，并使用情感计算技术深化情绪动力学研究，两种研究相互检验与补充，是最佳选择。

1.3.2.2 数据分析方法的改进

由于已经观察到采样频率提升对情绪动力学研究的意义，可以预想到在情感计算技术的加持下，数据分析方法也应得到相应的改进（图 1-3）。

一方面，数据分析方法的改进不应脱离传统方法，有必要评估传统数据方法在情感计算下的适用性：

（1）首先，如上文所述，在早期 DMV 研究中，提取情绪动态特征的方法是比较各个点的相对大小，但是在情感计算的高频测量下，比较各个点的相对大小很难得到统一结论，通过取一段时间内均值以减少点的个数又浪费了情感计算的采样频率优势，本末倒置，因此，这种比较点相对大小的方式在情感计算的背景下是不适宜的。

（2）其次，在 ESM 采样频率提升后，DMV 研究与时俱进的通过拟合日内情绪曲线的倒 U 形态来表征了情绪的节律强度，这种方法是对情绪曲线整体进行特征提取，从逻辑上看是与采样频率无关的，适合于情感计算的高频测量，但是并不是每一种方法都可以适用。例如，在拟合倒 U 型曲线时，通过线性回归估计二次项的回归系数是可行的，但是可以想象在高频测量下情绪曲线的波动将十分频繁，其形态应远比倒 U 型复杂的多，因此拟合二次项是不适宜的。与之相对，正弦函数存在周期概念，其本质上便是无限波动的，因此通过拟合正弦函数并基于正弦函数的振幅代表情绪节律强度可能仍然是可行的

（3）最后，情绪动力学研究还有三种具有代表性的情绪时间序列特征，即情绪变异性，情绪不稳定性和情绪惰性。情绪变异性的本质是标准差，其计算并不受采样频率影响，在情感计算背景下仍然是可行的。情绪不稳定性本质是相邻两点间差值大小的程度，其计算同样不受采样频率影响，因此也是可行的。惰性的本质是当前点受过去点而影响，随着采样频率提升，每个时间序列的长度增加，其估计反而更准确。不过，对于自回归和自相关来说，一个重要的问题是阶数的选择，在 ESM 背景下，由于每天可能只有六七次采样，使用一阶的自回归或者自相关来估计是很自然的做法，但在情感计算的背景下，每天的采样可能高达百次，武断的将阶数设置为 1 是不妥当的，因为当前情绪很可能同时受过去两个甚至更多个采样点的情绪所影响。因此，本研究提出计算自回归的最佳阶数以表征情绪惰性。一方面，这样的计算并不假设存在一个对所有个体每一天的情绪都最适宜的统一的阶数，而是基于实际数据提取信息，更加科学。另一方面，这样计算得到的特征的本质是当前情绪受到多久之前的情绪所影响，这在概念上也是符合惰性的定义的

另一方面，数据分析方法应该在传统方法的基础上进行改进以充分利用情感计算技术的高频测量所包含的丰富信息考虑到在如此高频的测量下，可以将情绪时间序列数据视作一种波，本研究提出两种利用情感计算数据的方法：

(1) 首先是基于频率，使用滤波器对情绪时间序列数据进行分解，这有助于解决前述研究间比较的问题。情绪是实时波动的，尽管不能很好的确认不同情绪在生态环境下的持续时间，但是可以确认的是，各种情绪的持续时间差异很大，从几秒钟到几小时甚至更久都有可能，评价 ESM 采样对情绪真实变化的还原程度是困难的。而在此局限性的基础上，即便假设 ESM 总是可以还原情绪的真实变化过程，判断不同采样频率下测量得到的数据是否代表了相同的情绪概念也是无据可依的。概括来说，以上问题的出现源于试图使用概括性的数据还原实际信息，这在没有其他信息辅助时是不可行的。举例来说，如果只知道两个样本具有相同的标准差，无法推断两个样本的分布是完全相同的。不过，受益于情感计算的高频测量，基于滤波技术分解不同频率成分并对相同频率的成分进行比较是可行的。这种做法的本质是从已有高频数据中抽取低频信息，即便不同的情感计算技术可能也采用不同的采样频率，但是只要不同的数据源都可以经滤波得到同样的频率成分，就仍然可以对不同的数据源进行比较，并观察研究间结论是否具有 consistency。

(2) 另外是引入情绪周期概念。对于任何波来说，都存在振幅和频率这两种基础概念，前述所有的分析方法都是基于振幅（或纵坐标）的，却没有利用基于频率（或横坐标）的时间信息。通过提取相邻波峰或波谷的时间间隔，可以得到情绪变化的周期信息，这种周期信息从时间维度上展示了变化的过程，有助于增进对情绪变化的理解。此外，同样面对类似波的时间序列数据，通过提取 RRI，HRV 研究取得了巨大发展(Camm et al., 1996; Ishaque et al., 2021)。类比于此，情绪研究也可能通过类似方法得以发展。

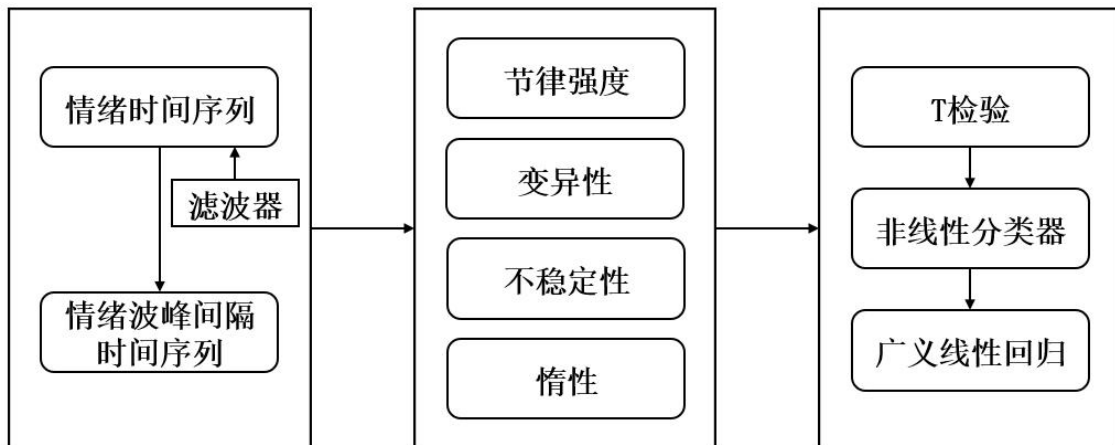


图 1-3 基于情感计算的情绪动力学数据分析框架

Figure 1-3 Emotion Dynamics Data Analysis Framework based on Affective Computing

在当前技术条件下，可靠的情感计算技术仍然是基于情绪维度观的，为拟合情绪动态网络，仍然需要借助于 ESM 数据。不过，尽管情绪动态网络仍然使用 ESM 数据拟合，其数据分析方法也需要改进（图 1-4）。

(1) 情绪动态网络的常见分析是基于节点的中心性分析,可以得到最重要的情绪节点,然而这种分析似乎过于关注细节,缺少对网络整体的度量。为了评估这种分析方法是否合适,有必要简单回顾心理学中网络分析方法的发展。约十年前,qgraph 程序包作为一种对网络模型数据进行可视化的工具问世,并被首先应用于心理测量学数据(Epskamp et al., 2012),开启了心理学领域内的网络分析热潮。概括来说,网络分析就是一种研究节点间关系的方法,包括节点间的联系以及各节点的属性。网络的实现也十分简单,由一组变量所构成的矩阵就可以被视作网络。考虑到心理学研究在数据分析时首先计算变量相关矩阵是非常普遍的做法,且网络分析早已在社会学和生物学等学科中被广泛应用,因此网络分析在本质上并不是新颖的技术,其在心理学内部起初受到追捧似乎更多是其可视化属性的功劳,即通过生动的网络图,研究者得以直观的理解相关分析的结果。现如今,更多的统计方法被与网络分析结合,研究者得以根据横断和纵向数据进行无向和有向图的绘制,更加深入的理解一组变量之间的关系,但是这仍不会改变心理测量学内网络分析中心性方法的本质,即对基于统计分析的节点间联系进行简单的运算,而这些中心性分析是不基于任何假设检验的。研究者已经指出网络中心性指标的计算和解释并不可靠,建议放弃对中心性的关注(Bringmann et al., 2019),因此本研究将不会计算节点中心性。

(2) 关注情绪动态网络的整体性质也是常见的做法,不同的研究使用密度(Shin et al., 2022)和连通性(Kelley et al., 2023)两种基于边的指标度量网络性质。然而,一方面,这些概念的定义并不统一,密度被定义为所有边权重的绝对值均值,连通性可能被定义为边权重的总和或者边的个数,有必要对不同的概念进行整合;另一方面,这种度量网络整体性质的指标没有充分利用情绪网络中包含的信息,例如网络中节点至少可以分为积极与消极两种,每条边也可以分为积极和消极两种,只计算网络整体性质是一种信息浪费。据此,本研究提出了一种基于边的指标体系。首先,在特征类型上,将包含边个数、边权重以及边权重均值,整合已有分析方法,通过多种指标反映网络性质;另外,在数据输入上,除提取整个网络的特征外,也根据节点和边的性质分解网络,得到八种类型的边(2出节点性质 \times 2入节点性质 \times 2边权重性质),对不同类型的边分别提取特征。

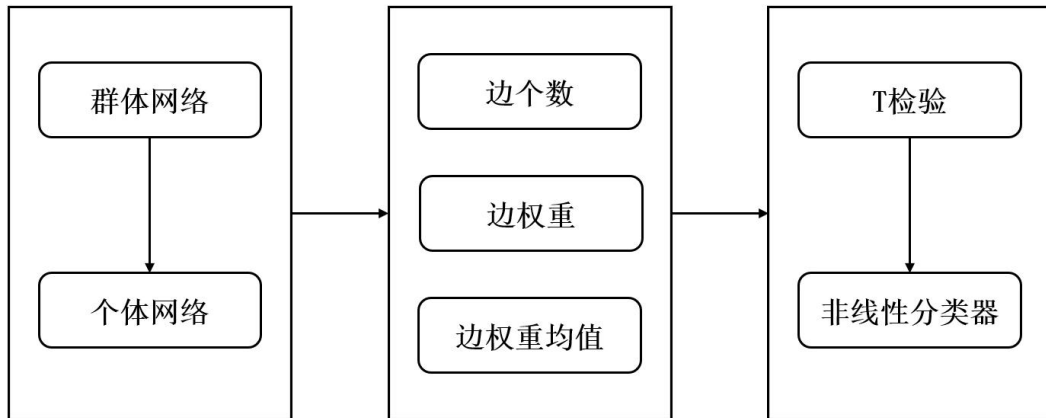


图 1-4 基于经验取样的情绪动态网络数据分析框架

Figure 1-4 Emotion Dynamic Network Data Analysis Framework based on Experience Sampling Method

1.3.3 研究方案

基于以上研究问题和分析，本研究将分为两个子研究。研究一基于生态取样法构建共抑郁焦虑的日内情绪动态网络，并着重关注群体和个人网络基于边的整体网络性质。研究二则基于经验取样法构建共抑郁焦虑的日内情绪动力学模型，在情绪均值和情绪波动外也探索情绪周期信息。两个子研究中的情绪变化特征都将基于 T 检验和非线性分类器进行分析，研究二还补充广义线性回归模型以纳入交互作用（图 1-3，图 1-4）。最后整合两个子研究结果形成共抑郁焦虑的日内情绪变化模型。研究总体框架如图 1-5。

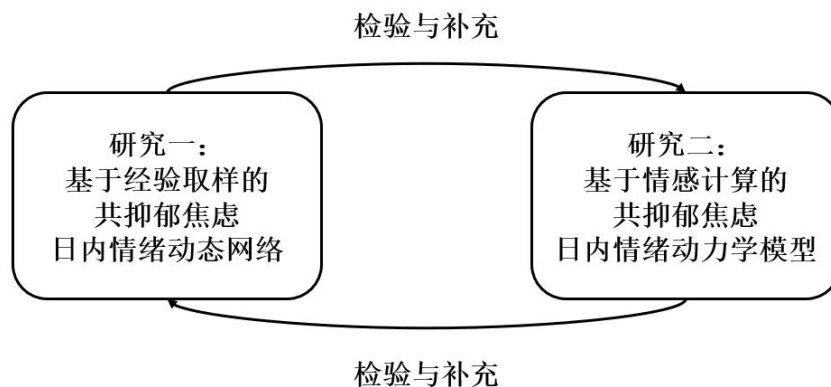


图 1-5 研究总体框架

Figure 1-5 Overall Research Framework

第2章 研究一 基于经验取样的共抑郁焦虑日内情绪动态网络

2.1 引言

共抑郁焦虑是最突出的精神健康问题之一，几乎横跨了整个生命周期。最新的系列研究结果显示，超过四分之三患抑郁或焦虑的人实际经历着共抑郁焦虑，且这些个体的精神健康状况要比仅患单一障碍的个体更差(ter Meulen et al., 2021)。这些发现不免令人认为，相较于单一的抑郁或焦虑，抑郁焦虑共发才是更值得关注的现象。而共抑郁焦虑又为识别和干预实践造成巨大挑战，有必要深化对共抑郁焦虑本质的认识。

情绪动态网络可以基于生态数据反映实际情绪调节过程，而后者被视作重要的跨诊断概念，也是多种跨诊断疗法的基础(Sloan et al., 2017)，从日内情绪动态网络角度理解共抑郁焦虑是可行的。尽管前文已经对 ESM 的局限性有所论述，并提出使用情感计算技术推进日内情绪动力学的发展，但是由于 ESM 可以基于情绪量表收集多种情绪类型数据，对于拟合情绪动态网络，ESM 仍然是最优的选择。

不过，情绪动态网络和日内情绪动力学虽有所重叠，却通常独立进行，有必要在研究方法上对情绪动态网络进行改进以便于与日内情绪动力学结论相互对照：

首先是放弃常见的节点中心性分析，一方面，关注哪些节点更为重要会丧失对网络全局特征的关注，另一方面，有研究者指出网络中心性指标的计算和解释并不可靠(Bringmann et al., 2019)。

其次，相对的深入挖掘基于边的网络整体特征。由于动态网络中各边都是滞后效应，与惰性的概念较为吻合，可以通过边的特征代表惰性(Chen et al., 2023)。

以大学生被试的 ESM 数据作为输入，本研究将在群体和个体两个层次拟合共抑郁焦虑的情绪动态网络，并基于边深入提取个体动态网络的特征以代表情绪惰性，包括边个数，边权重绝对值以及边权重绝对值均值。在群体层面，只简单比较网络形态，在个体层面，将使用 T 检验分析各特征效应并基于非线性分类器检验特征的作用。

基于已有研究，本研究的假设如下：

- (1) 假设一：相较于健康被试，共抑郁焦虑被试的积极情绪水平更低；
- (2) 假设二：相较于健康被试，共抑郁焦虑被试的消极情绪水平更高；
- (3) 假设三：相较于健康被试，共抑郁焦虑被试的情绪动态网络边条数更多；

(4) 假设四：相较于健康被试，共抑郁焦虑被试的情绪动态网络边权重绝对值总和更大；

(5) 假设五：相较于健康被试，共抑郁焦虑被试的积极情绪动态网络边权重绝对值均值更大。

2.2 方法

2.2.1 被试

被试来自陆军军医大学。为得到足够的非健康被试，使用了 Beck Depression Inventory-II (BDI-2) 辅助招募被试，选用该量表的原因是其同时包含了抑郁和焦虑题项(Beck et al., 1996)。20 分被用作中重度抑郁的划界分 (≥ 20)，14 分被用作轻或无抑郁的划界分 (< 14)。不将轻度抑郁被试入组，最终招募 100 名被试，其中中重度抑郁 42 人，轻或无抑郁 58 人。流程图如 2-1 所示。

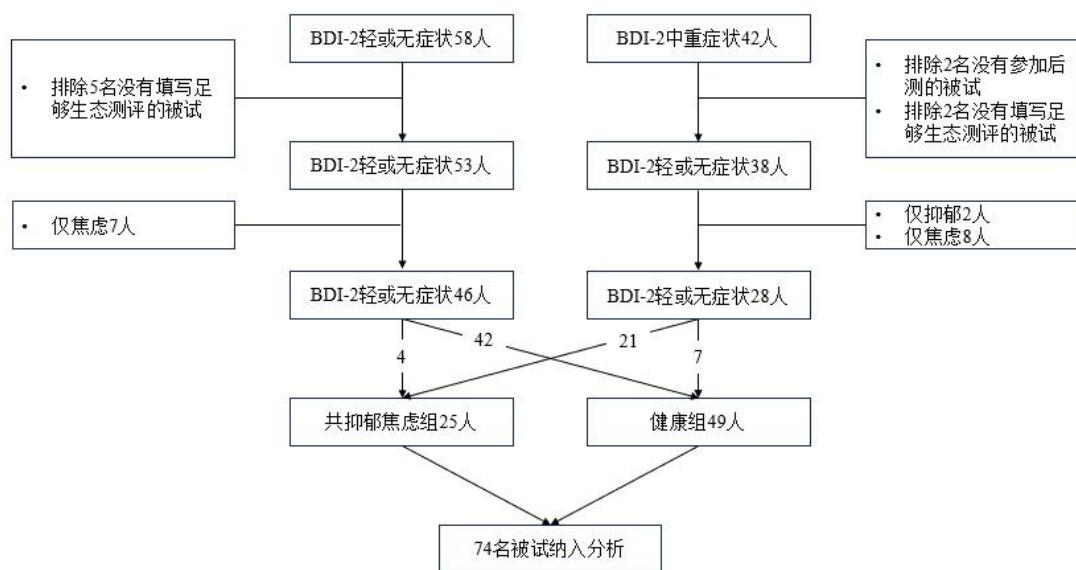


图 2-1 研究一流程图

Figure 2-2 Flowchart of Study 1

2.2.2 程序

如图 2-1，入组后，被试首先接受了抑郁和焦虑症状的前测。被试被要求在约两周内每天接受早（约 7:30）、中（约 13:30）以及晚（约 20:00）共三次情绪生态测量。在 98 名参加后测的被试中，有 7 名被试在后测及后测前十四天内接受生态测量少于 30 次而被排除。选择这十五天的原因是捕捉后测抑郁焦虑测量反映的信息。剩余 91 名被试中有 13 名为男性（14.3%），78 名为女性（85.7%），

平均年龄为 20.22 岁 ($SD = 1.76$)。

2.2.3 测量工具

非临床抑郁筛查使用了 9-item Patient Health Questionnaire (PHQ-9)，它包含九个题项，要求被试对过去两周内症状表现频率进行评分(Kroenke et al., 2001)。题项是四点评分的，0 分代表没发生，1 分代表有几天发生，2 分代表超过一半时间发生，3 分代表几乎每天发生。参考已有研究，本研究将 10 分作为抑郁筛查的划界分(Manea et al., 2012)。

非临床焦虑筛查使用了 7-item generalized anxiety disorder scale (GAD-7)，它包含七个题项，要求被试对过去两周内症状表现频率进行评分(Spitzer et al., 2006)。题项是四点评分的，0 分代表没发生，1 分代表有几天发生，2 分代表超过一半时间发生，3 分代表几乎每天发生。参考已有研究，本研究将 8 分作为焦虑筛查的划界分(Plummer et al., 2016)。

ESM 选用了 I-PANAS-SF (International Positive and Negative Affect Schedule Short-Form)，它是著名的 PANAS (Positive and Negative Affect Schedule) 的简版(Thompson, 2007; Watson et al., 1988)，也已经有中国本土化研究(Liu et al., 2020)。具体来说，它包含了积极 (1-专注的、3-有活力的、5-有灵感的、7-意志坚定的和 9-充满兴致的) 和消极 (2-担忧的、4-紧张的、6-沮丧的、8-生气的和 10-羞耻的) 各五种情绪。在本研究中，作为生态测量，要求被试根据当前情绪感受对每个题项的符合程度进行五点评分 (1-5)。

2.2.4 情绪动态网络

2.2.4.1 群体网络

根据后测结果，于 91 名被试中，选取了共抑郁焦虑和健康两组被试，人数分别为 25 和 49 人。借助 R 程序包 mlVAR 0.5.1(Epskamp et al., 2023; Epskamp et al., 2018)，分别对共抑郁焦虑组和健康组基于 ESM 数据绘制时间 (temporal) 网络图。滞后阶数设置为 1。每一条边的估计都是基于混合线性模型的，纳入了个体变量以处理个体重复测量的随机效应，纳入了日期和时间点变量以确保每天早上的数据不会被当作前一天晚上数据的因变量被预测，保证统计分析得到的效应仍属于日内情绪变化的一部分。因变量为当前时间点某节点变量，固定效应既包含了当前时间点其余各节点变量，也包含前一时间点各节点变量，随机效应则只包括前一时间点各节点变量的随机斜率和整体的随机截距。由于网络节点大于 6 个，将随机效应设置为正交的(Epskamp et al., 2023; Epskamp et al., 2018)以实现更好的拟合。

2.2.4.2 个体网络

由于基于 mlVAR 程序包拟合的个体网络并不能输出边显著性结果,本研究采用了与群体网络类似的方法为每个被试拟合了个体网络。滞后阶数仍设置为 1。每一条边的估计都是基于线性回归模型的,提前处理数据以确保每天早上的数据不会被当作前一天晚上数据的因变量被预测,保证统计分析得到的效应仍属于日内情绪变化的一部分。因变量为当前时间点某节点变量,自变量包含当前时间点其余各节点变量以及前一时间点各节点变量。对于每一个线性回归方程,还基于逐步算法迭代获取最佳拟合模型,以最佳拟合模型的结果构成个体网络结果。以上步骤是通过 R 程序包 lme4 1.1.31(Bates et al., 2015)和 lmerTest 3.1.3(Kuznetsova et al., 2017)完成的。

2.2.5 网络特征提取

对于群体网络和个体网络,特征都是基于边进行提取的。根据出节点代表的情绪的正负,入节点代表的情绪的正负,以及边权重的正负,可以分为八种边(表 3-1)。对于每一种边和整个网络,都计算三类特征,分别为总数,权重绝对值总和以及权重绝对值均值,因此共有 27 种网络特征。

表 2-1 动态网络边类型表
Table 2-1 Edge Type of Dynamic Network

简称	出节点情绪类型	入节点情绪类型	边权重类型
PPP	正	正	正
PPN	正	正	负
PNP	正	负	正
PNN	正	负	负
NPP	负	正	正
NPN	负	正	负
NNP	负	负	正
NNN	负	负	负

此外,每个个体积极和消极情绪的均值也作为特征,因此对于每个个体,共有 29 种特征。

2.2.6 数据分析

2.2.6.1 T 检验

以组别作为分组变量,对所有个人网络的特征进行了 T 检验。T 检验的结果是基于检验两组方差等同性的 Levene's test 的结果报告的。这些分析都是通过 IBM SPSS Statistics version 26(IBM Corp, 2019)完成的。

2.2.6.2 非线性机器学习模型

随机森林 (Random Forest, RF) 和极限梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) 算法被用来构建共抑郁焦虑预测模型。拟合过程中进行了随机欠采样以解决样本不平衡问题, 并以五折交叉验证的平均准确性作为性能指标。这些是通过 Python 程序包 scikit-learn 1.3.2(Pedregosa et al., 2011) 以及 imbalanced-learn 0.11.0(Lemaître et al., 2017) 完成的。

2.3 结果

2.3.1 群体网络

共抑郁焦虑组情绪动态网络如图 2-2 所示。专注的 (PANAS1) 对有灵感的 (PANAS5) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.11, p = 0.008$); 担忧的 (PANAS2) 具有正向的一阶自回归效应 ($\beta = 0.18, p = 0.008$); 有活力的 (PANAS3) 对担忧的 (PANAS2) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.12, p = 0.032$), 也对生气的 (PANAS8) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.16, p = 0.004$); 沮丧的 (PANAS6) 具有正向的一阶自回归效应 ($\beta = 0.09, p = 0.002$), 对专注的 (PANAS1) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.09, p = 0.034$), 也对生气的 (PANAS8) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.12, p = 0.008$); 意志坚定的 (PANAS7) 对紧张的 (PANAS4) 具有负向的一阶滞后效应 ($\beta = -0.16, p = 0.022$); 生气的 (PANAS8) 对专注的 (PANAS1) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.11, p = 0.042$), 也对有活力的 (PANAS3) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.12, p = 0.038$); 充满兴致的 (PANAS9) 对有活力的 (PANAS3) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.22, p = 0.000$), 对有灵感的 (PANAS5) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.15, p = 0.002$), 还对意志坚定的 (PANAS7) 具有正向的一阶滞后效应 ($\beta = 0.13, p = 0.024$); 羞耻的具有正向的一阶自回归效应 ($\beta = 0.18, p = 0.017$); 紧张的 (PANAS4) 和有灵感的 (PANAS5) 都没有任何显著的一阶滞后效应。

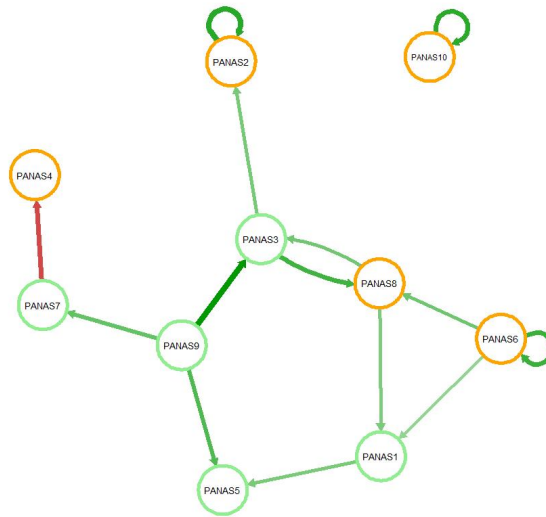


图 2-2 共抑郁焦虑组情绪动态网络图

Figure 2-2 Emotion Dynamic Network of Comorbid Depression and Anxiety Group

注：橙色边框的节点代表消极情绪，绿色边框的节点代表积极情绪。红色边代表负向的一阶滞后效应，绿色边代表正向的一阶滞后效应，颜色深度代表效应绝对值大小。各节点代表的情绪分别是专注的（PANAS1）、有活力的（PANAS3）、有灵感的（PANAS5）、意志坚定的（PANAS7）、充满兴致的（PANAS9）、担忧的（PANAS2）、紧张的（PANAS4）、沮丧的（PANAS6）、生气的（PANAS8）以及羞耻的（PANAS10）

健康组情绪动态网络如图 2-3 所示。担忧的（PANAS2）具有正向的一阶自回归效应（ $\beta = 0.15, p = 0.001$ ）；有活力的（PANAS3）具有正向的一阶自回归效应（ $\beta = 0.14, p = 0.002$ ），也对有灵感的（PANAS5）具有正向的一阶滞后效应（ $\beta = 0.06, p = 0.045$ ）；有灵感的（PANAS5）具有正向的一阶自回归效应（ $\beta = 0.09, p = 0.033$ ）；生气的（PANAS8）对有活力的（PANAS3）具有正向的一阶滞后效应（ $\beta = 0.08, p = 0.004$ ），还对沮丧的（PANAS6）具有负向的一阶滞后效应（ $\beta = -0.07, p = 0.018$ ）；充满兴致的（PANAS9）具有正向的一阶自回归效应（ $\beta = 0.09, p = 0.044$ ）；专注的（PANAS1），紧张的（PANAS4），沮丧的（PANAS6），意志坚定的（PANAS7），以及羞耻的（PANAS10）没有显著的一阶滞后效应。

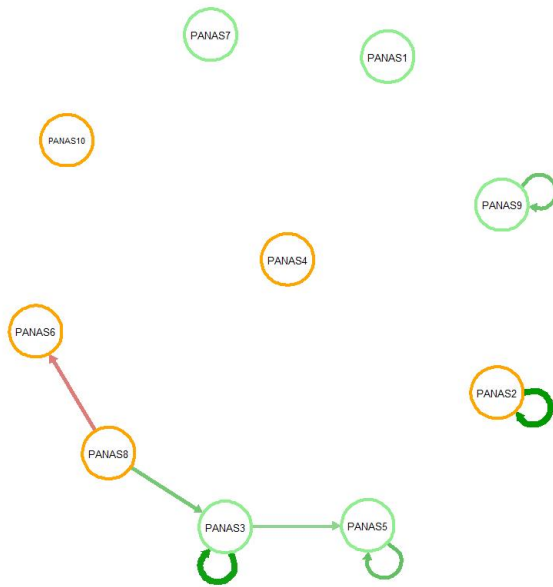


图 2-3 健康组情绪动态网络图

Figure 2-3 Emotion Dynamic Network of Healthy Group

注：橙色边框的节点代表消极情绪，绿色边框的节点代表积极情绪。红色边代表负向的一阶滞后效应，绿色边代表正向的一阶滞后效应，颜色深度代表效应绝对值大小。各节点代表的情绪分别是专注的（PANAS1）、有活力的（PANAS3）、有灵感的（PANAS5）、意志坚定的（PANAS7）、充满兴致的（PANAS9）、担忧的（PANAS2）、紧张的（PANAS4）、沮丧的（PANAS6）、生气的（PANAS8）以及羞耻的（PANAS10）

群体层面，两组网络的整体和边特征如表 2-2。整体来看，在群体层面，基于边个数、权重绝对值和以及权重绝对值均值，共抑郁焦虑组都表现出了更强的情绪惰性。

表 2-2 群体层面网络整体和边特征表

Table 2-2 Features of Overall Network and Edges at Group Level

	边个数		边权重绝对值和		边权重绝对值均值	
	共抑郁焦虑组	健康组	共抑郁焦虑组	健康组	共抑郁焦虑组	健康组
网络	14	7	1.94	0.68	0.14	0.10
PPP	3	4	0.61	0.38	0.20	0.10
PPN	0	0	0	0	00	0
PNP	2	0	0.28	0	0.14	0
PNN	1	0	0.16	0	0.16	0
NPP	3	1	0.32	0.08	0.11	0.08
NPN	0	0	0	0	0	0
NNP	4	1	0.57	0.15	0.14	0.15
NNN	0	1	0	0.07	0	0.07

2.3.2 个体网络

2.3.2.1 T 检验

情绪均值的 T 检验结果如表 2-3 所示。健康组的积极情绪均值与共抑郁焦虑组并无显著差异，仅达到边缘显著（ $p = 0.090$ ）但是消极情绪均值显著小于共抑郁焦虑组。

表 2-3 个体层面情绪均值 T 检验结果表

Table 2-3 T-Test Results of Mean Emotion Ratings at Individual Level

	t^a	df	p
积极情绪	1.72	72	0.090
消极情绪 ^b	-6.74	35.85	0.000

注：^a t 值大于 0 代表该特征值在健康组中更大

^b 该特征未通过 Levene's test

动态网络边特征的 T 检验结果如表 2-4 所示。对于整个网络，共抑郁焦虑组的边个数和边权重绝对值和均显著大于健康组；对于 PPP 边和 PPN 边，两组之间没有显著差异；对于 PNP 边，NNP 边以及 NNN 边，共抑郁焦虑组的边个数，边权重绝对值和以及边权重绝对值均值都大于健康组；对于 PNN 边，共抑郁焦虑组的边权重绝对值和以及边权重绝对值均值都显著大于健康组；对于

NPP 和 NNP 边，共抑郁焦虑组的边个数显著大于健康组。健康组没有任何一种特征显著大于共抑郁焦虑组。

表 2-4 个体层面动态网络边特征 T 检验结果表

Table 2-4 T-Test Results of Features of Overall Network and Edges at Individual Level

	边个数			边权重绝对值和			边权重绝对值均值		
	t^a	df	p	t^a	df	p	t^a	df	p
网络	-3.45	72	0.001	-2.18	72	0.033	-1.89	72	0.064
PPP	-1.59	72	0.117	-1.39	72	0.169	-1.60	72	0.114
PPN	-1.02	72	0.312	-1.58	72	0.119	-1.53	72	0.132
PNP	-2.94	72	0.004	-2.97	72	0.004	-2.88	72	0.005
PNN	-0.85	72	0.400	-2.78	72	0.007	-4.13	72	0.000
NPP	-2.25	72	0.028	-0.53	72	0.596	0.57	72	0.574
NPN	-2.41	72	0.019	-0.07	72	0.947	0.68	72	0.497
NNP	-4.70	49.28 ^b	0.000	-3.08	72	0.003	-2.38	72	0.020
NNN	-2.99	72	0.004	-2.78	72	0.007	-2.75	72	0.008

注：^a t 值大于 0 代表该特征值在健康组中更大

^b 该特征未通过 Levene's test

2.3.2.2 非线性机器学习模型

通过全部 29 种特征构建的 RF 和 XGBoost 分类器的性能记录在了表 2-5 中。两种模型的准确率、精确率以及召回率都超过了 0.8。

表 2-5 RF 和 XGBoost 共抑郁焦虑分类器性能表

Table 2-5 Performance of Comorbid Depression and Anxiety Classifiers based on RF and XGBoost Algorithms

	准确率	精确率	召回率
RF	0.86	0.82	0.9
XGBoost	0.86	0.86	0.85

2.4 小结

研究一结果小结如下：

(1) 在群体层面，共抑郁焦虑组的边个数、权重绝对值和以及权重绝对值

均值都更大。

(2) 健康组的积极情绪均值与共抑郁焦虑组并无显著差异，但是消极情绪均值显著小于共抑郁焦虑组。

(3) 对于整个网络，共抑郁焦虑组的边个数和边权重绝对值和均显著大于健康组；对于 PPP 边和 PPN 边，两组之间没有显著差异；对于 PNP 边，NNP 边以及 NNN 边，共抑郁焦虑组的边个数，边权重绝对值和以及边权重绝对值均值都大于健康组；对于 PNN 边，共抑郁焦虑组的边权重绝对值和以及边权重绝对值均值都显著大于健康组；对于 NPP 和 NNP 边，共抑郁焦虑组的边个数显著大于健康组。健康组没有任何一种特征显著大于共抑郁焦虑组。

(4) 基于个体情绪动态网络特征和情绪均值的两种分类器的准确率、精确率和召回率都超过了 0.8。

整体来看，不论在群体层面还是个体层面，不论是基于边个数、边权重绝对值和还是边权重绝对值均值，共抑郁焦虑组的动态情绪网络都表现出更强的情绪惰性，支持假设三、四和五。此外，共抑郁焦虑组的负性情绪显著强于健康组，支持假设二，但是两组间积极情绪没有显著差异，拒绝假设一。分类器的结果表明，研究一提取的特征可以很好的刻画共抑郁焦虑个体的情绪特性。

第3章 研究二 基于情感计算的共抑郁焦虑日内情绪动力学模型

3.1 引言

在研究一中，共抑郁焦虑组表现出更强的情绪惰性和更强的负性情绪，提供了对共抑郁焦虑日内情绪变化的初步认识，有必要从日内情绪动力学角度进行检验和补充。然而日内情绪动力学的发展受主观报告频率所限，有必要采用新兴的情感计算技术提高情绪生态采样频率，进一步发展日内情绪动力学研究。在高频测量下，情绪时间序列数据可以被理解为一种波，提供了基于频率分解情绪成分和通过情绪波峰时间间隔观察情绪周期的可能。

本研究将借助基于可穿戴设备的情感计算技术提取日内情绪动力学特征并建立共抑郁焦虑模型。样本同时纳入了青年和老年被试以增加结果的推广性。为增加结果的可靠性，数据分析分为三步完成。首先使用 T 检验寻找组间具有差异的特征。随后基于两种机器学习算法迭代建立共抑郁焦虑预测模型，并观察 T 检验筛选出的特征是否在这些预测模型中是相对重要的。最后在广义线性回归模型中观察经 T 检验和非线性机器学习模型筛选验证的特征如何共同作用于共抑郁焦虑，并探索特征与年龄是否存在交互作用。

基于已有研究，本研究的假设是：

- (1) 假设一：相较于健康被试，共抑郁焦虑个体的消极情绪均值更大；
- (2) 假设二：相较于健康被试，共抑郁焦虑个体的情绪节律性更强；
- (3) 假设三：相较于健康被试，共抑郁焦虑个体的情绪变异性更强；
- (4) 假设四：相较于健康被试，共抑郁焦虑个体的不稳定性更强；
- (5) 假设五：相较于健康被试，共抑郁焦虑个体的惰性更强。

出于提取情绪周期的探索性，并不对基于情绪周期时间序列的结果做特定假设。

3.2 研究方法

3.2.1 样本

本研究使用搭载光描记器（photoplethysmography, PPG）的可穿戴设备收集了 100 名青年人和 97 名老年人的 RRI 数据。老年人和青年人的招募方式存在差异。流程如图 3-1 所示。

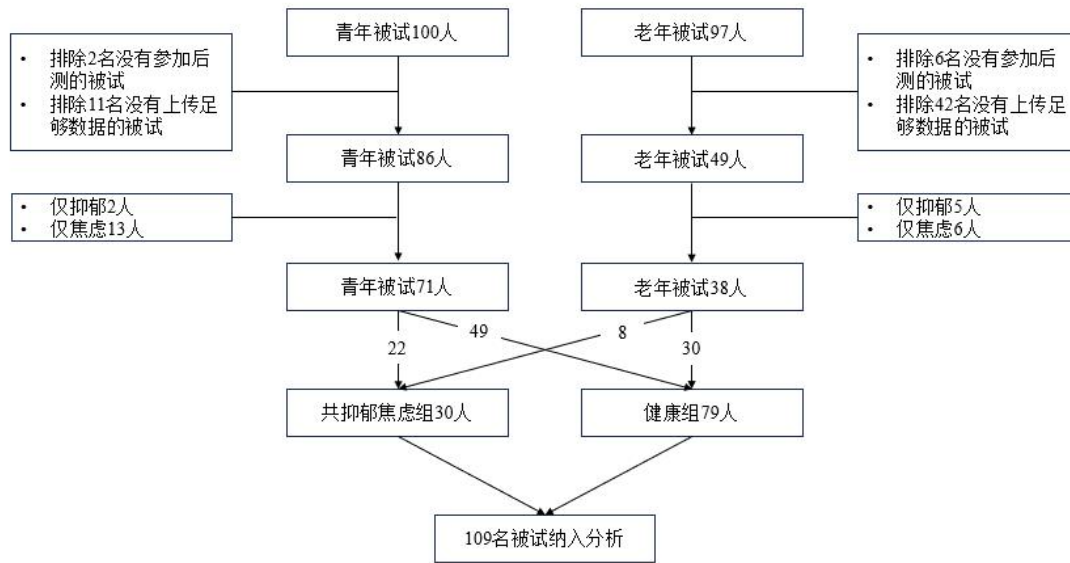


图 3-1 研究二流程图

Figure 3-1 Flowchart of Study 2

3.2.2 研究程序

在接受抑郁和焦虑症状前测后，所有被试都被发放了一块智能手环“华为手环 7”（华为终端有限公司, 2022）。被试被要求在实验全程佩戴手环，仅在需要充电时摘下。RRI 数据经由情绪科学 app 上传至云端数据库（中国科学院心理研究所, 2023）。青年被试通过自己的智能手机上传数据。由于敬老院老人普遍没有智能手机，由工作人员代替老年被试上传数据。接受前测约 2-4 周后，被试接受抑郁和焦虑症状后测。被试在实验后保留手环作为参加试验的补偿。

如图 3-1，后测及后测前 14 天上传数据的有效天数少于 3 天的被试被剔除。在本研究中，RRI 数据均指的是非睡眠阶段的 RRI 数据。非睡眠阶段的判定是通过手环内置的算法完成的。如果某天的 RRI 数据长度超过 6 小时，则被称为有效天。98 名青年被试参加了后测，其中 86 名被试上传了足够的数据。91 名老年被试参加了后测，其中 49 名被试上传了足够的数据。被试的基本人口学和数据上传信息记录在表 3-1 中。根据常用的老年人口年龄划分标准（Haigh et al., 2017; Lyketsos et al., 2011），5 名老人（10.2%）年龄超过 85 岁，属于最老的老年人（oldest-old），31 名老人（63.3%）年龄在 75-85 岁，属于年老的老年人（old-old），13 名老人（26.5%）年龄在 65-75 岁，属于年轻的老年人（young-old）。因此，考虑到年龄分布，本研究纳入分析的老年人具有良好的代表性。

表 3-1 被试基本人口学和数据上传信息记录表

Table 3-1 Basic Demographic and Data Upload Information

	青年被试 ($n = 86$)		老年被试 ($n = 49$)	
	M / n	$SD / \%$	M / n	$SD / \%$
性别 (女)	73	84.9%	9	18.4%
年龄	20.40	1.92	77.80	5.88
有效天数	12.56	2.14	5.24	1.73
数据长度 ^a	740.30	144.69	705.73	155.99

注：^a数据长度指每个有效天上传的 RRI 分钟数的均值

3.2.3 测量工具

非临床抑郁筛查使用了 9-item Patient Health Questionnaire (PHQ-9)，它包含九个题项，要求被试对过去两周内症状表现频率进行评分(Kroenke et al., 2001)。题项是四点评分的，0 分代表没发生，1 分代表有几天发生，2 分代表超过一半时间发生，3 分代表几乎每天发生。参考已有研究，本研究将 10 分作为抑郁筛查的划界分(Manea et al., 2012)。

非临床焦虑筛查使用了 7-item generalized anxiety disorder scale (GAD-7)，它包含七个题项，要求被试对过去两周内症状表现频率进行评分(Spitzer et al., 2006)。题项是四点评分的，0 分代表没发生，1 分代表有几天发生，2 分代表超过一半时间发生，3 分代表几乎每天发生。参考已有研究，本研究将 8 分作为焦虑筛查的划界分(Plummer et al., 2016)。

3.2.4 时间序列数据

3.2.4.1 情感计算

本研究使用了一种已有的基于可穿戴设备的情感计算模型(Li et al., 2023)。该模型在预测即时情绪状态上具有很好的性能，且这种性能在构建一个抑郁预测模型的过程中得到验证。在这个情感计算模型构建的过程中，标签来自情绪诱发实验中的情绪自评，特征则来自于一系列基于手环采集的 RRI 数据的生物标记，如 HRV，SAI 和 PAI。该模型的效价分类器可以输出积极、消极和中性效价的预测。本研究选用前两种预测代表积极情绪和消极情绪。在本研究中，该模型基于 RRI 数据每五分钟输出一次结果。

3.2.4.2 滤波

考虑到情绪持续时间的多变性(Verduyn, 2021)，本研究对情绪时间序列数据

进行了系统的滤波。Butterworth 低通和带通滤波器都被使用。它们是借助 Python 3.9(Rossum & Drake, 2009)以及 Python 程序包 SciPy 1.7.1(Virtanen et al., 2020)构建的。设置滤波器参数有两个原则。首先, 由于情感计算模型的输出频率是 12Hz (每 5 分钟一次), 滤波参数必须小于 6Hz。其次, 由于本研究关注的是日内情绪变化, 因此滤波参数不应小于 1/24Hz (每日一次)。据此, 构建了其中低通滤波器, 滤波参数分别为 4Hz, 2Hz, 1Hz, 1/2Hz, 1/4Hz, 1/8Hz, 以及 1/16Hz。也构建了七个带通滤波器, 滤波参数分别为 4Hz & 2Hz, 2Hz & 1Hz, 1Hz & 1/2Hz, 1/2Hz & 1/4Hz, 1/8Hz & 1/16Hz, 1/16Hz & 1/24Hz。所有滤波器的阶数均设置为 3。综上, 总计有 15 种滤波条件 (1 种无滤波, 14 种滤波)。

3.2.4.3 情绪和情绪波峰间隔时间序列

如前所述, 积极和消极情绪时间序列数据都被纳入研究。另外, 通过提取相邻波峰的时间间隔, 还得到了情绪波峰间隔时间序列。因此, 对于每一名被试, 都有 15 组积极情绪时间序列, 15 组消极情绪时间序列, 15 组积极情绪波峰间隔时间序列以及 15 组消极情绪波峰间隔时间序列。

3.2.5 特征提取计划

基于已有研究, 使用了四种特殊的计算方法。第一种计算方法是基于最小二乘法对时间序列数据进行正弦函数拟合, 拟合得到的振幅大小用来代表时间序列的节律强度(Murray, 2007)。时间序列的标准差用来代表变异性, 相邻差值的平方均值用以代表不稳定性。计算惰性的方法和已有的研究有所区别。不同于假定所有时间序列都具有相同的自相关或自回归阶数, 本研究为每一组时间序列计算了最佳的自回归阶数以代表惰性。这是通过 Python 程序包 pmdarima 2.0.4 完成的(Smith & et al., 2017)。

本研究只对情绪时间序列数据提取了节律强度。另外对情绪时间序列和情绪波峰间隔时间序列都提取了均值、变异性、不稳定性以及惰性。每个被试最多产生 270 种特征 (9 特征 \times 2 效价 \times 15 滤波条件)。

3.2.6 数据分析

只有共抑郁焦虑被试 (共抑郁焦虑组, $n = 30$) 和非抑郁焦虑被试 (健康组, $n = 79$) 被纳入数据分析 (图 2-1)。本研究并没有采用重复测量设计, 所有特征都在标准化后取均值。为了捕捉后测抑郁和焦虑量表所代表的两周内结果, 只选用了后测及后测前 14 天的数据。

3.2.6.1 T 检验

以组别作为分组变量，对所有特征进行了 T 检验。T 检验的结果是基于检验两组方差等同性的 Levene's test 的结果报告的。这些分析都是通过 IBM SPSS Statistics version 26(IBM Corp, 2019)完成的。

3.2.6.2 非线性机器学习模型

由于可以输出特征重要性，随机森林 (Random Forest, RF) 和极限梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) 算法被用来构建共抑郁焦虑预测模型。拟合过程中进行了随机欠采样以解决样本不平衡问题。所有分类器都基于五折交叉验证和网格搜索进行优化，并以准确性作为性能指标。交叉验证的参数详见附件。

对于这两种算法，初始的分类器都使用了所有特征来构建。在通过网格搜索获得最佳参数后，特征重要性超过均值的特征被用于下一个分类器的输入。这一过程不断迭代进行，直到分类器中只剩下一个特征。这些是通过 Python 程序包 scikit-learn 1.3.2(Pedregosa et al., 2011)以及 imbalanced-learn 0.11.0(Lemaître et al., 2017)完成的。

3.2.6.3 广义线性回归

基于二点分布，构建了两个广义线性回归模型。在这两个模型中，因变量均为组别，自变量包括性别、年龄，以及被 T 检验筛选并被非线性机器学习模型验证的特征。年龄（青年为 0，老年为 1）和性别（男性为 0，女性为 1）都被编码为哑变量。第二个模型还加入了特征的和年龄的交互项作为自变量。对于每个线性回归模型，都使用了迭代算法来得到最佳拟合的模型。这些分析是通过 R 4.2.1(R Core Team, 2022)以及 R 程序包 lme4 1.1.31(Bates et al., 2015)和 lmerTest 3.1.3(Kuznetsova et al., 2017)完成的。

3.3 结果

3.3.1 T 检验

如图 3-2 所示，有一些特征没有纳入实际数据分析中。在滤波参数为 4Hz & 2Hz 的带通滤波条件下，积极和消极情绪的节律强度都被剔除，因为几乎所有被试的这两个值均为 0。其余一些特征被剔除是因为，在这些滤波条件下，有些被试的情绪波峰间隔时间序列长度太短，以至于计算这些特征是没有意义的。

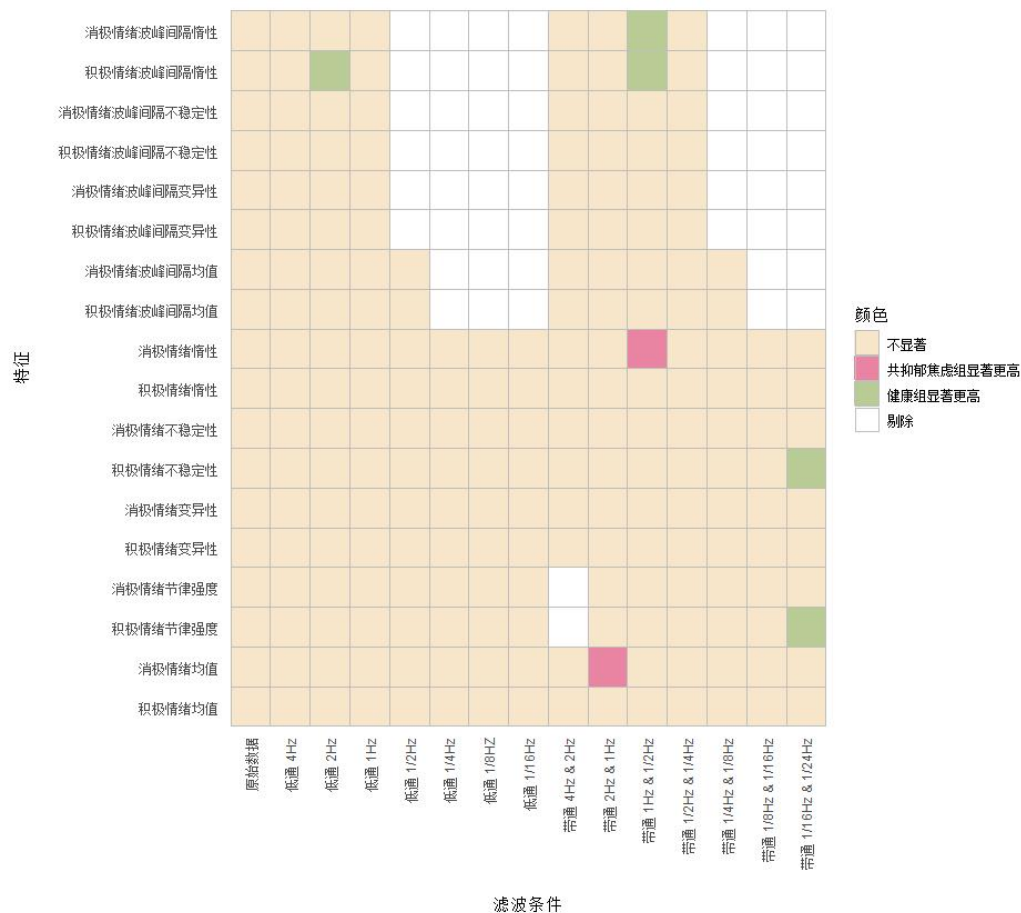


图 3-2 表示纳入分析的特征及 T 检验结果的热力图

Figure 3-2 Heatmap Presenting Features Included in Analysis and T-Test Results

如图 3-2，共有七种特征在 T 检验中被筛选出来，分别是消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz），积极情绪节律强度（滤波条件为带通 1/16Hz & 1/24Hz），积极情绪不稳定性（滤波条件为带通 1/16Hz & 1/24Hz），消极情绪惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz），积极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为低通 2Hz 以及带通 1Hz & 1/2Hz），和消极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）。T 检验的详细结果记录在表 3-2 中。

表 3-2 T 检验显著特征结果表

Table 3-2 T-Test Results of Features with Significant Intergroup Differences

特征	滤波条件		t^a	df	p
	滤波器性质	滤波参数			
消极情绪均值	带通	2Hz & 1Hz	-2.80	107	0.006
积极情绪节律强度 ^b	带通	1/16Hz & 1/24Hz	2.09	96.21	0.039
积极情绪不稳定性 ^b	带通	1/16Hz & 1/24Hz	2.42	104.49	0.017
消极情绪惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	-2.14	107	0.034
积极情绪波峰间隔惰性 ^b	低通	2Hz	2.53	88.14	0.013
积极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	2.20	107	0.030
消极情绪波峰间隔惰性 ^b	带通	1Hz & 1/2Hz	2.57	81.97	0.012

注：^a t 值大于 0 代表该特征值在健康组中更大

^b 该特征未通过 Levene's test

3.3.2 非线性机器学习模型

表 3-3 展示了两种算法各个分类器的特征数量以及预测准确性。共构建了 6 个 RF 分类器和 7 个 XGBoost 分类器。两种 RF 分类器和四种 XGBoost 分类器的预测准确性都超过了 0.7。两种算法下最佳分类器的准确性都达到了 0.8。

表 3-3 各分类器的特征数量和预测准确性

Table 3-3 Feature Number and Prediction Accuracy of Each Classifier

分类器编号	RF		XGBoost	
	特征数量	准确性	特征数量	准确性
1	216	0.60	216	0.63
2	75	0.68	67	0.73
3	27	0.80	19	0.73
4	8	0.78	8	0.80
5	2	0.67	3	0.73
6	1	0.70	2	0.70
7	-	-	1	0.67

作为验证，T 检验筛选出的组间具有显著差异的特征的特征重要性被记录在了表 3-4 和表 3-5 中。其中有四种特征同时被包含在最佳的 RF 和 XGBoost 分

类器中，分别是消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz），消极情绪惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz），积极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为低通 2Hz），和消极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）。整体来看，这四种特征在两种算法下都是相对最重要的特征。

表 3-4 T 检验中有组间差异的特征在 RF 分类器中的特征重要性排序

Table 3-4 Feature Importance Ranking of Features with Significant Intergroup Difference in Classifiers based on RF Algorithm

特征	滤波条件		特征重要性排序					
	滤波器性质	滤波参数	分类器 1	分类器 2	分类器 3 ^b	分类器 4	分类器 5	分类器 6
			(<i>n</i> ^a = 216)	(<i>n</i> = 75)	(<i>n</i> = 27)	(<i>n</i> = 8)	(<i>n</i> = 2)	(<i>n</i> = 1)
消极情绪均值	带通	2Hz & 1Hz	1	1	1	1	1	1
积极情绪节律强度	带通	1/16Hz & 1/24Hz	20	5	7	7	-	-
积极情绪不稳定性	带通	1/16Hz & 1/24Hz	16	21	13	-	-	-
消极情绪惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	64	6	3	4	-	-
积极情绪波峰间隔惰性	低通	2Hz	2	2	2	2	2	-
积极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	45	48	- ^c	-	-	-
消极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	5	3	9	-	-	-

注：^a代表分类器的特征数量
^b该算法下最佳分类器
^c“-”代表该特征没有被纳入该分类器

表 3-5 T 检验中有组间差异的特征在 XGBoost 分类器中的特征重要性排序

Table 3-5 Feature Importance Ranking of Features with Significant Intergroup Difference in Classifiers based on XGBoost Algorithm

特征	滤波条件		特征重要性排序						
	滤波器性质	滤波参数	分类器 1	分类器 2	分类器 3	分类器 4 ^b	分类器 5	分类器 6	分类器 7
			(n ^a = 216)	(n = 67)	(n = 19)	(n = 8)	(n = 3)	(n = 2)	(n = 1)
消极情绪均值	带通	2Hz & 1Hz	12	1	4	3	3	-	-
积极情绪节律强度	带通	1/16Hz & 1/24Hz	60	---	-	-	-	-	-
积极情绪不稳定性	带通	1/16Hz & 1/24Hz	8	17	16	-	-	-	-
消极情绪惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	24	10	7	5	-	-	-
积极情绪波峰间隔惰性	低通	2Hz	5	4	2	1	1	1	1
积极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	--- ^c	- ^d	-	-	-	-	-
消极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	16	2	1	6	-	-	-

注：^a代表分类器的特征数量
^b该算法下最佳分类器
^c“---”代表该特征被纳入该分类器，但是特征重要性为 0
^d“-”代表该特征没有被纳入该分类器

3.3.3 广义线性回归模型

表 3-6 和表 3-7 展示了没有交互项的回归模型的结果。四个在非线性模型中得到验证的特征在初始和最佳拟合的广义线性回归模型中都对共抑郁焦虑有相似的显著效应。年龄和性别都没有显著效应，且在迭代获取最佳模型的过程中被算法剔除了。

表 3-6 没有交互项的初始广义线性回归模型的结果

Table 3-6 Results of Initial Generalized Regression Model without Interaction Items

	滤波条件		系数 ^a	SE	p
	滤波器性质	滤波参数			
斜率	-	-	-1.49	0.68	0.029
年龄（老年）	-	-	-0.16	0.74	0.827
性别（女性）	-	-	0.59	0.70	0.400
消极情绪均值	带通	2Hz & 1Hz	1.72	0.67	0.010
消极情绪惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	1.57	0.77	0.043
积极情绪波峰间隔惰性	低通	2Hz	-1.40	0.68	0.039
消极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	-1.77	0.85	0.036

注：^a系数大于 0 代表对共抑郁焦虑有正向效应

表 3-7 没有交互项的最佳拟合广义线性回归模型的结果

Table 3-7 Results of Best-Fitting Generalized Regression Model without Interaction Items

	滤波条件		系数 ^a	SE	p
	滤波器性质	滤波参数			
斜率			-1.13	0.26	0.000
消极情绪均值	带通	2Hz & 1Hz	1.62	0.64	0.011
消极情绪惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	1.48	0.74	0.046
积极情绪波峰间隔惰性	低通	2Hz	-1.32	0.67	0.048
消极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	-1.73	0.84	0.040

注：^a系数大于 0 代表对共抑郁焦虑有正向效应

表 3-8 和表 3-9 展示了纳入特征和年龄交互项的回归模型的结果。在初始广义线性回归模型中，只有消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz）对共抑

郁效率有显著效应。在最佳拟合模型中，消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz）和消极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）的主效应均显著。此外，消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz）与年龄具有显著的交互作用（ $\beta = -3.37, p = 0.022$ ），这表示老年被试中该特征的效应（ $\beta = 0.30$ ）要远小于青年被试（ $\beta = 3.67$ ）。

表 3-8 纳入交互项的初始广义线性回归模型的结果

Table 3-8 Results of Initial Generalized Regression Model with Interaction Items

	滤波条件		系数 ^a	SE	p
	滤波器性质	滤波参数			
斜率	-	-	-1.94	0.79	0.014
年龄（老年）	-	-	-0.96	1.29	0.460
性别（女性）	-	-	1.04	0.80	0.193
消极情绪均值	带通	2Hz & 1Hz	4.04	1.41	0.004
消极情绪惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	0.42	1.11	0.704
积极情绪波峰间隔惰性	低通	2Hz	-0.44	1.01	0.667
消极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	-1.56	1.04	0.132
年龄（老年）与消极情绪均值的交互项	带通	2Hz & 1Hz	-2.67	1.86	0.151
年龄（老年）与消极情绪惰性的交互项	带通	1Hz & 1/2Hz	4.26	2.45	0.082
年龄（老年）与积极情绪波峰间隔惰性的交互项	低通	2Hz	-2.15	1.99	0.280
年龄（老年）与消极情绪波峰间隔惰性的交互项	带通	1Hz & 1/2Hz	-4.23	3.18	0.184

注：^a系数大于 0 代表对共抑郁焦虑有正向效应

表 3-9 纳入交互项的最佳拟合广义线性回归模型的结果

Table 3-8 Results of Best-Fitting Generalized Regression Model with Interaction Items

	滤波条件		系数 ^a	SE	p
	滤波器性质	滤波参数			
斜率	-	-	-1.04	0.31	0.001
年龄（老年）	-	-	-0.77	0.66	0.246
消极情绪均值	带通	2Hz & 1Hz	3.67	1.28	0.004
消极情绪惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	0.43	1.14	0.704
消极情绪波峰间隔惰性	带通	1Hz & 1/2Hz	-2.27	0.90	0.011
年龄（老年）与消极情绪均值的交互项	带通	2Hz & 1Hz	-3.37	1.47	0.022
年龄（老年）与消极情绪惰性的交互项	带通	1Hz & 1/2Hz	2.82	1.70	0.098

注：^a系数大于 0 代表对共抑郁焦虑有正向效应

最后，作为一种探索，在四个被逐步验证的特征所属的滤波条件下，原始数据的情绪波峰间间隔被记录在表 3-10 中。

表 3-10 原始情绪波峰间隔数据均值表

Table 3-10 Mean Value of Raw Time Interval between Peak of Emotion

滤波条件			
滤波器性质	滤波参数	情绪效价	波峰时间间隔 ^a
带通	2Hz & 1Hz	消极	55.25
带通	1Hz & 1/2Hz	消极	108.52
低通	2Hz	积极	61.12

注：时间间隔的单位是分钟

3.4 小结

研究二结果小结如下：

(1) T 检验得到了七种在共抑郁焦虑组和健康对照组间有显著差异的特征。消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz）以及消极情绪惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）在共抑郁焦虑组中更高，积极情绪节律强度（滤波条件为带通 1/16Hz & 1/24Hz），积极情绪不稳定性（滤波条件为带通 1/16Hz & 1/24Hz），积极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为低通 2Hz 以及带通 1Hz & 1/2Hz），和消极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）在健康对照组中更高。

(2) 基于 RF 和 XGBoost 算法的最佳分类器都达到了 0.8 的准确度，同时包含在两个最佳分类器的 T 检验显著特征有消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz），消极情绪惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz），积极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为低通 2Hz），和消极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）。整体来看，这四种特征在两种算法下都是相对最重要的特征。

(3) 四个在非线性模型中得到验证的特征在初始和最佳拟合的广义线性回归模型中都对共抑郁焦虑有相似的显著效应。消极情绪均值（滤波条件为带通 2Hz & 1Hz），消极情绪惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）对共抑郁焦虑具有正效应，积极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为低通 2Hz），和消极情绪波峰间隔惰性（滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz）则对共抑郁焦虑有负效应。

(4) 加入交互项后，在初始广义线性回归模型中，只有消极情绪均值（滤

波条件为带通 2Hz & 1Hz) 对共抑郁效率有显著效应。在最佳拟合模型中, 消极情绪均值 (滤波条件为带通 2Hz & 1Hz) 和消极情绪波峰间隔惰性 (滤波条件为带通 1Hz & 1/2Hz) 的主效应均显著。老年被试中消极情绪均值的效应要远小于青年被试。

整体来看, 共抑郁焦虑的日内情绪动力学模型表现出一种三层结构, 相较于健康被试, 其消极情绪均值更高, 消极情绪惰性更强, 但是积极和消极情绪的波峰时间间隔惰性更弱。假设一和假设五得到支持, 假设二、三和四被拒绝。

第4章 讨论

4.1 共抑郁焦虑个体的日内动态情绪网络特性

基于大学生被试的 ESM 情绪数据，研究一分别在群体和个体层面拟合了日内情绪动态网络，并深入的提取了基于边的情绪动态网络特征。研究一发现不论在群体层面还是个体层面，基于三种边的度量指标，共抑郁焦虑组的动态情绪网络在整体上都表现出更强的情绪惰性。此外，共抑郁焦虑组的负性情绪显著强于健康组。两种机器学习算法下构建的共抑郁焦虑分类器的准确性、精确性和召回率都超过了 0.8，表明研究一特征提取的有效性。

情绪动态网络的特性是否与精神障碍相关是一个有争议的话题：有研究认为更大的消极情绪网络密度和更低的积极情绪网络密度都与抑郁和焦虑诊断显著相关(Shin et al., 2022)，另一项研究也发现网络密度和抑郁正相关(Lydon-Staley et al., 2019)。不过也有研究发现网络连通性与形态都和抑郁严重程度无关(de Vos et al., 2017; Kelley et al., 2023; Kullar et al., 2024)。这种争议可能和概念的定义有关。在以往的研究中，密度都是用网络边权重绝对值的均值来表示的，而连通性则是用网络边权重的总和或者边的总数来表示的。其次，尽管都是用所有边的数据得到密度的数值，有一项阳性结果的研究是将积极和消极情绪分别构建网络并分析的，而其余各个研究是对所有情绪构建网络并分析的，并没有将积极和消极情绪分离。

在本研究中，网络整体的边权重均值在两组之间不显著，不过，若将网络分解为八种边，本研究结果表明 PNN、PNP、NNP 以及 NNN 四种边的权重绝对值均值都在两组之间有显著差异，且均为共抑郁焦虑组取值更大，又为阳性结果提供了支持。这表明在构建情绪动态网络并进行分析时，将积极情绪和消极情绪分离的必要性。此外，对于整个网络，共抑郁焦虑组的边个数和边权重绝对值和均显著大于健康组，这与以往研究结论不一致，可能是因为本研究选取了共抑郁焦虑被试，该组内被试是同质的，而考虑到共抑郁焦虑的高发，以往研究的被试中可能也存在大量共抑郁焦虑被试，其组内不同质，因而得到了阴性结果。

本研究的另一个发现是共抑郁焦虑组的消极情绪更强，而其积极情绪与健康组差异不显著。前者是非常正常的结果，因为消极情绪本身便是抑郁和焦虑的标志之一，而后者则与以往研究不一致(Brown et al., 1998; Watson & Naragon-Gainey, 2010)。不过研究也指出，积极情绪的低落更多是抑郁的特征(Watson & Naragon-Gainey, 2010)，而积极情绪的日间节律在抑郁和健康对照之间也可能存

在不同(Murray, 2007; Peeters et al., 2006)。更强的消极情绪和正常的积极情绪可能恰恰是共抑郁焦虑的一种特性。

4.2 共抑郁焦虑个体的日内情绪动力学特性

基于大学生和老年样本,在情感计算技术的支持下,研究二在更精细的尺度上探索了共抑郁焦虑的日内情绪动力学。基于已有的特征提取方法,研究二还创新的基于滤波技术分解了高频情绪数据并通过提取情绪波峰间隔拓展了日内情绪动力学的概念。消极情绪均值、消极情绪惰性、积极和消极情绪波峰间隔的惰性的效应在 T 检验、非线性分类器和广义线性回归模型中被逐步验证。研究一还探索了这四个特征和年龄的交互作用。

和研究一相同,研究二同样发现日内消极情绪均值在共抑郁焦虑组中更高但是积极情绪均值没有显著差异,支持这种模式作为共抑郁焦虑的一种潜在特性。此外,消极情绪均值和年龄组别之间的交互作用值得被关注。老年组中消极情绪均值的效应要远远小于青年组。多篇综述研究都已经指出,在现有的诊断体系下,支持抑郁(Haigh et al., 2017; Blazer, 1997)和焦虑(Wolitzky-Taylor et al., 2010)的年龄差异的证据不足。然而,研究者们也指出,对不同年龄组应用同一套诊断标准(Haigh et al., 2017; Wolitzky-Taylor et al., 2010)以及只采用年轻的老年人作为样本(Haigh et al., 2017)的局限性。相比较之下,本研究只关注日内情绪动力学的差异,并且招募了更广分布的老年样本(年轻老年人,年老老年人,以及最老的老年人)。因此,本研究的发现可以视作老年人口中抑郁和焦虑特定表现的证据。

研究二还发现负面情绪的惰性对共抑郁焦虑具有正向效应。这与前人研究是一致的(Houben et al., 2015),尽管惰性的计算方式有所差异。基于本研究的计算方法,高惰性代表当前情绪受到过去更久之前情绪的影响。这种计算也使得基于情感计算的结果可以与研究一基于 ESM 的结果相比较,二者可以相互印证。此外,这一发现可能与反刍有强关联。反刍指的是陷入与情绪相关的想法的循环之中(Aldao et al., 2010)。作为常见的情绪调节策略,反刍被认为是一种跨诊断概念(McEvoy et al., 2013; McLaughlin & Nolen-Hoeksema, 2011)。考虑到回避和问题解决与反刍的联系,高惰性可能也反映了这些情绪调节策略的缺乏(Smith & Alloy, 2009)。

作为方法上的重要创新,研究二还发现了情绪波峰间隔的效应。积极和消极情绪的波峰时间间隔的惰性都对共抑郁焦虑有着负向效应。从概念上看,波峰间隔在时间维度上反映了情绪调节的过程。如果说前述的情绪的惰性更多代表的是情绪调节的结果,那么情绪波峰间隔的惰性可能代表的是情绪调节本身。因此,情绪波峰间隔的高惰性可能反映的是情绪调节能力的稳定性。这种稳定

性可能代表被试更少使用回避、反刍和压抑等具有时间特征的情绪调节策略。相反，他们更可能使用接纳、认知重评和其他积极的情绪调节策略(Aldao et al., 2010)。

研究二的另一个方法创新是引入了情绪的周期这一概念，此概念也需要加以讨论。在研究二中，四个被逐步验证的特征来自三种滤波条件，分别是带通 2Hz & 1Hz 滤波条件，带通 1Hz & 1/2Hz 滤波条件，以及低通 2Hz 滤波条件。在本研究所使用的频段中，这三种滤波条件的频率设置是非常相近的。这三种滤波条件下原始的情绪波峰间隔均值被记录在了表 3-10 中。这些数据表明，以 1-2 小时为周期波动的情绪成分具有特殊的辨别意义。传统 ESM 研究的采样间隔也在这一区间内，这可能便是采用不同采样间隔的研究得到大致相同结果的原因之一。

此外，这一发现与情绪的持续时间覆盖从几秒到几小时甚至更久的范围的观点(Verduyn, 2021)并不矛盾。情绪持续时间是一个基于情绪类别观的概念，它反映的是某种情绪，如愤怒，从产生到消退所经历的时间。而在本研究中，情绪周期指的是某种维度的情绪——如积极和消极情绪——的相邻波峰间时间间隔。情绪的维度观和情绪类别观都是不可或缺的情绪视角。类似的，情绪周期和情绪持续时间也都能丰富我们对情绪的认识。

4.3 研究创新

本研究实现了以下几点创新：

首先，本研究中关注了共抑郁焦虑的日内情绪变化模式，而以往研究多只关注抑郁或者焦虑等单一精神障碍。考虑到共抑郁焦虑相较于单抑郁或焦虑更为多发，造成的健康危害也更大，将研究对象确定为共抑郁焦虑是比较具有价值的。

然后，本研究同时实施了情绪动态网络和情绪动力学研究。这两种取向从不同的角度提供了具有价值的情绪变化模式信息，但是通常独立进行，二者的分析框架也难以整合。本研究是通过拓展情绪惰性的概念来融合二者的分析框架的。在以往研究中，情绪惰性通常被局限于一阶的自回归系数，但这种计算方式也只是时间效应的一种呈现形式。一方面，对于情绪动态网络，本研究放弃了常见的节点中心性分析，转而深入挖掘情绪网络基于边的特征以提供更为概括的情绪变化信息，由于情绪动态网络中所有边都代表了一阶的滞后效应，因此边的个数，边的总权重以及均值也都应被视作情绪惰性的表现。另一方面，自回归并不单指一阶自回归，事实上，在经济气候等领域，确认自回归的阶数本身就是值得探讨的问题，得益于情感计算技术的高采样频率，本研究也得以采用数据驱动的最佳自回归阶数作为惰性的一种计算方法，代替了传统研究中

常见的固定自回归阶数的做法，这样的计算方式也有助于缓解 ESM 和情感计算技术采样频率巨大差异带来的研究结果比较的困难。

再次，在两种取向内部，本研究也实现了方法上的创新。对于情绪动态网络，使用 mlVAR 包拟合群体网络的研究，通常没有采用与群体网络一致的拟合方式拟合个体网络。依据是拟合个体动态网络时自变量不包括当前时间段的其他节点。本研究则在拟合个体网络时纳入了当前时间段的其他节点，保证了个体层面和群体层面的方法学上的延续性。本文也基于边类型对情绪动态网络进行了分解，拓展了该领域研究的深度。而对于日内情绪动力学研究，本研究引入情感计算技术，滤波技术以及情绪周期概念，尝试应对传统研究无法克服的研究间采样频率不一致的局限性，并挖掘出了基于 ESM 的研究所不可能提取到的情绪波峰间隔信息，推动了探究的进展。

最后，本研究还为两种取向的研究都创新的建立了机器学习预测模型，为创建实用的共抑郁焦虑预测技术提供了基础。

4.4 研究意义

4.4.1 理论和方法意义

从情绪动态网络和情绪动力学角度出发，本研究的结果支持一种三层共抑郁焦虑日内情绪变化模型。首先，在情绪均值层面，ESM 和情感计算的结果都支持共抑郁焦虑的特点在于显著提高的消极情绪水平，而积极情绪则与健康对照没有显著差异，交互作用还提示消极情绪在老年人口中的效应远小于青年群体；其次，在情绪的波动性方面，不论是情绪动态网络还是情绪动力学视角，也不论是情绪间关系还是情绪内波动，研究结果都提示一定程度的波动或灵活性象征了一种健康的情绪调节状态；最后，在情绪周期的稳定性方面，基于情感计算的日内情绪动力学可能象征了情绪调节能力本身，情绪周期的稳定性代表了健康的情绪调节能力。这种三层模型深化了对共抑郁焦虑本质的认识，有助于构建完善的情绪变化模型，为共抑郁焦虑识别和干预实践提供指导。本研究提出的分析框架还填补了一些方法学上的空白，有助于整合不同研究视角，充分利用新兴采样技术，推动情绪变化研究领域的发展。

4.4.2 实践意义

考虑到 ESM 的局限性以及人工智能技术的飞速发展，基于情感计算的情绪和精神病学研究将成为未来的主流，而本研究也应被视作数字健康时代为提高心理健康服务公平性和可得性而做出的有益实践。首先，尽管在本研究中，机器学习算法更多作为一种辅助检验特征有效性的工具被使用，还是建立了多个识别准确率达到 0.8 的机器学习模型。未来的研究可以基于类似的特征提取框

架和更复杂的机器学习或深度学习算法，构建更加准确的预测模型，以在日常生活中提供及时的识别服务；其次，未来的研究也可以考虑在情绪变化特征和基于量表或访谈的情绪调节之间建立联系，相较于提供精神障碍的诊断预测，这样的预测模型可能更容易推广至日常生活，提供简明直接的干预和预防服务；最后，情绪变化特征本身可能成为干预的靶点，即时自适应干预（Just-in-time adaptive intervention, JITAI）旨在合适的时机为个体推送合适的干预方法，是数字健康时代最具潜力的干预手段(Wang & Miller, 2020)，将日内情绪变化特征作为干预决策规则的一部分可能有助于开发情绪相关的 JITAI 技术。

4.5 研究不足

本研究还存在一些不足。首先，本研究对共抑郁焦虑的判定是一种筛查而非临床诊断，因此本研究的结论更适合推广至一般筛查情境而非临床情境；然后，本研究患有单一抑郁或焦虑的样本数量过少，并没有纳入统计分析，因此在最谨慎的情况下，本研究中的共抑郁焦虑只能被视作一种最具代表性的精神健康问题，而非一种与单一抑郁或焦虑迥异的精神健康问题；其次，本研究没有使用重复测量设计，因此无法控制被试内效应，可能导致研究结果的偏差；然后，本研究的样本在人口学变量上存在一定局限，一是在性别上失衡，尽管线性模型中没有发现性别的效应，这种失衡仍然是遗憾的，二是尽管研究二将样本拓展至老年人口，受限于实际数据采集的难度，并没有纳入中年被试，因此在将结果推广至中老年群体间时应谨慎；最后，本研究中并没有直接对情绪调节进行测量，只是在概念上进行推演，失去了直接在情绪调节与情绪变化模式之间建立关联的可能。

第5章 结论

基于情绪的类别观和情绪动态网络，共抑郁焦虑被试的消极情绪更强，网络整体表现出更强的惰性；基于情绪的维度观和情绪动力学，共抑郁焦虑被试的消极情绪更强，消极情绪惰性更强，积极和消极情绪周期的惰性也更强。本研究的结果支持一种三层次的共抑郁焦虑日内情绪变化模型，跨诊断视角下，健康的情绪调节状态可能体现在消极情绪的低水平，情绪的灵活性以及情绪周期的稳定性中。整合情绪动力学和情绪动态网络研究，以及在情绪和精神病学研究中引入情感计算技术都是可行且必要的。

参考文献

- 华为终端有限公司. (2022). 华为手环 7. <http://origin.consumer.huawei.com/cn/wearables/band7/>
- 中国科学院心理研究所. (2023). 情绪科学. In <https://appgallery.huawei.com/app/C107301837>
- Abd-alrazaq, A., AlSaad, R., Aziz, S., Ahmed, A., Denecke, K., Househ, M., Farooq, F., & Sheikh, J. (2023). Wearable Artificial Intelligence for Anxiety and Depression: Scoping Review [Review]. *Journal of medical Internet research*, 25, 21, Article e42672. <https://doi.org/10.2196/42672>
- Andersen, P., Toner, P., Bland, M., & McMillan, D. (2016). Effectiveness of Transdiagnostic Cognitive Behaviour Therapy for Anxiety and Depression in Adults: A Systematic Review and Meta-analysis [Article]. *Behavioural and Cognitive Psychotherapy*, 44(6), 673-690. <https://doi.org/10.1017/s1352465816000229>
- Aldao, A., Nolen-Hoeksema, S., & Schweizer, S. (2010). Emotion-regulation strategies across psychopathology: A meta-analytic review. *Clinical Psychology Review*, 30(2), 217-237. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cpr.2009.11.004>
- American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders (5th ed.)*. <https://doi.org/10.1176/appi.books.9780890425596>
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1), 1 - 48. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Beck, A. T., Steer, R. A., Ball, R., & Ranieri, W. F. (1996). Comparison of Beck Depression Inventories-IA and-II in Psychiatric Outpatients. *Journal of Personality Assessment*, 67(3), 588-597. https://doi.org/10.1207/s15327752jpa6703_13
- Billman, G. (2013). The LF/HF ratio does not accurately measure cardiac sympatho-vagal balance [Opinion]. *Frontiers in Physiology*, 4. <https://doi.org/10.3389/fphys.2013.00026>
- Blazer, D. G. (1997). Depression in the elderly - Myths and misconceptions [Article]. *Psychiatric Clinics of North America*, 20(1), 111-&. [https://doi.org/10.1016/s0193-953x\(05\)70396-8](https://doi.org/10.1016/s0193-953x(05)70396-8)
- Bringmann, L. F., Elmer, T., Epskamp, S., Krause, R. W., Schoch, D., Wichers, M., Wigman, J. T. W., & Snippe, E. (2019). What Do Centrality Measures Measure in Psychological Networks? [Article]. *Journal of Abnormal Psychology*, 128(8), 892-903. <https://doi.org/10.1037/abn0000446>
- Bringmann, L. F., Pe, M. L., Vissers, N., Ceulemans, E., Borsboom, D., Vanpaemel, W., Tuerlinckx, F., & Kuppens, P. (2016). Assessing Temporal Emotion Dynamics Using Networks [Article]. *Assessment*, 23(4), 425-435. <https://doi.org/10.1177/1073191116645909>

- Brown, T. A., Chorpita, B. F., & Barlow, D. H. (1998). Structural relationships among dimensions of the DSM-IV anxiety and mood disorders and dimensions of negative affect, positive affect, and autonomic arousal. *J Abnorm Psychol*, 107(2), 179-192. <https://doi.org/10.1037//0021-843x.107.2.179>
- Camm, A. J., Malik, M., Bigger, J. T., Breithardt, G., Cerutti, S., Cohen, R. J., Coumel, P., Fallen, E. L., Kennedy, H. L., Kleiger, R. E., Lombardi, F., Malliani, A., Moss, A. J., Rottman, J. N., Schmidt, G., Schwartz, P. J., & Singer, D. (1996). Heart rate variability - Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use [Review]. *Circulation*, 93(5), 1043-1065. <Go to ISI>://WOS:A1996TX43300028
- Carl, J. R., Soskin, D. P., Kerns, C., & Barlow, D. H. (2013). Positive emotion regulation in emotional disorders: A theoretical review. *Clinical Psychology Review*, 33(3), 343-360. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cpr.2013.01.003>
- Carmin, C. N., Wiegartz, P. S., & Scher, C. (2000). Anxiety disorders in the elderly [; Review]. *Current Psychiatry Reports*, 2(1), 13-19. <https://doi.org/10.1007/s11920-000-0036-0>
- Chen, T., Wang, P., Wang, Y., & Irish, M. (2023). Combining experience sampling with temporal network analysis to understand inertia of negative emotion in dysphoria. *Journal of Affective Disorders*, 338, 246-253. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jad.2023.06.006>
- Collins, K. A., Eng, G. K., Tural, Ü., Irvin, M. K., Iosifescu, D. V., & Stern, E. R. (2022). Affective and somatic symptom clusters in depression and their relationship to treatment outcomes in the STAR*D sample. *Journal of Affective Disorders*, 300, 469-473. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.12.046>
- Colombo, D., Fernandez-Alvarez, J., Patane, A., Semonella, M., Kwiatkowska, M., Garcia-Palacios, A., Cipresso, P., Riva, G., & Botella, C. (2019). Current State and Future Directions of Technology-Based Ecological Momentary Assessment and Intervention for Major Depressive Disorder: A Systematic Review [Review]. *Journal of Clinical Medicine*, 8(4), 26, Article 465. <https://doi.org/10.3390/jcm8040465>
- Courtet, P., & Olié, E. (2012). Circadian dimension and severity of depression [Article]. *European Neuropsychopharmacology*, 22, S476-S481. <https://doi.org/10.1016/j.euroneuro.2012.07.009>
- Cowdry, R. W., Gardner, D. L., O'leary, K. M., Leibenluft, E., & Rubinow, D. R. (1991). MOOD VARIABILITY - A STUDY OF 4 GROUPS [Article]. *American Journal of Psychiatry*, 148(11), 1505-1511. <Go to ISI>://WOS:A1991GM20200007
- Cummings, C. M., Caporino, N. E., & Kendall, P. C. (2014). Comorbidity of Anxiety and Depression in Children and Adolescents: 20 Years After [Article]. *Psychological Bulletin*, 140(3), 816-845. <https://doi.org/10.1037/a0034733>
- Curtiss, J. E., Pinaire, M., Fulford, D., McNally, R. J., & Hofmann, S. G. (2022). Temporal and contemporaneous network structures of affect and physical

- activity in emotional disorders. *Journal of Affective Disorders*, 315, 139-147. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jad.2022.07.061>
- de Vos, S., Wardenaar, K. J., Bos, E. H., Wit, E. C., Bouwmans, M. E. J., & de Jonge, P. (2017). An investigation of emotion dynamics in major depressive disorder patients and healthy persons using sparse longitudinal networks. *PLOS ONE*, 12(6), e0178586. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0178586>
- Devita, M., De Salvo, R., Ravelli, A., De Rui, M., Coin, A., Sergi, G., & Mapelli, D. (2022). Recognizing Depression in the Elderly: Practical Guidance and Challenges for Clinical Management [Review]. *Neuropsychiatric Disease and Treatment*, 18, 2867-2880. <https://doi.org/10.2147/ndt.S347356>
- Diener, E., & Larsen, R. J. (1993). The experience of emotional well-being.
- Egan, S. J., Wade, T. D., & Shafran, R. (2011). Perfectionism as a transdiagnostic process: A clinical review [Review]. *Clinical Psychology Review*, 31(2), 203-212. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2010.04.009>
- Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. *Cognition and Emotion*, 6(3-4), 169-200. <https://doi.org/10.1080/02699939208411068>
- Epskamp, S., Cramer, A. O. J., Waldorp, L. J., Schmittmann, V. D., & Borsboom, D. (2012). qgraph: Network Visualizations of Relationships in Psychometric Data [Article]. *Journal of Statistical Software*, 48(4), 1-18. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i04>
- Epskamp, S., Deserno, M. K., & Bringmann, L. F. (2023). *mlVAR: Multi-Level Vector Autoregression*. In <https://CRAN.R-project.org/package=mlVAR>
- Epskamp, S., Waldorp, L. J., Mottus, R., & Borsboom, D. (2018). The Gaussian Graphical Model in Cross-Sectional and Time-Series Data [Article]. *Multivariate Behavioral Research*, 53(4), 453-480. <https://doi.org/10.1080/00273171.2018.1454823>
- Garvey, M. J., & Schaffer, C. B. (1994). Are some symptoms of depression age dependent? *Journal of Affective Disorders*, 32(4), 247-251. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-0327\(94\)90088-4](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-0327(94)90088-4)
- Germain, A., & Kupfer, D. J. (2008). Circadian rhythm disturbances in depression [Review]. *Human Psychopharmacology-Clinical and Experimental*, 23(7), 571-585. <https://doi.org/10.1002/hup.964>
- Gordijn, M. C. M., Beersma, D. G. M., Bouhuys, A. L., Reinink, E., & Van den Hoofdakker, R. H. (1994). A longitudinal study of diurnal mood variation in depression; characteristics and significance. *Journal of Affective Disorders*, 31(4), 261-273. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-0327\(94\)90102-3](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-0327(94)90102-3)
- Groen, R. N., Ryan, O., Wigman, J. T. W., Riese, H., Penninx, B. W. J. H., Giltay, E. J., Wichers, M., & Hartman, C. A. (2020). Comorbidity between depression and anxiety: assessing the role of bridge mental states in dynamic psychological networks. *BMC Medicine*, 18(1), 308. <https://doi.org/10.1186/s12916-020-01738-z>
- Guo, Y., Musselman, D. L., Manatunga, A. K., Gilles, N., Lawson, K. C., Porter, M. R., McDaniel, J. S., & Nemeroff, C. B. (2006). The diagnosis of major

- depression in patients with cancer: A comparative approach [Article]. *Psychosomatics*, 47(5), 376-384. <https://doi.org/10.1176/appi.psy.47.5.376>
- Haigh, E., Bogucki, O., Sigmon, S., & Blazer, D. (2017). Depression Among Older Adults: A 20-Year Update on Five Common Myths and Misconceptions. *The American Journal of Geriatric Psychiatry*, 26. <https://doi.org/10.1016/j.jagp.2017.06.011>
- Haug, H. J., & Fahndrich, E. (1990). DIURNAL-VARIATIONS OF MOOD IN DEPRESSED-PATIENTS IN RELATION TO SEVERITY OF DEPRESSION [Article]. *Journal of Affective Disorders*, 19(1), 37-41. [https://doi.org/10.1016/0165-0327\(90\)90007-u](https://doi.org/10.1016/0165-0327(90)90007-u)
- Heller, A. S., Fox, A. S., & Davidson, R. J. (2019). Parsing Affective Dynamics to Identify Risk for Mood and Anxiety Disorders [Article]. *Emotion*, 19(2), 283-291. <https://doi.org/10.1037/emo0000440>
- Hirschfeld, R. M. (2001). The Comorbidity of Major Depression and Anxiety Disorders: Recognition and Management in Primary Care. *Prim Care Companion J Clin Psychiatry*, 3(6), 244-254. <https://doi.org/10.4088/pcc.v03n0609>
- Hoertel, N., McMahon, K., Olfson, M., Wall, M. M., Rodriguez-Fernandez, J. M., Lemogne, C., Limosin, F., & Blanco, C. (2015). A dimensional liability model of age differences in mental disorder prevalence: Evidence from a national sample [Article]. *Journal of Psychiatric Research*, 64, 107-113. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2015.03.017>
- Houben, M., Van den Noortgate, W., & Kuppens, P. (2015). The Relation Between Short-Term Emotion Dynamics and Psychological Well-Being: A Meta-Analysis [Article]. *Psychological Bulletin*, 141(4), 901-930. <https://doi.org/10.1037/a0038822>
- Huang, H. J., Wang, F., Chen, Y. M., Kong, S. Q., Huang, Q. T., Lyu, D. B., Yang, W. C., Wei, Z. Y., Qian, N. S., Zhang, M. K., Wu, C. L., Zhao, J., Cao, L., Wu, Z. G., Peng, D. H., Fang, Y. R., & Hong, W. (2022). Difference in the regulation of biological rhythm symptoms of Major depressive disorder between escitalopram and mirtazapine. *Journal of Affective Disorders*, 296, 258-264. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.09.050>
- Huang, Y., Wang, Y., & Wang, H. (2019). Prevalence of mental disorders in China: a cross-sectional epidemiological study (vol 6, pg 211, 2019) [Correction]. *Lancet Psychiatry*, 6(4), E11-E11. [https://doi.org/10.1016/s2215-0366\(19\)30074-4](https://doi.org/10.1016/s2215-0366(19)30074-4)
- IBM Corp. (2019). *IBM SPSS Statistics for Windows, Version 26.0*. In <https://www.ibm.com/support/pages/how-cite-ibm-spss-statistics-or-earlier-versions-spss>
- Ishaque, S., Khan, N., & Krishnan, S. (2021). Trends in Heart-Rate Variability Signal Analysis [Review]. *Frontiers in Digital Health*, 3. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2021.639444>
- James, W. (1884). II.—WHAT IS AN EMOTION ? *Mind*, 188-205.
- Jensen, D., Cohen, J. N., Mennin, D. S., Fresco, D. M., & Heimberg, R. G. (2016).

- Clarifying the unique associations among intolerance of uncertainty, anxiety, and depression [Article]. *Cognitive Behaviour Therapy*, 45(6), 431-444. <https://doi.org/10.1080/16506073.2016.1197308>
- Joyce, P. R., Porter, R. J., Mulder, R. T., Luty, S. E., McKenzie, J. M., Miller, A. L., & Kennedy, M. A. (2005). Reversed diurnal variation in depression: associations with a differential antidepressant response, tryptophan: large neutral amino acid ratio and serotonin transporter polymorphisms [Article]. *Psychological Medicine*, 35(4), 511-517. <https://doi.org/10.1017/s0033291704003861>
- Kamisalic, A., Fister, I., Turkanovic, M., & Karakatic, S. (2018). Sensors and Functionalities of Non-Invasive Wrist-Wearable Devices: A Review [Review]. *Sensors*, 18(6), 33, Article 1714. <https://doi.org/10.3390/s18061714>
- Karam, G., Itani, L., Fayyad, J., Karam, A., Mneimneh, Z., & Karam, E. (2016). Prevalence, Correlates, and Treatment of Mental Disorders among Lebanese Older Adults: A National Study [Article]. *American Journal of Geriatric Psychiatry*, 24(4), 278-286. <https://doi.org/10.1016/j.jagp.2015.10.006>
- Kelley, S. W., Fisher, A. J., Lee, C. T., Gallagher, E., Hanlon, A. K., Robertson, I. H., & Gillan, C. M. (2023). Elevated emotion network connectivity is associated with fluctuations in depression. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(45), e2216499120. <https://doi.org/doi:10.1073/pnas.2216499120>
- King, M., Nazareth, I., Levy, G., Walker, C., Morris, R., Weich, S., Bellón-Saameño, J. A., Moreno, B., Svab, I., Rotar, D., Rifel, J., Maaroos, H. I., Aluoja, A., Kalda, R., Neeleman, J., Geerlings, M. I., Xavier, M., de Almeida, M. C., Correa, B., & Torres-Gonzalez, F. (2008). Prevalence of common mental disorders in general practice attendees across Europe [Article]. *British Journal of Psychiatry*, 192(5), 362-367. <https://doi.org/10.1192/bjp.bp.107.039966>
- Kragh, M., Larsen, E. R., Martiny, K., Moller, D. N., Wihlborg, C. S., Lindhardt, T., & Videbech, P. (2018). Predictors of response to combined wake and light therapy in treatment-resistant inpatients with depression. *Chronobiology International*, 35(9), 1209-1220. <https://doi.org/10.1080/07420528.2018.1468341>
- Kreibig, S. D. (2010). Autonomic nervous system activity in emotion: A review [Review]. *Biological Psychology*, 84(3), 394-421. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2010.03.010>
- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. W. (2001). The PHQ-9 - Validity of a brief depression severity measure [Article]. *Journal of General Internal Medicine*, 16(9), 606-613. <https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x>
- Kullar, M., Carter, S., Hitchcock, C., Whittaker, S., Wright, A. G. C., & Dalgleish, T. (2024). Patterns of emotion-network dynamics are orthogonal to mood disorder status: An experience sampling investigation. *Emotion*, 24(1), 116-129. <https://doi.org/10.1037/emo0001245>
- Kuznetsova, A., Brockhoff, P. B., & Christensen, R. H. B. (2017). lmerTest Package: Tests in Linear Mixed Effects Models. *Journal of Statistical Software*, 82(13),

- 1 - 26. <https://doi.org/10.18637/jss.v082.i13>
- Lauderdale, S. A., & Sheikh, J. I. (2003). Anxiety disorders in older adults [Review]. *Clinics in Geriatric Medicine*, 19(4), 721-+. [https://doi.org/10.1016/s0749-0690\(03\)00047-8](https://doi.org/10.1016/s0749-0690(03)00047-8)
- Leibenluft, E., Noonan, B. M., & Wehr, T. A. (1992). Diurnal variation: Reliability of measurement and relationship to typical and atypical symptoms of depression. *Journal of Affective Disorders*, 26(3), 199-204. [https://doi.org/10.1016/0165-0327\(92\)90016-Y](https://doi.org/10.1016/0165-0327(92)90016-Y)
- Lemaître, G., Nogueira, F., & Aridas, C. K. (2017). Imbalanced-learn: A Python Toolbox to Tackle the Curse of Imbalanced Datasets in Machine Learning. *Journal of Machine Learning Research*, 18(17), 1-5. <http://jmlr.org/papers/v18/16-365.html>
- Lenze, E. J., Mulsant, B. H., Shear, M. K., Alexopoulos, G. S., Frank, E., & Reynolds, C. E. (2001). Comorbidity of depression and anxiety disorders in later life [Article]. *Depression and Anxiety*, 14(2), 86-93. <https://doi.org/10.1002/da.1050>
- Li, F., Liu, G., Zou, Z., Yan, Y., Huang, X., Liu, X., & Liu, Z. (2023). A Classification Framework for Depressive Episode using R-R Intervals from Smartwatch. *Ieee Transactions on Affective Computing*, 1-15. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2023.3343463>
- Lin, C. M., Lee, S. H., Huang, C. M., Chen, G. Y., Chang, W., Liu, H. L., Ng, S. H., Lee, T. M. C., & Wu, S. C. (2023). Automatic diagnosis of late-life depression by 3D convolutional neural networks and cross-sample Entropy analysis from resting-state fMRI [Article]. *Brain Imaging and Behavior*, 17(1), 125-135. <https://doi.org/10.1007/s11682-022-00748-0>
- Liu, J. D., You, R. H., Liu, H., & Chung, P. K. (2020). Chinese version of the international positive and negative affect schedule short form: factor structure and measurement invariance. *Health Qual Life Outcomes*, 18(1), 285. <https://doi.org/10.1186/s12955-020-01526-6>
- Lydon-Staley, D. M., Xia, M., Mak, H. W., & Fosco, G. M. (2019). Adolescent Emotion Network Dynamics in Daily Life and Implications for Depression [Article]. *Journal of Abnormal Child Psychology*, 47(4), 717-729. <https://doi.org/10.1007/s10802-018-0474-y>
- Lyketsos, C. G., Weiller, E., Katona, C., & Gorwood, P. (2011). Are old-old patients with major depression more likely to relapse than young-old patients during continuation treatment with escitalopram? [Article]. *Bmc Geriatrics*, 11, 7, Article 2. <https://doi.org/10.1186/1471-2318-11-2>
- Manea, L., Gilbody, S., & McMillan, D. (2012). Optimal cut-off score for diagnosing depression with the Patient Health Questionnaire (PHQ-9): a meta-analysis. *Cmaj*, 184(3), E191-196. <https://doi.org/10.1503/cmaj.110829>
- McEvoy, P. M., Watson, H., Watkins, E. R., & Nathan, P. (2013). The relationship between worry, rumination, and comorbidity: Evidence for repetitive negative thinking as a transdiagnostic construct [Article]. *Journal of Affective Disorders*, 151(1), 313-320. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2013.06.014>

- McLaughlin, K. A., & Nolen-Hoeksema, S. (2011). Rumination as a transdiagnostic factor in depression and anxiety [Article]. *Behaviour Research and Therapy*, 49(3), 186-193. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2010.12.006>
- Mehrabian, A. (1980). *Basic Dimensions for a General Psychological Theory: Implications for Personality, Social, Environmental, and Developmental Studies*. Oelgeschlager, Gunn & Hain.
- Murray, G. (2007). Diurnal mood variation in depression: A signal of disturbed circadian function? [Article]. *Journal of Affective Disorders*, 102(1-3), 47-53. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2006.12.001>
- Myin-Germeys, I., Oorschot, M., Collip, D., Lataster, J., Delespaul, P., & van Os, J. (2009). Experience sampling research in psychopathology: opening the black box of daily life [Review]. *Psychological Medicine*, 39(9), 1533-1547. <https://doi.org/10.1017/s0033291708004947>
- Newby, J. M., McKinnon, A., Kuyken, W., Gilbody, S., & Dalgleish, T. (2015). Systematic review and meta-analysis of transdiagnostic psychological treatments for anxiety and depressive disorders in adulthood [Review]. *Clinical Psychology Review*, 40, 91-110. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2015.06.002>
- Newby, J. M., Twomey, C., Li, S. S. Y., & Andrews, G. (2016). Transdiagnostic computerised cognitive behavioural therapy depression and anxiety: A systematic review and meta-analysis [Review]. *Journal of Affective Disorders*, 199, 30-41. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2016.03.018>
- Pasarelu, C. R., Andersson, G., Nordgren, L. B., & Dobrean, A. (2016). Internet-delivered transdiagnostic and tailored cognitive behavioral therapy for anxiety and depression: a systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials [Review]. *Cognitive Behaviour Therapy*, 46(1), 1-28. <https://doi.org/10.1080/16506073.2016.1231219>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825-2830.
- Peeters, F., Berkhof, J., Delespaul, P., Rottenberg, J., & Nicolson, N. A. (2006). Diurnal mood variation in major depressive disorder [Article]. *Emotion*, 6(3), 383-391. <https://doi.org/10.1037/1528-3542.6.3.383>
- Piccirillo, M. L., & Rodebaugh, T. L. (2022). Personalized networks of social anxiety disorder and depression and implications for treatment. *J Affect Disord*, 298(Pt A), 262-276. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.10.034>
- Plummer, F., Manea, L., Trepel, D., & McMillan, D. (2016). Screening for anxiety disorders with the GAD-7 and GAD-2: a systematic review and diagnostic metaanalysis. *General Hospital Psychiatry*, 39, 24-31. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.genhosppsych.2015.11.005>
- Plutchik, R. (1980). Chapter 1 - A GENERAL PSYCHOEVOLUTIONARY THEORY OF EMOTION. In R. Plutchik & H. Kellerman (Eds.), *Theories of Emotion*

- (pp. 3-33). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-558701-3.50007-7>
- Porarinsdottir, H., Kessing, L. V., & Faurholt-Jepsen, M. (2017). Smartphone-Based Self-Assessment of Stress in Healthy Adult Individuals: A Systematic Review [Review]. *Journal of medical Internet research*, 19(2), 13, Article e41. <https://doi.org/10.2196/jmir.6397>
- Porges, S. W. (1997). Emotion: An evolutionary by-product of the neural regulation of the autonomic nervous system. In C. S. Carter, Lederhendler, II, & B. Kirkpatrick (Eds.), *Integrative Neurobiology of Affiliation* (Vol. 807, pp. 62-77). New York Acad Sciences. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.1997.tb51913.x>
- R Core Team. (2022). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. In <https://www.R-project.org/>
- Rossum, G. V., & Drake, F. L. (2009). *Python 3 Reference Manual*. CreateSpace.
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161-1178. <https://doi.org/10.1037/h0077714>
- Shin, K. E., Newman, M. G., & Jacobson, N. C. (2022). Emotion network density is a potential clinical marker for anxiety and depression: Comparison of ecological momentary assessment and daily diary [Article]. *British Journal of Clinical Psychology*, 61, 31-50. <https://doi.org/10.1111/bjc.12295>
- Sinha, P., Hussain, T., Boora, N. K., Rao, G. N., Varghese, M., Gururaj, G., Benegal, V., & Grp, N. I. C. (2021). Prevalence of Common mental disorders in older adults: Results from the National Mental Health Survey of India [Article]. *Asian Journal of Psychiatry*, 55, 8, Article 102463. <https://doi.org/10.1016/j.ajp.2020.102463>
- Sloan, E., Hall, K., Moulding, R., Bryce, S., Mildred, H., & Staiger, P. K. (2017). Emotion regulation as a transdiagnostic treatment construct across anxiety, depression, substance, eating and borderline personality disorders: A systematic review [Review]. *Clinical Psychology Review*, 57, 141-163. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2017.09.002>
- Smith, J. M., & Alloy, L. B. (2009). A roadmap to rumination: A review of the definition, assessment, and conceptualization of this multifaceted construct [Review]. *Clinical Psychology Review*, 29(2), 116-128. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2008.10.003>
- Smith, T. G., & et al. (2017). *pmdarima: ARIMA estimators for Python*. In <http://www.alkaline-ml.com/pmdarima>
- Spitzer, R. L., Kroenke, K., Williams, J. B. W., & Lowe, B. (2006). A brief measure for assessing generalized anxiety disorder - The GAD-7 [Article]. *Archives of Internal Medicine*, 166(10), 1092-1097. <https://doi.org/10.1001/archinte.166.10.1092>
- ter Meulen, W. G., Draisma, S., van Hemert, A. M., Schoevers, R. A., Kupka, R. W., Beekman, A. T. F., & Penninx, B. W. J. H. (2021). Depressive and anxiety disorders in concert—A synthesis of findings on comorbidity in the NESDA study. *Journal of Affective Disorders*, 284, 85-97.

- <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.02.004>
- Thakre, T. P., Kulkarni, H., Adams, K. S., Mischel, R., Hayes, R., & Pandurangi, A. (2022). Polysomnographic identification of anxiety and depression using deep learning [Article]. *Journal of Psychiatric Research*, 150, 54-63. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2022.03.027>
- Thompson, E. R. (2007). Development and Validation of an Internationally Reliable Short-Form of the Positive and Negative Affect Schedule (PANAS). *Journal of Cross-Cultural Psychology*, 38(2), 227-242. <https://doi.org/10.1177/0022022106297301>
- Uhl, J., Eberhardt, S., Schwartz, B., Rafaeli, E., & Lutz, W. (2024). Emotion dynamics of clients with test anxiety before and after an imagery-based treatment. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 82, 101909. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbtep.2023.101909>
- Valenza, G., Citi, L., Saul, J. P., & Barbieri, R. (2018). Measures of sympathetic and parasympathetic autonomic outflow from heartbeat dynamics. *J Appl Physiol* (1985), 125(1), 19-39. <https://doi.org/10.1152/japplphysiol.00842.2017>
- Verduyn, P. (2021). Emotion Duration. In C. E. Waugh & P. Kuppens (Eds.), *Affect Dynamics* (pp. 3-18). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-82965-0_1
- Virtanen, P., Gommers, R., Oliphant, T. E., Haberland, M., Reddy, T., Cournapeau, D., Burovski, E., Peterson, P., Weckesser, W., Bright, J., van der Walt, S. J., Brett, M., Wilson, J., Millman, K. J., Mayorov, N., Nelson, A. R. J., Jones, E., Kern, R., Larson, E., . . . SciPy, C. (2020). SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python. *Nature Methods*, 17(3), 261-272. <https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2>
- Watson, D., & Clark, L. A. (1997). Chapter 29 - Extraversion and Its Positive Emotional Core. In R. Hogan, J. Johnson, & S. Briggs (Eds.), *Handbook of Personality Psychology* (pp. 767-793). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-012134645-4/50030-5>
- Watson, D., Clark, L. A., & Tellegen, A. (1988). Development and validation of brief measures of positive and negative affect: the PANAS scales. *J Pers Soc Psychol*, 54(6), 1063-1070. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.54.6.1063>
- Watson, D., & Naragon-Gainey, K. (2010). On the specificity of positive emotional dysfunction in psychopathology: evidence from the mood and anxiety disorders and schizophrenia/schizotypy. *Clin Psychol Rev*, 30(7), 839-848. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2009.11.002>
- Wichers, M. (2014). The dynamic nature of depression: a new micro-level perspective of mental disorder that meets current challenges. *Psychological Medicine*, 44(7), 1349-1360. <https://doi.org/10.1017/S0033291713001979>
- Wolitzky-Taylor, K. B., Castriotta, N., Lenze, E. J., Stanley, M. A., & Craske, M. G. (2010). Anxiety disorders in older adults: a comprehensive review. *Depression and Anxiety*, 27(2), 190-211. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/da.20653>
- World Health Organization. (2020). *Global Health Estimates 2020: Disease burden*

- by Cause, Age, Sex, by Country and by Region, 2000-2019.*
<https://www.who.int/data/gho/data/themes/mortality-and-global-health-estimates/global-health-estimates-leading-causes-of-dalys>
- World Health Organization. (2022). *Mental disorders.* <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/mental-disorders>
- Wang, L. Y., & Miller, L. C. (2020). Just-in-the-Moment Adaptive Interventions (JITAI): A Meta-Analytical Review [Review]. *Health Communication*, 35(12), 1531-1544. <https://doi.org/10.1080/10410236.2019.1652388>
- Wefelmeyer, T., & Kuhs, H. (1996). Diurnal mood variation in melancholic patients and healthy controls [Article]. *Psychopathology*, 29(3), 184-192. <https://doi.org/10.1159/000284990>
- Williams, B. M., & Levinson, C. A. (2022). A model of self-criticism as a transdiagnostic mechanism of eating disorder comorbidity: A review [Review]. *New Ideas in Psychology*, 66, 9, Article 100949. <https://doi.org/10.1016/j.newideapsych.2022.100949>
- Wirz-Justice, A., & Van den Hoofdakker, R. H. (1999). Sleep deprivation in Depression: What do we know, where do we go? [Review]. *Biological Psychiatry*, 46(4), 445-453. [https://doi.org/10.1016/s0006-3223\(99\)00125-0](https://doi.org/10.1016/s0006-3223(99)00125-0)
- Yasin, S., Othmani, A., Raza, I., & Hussain, S. A. (2023). Machine learning based approaches for clinical and non-clinical depression recognition and depression relapse prediction using audiovisual and EEG modalities: A comprehensive review [Review]. *Computers in Biology and Medicine*, 159, 19, Article 106741. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.106741>

附录

研究二中构建 RF 分类器过程中所使用的网格搜索参数如下（以 python 代码格式呈现）：

```
param_grid = {  
    'n_estimators': [100, 200, 300, 400, 500],  
    'max_depth': [None, 5, 10, 20, 30],  
    'min_samples_split': [2, 5, 10, 15, 20],  
    'min_samples_leaf': [1, 2, 4, 6, 8],  
    'max_features': ['sqrt', 'log2'],  
    'criterion': ['gini', 'entropy']  
}
```

研究二中构建 XGBoost 分类器过程中所使用的网格搜索参数如下（以 python 代码格式呈现）：

```
param_grid = {  
    'n_estimators': [100,300,500,700,1000],  
    'min_child_weight': [1, 3, 5, 7,9],  
    'max_depth':[1, 3, 5, 7,9],  
    'gamma': [0,0.3,0.5,0.7,1],  
    'subsample': [0.6,0.8,1],  
    'eta': [0.1,0.2,0.3,0.4,0.5]  
}
```


致 谢

我想要感谢读研阶段在课题组遇到的具体的人。

感谢导师刘正奎研究员，您不仅充满创造力，高瞻远瞩为课题组开辟研究方向，还是真正的实干家，致力于推动真正可以在中国落地的心理服务与项目，这种精神值得我用一生去践行；感谢李风华高级工程师，你亲切的让我称你为师兄，经常为我提供具体的可执行的建议，我的毕业研究也起源于你对抑郁症状昼重夜轻的兴趣，毫无疑问，你是我科研最直接的领路人，是我科研意识觉醒至关重要的助力；感谢白云静老师和韩茹老师，在项目之余的闲谈中，我收获到细致的关心和宝贵的人生建议；感谢王文忠老师和郑希耕老师，在组会上的老师分享环节，我聆听到科研之上的精深哲理和真诚洞见。

感谢布威师姐，你邀请我参加你的毕业研究，不仅让我积累了宝贵的实践经验，还激发我自学编程处理繁杂数据，正是这种能力支撑我完成毕业研究；感谢晏阳师姐，在科研项目中我们通力合作，互相帮助，在科研项目外，你在生活和代码上的帮助让我受益良多；感谢技术组的赵东银、闫焱琢两位同事，尽管我们在科研上没有交集，我也在业务上得到了你们诸多帮助，并拓宽了对世界的认识；感谢黄鑫师兄，高聪师姐和陈雅茹师姐对我科研上的指导；感谢罗帅、马岩、肖菲、于菲菲和朱正清在日常生活中的陪伴；感谢陈孜霖、公仆、黄一晋、兰知燕、刘艺璇、王宇昕、吕美萱、许静、赵雨晴等师弟师妹们在日常工作上的支持。

再次向大家表示感谢！

作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与其他研究成果

作者简历:

2017 年 9 月-2021 年 6 月, 与天津大学管理与经济学部获得学士学位。

2021 年 9 月-2024 年 6 月, 于中国科学院心理研究所攻读硕士学位。

已发表(或正式接受)的学术论文:

Li, F., Liu, G., Zou, Z., Yan, Y., Huang, X., Liu, X., & Liu, Z. (2023). A Classification Framework for Depressive Episode using R-R Intervals from Smartwatch. Ieee Transactions on Affective Computing, 1-15.
<https://doi.org/10.1109/TAFFC.2023.3343463>