

平行心理危机干预：方法构建与实现设想*

乔雪¹ 王静^{2,3} 宫晓燕²

(¹北京中医药大学护理学院, 北京 100029) (²中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统
全国重点实验室, 北京 100190) (³澳门科技大学创新工程学院, 澳门 999078)

摘要 心理危机干预面临动态监测、精准预测与策略优化的方法挑战, 传统方法难以应对心理状态的复杂性和个性化需求。本文探讨把平行智能理论引入心理危机干预, 提出一个平行心理危机干预框架的概念。该框架基于 ACP 方法(Artificial society, Computational experiments, Parallel execution, 人工系统 + 计算实验 + 平行执行), 试图通过构建人工心理系统实现状态建模, 通过计算实验实现心理状态推演与干预策略评估, 通过平行执行实现虚实交互的策略优化, 旨在为实现可计算、可实验、可迭代的心理危机干预方法提供初步框架。作为该框架的概念验证原型, 本文设计了大语言模型驱动的多智能体系统 PsyRescueGPT。该系统构建了覆盖“监测分析与预测-策略生成与评估-平行执行与优化”的全流程, 旨在为心理危机干预从经验驱动转向计算驱动探索一条可行的技术路径。

关键词 心理危机干预, 平行智能, ACP, 大语言模型, 多智能体系统, 个性化干预

分类号 R395

1 引言

心理危机是指个体在面对突发事件或困难情境时, 无法通过常规应对机制解决问题, 导致心理平衡被打破的紧急状态(Caplan, 1964)。其理论根源可追溯至对心理困扰机制的早期探索(Freud, 1896)。根据世界卫生组织 2023 年的数据, 全球每年约有 70 万人死于自杀(World Health Organization, 2023), 其中约 80% 的案例存在可识别的前兆特征(Washington State Department of Health, 2018), 这凸显了心理危机动态监测与精准干预的迫切需求。心理危机干预旨在通过快速风险评估与个性化支持, 帮助个体恢复心理平衡、预防恶性事件(Lindemann, 1944)。然而, 该领域在方法层面面临根本性挑战: 心理状态具有高度的动态性、复杂

性与个体差异性, 这导致严重依赖静态量表[如 BDI (Beck Depression Inventory, 贝克抑郁自评量表), Beck et al., 1961; PHQ-9 (Patient Health Questionnaire-9, 抑郁症筛查量表), Kroenke et al., 2001]与事后访谈的传统干预方法, 难以实现危机的实时监测、风险的精准预测与干预策略的动态优化(Torous & Walker, 2019)。

近年来, 机器学习与大语言模型(LLMs, Large Language Models)等智能技术为心理危机干预带来了新的工具, 主要聚焦数字孪生心理建模(Katsoulakis et al., 2024; Shen et al., 2024; Tan & Wei, 2025)、心理状态评估(Brickman et al., 2025; Kjell et al., 2024; Sprint et al., 2024)、危机预测与识别(Garriga et al., 2022; Lee et al., 2024; Xu et al., 2024)、个性化干预策略生成(Ferrario et al., 2024; Stade et al., 2024)、生成式干预场景(Hua et al., 2025; Sezgin & McKay, 2024)等方面。然而, 这些研究多呈“碎片化”, 缺乏从系统方法学角度构建覆盖监测、评估、推演、执行与优化的全流程研究框架(Guo et al., 2024; Ni & Jia, 2025)。现有 LLMs 驱动的系统在多模态数据融合、人机协同决策及干预策略的可计算实验等方面仍存在不足。

收稿日期: 2025-09-24

* 国家自然科学基金项目(82372051); 澳门特别行政区科学与技术发展基金(0093/2023/RIA2, 0145/2023/RIA3, 0157/2024/RIA2); 北京市自然科学基金项目(L222099); 首都卫生发展科研专项(2024-2-4015); 四川科技厅重点研发计划项目(2024YFHZ0011)。

通信作者: 宫晓燕, E-mail: xiaoyan.gong@ia.ac.cn

心理危机的产生源于个人、家庭和社会因素的复杂交互, 构成典型的复杂系统(James & Gilliland, 2025)。平行智能理论以 ACP (人工系统: Artificial society, 计算实验: Computational experiments, 平行执行: Parallel execution) 方法为核心, 为复杂系统管理提供方法支撑(王飞跃, 2004a, 2004b, 2006), 且在交通、制造、农业等领域应用(杨静等, 2023)。然而, 将 ACP 与心理健康领域的 LLMs 及多智能体技术进行深度融合, 以系统性地应对心理危机干预的挑战, 相关研究仍较为缺乏。一方面, 现有心理健康领域的 LLMs 研究多聚焦于评估、预测或对话生成等单一功能模块, 缺乏在统一方法框架下将这些能力整合为可计算、可实验、可迭代的研究流程。另一方面, 既有 ACP 研究也尚未针对心理系统这一主观、动态且社会嵌入性强的复杂系统, 展开方法构建与技术实现探索。

因此, 本文基于平行智能理论, 提出平行心理危机干预框架。该框架以 ACP 方法为底层范式, 融合 LLMs 的认知理解能力与多智能体系统的协同执行能力, 旨在构建一套覆盖人工心理系统构建、计算实验推演、平行执行优化的研究方法。该方法通过构建人工心理系统实现个体心理状态的可计算建模, 利用计算实验完成干预策略的安全推演与量化评估, 借助平行执行实现虚拟策略与真实干预的闭环交互与动态优化。本框架力求为应对心理危机的动态性、复杂性与个性化挑战, 探索实现从经验驱动到计算驱动、从静态响应到动态预见的范式转变, 探索提供一套“可计算、可实验、可优化”的心理危机干预研究方法。

2 心理危机干预的相关工作

2.1 LLMs 在心理危机干预中的应用

本节从方法学视角梳理 LLMs 在心理危机干预各环节的应用现状, 包括心理数字孪生、心理状态评估、心理危机预测和干预策略生成。

2.1.1 心理数字孪生建模

心理数字孪生(Mental Health Digital Twins, MHDTs)指利用个体多模态数据, 比如生理数据、行为数据、社交互动、主观报告、电子病历等, 在信息空间中构建的一个动态的、可计算的、高度个性化的虚拟模型。该模型能够通过数据驱动和机理模型, 模拟、映射、预测并理解个体在真实

世界中的心理状态、过程和行为, 为干预策略的仿真测试提供了计算对象(Spitzer et al., 2023)。Kokkas 等(2025)针对老年群体开发了生成式 AI 驱动的双生模型以提供个性化干预建议。然而, 现有建模方法在心理动力学表征、数据缺失处理与伦理约束等方面尚不成熟(Vildjiounaite et al., 2023), 限制了其作为实验基础的可靠性与泛化能力。近期实践表明, 构建能真实反映心理状态动态变化的人工系统仍需解决多源数据融合与模型效度验证等关键方法学问题。

2.1.2 心理状态评估

LLMs 通过解析自然语言中的语义、句法与情感细微特征, 为心理状态评估带来了模式变革的潜力。相比之下, 传统心理学研究则更侧重于通过实验范式对内隐社会认知等深层心理过程进行干预和测量(郭小丽等, 2025)。与传统量表依赖离散的、回顾性的自我报告不同, LLMs 能够对社交媒体发帖、临床访谈转录文本、甚至对话记录进行连续、动态、系统的分析(Pellert et al., 2024)。这种能力使其能够捕捉到传统方法难以企及的心理状态动态波动过程, 例如通过语言风格的微妙变化来识别抑郁状态的早期信号(Bunt et al., 2025), 为实现实时、低负担的心理评估提供可能。

然而, 这种数据驱动的方法引入了挑战。首先, 评估偏差问题显著。LLMs 的训练数据本身可能包含社会文化偏见, 导致其对不同性别、种族或社会经济群体的心理状态产生有差异的、且可能不准确的评估(Lawrence et al., 2024)。其次, 可解释性差。尽管 LLMs 可以输出一个风险分数, 但却无法像医生一样提供清晰的决策路径, 阻碍其临床应用。最后, 在一个文化语境下训练的模型, 可能无法准确理解另一文化中情绪表达方式或心理困扰的躯体症状, 其信度和效度需跨文化验证。

为应对这些挑战, Adaptive RAG (自适应检索增强生成, Adaptive Retrieval-Augmented Generation) 等技术应用到大型语言模型, 使其通过分析用户的社交媒体帖子, 以零样本的方式完成标准化心理学问卷的评估, 并预测相应得分(Ravenda et al., 2025)。这种方法不仅实现了将非结构化个人文本向结构化评估的转化, 通过从可靠知识源中检索信息来增强生成过程的依据, 提升了评估结果的可解释性和标准化程度。未来研究不仅需要持续

提升模型的技术准确性,更需设计有效的人机协同机制,保障心理状态评估的准确性、公平性与临床实用性。

2.1.3 心理危机预测

心理危机预测研究已实现从单一数据源到多模态数据整合的重要转变。机器学习模型通过融合电子健康档案、可穿戴设备数据和自然语言等信息,显著提升了风险识别的时效性。研究表明,通过分析言语模式、社交活动频率和心率变异性等特征,模型可在传统评估前数天识别出自杀风险升高趋势(Garriga et al., 2022)。

然而,多数模型止步于风险概率输出,无法解释风险成因,未能与干预环节形成因果闭环(Roy et al., 2020),使得预测结果难以转化为可执行的个性化干预方案。精准精神病学指出需要超越简单的预测模型,开发能够区分因果机制的模型(Seyedsalehi et al., 2026)。因果机器学习通过构建“反事实”预测模型,不仅可预测相关状态,还可评估干预措施的个体化效果,为个性化治疗选择提供依据。在实践层面,尽管分级预警机制将风险识别周期显著缩短(Mansoor & Ansari, 2024; Hill et al., 2025),但如何将预测分数转化为有效干预仍存在挑战。

2.1.4 干预策略生成与个性化执行

LLMs 能够生成对话脚本与个性化干预方案(Stade et al., 2024; Torous & Blease, 2024),其生成共情回应的能力也得到了专门研究的评估与探讨(周倩伊等, 2025)。这些方案通过聊天机器人(Danieli et al., 2022; Heinz et al., 2025; Karkosz et al., 2024)、生成式场景(Martinez et al., 2021; Zeiler et al., 2025)等技术进行实施。研究表明,基于 LLMs 的聊天机器人可在自杀危机干预中提供标准化响应,而社交机器人也能帮助自闭症患者练习社交技能(高丽梅等, 2024)。但其研究多停留在策略生成或效果报告的阶段,缺乏将策略置于虚拟环境中进行先验效果推演(Nahum-Shani et al., 2018)、以及在真实环境中进行持续优化闭环反馈的系统化方法设计。

尽管已有研究探索多智能体系统在整合上述环节中的作用(Bi et al., 2025; Guo et al., 2024; Kalton et al., 2016),但其系统架构多侧重于功能协同,尚未形成以“人工系统-计算实验-平行执行”为核心、支持持续迭代与验证的框架及方法。

当前研究在跨模态数据融合、人在回路的协同决策机制以及干预全流程的闭环验证等方面存在明显方法断层,制约了智能化干预从工具创新向研究方法的提升。

综上,无论是依赖临床访谈、心理量表与专家经验的传统干预方法,还是基于 LLMs 的数字化干预系统,在推动心理危机干预形成一套可计算、可实验、可迭代的研究方法上,仍面临挑战。其一,干预对象缺乏可计算的系统级表征。传统方法依赖主观叙述与离散的量表得分,而数字化方法虽能处理连续文本或多模态数据,却多用于即时响应,尚未将其组织为可动态演化、可操作计算的人工心理系统,导致心理状态难以成为可计算、可推演的系统对象。其二,干预策略缺乏安全的系统性实验环境。无论是临床决策还是基于 LLMs 的自动化策略,其效果评估大多依赖真实世界的实施或离线数据分析,受限于伦理与实际风险,尚未在干预前进行高频、多情景、可控的计算实验与验证,策略优化往往滞后且依赖经验。其三,干预过程缺乏虚实联动的闭环迭代机制。上述方法多遵循“评估、干预、随访”或“感知、生成、响应”的线性流程,即使数字化系统能实现部分自动化,其模型更新与策略调整也多与真实的干预过程脱节,尚未建立持续反馈、实时校准、平行优化的闭环。由此,现有范式尚未将心理危机干预转化为一个可计算、可实验、可迭代的科学问题,需探索新研究框架及方法。

2.2 平行智能与相关应用工作

2.2.1 平行智能理论框架

平行智能理论是一种基于 ACP 的交叉学科理论,为解决复杂系统的管理和控制问题提供方法支撑(王飞跃, 2004a, 2004b, 2006)。如图 1 所示,其核心组件包括人工系统、计算实验和平行执行。人工系统指构建与真实系统相似的数字孪生体,用于模拟实际系统;计算实验指在人工系统中进行实验,探索可能的管控方案和最优策略;平行执行指将实验结果与真实系统平行执行,实现动态优化。平行智能理论通过人工系统的构建、计算实验的迭代和虚实系统的互动,弥补传统方法在处理复杂、动态和不确定系统时的不足。

ACP 方法能够把复杂与智能化系统“虚”和“软”的部分建立起来,充分利用量化、实时化的计算求解复杂系统中的实际问题。人工系统是广

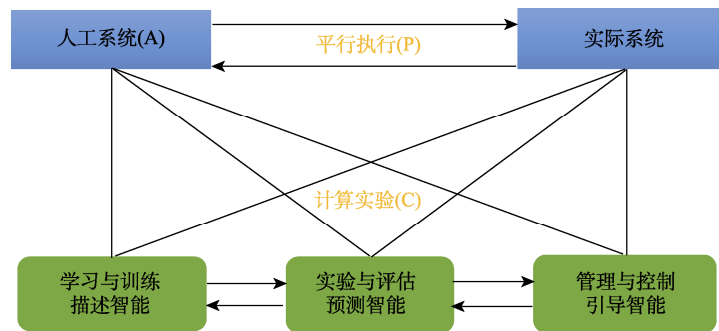


图1 平行智能理论框架

义的知识模型,可看成传统的数学建模或解析建模的扩展;计算实验是分析、预测、选择复杂决策的途径,是仿真模拟的升华;平行执行是由虚实互动构成的新型闭环优化与协同控制机制,由此指导行动、锁定目标。人工系统和实际系统之间闭环反馈、虚实互动、平行执行可以实现复杂系统的有效管控,由此产生集描述智能、预测智能和引导智能于一体的平行智能,实现对实际系统的描述、预测与管控(王飞跃, 2006)。目前,平行智能已广泛应用于交通、制造、医学、军事和社会治理等行业,且在平行控制与智能控制、平行机器人与平行制造、平行管理与智能交通、平行医学与智慧健康、平行生态与平行社会、平行经济系统与社会计算、平行军事系统、平行认知与平行哲学等研究领域开展了广泛应用,并取得长足的发展(杨静等, 2023)。

2.2.2 平行智能对心理危机干预的适用性分析

根据社会-物理-信息系统(CPSS, Cyber-Physical-Social Systems) (Wang, 2010),人的心理系统也构成一个CPSS。它是基于物理空间中的生物实体,在信息空间中的信息媒介与社会空间中的社会网络的共同作用下形成的产物,即生物实体在信息媒介赋能下嵌入社会网络,形成兼具物理性、社会性与信息性三重属性的复杂系统。具体而言,物理性体现为以物理空间的生物实体为物质基础,受神经生理规律约束;社会性表现为依赖人际互动、文化语境与社会关系网络的动态演化;信息性则反映在认知过程通过信息流动实现,且与数字空间深度耦合,尤其在当今数字时代。基于此框架,心理危机是物理-社会-信息三元协同失调,如基因易感性、社交孤立与负面信息流交互诱发抑郁症,需通过多源异构数据

融合,实现物理体征、社会行为、信息暴露等的动态监测,实施物理层-社会层-信息层的协同干预,物理层开展药物调节神经递质,社会层开展家庭治疗重建支持,信息层开展算法净化认知环境。

平行智能理论为管理CPSS的复杂性而生(Wang, 2010)。其核心ACP方法可对应现有心理危机干预的局限,通过将物理空间与社会空间映射至信息空间,在虚拟环境中计算推演最优干预方案,最终协同调控物理-社会-信息三元空间。具体实施分为三阶段。在人工系统阶段,系统融合物理信号、社会信号、信息轨迹等多源数据,在信息空间构建人工心理系统,以模拟真实心理系统的动态演化,实现心理危机风险的主动预测;在计算实验阶段,基于人工心理系统,结合个体状态与行为模式,生成个性化干预策略及游戏化推演场景,通过计算实验筛选最优方案;在平行执行阶段,借助强化学习与人机融合技术,将优选策略应用于实际系统,并基于多源动态监测数据进行策略的闭环优化,以最大化干预效能。

本文采用CPSS框架,并非将人类心理简化为纯粹的物理或信息过程,而是在方法层面系统化地描述和建模心理危机的复杂性。心理系统本身具有生物基础、社会嵌入性和信息处理特征,CPSS作为一种分析框架,有助于整合多源异构数据,如生理信号、社会互动、认知表达,从而全面理解心理危机的形成与演化。本文提出的是一种计算方法框架,即在尊重心理现象主观性、动态性和整体性的前提下,通过计算手段增强我们对心理危机的识别、预测与干预能力。该框架本质上是一种“建模语言”,而非对心理本质的还原论解释。

3 平行心理危机干预框架及方法

本节基于平行智能理论中的 ACP 方法(王飞跃, 2004a, 2004b, 2006), 提出并详细阐述了平行心理危机干预框架, 如图 2 所示。该框架旨在通过构建与实际心理系统平行互动的人工心理系统, 将传统被动响应转变为事前预测与主动预防, 实现心理危机的动态建模、实验评估与系统性干预。

3.1 人工心理系统: 个体心理数字建模

人工系统指通过计算机构建的、与实际系统相对应并能够与之进行交互的虚拟系统(王飞跃, 2004b, 2006)。人工心理系统是专门针对心理危机干预领域构建的个体化数字孪生模型。人工心理系统的构建包含初始构建阶段和动态演化阶段。初始构建阶段旨在建立个体基础心理模型。系统首先进行多模态数据融合整合个体的多源历史数据, 包括可穿戴设备记录的生理信号、智能终端采集的行为轨迹、环境传感器获取的情境数据, 以及经大语言模型深度解析的主观报告。这些数据经特征提取与标准化处理后, 通过预训练的大模型架构进行跨模态关联分析, 挖掘生理-行为-情境-主观体验间的潜在映射关系。在此基础上, 系统注入心理学领域知识, 如心理病理发展模式、危机干预决策等, 形成具有领域适应性的基础心理表征模型。动态演化阶段则实现个体基础模型的持续优化。当基础模型建立后, 系统通过实时数据流与干预反馈数据, 采用参数自校正机制对模型进行持续更新。由此, 既通过初始构建

建立了符合心理学理论的结构化模型, 又通过动态演化保持了模型对个体变化轨迹的敏感性与适应性, 支撑后续的危机预测、策略生成与效果评估等。

3.2 计算实验: 危机预测与策略评估

计算实验是利用人工系统作为“计算实验室”, 通过大量的、可控的仿真模拟来分析和评估不同情境下系统的各种可能行为, 从而为实际决策提供支持(王飞跃, 2004b, 2006)。在平行心理危机干预框架中, 计算实验包括危机预测、策略生成、策略评估。危机预测指基于人工心理系统, 通过运行预测模型, 预测出特定危机事件的发生概率, 如未来 24 小时自杀风险; 策略生成指据预测得到的风险类型、严重程度及个体特征, 基于策略产生模型产生符合循证实践的干预策略; 策略评估与优化指将不同的干预策略作为输入变量, 在人工心理系统上进行模拟实施, 观察并量化其对系统状态的影响。通过综合评估各策略的虚拟风险收益比, 从而筛选出最优方案。

3.3 平行执行: 虚实互动的闭环优化

平行执行是连接虚拟世界与现实世界的桥梁, 它通过人工系统与实际系统的并行运行与持续交互, 形成一个虚实互动、闭环反馈和协同演化的智能系统(王飞跃, 2004b, 2006)。在这个过程中, 实际系统向人工系统提供真实的运行数据, 而人工系统则通过计算实验将分析、预测和决策建议反馈给实际系统, 以引导其向更优的状态演化。在本文框架中, 平行执行体现为策略的虚实同步

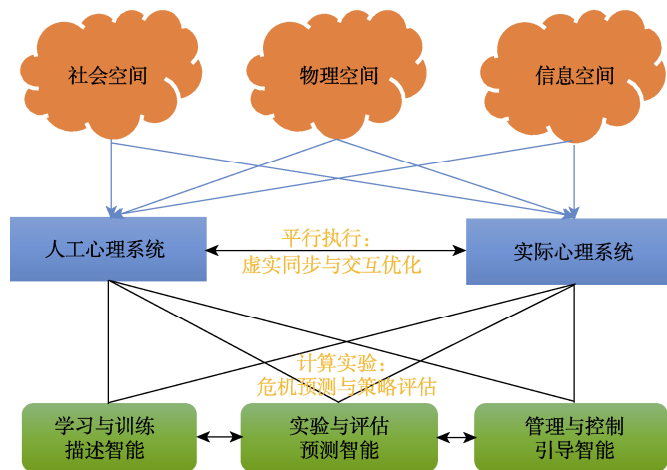


图 2 平行心理危机干预框架

实施和持续的闭环优化。当计算实验在人工系统中筛选出最优干预策略后, 该策略会同步在现实世界和人工心理系统中执行。真实世界干预产生的反馈数据会持续回流至人工心理系统, 如用户的生理指标、行为响应, 且被用于动态校准人工心理系统的参数。例如, 现实干预中用户积极的皮肤电反应被系统捕获后, 会用于优化人工心理模型中对“积极干预反应”的映射关系; 反之, 若干预无效, 系统会自动触发在计算实验中预演过的备选方案。

综上, ACP 为心理危机干预提供了一条结构化、可计算的研究路径, 其能力体现在三方面。首先, 人工心理系统的映射能力。它将动态变化的心理状态映射为可操作、可计算的对象, 应对了干预对象不可计算化的挑战; 其次, 计算实验的推演能力。在安全、可控的虚拟环境中, 它支持对干预策略进行高频、多场景的仿真推演与效果评估, 应对了策略无法安全试错的挑战; 最后, 平行执行的迭代能力。它通过虚实系统间的持续交互与反馈, 将优选策略应用于现实干预, 并形成自我优化的闭环, 应对了干预过程难以动态调优的挑战。综上所述, “可计算、可实验、可迭代”不仅是 ACP 为心理危机干预带来的一系列能力, 也是构成其方法论的基础。

4 概念验证原型: PsyRescueGPT 多智能体系统

PsyRescueGPT 是本文提出的概念验证原型, 旨在通过大语言模型驱动的多智能体架构, 实现平行心理危机干预框架的方法构想。其设计目标是通过人机协同驱动的多智能体系统, 构建从数据感知、预测分析、策略生成、实验评估到决策执行的方法验证流程。以下系统架构与工作流程均为基于现有技术可行性的方法和技术设想。

4.1 系统架构

如图 3 所示, PsyRescueGPT 采用 LLMs 驱动的多智能体架构, 包括一个动态演化的人工心理系统和 5 个智能体。

人工心理系统: 是整个框架的数字化基础, 通过多阶段过程构建与优化。在初始阶段, 基于用户历史数据与领域知识, 采用检索增强生成技术(Lewis et al., 2020)构建初始心理状态模型。在运行阶段, 系统定期通过持续学习机制实现动态优化。感知智能体提供的实时多模态数据被编码为统一表征, 包括生理信号、行为模式、语言表达等, 通过参数高效微调(Hu et al., 2022)等技术持续校准模型参数, 确保其始终反映用户的最新心理状态, 为后续计算实验提供可靠的人工心理系统。

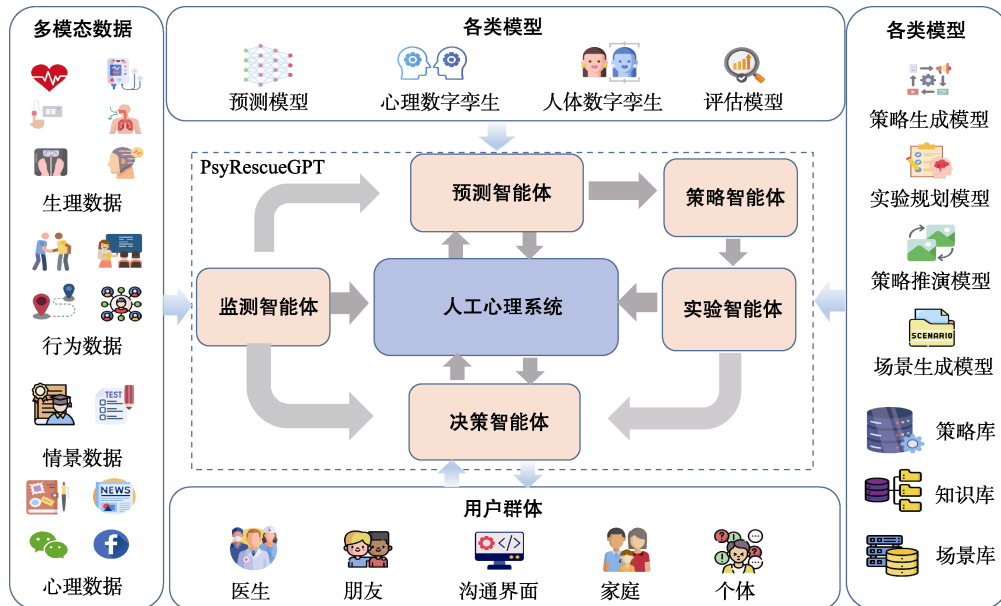


图 3 PsyRescueGPT: 平行心理危机干预概念原型

感知智能体:担任系统的“多模态数据融合中心”,负责整合来自可穿戴设备、移动终端与环境传感器的异构数据。该智能体利用专门的编码网络将原始数据转化为标准化特征向量,如时序卷积网络处理生理信号(Bai et al., 2018), Transformer 处理文本数据(Vaswani et al., 2017),并通过跨模态注意力机制建立不同数据源间的语义关联,为人工心理系统的动态更新提供高质量的数据输入。

预测智能体:作为“风险预警与分析引擎”,基于更新后的人工心理系统开展心理危机预测。该智能体可采用图神经网络(Hamilton et al., 2017)等技术,将用户在人工心理系统中的状态演变建模为动态图结构,通过分析状态节点间的转移模式,实现对未来 24~72 小时心理危机概率的量化预测,并识别关键风险因素及其相互作用机制,为干预策略的制定提供精准靶点。

策略智能体:承担“干预方案设计师”角色,基于预测智能体的分析结果,生成结构化的干预策略。该智能体的工作是基于 Storyline 的大模型提示词生成工程(Brown et al., 2020; Wei et al., 2022)。通过精心设计的系列提示词,引导大模型根据用户特定情境、风险成因和心理学理论,生成包含对话脚本、场景设置、行为任务等要素的个性化干预方案,并确保该方案符合循证实践与伦理规范。

实验智能体:作为“虚拟干预实验室”,负责在人工心理系统中验证策略有效性。该智能体将策略智能体生成的系列提示词作为刺激输入,观察人工心理系统在接收这些干预后的状态演变,包括情绪变化、认知反应、行为意向等输出,并依据预设的评估标准量化不同策略的效果,为决策环节提供数据支持。评估标准可包括情绪稳定性提升幅度和风险指标降低程度等。

决策智能体:是“人机协同枢纽”,负责将虚拟实验成果转化现实世界的安全行动。该智能体生成面向患者的人工对话内容,执行温和的干预措施,并在关键决策点(如高风险策略执行前)请求人类专家的确认与授权。同时,它还为人类专家提供直接对人工心理系统进行实验的接口,支持专家通过修改参数、设计场景等方式探索个性化干预方案,确保最终执行的策略既经过计算实验验证,又融合了人类专家的临床智慧与伦理判断。

4.2 工作流程

PsyRescueGPT 的工作流程遵循 ACP 方法,从人工心理系统构建到计算实验再到平行执行。以下通过大学生小 A 的案例展示这一方法逻辑。

案例背景:大学生小 A 持续两周出现睡眠紊乱和社交回避,智能手环监测到心率变异性偏低,手机日记中频繁出现“失败”、“没有意义”等消极表述。

步骤 1: 人工心理系统构建

在人工心理系统构建阶段,以大语言模型为基础,通过检索增强生成技术,注入小 A 的历史数据与心理学领域知识,包括过往行为记录、临床评估结果等和认知行为理论、危机干预指南等,构建初始的人工心理系统,使得系统具备基础的心理健康推理能力。

步骤 2: 实时数据感知与系统更新

感知智能体持续采集来自智能手环的生理数据、手机使用行为以及日记文本内容,通过专用的编码网络将多模态数据转化为标准化特征向量。这些标准特征向量,即小 A 的个性化数据,将定期采用参数高效微调技术对初始的人工心理系统进行校准,形成表征小 A 特定心理特征的人工心理系统,为后续所有环节提供统一的计算基础。

步骤 3: 风险识别与预测分析

预测智能体基于人工心理系统和感知智能体采集的实时数据,基于 Transformer 预测小 A 在未来 72 小时的抑郁风险概率,并通过 Transformer 的自注意力机制,分析影响小 A 的关键风险因素。比如,预测智能体识别出“睡眠紊乱-负性认知-社交回避”的恶性循环模式,并预测未来 72 小时内小 A 的抑郁风险概率达 68%,同时,“学业压力”和“社会支持缺乏”被识别为关键风险因素。

步骤 4: 干预策略生成

策略智能体基于预测智能体预测的结果和关键风险因素,通过事先设计的提示词语义框架生成结构化干预方案。该智能体根据小 A 的相关风险因素,生成包含认知重构对话、行为激活任务、社会连接促进等多种模式的策略,确保方案既符合循证实践又具备个性化特征。

步骤 5: 虚拟实验验证

实验智能体在人工心理系统中验证策略有效性。通过输入不同策略的提示词序列,观察人工心理系统在情绪指标、认知模式和行为意向等方

面的响应变化。实验结果显示, 认知重构与轻度行为激活相结合的复合策略能够降低抑郁风险概率, 且用户接受度评估良好。

步骤 6: 人机协同决策与执行

决策智能体将经过验证的最优策略转化为可执行方案, 生成面向小 A 的个性化交互内容。系统自动生成决策报告并推送至督导心理咨询师, 详细说明干预逻辑、预期效果与风险管控措施。咨询师审核确认后, 系统通过移动端向小 A 推送适度的活动建议和共情式支持信息, 并在执行过程中持续收集反馈数据, 形成闭环优化。

4.3 安全性和可靠性

鉴于心理危机干预及心理健康的敏感性, 确保 PsyRescueGPT 的安全性和可靠性至关重要。基于人工心理系统与 5 个智能体的协作架构, 系统设计了多层次的安全保障机制。

多智能体交叉验证机制构成了系统的基础安全层。在人工心理系统构建阶段, 感知智能体通过多源数据融合确保基础数据的可靠性, 预测智能体的风险评估结果需与感知智能体的实时监测数据相互印证, 实验智能体在虚拟环境中对策略智能体生成的干预方案进行安全性预验证, 最大程度减少单一环节的误判风险。

知识库约束与循证实践贯穿全流程。人工心理系统的构建基于经过验证的心理学理论和临床指南, 确保基础模型的科学性。所有智能体的操作均在严格的知识边界内进行, 策略智能体的干预方案生成需遵循循证干预原则, 实验智能体的评估标准基于临床有效性指标, 决策智能体的执行逻辑符合伦理规范。

透明性与可解释性通过多层级的解释机制实现。人工心理系统提供状态演化的可追溯分析, 预测智能体输出风险因素的贡献度分析, 策略智能体提供干预方案的理论依据, 实验智能体生成详细的策略验证报告, 决策智能体则整合各方信息, 向用户和专家提供易于理解的决策逻辑说明。

隐私保护与合规性嵌入系统设计的各个环节。从感知智能体的数据采集开始, 系统即采用差分隐私(Dwork & Roth, 2014)、联邦学习(McMahan et al., 2017)等技术确保数据安全, 所有数据处理均符合 HIPAA (Health Insurance Portability and Accountability Act, 美国联邦法律)、GDPR (General Data Protection Regulation,

欧盟法规)等法规要求。人工心理系统在保证计算效果的前提下, 通过数据脱敏、模型蒸馏(Hinton et al., 2015)等技术实现隐私保护。

人机协同决策方面, 在决策智能体中设计了分级决策机制。全自动决策仅适用于心理科普推送等低风险场景; 人机协同决策要求中等风险干预策略必须经过人类专家审核, 决策智能体提供详细的策略依据和验证报告; 人类主导决策确保在高危情况下, 系统仅履行监测预警职责, 所有干预决策由人类专家全权负责。这种分级机制既保障了应急响应效率, 又确保了高风险决策的人类监督。

对于系统可能出现的误报和漏报, 框架制定了应对预案。针对误报, 系统需向用户提供清晰解释, 说明预警原因, 并进行安抚, 强调此为预防性措施, 同时保持流程透明以维持信任。针对漏报, 除建立冗余监测机制外, 系统应明确告知用户其自身的局限性, 并鼓励用户在自觉不适时主动寻求帮助, 而非完全依赖系统监测。上述保障措施旨在使 PsyRescueGPT 能够以安全、可靠且尊重用户自主权和隐私的方式运作。

4.4 应用场景

基于人工心理系统与 5 个智能体的协同架构, PsyRescueGPT 可在多种心理危机干预场景中提供方法支撑。比如自杀风险管理、惊恐发作预防、创伤后应激障碍(PTSD, Post Traumatic Stress Disorder)管理、日常心理健康管理等。下面以自杀风险管理场景为例, 阐述其工作流程及数据流。

当前自杀风险管理面临多重挑战。首先, 自杀念头的隐蔽性极强, 个体往往刻意隐藏真实想法, 使得传统依赖自我报告和临床访谈的方法存在滞后性。尽管研究表明超过 80% 的自杀者在事发前会表现出可识别的前兆信号, 但这些信号分散在生理、行为、语言等多个维度, 现有系统缺乏有效的多模态数据融合能力, 导致难以全面捕捉风险迹象。同时, 通用化的干预方案难以满足个体差异化需求, 缺乏对干预策略的事前效果验证机制, 无法根据个体特征动态调整干预强度。在实时响应方面, 从风险识别到专业干预存在显著的时间延迟, 危机资源分配缺乏精准指导, 且缺少持续的风险追踪与效果评估体系。这些挑战需要能够实现早期预警、精准干预和持续优化的方法框架。

如图 4 所示, 针对自杀风险管理场景, 在准备阶段, 系统首先基于个体的历史数据与心理学领域知识, 采用检索增强生成技术和参数高效微调方法构建初始的人工心理系统, 作为整个框架的计算基础。在运行阶段, 感知智能体持续采集用户语言表达中的绝望内容、社交孤立行为和生理压力指标等多模态数据, 并通过专门的编码网络将这些异构数据转化为统一的特征表示, 为人工心理系统提供融合的多模态数据输入。人工心理系统在动态更新的同时输出综合心理状态和历史演化轨迹。预测智能体随后基于感知智能体的实时数据和人工心理系统的心理状态演化轨迹, 量化评估未来 24~72 小时的风险等级并识别关键影响因素, 并把风险识别的相关信息和影响因素发给策略智能体。

策略智能体根据影响因素和风险等级生成层次化的干预方案, 包括安全确认与情绪安抚对话脚本、危机热线连接与社交支持激活、以及紧急联系人和专业机构转介流程等层次化策略, 并生成策略相关提示词, 并发给实验智能体。实验智能体把这些策略相关提示词输入人工心理系统, 对策略进行推演和验证, 评估各策略对风险指标

的调节效果, 确保方案兼具安全性和有效性, 并生成实验报告和效果分析。最后, 决策智能体根据实验报告和效果分析, 启动相应的人机协同流程, 其范围从低风险的自动支持信息推送, 到高风险的紧急干预协议启动。通过系统持续运行以及与医生、与用户的交互, 动态更新和优化系统, 包括更新人工心理系统、相关知识库及策略库等。

5 讨论与展望

平行心理危机干预框架及 PsyRescueGPT 原型系统, 为应对心理危机干预领域的动态性、复杂性与个性化需求提供了方法框架与实现路径的构想。

5.1 理论意义与贡献

本文探讨将平行智能理论引入心理危机干预领域, 旨在通过将主观、动态的心理状态转化为可建模、可预测、可干预的计算对象, 提出一个基于“人工系统-计算实验-平行执行”的平行心理危机干预框架, 为研究复杂心理现象及心理危机干预提供初步的方法框架和潜在的技术实现路径。

心理危机的产生与发展涉及生理、行为、认

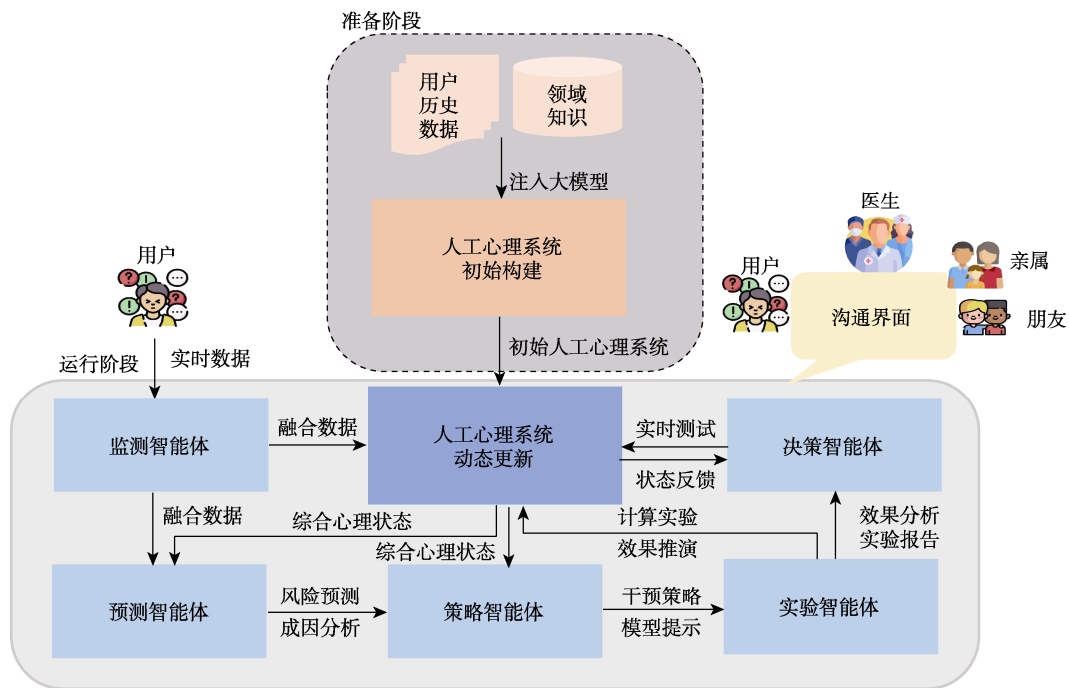


图 4 自杀风险管理工作流程和数据流

知、情境等多维因素的动态交互, 构成典型的复杂系统(James & Gilliland, 2025)。所提的平行框架试图通过人工心理系统的构建, 将这一复杂系统映射为可计算和可操作的对象, 从而为理解心理危机的内在机制探索一种新的方法视角。框架中的计算实验环节, 使得研究者可以在虚拟环境中对干预策略进行多次推演与安全验证, 可降低直接人体实验的伦理风险与不确定性, 可为干预方案的优化提供安全有效的潜在途径(Bosk, 2023)。

实现思路方面, PsyRescueGPT 将大语言模型与多智能体架构相结合。该原型系统不仅能实现心理状态的动态评估(Bunt et al., 2025; Pellert et al., 2024), 还通过多智能体的分工协同, 覆盖了从风险感知到决策执行的全流程。这种设计有望应对当前 LLMs 在心理应用中面临的多项挑战, 如通过检索增强生成技术引入领域知识(Ravenda et al., 2025), 可增强评估的标准化与可解释性; 通过优化其共情模拟能力, 以提升干预交互的质量(周倩伊等, 2025); 通过人在回路的决策机制, 尝试平衡自动决策的效率与人类专家的临床判断, 以规避 LLMs 可能生成不恰当回应所带来的风险(Stade et al., 2024)。值得进一步指出的是, 本框架中的智能体, 因其深度服务于 ACP 流程并受人工心理系统这一计算基座的统一驱动, 其工作模式已与传统任务型智能体产生差异。它们的“平行”特性, 体现在跨虚实空间的协同操作与持续演化能力之中。

5.2 实践与应用价值

在实践应用层面, 本框架初步展现了一定的潜力。它不仅适用于自杀风险(Garriga et al., 2022)、惊恐发作、创伤后应激障碍等急性心理危机场景, 还可扩展至日常心理健康维护、压力与情绪管理等预防性干预领域, 有望在公共心理健康服务体系中发挥多层次作用。

该框架也可为解决当前心理服务资源短缺问题提供一条可行的路径(Yao et al., 2022)。研究表明, 基于 LLMs 的咨询对话系统其回复质量可与人类咨询师相媲美(Ferrario et al., 2024), 这提示 PsyRescueGPT 中的策略智能体与决策智能体能够在确保安全的前提下, 承担部分标准化心理支持工作, 从而扩展服务覆盖面。例如, 系统可为等待咨询或处于康复期的个体提供持续、低成本的动态监测与轻度干预支持。

5.3 局限与未来方向

尽管本框架展现潜力, 但其发展与应用仍面临若干亟待解决的局限性与挑战。

首先, 临床效度与验证不足是当前最主要的局限。系统核心组件—人工心理系统的可靠性, 以及由此生成的干预策略的有效性, 亟需在真实临床环境中通过严格设计的随机对照试验进行验证(Bosk, 2023)。未来研究需与临床机构合作, 开展多中心、大样本的长期追踪, 收集从干预过程到远期结局的多维度数据, 以检验和优化系统的泛化能力与长期效益(Nahum-Shani et al., 2018)。

其次, 在技术实现层面仍存在挑战。一方面, 系统的运行, 尤其是复杂模型的训练与推理, 对计算资源的需求较高, 可能制约其在资源有限环境下的普及。未来需探索模型轻量化、边缘计算部署(Han et al., 2015)等路径以提升可用性。另一方面, 数据隐私与算法安全是必须高度重视的议题。除了文中已提及的隐私保护技术, 还需警惕高级别安全风险, 例如大语言模型在受到特定攻击时, 其安全防护措施可能被大幅绕过(Carlini & Wagner, 2017)。这要求我们在系统设计中必须集成实时安全监控与防御机制, 确保生成内容的安全可靠。

伦理与治理框架的构建仍需深入。平行心理危机干预系统涉及敏感心理数据的持续采集与深度计算, 如何在技术创新与伦理约束之间取得平衡, 是推动其负责任发展的关键(Hartzog, 2018)。未来工作需联合伦理学家、临床专家、法律工作者及社区代表, 共同制定涵盖数据主权、算法透明度、责任界定、公平性保障在内的跨文化、跨群体伦理准则与治理框架(Lawrence et al., 2024)。

智能体范式的深入探索。本文框架中的智能体深度服务于 ACP 流程, 其工作模式已具备跨虚实空间协同与演化的“平行”特性。未来可对此类智能体进行更形式化的定义、建模, 并与传统任务型智能体进行系统性比较, 从而探索建立“平行智能体”这一新范式, 这亦是进一步丰富平行智能理论的一个有价值的研究方向。

通过持续的技术优化、严格的临床验证和审慎的伦理治理, 平行心理危机干预框架及 PsyRescueGPT 有望从方法框架和实现构想走向落地应用, 最终发展成为以人为本、精准可控、

自我演进的新一代心理健康服务平台。

参考文献

- 高丽梅, 汪凯, 李丹丹. (2024). 社交机器人在孤独症谱系障碍儿童中的应用. *心理科学进展*, 32(5), 834-844.
- 郭小丽, 常骏垚, 沙吗阿杰, 杨紫嫣. (2025). 内隐社会认知的干预方法. *心理科学进展*, 33(9), 1630-1646.
- 王飞跃. (2004a). 人工社会、计算实验、平行系统——关于复杂社会经济系统计算研究的讨论. *复杂系统与复杂性科学*, 1(4), 25-35.
- 王飞跃. (2004b). 平行系统方法与复杂系统的管理和控制. *控制与决策*, 19(5), 485-489, 514.
- 王飞跃. (2006). 关于复杂系统的建模、分析、控制和管理. *复杂系统与复杂性科学*, 3(2), 26-34.
- 杨静, 王晓, 王雨桐, 刘忠民, 李小双, 王飞跃. (2023). 平行智能与 CPSS: 三十年发展的回顾与展望. *自动化学报*, 49(3), 614-634.
- 周倩伊, 蔡亚琦, 张亚. (2025). 大语言模型的共情模拟: 评估、提升与挑战. *心理科学进展*, 33(10), 1783-1793.
- Bai, S., Kolter, J. Z., & Koltun, V. (2018). An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/1803.01271>
- Beck, A. T., Ward, C. H., Mendelson, M., Mock, J., & Erbaugh, J. (1961). An inventory for measuring depression. *Archives of General Psychiatry*, 4, 561-571.
- Bi, G. Q., Chen, Z., Liu, Z. F., Wang, H. K., ... H, M.L. (2025). MAGI: Multi-agent guided interview for psychiatric assessment. *arXiv preprint*. Retrieved 2025-04-25, from <https://arxiv.org/abs/2504.18260>
- Bosk, E. A. (2023). Creating a parallel process: A new methodological framework for conducting trauma-informed evaluation and research (TIER) in mental health settings. *Evaluation and Program Planning*, 97, 102229.
- Brickman, J., Gupta, M., & Oltmanns, J. R. (2025). Large language models for psychological assessment: A comprehensive overview. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 8(3), 412-435.
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., & Subbiah, M. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 33, 1877-1901.
- Bunt, H. L., Goddard, A., Reader, T. W., & Gillespie, A. (2025). Validating the use of large language models for psychological text classification. *Frontiers in Social Psychology*, 3, 1460277. <https://doi.org/10.3389/frsps.2025.1460277>
- Caplan, G. (Eds). (1964). *Principles of preventive psychiatry*. Basic Books.
- Carlini, N., & Wagner, D. (2017). Towards evaluating the robustness of neural networks. In *2017 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP)* (pp. 39-57). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SP.2017.49>
- Danieli, M., Ciulli, T., Mousavi, S. M., Silvestri, G., Barbato, S., Di Natale, L., & Riccardi, G. (2022). Assessing the impact of conversational artificial intelligence in the treatment of stress and anxiety in aging adults: Randomized controlled trial. *JMIR Mental Health*, 9(9), e38067. <https://doi.org/10.2196/38067>
- Dwork, C., & Roth, A. (2014). The algorithmic foundations of differential privacy. *Foundations and Trends in Theoretical Computer Science*, 9(3-4), 211-407.
- Ferrario, A., Sedlakova, J., & Trachsel, M. (2024). The role of humanization and robustness of large language models in conversational artificial intelligence for individuals with depression: A critical analysis. *JMIR Mental Health*, 11, e56569. <https://doi.org/10.2196/56569>
- Freud, S. (1896). Heredity and the aetiology of the neuroses. *Revue Neurologique*, 4(6), 161-169.
- Garriga, R., Mas, J., Abrahá, S., Nolan, J., Harrison, O., Tadros, G., Matic, A. (2022). Machine learning model to predict mental health crises from electronic health records. *Nat Med*, 28(6), 1240-1248.
- Guo, T. C., Chen, X. Y., Wang, Y. Q., Chang, R., Pei, S., Chawla, N. V., ... Zhang, X. (2024). Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges. *arXiv preprint*. <http://arxiv.org/abs/2402.01680>
- Hamilton, W. L., Ying, Z., & Leskovec, J. (2017). Inductive representation learning on large graphs. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 1024-1034.
- Han, S., Mao, H., & Dally W. J. (2015). Deep compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding. *arXiv preprint*. <http://arxiv.org/abs/1510.00149>
- Hartzog, W. (2018). *Privacy's blueprint: The battle to control the design of new technologies*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Heinz, M. V., Mackin, D. M., Trudeau, B. M., Bhattacharya, S., Wang, Y., ... Jacobson, N. C. (2025). Randomized trial of a generative AI chatbot for mental health treatment. *NEJM AI*, 2(4), A10a2400802.
- Hill, E. D., Kashyap, P., Raffanello, E., Wang, Y., Moffitt, T. E., Caspi, A., ... Posner, J. (2025). Prediction of mental health risk in adolescents. *Nature Medicine*, 31(6), 1840-1846. <https://doi.org/10.1038/s41591-025-03560-7>
- Hinton, G., Vinyals, O., & Dean, J. (2015). Distilling the knowledge in a neural network. *arXiv preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1503.02531>
- Hu, E. J., Shen, Y., Wallis, P., Allen-Zhu, Z., Li, Y., Wang, S., Wang, L., & Chen, W. (2022). LoRA: Low-rank adaptation of large language models. In *International Conference on Learning Representations (ICLR 2022)*. OpenReview. <https://openreview.net/forum?id=nZvKkefYf9>
- Hua, Y., Na, H., Li, Z., Liu, F., Fang, X., Clifton, D., & Torous, J. (2025). A scoping review of large language models for generative tasks in mental health care. *NPJ Digital Medicine*, 8, 230. <https://doi.org/10.1038/s41746->

- 025-01611-4
- James, R. K., & Gilliland, B. E. (Eds.). (2025). *Crisis intervention strategies* (9th ed.). Cengage Learning.
- Kalton, A., Falconer, E., Docherty, J., Alevras, D., Brann, D., & Johnson, K. (2016). Multi-Agent-Based Simulation of a Complex Ecosystem of Mental Health Care. *Journal of Medical Systems*, 40(2), 39. <https://doi.org/10.1007/s10916-015-0374-4>
- Karkosz, S., Szymański, R., Sanna, K., & Michałowski, J. (2024). Effectiveness of a web-based and mobile therapy chatbot on anxiety and depressive symptoms in subclinical young adults: Randomized controlled trial. *JMIR Formative Research*, 8(1), e47960. <https://doi.org/10.2196/47960>
- Katsoulakis, E., Wang, Q., Wu, H., Shahriyari, L., Fletcher, R., Liu, J., ... Deng, J. (2024). Digital twins for health: A scoping review. *NPJ Digital Medicine*, 7(1), 77. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01073-0>
- Kjell, O. N. E., Kjell, K., & Schwartz, H. A. (2024). Beyond rating scales: With targeted evaluation, large language models are poised for psychological assessment. *Psychiatry Research*, 333, 115667. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2024.115667>
- Kokkas, S., Segkouli, S., & Votis, K. (2025). Digital twins in older adults' mental healthcare: A literature review. In I. Maglogiannis, L. Iliadis, & J. Macintyre (Eds.), *IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations* (pp. 185–197). Springer.
- 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(9), 606–613.
- Lawrence, H. R., Schneider, R. A., Rubin, S. B., Matorić, M. J., McDuff, D. J., & Bell, M. J. (2024). The opportunities and risks of large language models in mental health. *JMIR Mental Health*, 11, e59479. <https://doi.org/10.2196/59479>
- Lee, C., Mohebbi, M., O'Callaghan, E., & Winsberg, M. (2024). Large language models versus expert clinicians in crisis prediction among telemental health patients: Comparative study. *JMIR Mental Health*, 11(1), e58129. <https://doi.org/10.2196/58129>
- Lindemann, E. (1944). Symptomatology and management of acute grief. *American Journal of Psychiatry*, 101(2), 141–148.
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., ... Kiela, D. (2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. F. Balcan, & H. Lin (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* (NeurIPS) (Vol. 33, pp. 9459–9474). Curran Associates, Inc.
- Mansoor, M. A., & Ansari, K. H. (2024). Early detection of mental health crises through artificial-intelligence-powered social media analysis: A prospective observational study. *Journal of Personalized Medicine*, 14(9), 958. <https://doi.org/10.3390/jpm14090958>
- Martinez, K., Menéndez-Menéndez, M. I., & Bustillo, A. (2021). Awareness, prevention, detection, and therapy applications for depression and anxiety in serious games for children and adolescents: Systematic review. *JMIR Serious Games*, 9(4), e30482. <https://doi.org/10.2196/30482>
- McMahan, B., Moore, E., Ramage, D., Hampson, S., & y Arcas, B. A. (2017). Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data. In A. Singh & J. Zhu (Eds.), *Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics* (AISTATS), 54 (pp.1273–1282). PMLR.
- Nahum-Shani, I., Smith, S. N., Spring, B. J., Collins, L. M., Witkiewitz, K., Tewari, A., & Murphy, S. A. (2018). Just-in-time adaptive interventions (JITAs) in mobile health: Key components and design principles for ongoing health behavior support. *Annals of Behavioral Medicine*, 52(6), 446–452.
- Ni, Y., & Jia, F. (2025). A scoping review of AI-driven digital interventions in mental health care: Mapping applications across screening, support, monitoring, prevention, and clinical education. *Healthcare*, 13(10), 1205. <https://doi.org/10.3390/healthcare13101205>
- Pellert, M., Lechner, C. M., Wagner, C., Rammstedt, B., & Strohmaier, M. (2024). AI psychometrics: Assessing the psychological profiles of large language models through psychometric inventories. *Perspectives on Psychological Science*, 19(5), 808–826.
- Ravenda, F., Bahrainian, S. A., Raballo, A., Mira, A., & Kando, N. (2025). Are LLMs effective psychological assessors? Leveraging adaptive RAG for interpretable mental health screening through psychometric practice. *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (Vol. 1, pp. 8975–8991). Association for Computational Linguistics.
- Roy, A., Nikolitch, K., McGinn, R., Jinah, S., Klement, W., & Kaminsky, Z. A. (2020). A machine learning approach predicts future risk to suicidal ideation from social media data. *NPJ Digital Medicine*, 3(1), 1–12.
- Seyedsalehi, A., Scola, G., & Fazel, S. (2026). Precision psychiatry: Thinking beyond simple prediction models – Enhancing causal predictions: Commentary. *The British Journal of Psychiatry*, 228(2), 176–177. <https://doi.org/10.1192/bjp.2025.10473>
- Sezgin, E., & McKay, I. (2024). Behavioral health and generative AI: A perspective on future of therapies and patient care. *NPJ Mental Health Research*, 3, 25. <https://doi.org/10.1038/s44184-024-00056-7>
- Shen, M. D., Chen, S. B., & Ding, X. D. (2024). The effectiveness of digital twins in promoting precision health across the entire population: A systematic review. *NPJ Digital Medicine*, 7(1), 145. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01146-0>
- Spitzer, M., Dattner, I., & Zilcha-Mano, S. (2023). Digital

- twins and the future of precision mental health. *Frontiers in Psychiatry*, *14*, 1082598. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2023.1082598>
- Sprint, G., Schmitter-Edgecombe, M., & Cook, D. (2024). Building a human digital twin (hdtwin) using large language models for cognitive diagnosis: Algorithm development and validation. *JMIR Formative Research*, *8*, e63866. <https://doi.org/10.2196/63866>
- Stade, E. C., Stirman, S. W., Ungar, L. H., Boland, C. Y., Schwartz, H. A., Yaden, D. B., ... Eichstaedt, J. A. (2024). Large language models could change the future of behavioral healthcare: A proposal for responsible development and evaluation. *NPJ Mental Health Research*, *3*(1), 12. <https://doi.org/10.1038/s44184-024-00056-z>
- Tan, Y., & Wei, J. Y. (2025). Exploring intervention effects of digital twin city stress visualization systems on mental crisis early warning for occupational populations. *Current Opinion in Psychiatry*, *38*(e-Suppl. 1), e8–e9.
- Torous, J., & Blease, C. (2024). Generative artificial intelligence in mental health care: Potential benefits and current challenges. *World Psychiatry*, *23*(1), 1–2.
- Torous, J., & Walker, R. (2019). Leveraging digital health and machine learning toward reducing suicide—From panacea to practical tool. *JAMA Psychiatry*, *76*(8), 776–777.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, & R. Garnett (Eds.), *Advances in neural information processing systems*, (pp. 5998–6008). Curran Associates, Inc.
- Vildjiounaite, E., Kallio, J., Kantorovitch, J., Kinnula, H., Ferreira, S., Rodrigues, M. A., & Rocha, N. (2023). Challenges of learning human digital twin: Case study of mental wellbeing: Using sensor data and machine learning to create HDT. In M. Tscheligi, O. Mayora-Ibarra, P. C. Santos, & M. M. da Silva (Eds.), *Proceedings of the 16th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments* (pp. 574–583). New York, NY: ACM.
- Wang, F. Y. (2010). Parallel control and management for intelligent transportation systems: Concepts, architectures, and applications. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, *11*(3), 630–638.
- Washington State Department of Health. (2018). *Watch for signs: Stop youth suicide*. <https://doh.wa.gov/sites/default/files/legacy/Documents/Mtgs/2018/CHWConference/WatchForSigns-YouthSuicide.pdf>
- Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Ichter, B., Xia, F., ... Zhou, D. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. In S. Koyejo, S. Mohamed, A. Agarwal, D. Belgrave, K. Cho, & A. Oh (Eds.), *Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems* (pp. 24824–2483). Curran Associates Inc.
- World Health Organization. (2023). *Suicide worldwide in 2023: Global health estimates*. from <https://www.who.int/publications/i/item/9789240076846>
- Xu, X. H., Yao, B. S., Dong, Y. Z., Gabriel, S., Yu, H., Hendler, J., ... Wang, D. (2024). Mental-LLM: Leveraging large language models for mental health prediction via online text data. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, *8*(1), 1–32.
- Yao, Y., Lin, S., Huang, Z., Li, S., Guo, C., & Wu, Y. (2022). Research on the Construction of Psychological Crisis Intervention Strategy Service System. In A. Traina, H. Wang, Y. Zhang, S. Siuly, R. Zhou, & L. Chen (Eds.), *Health information science* (pp. 209–216). Springer Cham.
- Zeiler, M., Vögl, S., Prinz, U., Werner, N., Wagner, G., Karwautz, A., ... Waldherr, K. (2025). Game design, effectiveness, and implementation of serious games promoting aspects of mental health literacy among children and adolescents: Systematic review. *JMIR Mental Health*, *12*(1), e67418. <https://doi.org/10.2196/67418>

Parallel psychological crisis intervention: Framework and conceptions

QIAO Xue¹, WANG Jing^{2,3}, GONG Xiaoyan²

⁽¹⁾ School of Nursing, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 100029, China)

⁽²⁾ State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation,

Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China) ⁽³⁾ Faculty of Innovation Engineering,

Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China)

Abstract: Psychological crisis intervention faces significant methodological challenges in dynamic monitoring, precise prediction, and strategy optimization. Traditional methods often struggle with the inherent complexity and personalized needs of psychological states. This paper explores the introduction of Parallel Intelligence theory into psychological crisis intervention and proposes a conceptual framework for Parallel Psychological Crisis Intervention. Based on the ACP approach (Artificial Systems, Computational

Experiments, and Parallel Execution), this framework aims to achieve state modeling by constructing artificial psychological systems, derive psychological states and evaluate intervention strategies through computational experiments, and optimize strategies via virtual-real interaction through parallel execution. It is designed to provide a preliminary framework for computable, experimental, and iterative psychological crisis intervention. As a proof-of-concept prototype, this paper develops PsyRescueGPT, a Large Language Model-driven multi-agent system. This system covers the entire process from monitoring, analysis, and prediction to strategy generation, evaluation, and parallel execution/optimization, providing a potential technical path for transitioning psychological crisis intervention from experience-driven to computation-driven paradigms.

Keywords: psychological crisis intervention, parallel intelligence, ACP, Large Language Models, multi-agent systems, personalized intervention