

生成的动态能量束与手部进行父子链接、光影匹配，并添加粒子、光晕等传统特效以增强真实感。

智能剪辑与动态叙事、工作流：AI分析素材 → AI生成粗剪版本 → 人工精剪与创意决策。

案例：拍摄一个多机位音乐现场。先用AI分析所有机位素材，根据节奏点、演员焦点自动生成一个粗剪版本。学生在此基础上，运用传统的剪辑美学，调整镜头顺序、时长，加入特写反应镜头，创造出更具张力和情感的最佳版本。

风格化与视觉统一：

工作流：AI学习参考片风格 → AI对全片进行批量风格化初调 → 人工逐镜头精细化调色。

案例：想要模仿《银翼杀手2049》的赛博朋克色调。先用AI工具分析该电影的色调特点，生成一个LUT（查找表）或直接对拍摄素材进行批量风格化应用。然后，学生在Pr或DaVinci Resolve中，根据每个镜头的具体情况，进行二次调色，确保视觉风格的统一与高级感。

4 教学模式与评估体系的创新

教学内容的变革需要配套的教学模式与评估体系作为支撑。

4.1 项目制学习 (PBL) 与工作坊 (Workshop) 结合

PBL：课程核心围绕2-3个综合性项目展开，如“1分钟AI概念短片”、“公益广告片”、“微电影片头特效”。项目要求必须明确体现AI与传统软件的融合应用。

Workshop：针对项目中需要的特定技能（如高级提示词编写、Runway Gen-2精确控制），开设短期、高强度的专题工作坊，即时解决学生遇到的技术难题^[1]。

4.2 “双师”课堂与行业前沿导入

邀请行业一线的视觉特效总监、AI艺术家通过线上或线下方式参与教学，分享最新的工作流和案例。形成“校内教师传授原理与方法+行业专家导入实践与趋势”的“双师”模式，保持教学内容的先锋性。

4.3 过程性评估与作品集导向

降低软件操作熟练度的考核权重，增加对于创意简报、提示词设计、工作流规划、过程反思报告的评估。

最终评估不仅看成片效果，更要评估其融合应用的合理性、创新性以及技术实现的质量。鼓励学生将项目过程（包括提示词、草稿、测试片段、最终成片）整理成精美的个人作品集，这是他们未来求职的核心资产^[4]。

引入同行评议，让学生相互评价提示词的有效性和作品的艺术性，锻炼其批判性思维和沟通能力。

5 面临的挑战与对策

融合教学的实施并非一蹴而就，面临诸多挑战：

技术门槛与成本：主流AI工具多为付费服务，对学校和学生构成经济压力。对策：学校可争取教育优惠，批量采购账号；鼓励学生使用优秀的开源替代品（如Stable Diffusion WebUI）；教学应侧重于方法论，而非绑定某一特定工具。

师资力量转型：传统教师可能对AI技术不熟悉。对策：组织教师参加专项培训，鼓励教师与计算机科学、人工智能专业的教师开展跨学科合作与研究。

学术诚信问题：AI可能被用于完全代工作业。对策：明确课程规则，要求学生在提交作品时必须附带详细的过程文档和原创性声明；设计需要深度思考和个性化表达的开放性项目，使单纯依赖AI无法获得高分。

技术与伦理教育并重：必须开设相关讲座，讨论AI生成内容的版权归属、深度伪造（Deepfake）技术的滥用、以及AI对创意产业就业生态的冲击等伦理与社会议题，培养学生的科技向善意识^[5]。

6 结语

AI技术不是影视后期教学的终结者，而是其进化的催化剂。面对这场技术革命，高等教育工作者应秉持开放、积极的态度，主动求变。通过将Photoshop、Premiere Pro、After Effects等传统软件的教学与前沿AI工具进行系统性、深层次的融合，我们能够构建一个更具活力、更贴近行业未来、更能激发学生创造力的教学新生态。这种“AI赋能、思维主导、项目驱动”的教学模式，最终将培养出这样一代影视人：他们既深谙传统技艺的精华，又能自如地驾驭人工智能这一新兴生产力工具；他们不仅是技术的使用者，更是用技术讲好故事、创造美的艺术家和创新者。这，正是我们面向未来的教育责任所在。

参考文献

- [1] Adobe. (2023). *Adobe Sensei AI and Machine Learning*. Adobe官方白皮书.
- [2] 王峰, 李静. (2022). 生成式AI对影视创作的影响研究. 《现代传播》, 44(5), 112-117.
- [3] 赵琳. (2023). AI视频生成工具Runway Gen-2的技术解析与应用前景. 《影视制作》, (8), 45-49.
- [4] Shneiderman, B. (2020). *Human-Centered AI*. Oxford University Press.
- [5] 张伟, 陈静. (2024). 人工智能时代艺术设计教育的转型路径探析. 《装饰》, (1), 88-91.

Using large language models to analyze the influence of personality traits on emotional expression in social media

Xingcai Liu

Institute of Psychology, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100000, China

Abstract

The vast amount of user-generated content on social media provides new avenues for exploring the relationship between individual psychology and digital expression. This study constructs a multi-stage analytical framework based on large language models (LLMs) to systematically investigate how the Big Five personality traits influence emotional expression in social media texts. By leveraging LLMs to automatically infer users' openness, conscientiousness, extraversion, agreeableness, and neuroticism levels (high/medium/low), we extract their overall emotional tone, primary discrete emotions, and complex emotions (such as irony). Through six quantitative experiments, we reveal significant statistical correlations between different personality trait levels and specific emotional expression patterns. This research provides a scalable automated approach for large-scale personality-emotion analysis, while discussing the model's limitations and future directions.

Keywords

personality traits; emotional expression; social media analysis; large language models; Big Five model

利用大语言模型分析人格特质对社交媒体情感表达的影响

刘兴才

中国科学院心理研究所, 中国·北京 100000

摘要

社交媒体上的海量用户生成内容为探究个体心理与数字表达间的关系提供了新途径。本研究构建了一个基于大语言模型 (LLM) 的多阶段分析框架, 系统探讨大五人格特质如何影响社交媒体文本中的情感表达。我们利用 LLM 自动推断用户的开放性、尽责性、外向性、宜人性与神经质水平 (高/中/低), 并提取其整体情感基调、主要离散情绪及复杂情绪 (如讽刺)。通过六项定量实验, 我们揭示了不同人格特质水平与特定情感表达模式之间存在显著统计关联。本研究为大规模人格-情感分析提供了可扩展的自动化方案, 并讨论了模型的局限性及未来方向。

关键词

人格特质; 情感表达; 社交媒体分析; 大语言模型; 大五模型

1 引言

社交媒体的兴起生成了海量文本数据, 为计算社会科学与心理学研究提供了宝贵资源。传统人格与情感分析主要依赖自陈问卷^[1]或人工标注, 虽可靠但耗时、主观且难以扩展。大语言模型 (LLM) 的出现, 凭借其强大的语义理解能力^[2,3], 为大规模心理特征推断提供了新工具。本研究旨在利用先进 LLM, 系统量化大五人格特质与多维情感表达之间的关系。研究目标包括: (1) 构建基于 LLM 的人格与情感自动推断方法; (2) 量化人格特质水平与情感表达模式之间的关联; (3) 生成可解释的实证发现。

2 相关工作

人格推断: 早期研究通过词汇分析推断人格特质^[4]。社交媒体时代则开始从数字足迹预测人格^[5], 研究表明计算机的人格判断甚至可能比人类更准确。

情感分析: 情感分析是自然语言处理的基础任务^[6]。基于 LLM 的方法已能实现细粒度情感识别和复杂情感 (如讽刺) 分析。

研究缺口: 然而, 现有研究缺乏在统一框架下, 系统量化人格特质水平与多维情感表达 (包括整体基调、离散情绪与复杂情绪) 之间关系的工作。本研究旨在填补这一空白。

3 方法

3.1 研究框架与数据

研究采用五阶段分析框架: 理论构建、数据采集与预处理、LLM 推断分析、结果验证和实验分析。数据来源于

【作者简介】刘兴才 (1989-), 男, 博士后, 从事语言心理学研究。

Reddit 公开评论集，该平台包含丰富的用户生成内容，语言风格多样，适合进行心理学特征分析。在数据采集过程中，我们采用流式解压技术处理原始数据文件，确保处理效率和数据完整性。

数据预处理阶段实施了严格的质量控制流程。首先，过滤匿名用户和已删除内容，排除自动化机器人账号，确保分析对象为真实人类用户。其次，通过语言检测算法去除非英语内容，统一文本编码格式，处理特殊字符和表情符号。最后，建立用户级文本语料库，对每条评论进行基础清洗，去除 URL 链接、用户名提及等噪声信息。经过多步过滤后，最终从初始的 300 万条评论中筛选出 7,500 名活跃用户，每人选取 100 条近期评论作为分析样本，确保每个用户都有足够的文本数据用于可靠的人格和情感分析。

3.2 LLM 分析流程

采用 DeepSeek 最新版本模型进行零样本推断，所有分析任务均通过 API 接口实现，输出为结构化 JSON 格式以确保数据的机器可读性和后续处理效率。在模型参数设置上，温度系数设为 0.3 以保证生成结果的一致性，最大输出令牌数根据具体任务调整，确保返回完整分析结果。

在用户级分析阶段，我们设计了详细的提示工程方案。对于人格推断任务，提示词包含了大五人格特质的明确定义和分级标准，要求模型基于用户的文本内容进行综合判断，同时提供判断依据的简要说明。对于情感分析任务，我们采用了多层次的分析框架：首先识别整体情感基调（积极、中性、消极、混合），然后分析具体的离散情绪（喜悦、悲伤、愤怒、恐惧、惊讶、厌恶），最后检测复杂情绪表达（讽刺、反语）。每个分析任务都提供了详细的判断标准和示例，确保分析的一致性和准确性。

在群体级元分析阶段，我们开发了专门的数据聚合算法。将用户按照 15 个人格特质组合（5 个特质 × 3 个水平）进行分组后，对每个组别进行统计摘要分析。这一过程不仅计算了各项情感指标的分布特征，还进行了跨组比较分析，识别显著的组间差异模式。为确保分析质量，我们还实施了多轮人工抽样验证，随机选取 200 个用户样本由心理学专业人员独立标注，评估 LLM 推断结果与人工判断的一致性，kappa 系数达到 0.72，表明模型具有较好的判断可靠性。

4 实验分析与核心发现

基于 LLM 生成的聚合数据，我们设计了六项实验以探究人格 - 情感关联，核心发现如下：

4.1 人格特质与整体情感基调分布

目标：分析各人格特质水平下情感基调（积极 / 中性 / 消极 / 混合）的分布。

结果：如表 1 所示，高宜人性和高外向性用户积极情感比例最高（分别达 70.0% 和 42.0%），而高神经质和低宜人性用户消极情感比例显著（分别为 60.0% 和 70.0%）。从

心理学机制角度分析，高宜人性个体的积极情感表达可能源于其亲和性强、合作倾向高的特点，这些个体更倾向于维持和谐的社会关系。而高神经质个体的消极情感倾向则可能与其情绪不稳定、易受压力影响的特质相关，这些个体对负面刺激更为敏感，情感调节能力相对较弱。

表 1 情感基调分布 across All Big Five Traits (%)

特质	水平	积极 (%)	中性 (%)	消极 (%)	混合 / 其他 (%)
开放性	高	30	20	20	30
	中	25	35	25	15
	低	15	50	25	10
尽责性	高	40	35	15	10
	中	25	45	20	10
	低	15	30	40	15
外倾性	高	42	14	32	12
	中	20	40	30	10
	低	10	60	30	0
宜人性	高	70	15	5	10
	中	30	40	20	10
	低	10	20	70	0
神经质	高	10	10	60	20
	中	15	30	40	15
	低	30	40	20	10

4.2 人格特质与主要情绪频率

目标：考察各人格水平下具体情绪的出现频率。

结果：表 2 的抽样数据显示，高宜人性用户最常表达 "喜悦" (65 次)，而高神经质用户则更频繁地表达 "悲伤" (40 次) 和 "愤怒" (35 次)。

表 2 主要情绪频率 Across All Big Five Traits (Counts)

特质	水平	喜悦	悲伤	愤怒	惊讶	恐惧	厌恶	中性
宜人性	高	65	10	5	20	5	0	15
神经质	高	5	40	35	5	30	10	5

4.3 人格特质与复杂情绪出现率

目标：分析讽刺与反语在不同人格水平中的出现比例。

结果：如表 3 所示，讽刺在高外向性 (48.0%)、高神经质 (45.0%) 和低宜人性 (55.0%) 用户中更为常见；反语则与高开放性 (25.0%) 显著相关。

表 3 复杂情绪出现率 Across All Big Five Traits (%)

特质	水平	讽刺	反语
外向性	高	48	22
神经质	高	45	35
宜人性	低	55	30
开放性	高	35	25

4.4 关键情感模式识别

目标：综合定性与定量数据，总结各人格特质的关键情感特征。