



空军军医大学

Air Force Medical University

分类号 B849

UDC 159.98

密级

博士学位论文

基于自然语言刺激下反刍特质的
多质融合心理测量研究

李宇龙

学 号 1002019004

培 养 类 别 同等学力申请

学 位 类 型 学术学位

一级学科(专业类) 心理学

二级学科(专业) 应用心理学

研 究 方 向 心理选拔与测量

指 导 教 师 苗丹民 教授

培 养 单 位 军事医学心理学系

二〇二四年五月

目 录

前言.....	13
文献回顾.....	15
研究设计.....	36
第一部分 基于自然语言的反刍刺激材料编制及验证	41
实验一 基于自然语言反刍刺激材料的编制	42
1 被试与材料.....	42
2 研究程序.....	45
3 研究结果.....	51
4 讨论.....	55
实验二 反刍刺激材料的验证	58
1 被试与材料.....	58
2 实验方法.....	59
3 研究结果.....	60
4 讨论.....	63
第二部分 基于眼动的反刍自然语言识别研究	67
实验三 眼动数据对反刍自然语言识别的研究	68
1 被试与材料.....	68
2 实验程序.....	72
3 研究结果.....	79
4 讨论.....	97
第三部分 基于面部 AUS 的反刍自然语言识别研究	106
实验四 面部 AUS 对反刍自然语言识别的研究	107
1 被试与材料.....	107
2 实验程序.....	107
3 研究结果.....	111
4 讨论.....	131
第四部分 基于面部血流的反刍自然语言识别研究	137
实验五 面部血流对反刍自然语言识别的研究	138
1 被试与材料.....	138
2 实验程序.....	138
3 研究结果.....	147
4 讨论.....	168
第五部分 基于多源同步多模态数据融合的反刍识别	175
实验六 多模态数据对反刍自然语言识别的研究	177

1 多模态数据融合的现代方法.....	177
2 XGBoost 算法及其在数据分析中的应用	182
3 基于 Stacking 的两层决策融合策略.....	183
4 实验与数据分析.....	187
5 讨论.....	191
6 总讨论.....	194
小结.....	196
参考文献.....	199
附录.....	230

缩略语表

缩略词	英文全称	中文全称
ARS	Anger Rumination Scale	愤怒反刍思维量表
AUC	Area Under the Curve	操作者曲线下面积
AUs	Action Units	运动单元
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers	双向编码器表示从变换器
BoW	Bag-of-words models	词袋模型
CERQ	Cognitive Emotion Regulation Questionnaire	认知情绪调节问卷
CRQ	Co-Rumination Questionnaire	共同反刍量表
DMN	Default Mode Network	默认模式网络
dmPFC	dorsomedial Prefrontal Cortex	背内侧前额叶皮质
ELM	Extreme Learning Machine	极限学习机
ERQ	Emotion Regulation Questionnaire	情绪调节问卷
ERRI	Event-Related Rumination Inventory	事件相关反刍量表
FACS	Facial Action Coding System	面部动作编码系统
GPT	Generative Pre-trained Transformer	生成预训练变换器
KNN	K-Nearest Neighbors	K-近邻
LDA	Latent Dirichlet Allocation	潜在狄利克雷分配
LIWC	Linguistic Inquiry and Word Count	语言查询与词频统计
LRMF	Low-Rank Multimodal Fusion	低秩多模态融合

LWIR	Long-Wave Infrared	长波红外
MD	Mean Difference	均值差异
NB	Naive Bayes	朴素贝叶斯
NETD	Noise Equivalent Temperature Difference	噪声等效温差
NLP	Natural Language Processing	自然语言处理
PANAS	The Positive and Negative Affect Scale	正性负性情绪量表
PM	Pattern Matching	模式匹配
PNN	Probabilistic Neural Network	概率神经网络
RE	Regular Expression	正则表达式
RF	Random Forest	随机森林
ROC	Receiver Operating Characteristic curve	受试者工作特征曲线
RRS	Ruminative Responses Scale	反刍思维量表
RSS	Rumination Sadness Scale	悲伤反刍量表
SI	Scenario Immersion	情景沉浸
SVM	Support Vector Machine	支持向量机
TF-IDF	Term Frequency-Inverse Document Frequency	词频-逆文档频率
TFN	Tensor Fusion Network	张量融合
TM	Topic Modeling	主题模型
XGBoost	eXtreme Gradient Boosting	极限梯度提升

基于自然语言刺激下反刍特质的 多质融合心理测量研究

博士研究生：李宇龙

导师：苗丹民 教授

辅导老师：刘 治 教授

空军军医大学军事医学心理学系，西安 710032

资助基金项目：军委科学技术委员会国防科技创新特区项目

(18-163-15-ZT-001-007-37)

中文摘要

研究背景：

在现代军事环境中，士兵的心理状态直接关联到他们的任务执行效能，其中反刍作为一种持续专注于负面思维的心理特质，对心理健康和军事表现产生重大影响。反刍特质，现已被证实与包括抑郁症和焦虑症在内的多种心理疾病紧密相关。其过度活动损害个体的心理健康，并显著影响了士兵的日常功能和职业表现。在高压的军事环境下，反刍的负面效应直接削弱了个体及团队的战斗力。

尽管识别反刍特质在心理健康评估中至关重要，但现有方法主要依赖自评量表等主观工具，容易受到虚假回答、社会期望偏差和个体自我认知误差的影响，这限制了它们在精确筛查和早期预警中的效果。反刍特质在语言表达、视觉注意及面部和生理响应上具有独特表现，源于其本质上的持续和反复的负性思考与沉溺。这种思维模式不仅在语言表达中会留下显著痕迹，也体现在无意识的行为表现中。此外，高反刍者在面对刺激时，其视觉注意模式与低反刍者不同，显示出对负面信息的过度关注。反刍过程中的情绪波动及其对身体的影响——包括面部表情和血流动力学的变化——提供了特殊物理和生理证据。

鉴于此，本研究旨在探索更加客观、科学的反刍特质识别方法。随着自然语言处理（Natural Language Processing, NLP）和人工智能技术的快速发展，采用自然语言结合眼动、面部运动单元（Action Units, AUs）和面部血流的多质融合方法研究反刍特质，可以从多维度捕捉个体的情感、认知和注意力等信息，克服传统方法的局限，并提供更精确、更客观的诊断信息。通过这些技术的多模态数据分析，不仅可以提高反刍特质的识别精度，还能深化对反刍与心理健康复杂关系的理解，为军事心理健康的筛查、管理和干预提供科学依据。

研究对象和方法：

本研究共分为五个部分，涉及六项具体实验，研究对象均为基层部队士兵。

第一部分：基于自然语言编制反刍刺激材料及效果验证。实验一，通过《反刍思维量表》（Ruminative Response Scale, RRS）对 4591 名士兵进行初筛，根据设定的入组和排除标准，选出 609 名被试进行一对一的半结构化访谈。访谈内容被录音并转录为文本，经过校对与去噪处理，保留 607 份有效文本；接下来，结合运用 NLP 技术与情景沉浸理论，制定出更具反刍启动针对性的刺激材料。实验二，选取 40 名高反刍者和 38 名低反刍者，对反刍刺激材料中的 7 个不同维度进行 5 点评分。通过评分统计检验及实验前后心理状态的对比，评估刺激材料的有效性和可靠性。

第二、三、四部分：基于单模态数据的反刍自然语言的识别及模型构建。对 3373 名士兵进行 RRS 调查，筛选出 478 名目标群体（高反刍组 271 人，低反刍组 207 人）接受反刍刺激实验。实验三，通过眼动追踪技术分析被试的视觉注意模式，构建了针对整套题目及单独题目的反刍识别模型；实验四，利用面部 AUs 数据分析两组人群在情绪启动下的面部表情差异，构建反刍识别模型；实验五，通过分析面部血流数据，探索了两组人群在情绪反应和生理激活方面的差异，建立第三套单模态识别模型。最后，对三种单模态数据互补性进行分析，探究眼动、面部 AUs 和面部血流数据在反刍特质识别中的相互补充作用。

第五部分：基于多源同步多模态数据融合的反刍识别。实验六，整合眼动追踪、面部 AUs 和面部血流的单模态数据分析成果，采用层级融合策略，结合 XGBoost 算法，构建多数据源的反刍自然语言识别模型。

研究结果：

第一部分：实验一，构建了一组由 607 份高反刍者访谈文本组成的反刍语料库。

并基于此编制了一套包含 37 个语段, 17 种反刍情景的反刍自然语言刺激材料; 实验二, 在对刺激材料进行评分验证, 通过混合设计方差分析发现, 材料类型和人员类别之间存在显著的交互作用。具体而言, 在所有七个维度上, 高反刍组对反刍材料的评分显著高于对照组 (反复度: $t=3.058, P<0.01$; 持续度: $t=3.099, P<0.01$; 联想度: $t=3.189, P<0.01$; 生动度: $t=3.336, P<0.01$; 失控度: $t=3.043, P<0.01$; 假设度: $t=3.413, P<0.01$; 代表性: $t=2.674, P<0.01$), 而两组在中性材料评分上无显著差异。

第二、三、四部分: 实验三, 对两组人群在接受自编反刍刺激材料时的六种眼动指标进行比较, 显示所有指标均存在显著差异。采用随机森林 (RF) 分类器构建的识别模型, 准确率达到 73.22%, 逐题分析的平均准确率为 69.60%; 实验四, 分析了两组人群在接受刺激材料时的面部 AUs 特征, 发现在活跃度、强度及变化方面存在显著差异。最终模型的分类准确率为 62.75%, 逐题分析后的平均准确率提升至 63.21%; 实验五, 对两组人群的面部血流数据进行比较, 发现在额头、鼻子、左右脸等多个面部区域存在显著差异。采用 RF 构建的模型准确率为 60.64%, 逐题分析的平均准确率为 58.03%。此外, 人群类型与情景类型之间的交互作用显著, 特定情景类型下的血流差异尤为明显。最后, 互补性分析强调了眼动数据在高反刍者识别上的高真阳性率 (True Positive Rate, TPR) 为 0.79 以及面部血流数据与面部 AUs 数据在提高整体分类效果方面的显著互补性。

第五部分: 实验六, 通过多模态数据的层级融合分析, 采用 XGBoost 算法对多模态数据进行融合分析, 实现了 87.03% 的分类准确率, 显著高于单模态方法 (眼动 70.08%, 面部 AUs 64.85% 和面部血流 61.09%) 及其他比较算法 (RF 85.98%、KNN 85.35%、NB 71.54% 和 SVM 56.07%), 证明了多模态融合在提高识别精度方面的有效性。

研究结论:

(1) 本研究成功验证了刺激材料能够有效启动并测量目标群体的反刍水平。结果表明, 自编刺激材料在引发和评估反刍特质方面具有良好的效果, 证实了这种方法在识别心理特质中的应用潜力。

(2) 通过眼动追踪、面部 AUs 分析以及面部血流动力学的深入研究, 本研究揭示了这些非侵入式技术在区分高反刍者与低反刍者中的应用价值。这些单一模态数据在区分高反刍者与低反刍者方面表现出一定的有效性。通过对这些数据的互补性

分析，证实了采用多模态数据融合可以显著提高识别的准确率，弥补了单一模态方法的不足，支持了多模态融合策略在提升心理健康评估精度方面的重要性。

(3) 多模态数据融合显著提高了反刍特质的识别准确率。通过对多种单模态数据的综合分析，本研究证实了多模态数据融合在提高诊断精度方面的有效性，并强调了综合不同数据类型在心理健康评估中的重要性。

(4) 特定情景显著影响了个体的心理和生理反应，为理解反刍特质的复杂性提供了新的视角。本研究通过分析不同情景下的刺激材料效用，进一步揭示了环境因素如何影响心理特质的表达。

(5) 通过层级融合方法和 XGBoost 算法，本研究显著提高了反刍特质识别的效率和准确性。这种方法有效整合了多种数据类型的信息，优化了识别流程，并在心理健康评估中实现了较高的准确率。

关键词：反刍特质；自然语言；多模态数据；眼动；面部 AUs；面部血流；极限梯度提升

Psychometric Study of Rumination Traits Through Multimodal Integration Based on Natural Language Stimuli

Candidate for master: Li Yulong

Supervisor: Miao Danmin Pro.

Tutor: Liu Zhi Pro.

Department of military medical psychology, Air Force Medical University,

Xi'an 710032, China

Sponsored Programs: Defense Science and Technology Innovation Special Zone Project of
the Science and Technology Commission of the Military Commission

(18-163-15-ZT-001-007-37)

Abstract

Research Background:

In the modern military environment, soldiers' psychological states are directly linked to their task performance efficiency. Among these, rumination, a mental trait characterized by persistent focus on negative thoughts, significantly impacts psychological health and military performance. This trait has been proven to be closely related to various mental illnesses, including depression and anxiety disorders. Its excessive activity impairs individual psychological health and significantly affects soldiers' daily functions and professional performance. Under the high-pressure military environment, the negative effects of rumination directly weaken the combat effectiveness of individuals and teams.

Despite the critical importance of identifying rumination traits in psychological health assessments, existing methods mainly rely on subjective tools such as self-report questionnaires, which are susceptible to false answers, social desirability bias, and

individual self-perception errors. This limits their effectiveness in precise screening and early warning. Rumination traits exhibit unique expressions in language, visual attention, and facial and physiological responses, stemming from its nature of persistent and repetitive negative thinking and indulgence. This thinking pattern not only leaves significant traces in verbal expression but also manifests in unconscious behavioral performance. Furthermore, individuals with high rumination display a different pattern of visual attention when exposed to stimuli, showing an excessive focus on negative information. The emotional fluctuations during the rumination process and their impact on the body—including changes in facial expressions and hemodynamics—provide specific physical and physiological evidence.

Given this, the present study aims to explore more objective and scientific methods for identifying rumination traits. With the rapid development of Natural Language Processing (NLP) and artificial intelligence technologies, employing a multi-modal integration approach combining natural language with eye movement, facial action units (AUs), and facial blood flow to study rumination traits can capture individuals' emotions, cognition, and attention from multiple dimensions. This overcomes the limitations of traditional methods and provides more precise and objective diagnostic information. Through the multi-modal data analysis of these technologies, not only can the accuracy of identifying rumination traits be improved, but a deeper understanding of the complex relationship between rumination and psychological health can also be achieved, providing a scientific basis for the screening, management, and intervention of military psychological health.

Research Subjects and Methods:

The study is divided into five parts, involving six specific experiments, with the subjects being recruits from the grassroots units.

Part One: Based on natural language to compile rumination stimulus materials and verify their effects. Experiment one involved an initial screening of 4591 recruits using the Ruminative Response Scale (RRS), selecting 609 participants for one-on-one semi-structured interviews according to set inclusion and exclusion criteria. The

interviews were recorded and transcribed into text, with 607 valid texts retained after proofreading and denoising. Experiment two involved 40 high-ruminators and 38 low-ruminators rating the rumination stimulus materials across seven different dimensions on a 5-point scale. Through statistical tests of the ratings and comparisons of psychological states before and after the experiment, the effectiveness and reliability of the stimulus materials were assessed.

Parts Two, Three, and Four: Based on single-modal data for the recognition of rumination natural language and model construction. A survey was conducted on 3373 recruits using the RRS, selecting 478 target individuals (271 high-ruminators, 207 low-ruminators) for the rumination stimulus experiment. Experiment three analyzed the visual attention patterns of participants through eye-tracking technology, constructing rumination identification models for the entire set of questions and individual questions; Experiment four utilized facial AUs data to analyze differences in facial expressions between the two groups under emotional provocation, constructing a rumination identification model; Experiment five explored differences in emotional reactions and physiological activation between the two groups through facial blood flow analysis, establishing a third set of single-modal recognition models. Finally, the complementarity of the three single-modal data types was analyzed to explore their mutual supplementation in rumination trait identification.

Part Five: Based on multi-source synchronous multi-modal data fusion for rumination identification. Experiment six integrated the findings of single-modal data analysis from eye movement tracking, facial AUs, and facial blood flow, adopting a hierarchical fusion strategy combined with the XGBoost algorithm to construct a multi-data source rumination natural language recognition model.

Research Results:

Part One: Experiment one constructed a rumination corpus consisting of 607 high-ruminator interview texts. A set of rumination natural language stimulus materials containing 37 passages and 17 rumination scenarios was developed based on this. Experiment two, in validating the stimulus materials through rating, found significant

interaction effects between material type and personnel category via mixed-design ANOVA. Specifically, across all seven dimensions, the high-ruminator group rated the rumination materials significantly higher than the control group (repetitiveness: $t=3.058$, $P<0.01$; persistence: $t=3.099$, $P<0.01$; associativeness: $t=3.189$, $P<0.01$; vividness: $t=3.336$, $P<0.01$; uncontrollability: $t=3.043$, $P<0.01$; hypotheticality: $t=3.413$, $P<0.01$; representativeness: $t=2.674$, $P<0.01$), while there were no significant differences in neutral material ratings between the two groups.

Parts Two, Three, and Four: Experiment three compared six types of eye movement indicators between the two groups when exposed to self-compiled rumination stimulus materials, showing significant differences in all indicators. A recognition model constructed with the Random Forest (RF) classifier achieved an accuracy of 73.22%, with an average accuracy of 69.60% for analysis by question; Experiment four analyzed facial AUs features of the two groups when exposed to stimulus materials, finding significant differences in activity, intensity, and variation. The final model's classification accuracy was 62.75%, with an average accuracy increasing to 63.21% after analysis by question; Experiment five compared facial blood flow data between the two groups, finding significant differences in multiple facial areas such as the forehead, nose, and both sides of the face. An RF-constructed model achieved an accuracy of 60.64%, with an average accuracy of 58.03% for analysis by question. Additionally, the interaction between type of crowd and scenario type was significant, with blood flow differences under specific scenarios being particularly pronounced. Lastly, the complementarity analysis emphasized the high true positive rate (TPR) of 0.79 for eye movement data in identifying high-ruminators and the significant complementarity of facial blood flow data with facial AUs data in improving overall classification performance.

Part Five: Experiment six, through hierarchical fusion analysis of multi-modal data using the XGBoost algorithm, achieved a classification accuracy of 87.03%, significantly higher than single-modal methods (eye movement 70.08%, facial AUs 64.85%, and facial blood flow 61.09%) and other comparison algorithms (RF 85.98%, KNN 85.35%, NB 71.54%, and SVM 56.07%), proving the effectiveness of multi-modal fusion in improving

identification accuracy.

Research Conclusions:

(1) This study successfully verified that stimulus materials can effectively initiate and measure the rumination levels of the target group. The results show that the self-compiled stimulus materials are effective in triggering and assessing rumination traits, confirming the potential application of this method in identifying psychological traits.

(2) Through in-depth studies using eye-tracking, facial Action Units (AUs) analysis, and facial hemodynamics, this research revealed the applicative value of these non-invasive techniques in distinguishing between individuals with high and low levels of rumination. These single modality data showed certain effectiveness in differentiating individuals with varying rumination levels. Through a complementary analysis of these data, it was confirmed that the use of multimodal data fusion can significantly improve identification accuracy, compensating for the shortcomings of single modality approaches, and supporting the importance of multimodal fusion strategies in enhancing the precision of mental health assessments.

(3) Multimodal data fusion significantly improved the accuracy of identifying rumination traits. By conducting a comprehensive analysis of various single modality data, this study confirmed the effectiveness of multimodal data fusion in enhancing diagnostic precision and emphasized the importance of integrating different types of data in psychological health assessments.

(4) Specific contexts significantly influence individuals' psychological and physiological responses, offering a new perspective on the complexity of rumination traits. This study, by analyzing the efficacy of stimulus materials in different scenarios, further reveals how environmental factors affect the expression of psychological traits.

(5) By employing hierarchical fusion methods and the XGBoost algorithm, this study has significantly enhanced the efficiency and accuracy of identifying rumination traits. This approach effectively integrates information from multiple data types, optimizes the identification process, and achieves a high accuracy rate in psychological health assessments.

Key words: Rumination Traits; Natural Language; Multimodal Data; Eye Movement; Facial Action Units (AUs); Facial Blood Flow; XGBoost

前 言

在全球范围内，心理健康问题逐渐成为影响军事人才选拔与军队建设的重要因素。2023年WHO的数据显示，全球约有2.8亿人受到抑郁症的困扰，青少年群体中约14%遭受心理健康挑战，这对他们长期的身心健康与生活满意度造成负面影响。在中国，抑郁症的高发性尤其在青少年中显著，突显了新时代征兵心理检测面临的紧迫性与挑战性。目前统计数据显示，每七名10-19岁的青少年中就有一人经历心理障碍，其中抑郁、焦虑和行为障碍成为该年龄段疾病和残疾的主导原因。

反刍，定义为个体持续地专注于负面刺激，已经成为心理学家研究抑郁症特征的一个重点。它不仅会加剧抑郁情绪，还被认为是抑郁发展的一个重要预测指标。因此，对军人选拔过程中准确地识别和理解反刍特质尤为重要。尽管传统的评估方法，例如自评量表，为心理状态的评估提供了便利，但它们的有效性可能受到被试自我报告准确性的限制，例如虚假回答或社会期望的影响，可能引起评估结果的不精确或偏差。此外，这些方法难以捕捉到反刍过程中的微妙情绪和认知变化，限制了对反刍深层机制的了解。

为了克服这些限制，引入了特定的自然语言作为研究工具，这开辟了新的研究视角。自然语言的使用，结合日益发展的NLP技术，提供了一种更精确和客观的分析手段，能够有效捕捉和分析个体在反刍过程中的认知和情绪状态。这种方法相比以往不仅具有更高的针对性和情绪激发性，还能深入分析个体的语言表达，揭示其背后的心理动态，为更深层、更细致的心理状态分析提供了可能，显著提高了诊断的客观性和准确性。

此外，本研究选择了眼动追踪、面部AUs分析和面部血流动力学监测作为主要的研究模态，基于它们分别在反映信息处理过程中的注意力分配、准确捕捉情绪状态和提供情绪激活的生理证据方面的重要价值。通过这三种模态的融合分析，旨在从多角度识别反刍特质，并为建立一个全面的心理健康评估框架奠定基础。

进一步地，应用机器学习算法对多模态数据进行特征提取和分析，旨在通过这种创新的数据融合方法提高反刍特质识别的精度。这种方法整合了来自认知、情绪

和生理的多维度信息，为心理学研究以及军事选拔等应用环境中的心理健康评估提供了新工具和视角。

文献回顾

1 反刍研究的概述

1.1 反刍概念及相关研究

1.1.1 反刍的概念

反刍 (Rumination)，定义为个体持续地专注于负面刺激，包括负性事件的原因、后果及伴随的消极情绪，可能导致抑郁等症状的发生，是一种非适应性的情绪调节策略。在众多形式的反刍中，抑郁性反刍思维最为普遍，这种思维模式专注于个体的负面心理体验，如悲伤、焦虑和失落^[1]，与抑郁症的发生有高度相关性，被认为是抑郁症发展的关键因素^[2]。

1.1.2 反刍是一种特质

反刍是一个相对稳定的特质或个性特征，影响个体应对生活事件的方式^[3,4]。Nolen-Hoeksema认为人们有高或低的反刍倾向，前者更易陷入消极反复思考，并因此体验更持久和严重的抑郁症状^[3]。这种特质部分源自遗传因素，Just和Alloy发现单胞双胞胎的反刍思维量表分数高度相关 ($r=0.67$)，而非血缘关系双胞胎的相关度较低 ($r=0.12$)^[4]。生活经历和认知习得也影响这种特征的形成和发展，如早期的被拒绝或抛弃经历会增加反刍的概率^[5]。一旦形成，该特质会自动驱动个体进入反刍思维，并在不同情景中保持相对稳定^[6]。高反刍者对生活事件的反应更为刻板，更加容易捕获到消极情绪。相比之下，低反刍者的反应则更为灵活^[7]。总之，反刍代表一种思维倾向，它影响人们应对压力或消极情绪的方式。高反刍特质会增加抑郁风险，因为人们更易陷入自我加强的思维循环^[3]。这一特质来源于遗传因素和生活经历的共同作用^[4,5]。

1.1.3 反刍的主要理论

目前，学界存在多种理论框架来理解反刍。它们分别从反应方式、认知特征、前因后果、信息处理偏差和执行功能等角度解析反刍，为进一步探究其成因与干预

提供重要参考。现将总结当前学界关于反刍思维的几大主要理论总结如下（表1）：

表 1 反刍研究的主要理论汇总

理论名称	关键作者	年代	理论概述
反应方式理论 (Response Styles Theory)	S. Nolen-Hoeksema 等	2008	该理论认为个体对抑郁情绪的反应方式，特别是反刍思维，会影响抑郁的持续时间和严重程度。反刍被视为一种消极反应方式，可能导致情绪问题的加剧和延长 ^[1] 。
元认知理论 (Metacognitive Theory)	Papageorgiou C, Wells A	2001	强调个体对反刍的积极信念在抑郁中的作用，认为个体持有关于反刍有助于解决问题和认识自我的积极信念，这可能导致反刍特质的维持和加剧抑郁情绪 ^[6] 。
目标驱动反刍理论 (Goal Progress Theory)	E. Watkins 和 S. Nolen-Hoeksema	2014	讨论个体在目标进展受阻时产生的反刍倾向，以及这种反刍如何转化为习惯性思维，从而影响抑郁情绪的产生和维持 ^[8] 。
具体性减少理论 (Reduced Concreteness Theory)	F. Watkins 和 M. Moulds	2005	该理论强调反刍思维中抽象思维的角色及其对于问题解决能力的负面影响，通过促进更具体的思维方式可以改善反刍引起的问题 ^[9] 。
认知情绪性障碍理论 (Cognitive Emotional Disorder Theory)	Watkins E, Baracaia S	2001	提出反刍作为一种习得性信息处理偏差，与情绪调节障碍相关联。研究指出人们在抑郁情绪中反刍的原因，强调反刍与注意偏差、非理性信念和逆境的相互作用，共同维持焦虑与抑郁 ^[10] 。
自我调节执行功能理论 (Self-Regulatory Executive Function Theory)	J. Roelofs	2007	探讨反刍如何作为自我调节执行功能失调的表现，并与抑郁症状有关。从执行功能的角度解释了反刍思维的作用机制 ^[11] 。

总体来看，尽管目前关于反刍思维的理论框架多样，从不同角度揭示了其成因、过程及影响，但这些理论之间的互补性与潜在的交叉点表明，对反刍的深入理解仍然处于初步阶段。这也强调了进一步研究的迫切需要，不仅为了整合现有的理论视角，也为了开发有效的干预措施来缓解反刍带来的负面影响。

1.1.4 士兵群体中的反刍相关研究

士兵在心理调整方面面临许多挑战，其中反刍和心理健康之间的联系尤为显著。近期研究表明，心理干预措施，特别是认知行为治疗程序，对于提升士兵在士兵训练中的心理调整非常有效，有助于减少心理压力和提高心理健康水平。此外，创伤后应激障碍（PTSD）症状与士兵的自伤行为密切相关，研究强调了社会支持和减少

反刍思维在预防自伤行为中的重要性。对于经历过战斗的士兵，PTSD和抑郁症状的发生率较高，这对他们的长期心理健康构成了严重威胁。因此，提供适当的心理健康培训和干预是支持这些士兵的关键^[12]。此外，研究还表明，在伊朗军事基地中，PTSD症状、反刍思维与自伤行为之间存在正相关，而社会支持则与自伤行为呈负相关，显示出心理症状与社会心理因素之间复杂的交互作用，这强调了在军事心理健康干预中应考虑到这些因素的重要性^[13]。总体而言，对士兵的反刍特质和心理健康进行有效地研究和干预，对于提高他们的生活质量和服务效能具有重要意义。

1.2 反刍引起的后果或影响

1.2.1 反刍常见的危害

反刍本质上是重复、被动且难以控制的过度反思，尤其是对消极或焦虑思维内容的反思。因此，它会导致严重的心理危害：（1）加深负面情绪，如焦虑、抑郁和消极情绪^[14]。反刍会提高个体对威胁和消极经历的注意力，并激活与之相关的负面情绪和记忆^[15]；这进一步强化了个体的负面认知和情绪体验，形成恶性循环。（2）削弱问题解决能力。个体陷入反复思考过去的消极事件，却无法有效解决当前问题^[16]，这减弱了个体主动改变环境或情景的动力和行动力。（3）损害个人福祉和生活质量。研究显示，反刍与更差的睡眠质量、疲劳和身体不适有关^[17]；反刍会占据个体大量的认知资源，使之难以专注于当下，体验生活中积极和有意义的时刻。（4）增加心理疾患的易感性，加速疾病进程。研究表明，反刍与抑郁症和焦虑症的发病率增加有关，并可预测疾病的持续时间和严重程度^[18]。总之，反刍思维作为一种消极且非功能性的思维模式，会导致严重的心理和生理损害。

1.2.2 反刍与精神症状和疾病的关系

大量研究已充分证实了反刍与抑郁症状之间的相关性^[14, 19, 20]。抑郁症患者倾向于采取更消极和被动的应对方式，这加剧了反刍，形成恶性循环。Mellings 的研究显示社交焦虑障碍和广泛性焦虑障碍患者更易采取反刍思维方式^[21]，其反刍内容也更侧重于对社交威胁和困难的担忧，这会加重个体焦虑体验。还有一些研究也发现强迫症患者表现出更高的反刍倾向，其反刍内容主要围绕强迫症状的担忧与恐慌^[22]；这种反刍可触发强迫行为，并加重症状的严重程度。PTSD 患者常会反复回想创伤事件的记忆，这也会促使患者再次体验场景并破坏康复进程^[23]。另有研究表明，神经性贪食症

患者也体现出高反刍，其反刍内容主要是过度关注自身形象与对饮食控制的担忧^[24]，这会加剧症状的严重程度和复发概率。

综上，大量研究证据支持反刍与多种精神障碍之间存在密切联系^[25]。反刍在这些障碍的发生、持续和加重过程中发挥着重要作用，可被视为跨诊断的病理过程^[26]。

1.2.3 反刍对抑郁症状的预测

在临床领域，Nolen-Hoeksema进行的一项追踪研究针对抑郁症患者，揭示了反刍在预测抑郁症状方面的重要作用^[27]。研究表明，具有高反刍水平的个体更易遭受抑郁情绪的困扰，其抑郁症状更为严重，且恢复所需时间更长^[19]。反刍不仅能加深抑郁情绪，还能预测抑郁发作的可能性、复发风险、病情的严重程度以及持续的时间长度，甚至是自杀的念头^[28]。Haipf等研究者发现，即便对于健康人群而言，反刍特质的高低也是预测抑郁发生的一个重要指标，且可以用来预测重性抑郁障碍（MDD）患者的抑郁复发情况^[29]。Nolen-Hoeksema和Hilt推断反刍之所以可以预测抑郁，可能是因为它可以加深和延长消极情绪，使个体陷入恶性循环，并破坏有效的问题解决能力，最终导致抑郁的发作和加重^[30]。这也为反刍与抑郁预测功能之间相关从机制上提供了理论解释。总之，现有大量研究证据支持反刍不仅与抑郁症状密切相关，同时也是预测抑郁发作、严重程度、持续时间和复发概率的重要预测指标。

1.3 反刍的评估

1.3.1 反刍的评估手段

1.3.1.1 自我报告法

（1）自我报告问卷：

最初，Nolen-Hoeksema于1991年制定了包含22项的《反刍思维量表》（Ruminative Responses Scale, RRS），该量表随后被Nolen-Hoeksema与Treyner进一步研究，并被细分为三个维度：症状反刍、强迫性思考和反思深度^[1]。随后，中国的研究者韩秀和杨宏飞对此量表进行了翻译与修正^[31]。此外，Yang等研究者开发了针对本土文化的《积极与消极反刍反应量表》，该量表包括23个条目，并区分为消极反刍与积极反刍两个维度^[32]。基于悲伤反刍理论，Conway开发了《悲伤反刍量表》（Rumination Sadness Scale, RSS），该量表由13个条目组成，涵盖三个维度：原因分析、理解及不可控性^[33]。Sukhodolsky等人则创制了《愤怒反刍思维量表》（Anger Rumination Scale,

ARS), 用以评估个体对愤怒事件反刍的程度, 共19个条目, 分为四个维度: 事后愤怒、报复思维、愤怒记忆与事因理解^[34]。Rose开发的《共同反刍量表》(Co-Rumination Questionnaire, CRQ) 旨在评估个体与同性密友之间的共同反刍程度^[35]。Cann及其同事制定了《事件相关反刍量表》(Event-Related Rumination Inventory, ERRI), 包含20个条目, 分为侵入性反刍与主动反刍两维度^[36]。最后, Garnefski等人所制的认知情绪调节问卷(Cognitive Emotion Regulation Questionnaire, CERQ) 由18个条目组成, 旨在评估个体面对消极生活事件的9种认知策略, 包括自责、惩罚性自我关注与反刍等, 这些策略与抑郁和焦虑有显著的相关性^[37]。以上量表中最早且被广泛用于测量反刍的量表是RRS, 国外在对健康人群和临床患者的反刍思维研究里较多地使用这个量表, 目前国内许多研究中, 也应用RRS量表, 经验证在中国高中生、大学生群体里具有较好的信度和效度。

(2) 情绪日记法:

这种方法能够避免自我报告法中被试直接判断自身反刍水平的主观性影响, 从而基于被试提供的详尽信息进行相对客观的评估。Segerstrom等人^[15]发现使用情绪日记法获取的反刍评估结果与自我报告法高度相关, 证明了该方法的可靠性。Trapnell和Campbell^[38]认为当与自我报告法结合使用时, 情绪日记法可以提供较为客观的反刍评估结果。然而, 自我报告法存在被试社会期望偏差和记忆不准确的问题, 其结构化问卷设计也可能无法全面捕捉反刍的复杂性和多样性。

1.3.1.2 认知测试法

认知测试法是通过检测与反刍思维相关的认知机制或策略来间接判断个体反刍水平的一类方法。主要包括: (1) 暗示任务: 给被试一系列句子, 其中有些含有反刍相关的词汇或概念, 研究者通过分析被试对这些句子的反应时长来判断其反刍水平的高低, 发现反刍水平较高的人对与反刍相关隐喻的反应会更为敏感^[39]。(2) 随机数字生成任务: 要求被试生成一串随机的数字, 研究者分析其数字顺序的规律性来判断反刍水平, 结果显示反刍水平越高的人生成的数字序列会显得更有规则^[40]。(3) 工作记忆任务: 采用n-back等工作记忆任务, 研究工作记忆机制与反刍水平的关系。研究显示, 与反刍水平较低的个体相比, 高反刍者在工作记忆任务中表现出工作记忆策略和脑激活模式都显著不同于低反刍组, 研究结果表明工作记忆的运作方式与个体的反刍水平相关^[41]。

1.3.1.3 生理指标法

皮肤电活动：研究发现高反刍者在安静状态下的皮肤电活动显著高于低反刍组，提示其自主神经系统处于较高的唤醒状态，Ottaviani等认为这可能与高反刍者特征性的内向自我聚焦有关^[42]。

心率变异性：高反刍者的心率变异性较低，显示其心身交互反应性较差，自主神经调节机制可能存在障碍，Key等人发现这可能与对压力刺激的过度反应有关^[43]。

眼动指标：Sanchez等人发现高反刍者在观看负面情绪刺激后，眼动转向积极刺激的时间较长，表现出较强的“情绪修复”倾向，这与其采用积极策略应对负面情绪相关^[44]；De Lissnyder等人通过对高反刍者进行认知控制任务发现，其眼动回避负面图像的能力较差，执行控制功能下降，具体为眼动转向次数较少和停留时间较长，可见对负性情绪信息的过度聚焦，这会加剧其反刍倾向^[45]。

EEG：Joormann等人的研究要求高低反刍的抑郁患者及健康组在执行情绪工作记忆任务时，记录前额区的EEG活动，结果发现高反刍组的 θ 波减弱以及 β 波增强，显示工作记忆控制遭到破坏，这也支持了反刍与前额叶功能障碍之间的关系^[46]；Visted等人的研究涉及了反刍在抑郁症中的作用，以及与脑电活动的关系。他们发现，抑郁症患者在进行反刍思维时，大脑的左前额区域活动较低，而右前额区域活动较高，这种不对称脑电活动或许与抑郁症患者反刍时情绪调节能力受损有关^[47]；而Zamoscik等人通过对健康人群的EEG测量，观察到在悲伤情绪状态下，表现出高度反刍特质的个体在海马旁回（parahippocampal gyri）的活动更为显著^[48]。这一发现不仅指出了反刍与抑郁症发展之间的联系，也暗示了海马旁回在此过程中可能扮演的关键作用。

fMRI：在功能磁共振成像（fMRI）的应用研究中，反刍被发现与大脑多个系统有紧密联系。首先，研究表明反刍会影响前额叶皮层的活性，例如，它可以增强背外侧前额叶皮层和眶额皮层的活动^[49]，并增强右侧背外侧前额叶皮层的活动同时减弱右侧下前额叶皮层的活动^[50]。这些结果表明前额叶皮层在反刍的调节过程中起到了作用。其次，反刍还会影响到默认网络的活动，如增强海马叶内侧的活动^[51, 52]，促进内省和自我参照的过程，这揭示了默认网络在反刍中的功能，可能导致自我概念的混淆和自我反思能力的减退。此外，采用第三人称视角进行的研究表明，这种视角可以减少在反刍过程中前额叶皮层和默认网络的活动，从而产生抑制效应^[53, 54]。这为评

估反刍提供了一种新的视角。最后，研究还显示反刍与迷走神经活动的增加有关，这表明反刍也受到自主神经系统的调节^[55, 56]。

1.3.2 反刍评估的局限性

1.3.2.1 自我报告法的局限

自我报告法在心理学研究中普遍使用，但其有效性受到了虚假作答、社会赞许和主观倾向等因素的显著影响。Trapnell和Campbell曾经提出，被试在使用自我报告法时容易受到社会期待的影响，倾向于以一种社会期望的形式来评估自己的反刍程度，从而无法准确地表达自己的真实内心状态^[38]。同样，Paulhus和Vazire指出，自我报告量表容易引入主观偏差，因为被试在自评时通常会根据个人的主观感受和自我设定的标准进行，而不是基于客观和精确的自我认识，这是自我报告方法的一个主要缺陷^[57]。

1.3.2.2 认知测试法的局限

认知测试法虽然可以避免自我报告法的主观性缺陷，但其间接评估的方式使得结果的准确性难以保证，不同的认知任务可能测量的是不同的认知机制，导致评估的有效性难以确定。如Siegle等人^[58]指出随机数生成任务的结果可能受许多其他因素的影响，与反刍的关系尚不明确，该任务是否真的可以有效检测反刍思维机制仍存在争议；认知测试法的另一限制在于其复杂性，不便于在大样本研究中运用，难以在临床评估中推广应用。

1.3.2.3 生理指标法的局限

生理指标评估反刍的局限在于：（1）部分测量手段耗时耗力，难以在大样本研究中推广；（2）生理指标的变化受许多因素影响，难以明确其变化是否完全由反刍的因素引起，结果的准确性难以保证；（3）不同研究采用的设备和分析方法不同，导致研究结果难以比较和重复。

为了克服这些限制，近年来研究开始探索新的生理测量手段，其中包括非接触式获取和非侵入式测量技术，相对易于在大样本研究中广泛应用，更便于在征兵心理检测中大范围实施。

本研究选择眼动数据、面部AUs指标和面部血流数据作为研究工具的原因主要基于以下几点：首先，眼动数据为研究者提供了关于个体注意力分配和信息处理过程

的直接证据。在反刍特质研究中，眼动追踪技术可以揭示个体在面对负性或正性情绪刺激时的视觉注意偏向，从而反映出潜在的反刍倾向^[59]。采用眼动研究的重要性在于，它能够细致地捕捉到个体在处理情绪信息时的即时反应，为理解反刍特质的认知机制提供了宝贵的视角；其次，面部表情是情绪经验的重要外在表征，面部AUs分析使研究者能够精确识别和量化这些表情变化。在反刍特质研究中，AUs分析揭示了个体在反刍过程中可能出现的特定面部表情模式，为理解反刍与情绪表达之间的联系提供了一种有效的工具^[60]。这种分析方法的不可替代性在于其能够捕捉到微妙的面部肌肉活动，为研究情绪调节提供了精细化的测量；最后，面部血流研究能通过测量面部血流变化为研究情绪反应提供了一种全新的生理指标，这种数据能够反映出由于情绪激发所产生的生理变化，为理解情绪状态和反刍特质之间的生理基础提供了重要信息^[61]。这一方法的独特价值在于其能够在不干扰个体自然状态的情况下，捕捉到情绪激发的即时生理变化。由此可见，这三种测量指标的评估方法可以分别检测个体不同的生理机制与认知加工模式，提供的测量信息彼此之间存在互补性，结合使用这三种方法可以提高反刍识别的准确性。

因此，理想的反刍评估方案应采用自我报告法、眼动数据、面部运动单元识别与面部血流动力等多种方法的结合，实现多模态评估。这种全新的评估方法能在保证效率的同时最大限度减少误差，提供更加准确全面与客观的反刍测量结果，这也正成为当今反刍研究的发展方向与重点。

2 NLP 技术与情景沉浸理论

2.1 NLP 技术概述

2.1.1 自然语言的概念

自然语言是人们日常交流的语言，不仅是人类交流的重要方式，也是区别人类与其他动物的本质特征^[62]。人类的语言能力极为发达，能表达极其复杂的概念和思想。作为知识存储和传播的主要载体，自然语言在人际及个体与社会间的信息交换中扮演关键角色。Vygotsky提出，语言是思维的主要工具，同时也是认知发展的内在动力^[63]。随着自然语言表达能力的发展，个体的认知能力也得到提升。Bloomfield首次将语言视为一种习惯，强调语言习得需要丰富的语言输入和实践^[64]。个体在长期发展过

程中形成的认知风格和思维模式，会使其在自然语言理解和运用上展现出特定的倾向与偏好^[65]。同时，不同的认知风格与思维倾向影响个体对自然语言的理解和运用，形成独特的语言习惯与表达方式^[66]。因此，不同特质类型的人群（例如反刍特质者）可能有其特有的自然语言表达方式，在词汇选择、句法结构等方面与其他人群存在差异^[38]，使用其特定自然语言构成的刺激语料更容易精准启动该特质背后的意识状态，为相关研究提供重要的实验手段和理论基础。

2.1.2 NLP 技术的发展与方法

NLP技术的发展始于20世纪50年代，最初以语言学家制定的规则为基础进行机械处理^[67]。这种基于规则的方法在词法和句法处理上取得一定成效，但在语义层面遇到挑战。1980年代，统计方法的引入提升了NLP的语义分析能力^[68, 69]，通过计算词与词、词与句子之间的共现概率，实现语言的统计建模。1990年代起，神经网络的应用推动了NLP技术的进一步发展，Bengio等提出神经语言模型^[70]，后续研究在词性标注^[71]、句法分析^[72]、语义角色标注^[73]等方面取得显著成效。近几年，预训练语言模型如BERT和GPT在理解和生成语言方面达到接近人类的水平^[74, 75]。这些模型通过利用大规模未标记文本数据进行预训练的模型，随后在特定任务上进行细微调整，已经展示了其在众多NLP任务上的优越性能。NLP的主要方法包括：语音识别（将语音信号转录为文本）^[69]、词性标注（为每个词添加词性）^[68]、句法分析（判断句子结构）^[67]、语义理解（抽取句子涵义）^[74]、语用分析（判断语言使用和意图）^[76]等。这些技术有助于机器深入理解语言，实现人机交互。未来，NLP可能深化对人类语言学习机制的理解，实现更人性化的交互体验。联结主义理论也认为，语言理解涉及构建词、句子之间以及语境之间的关联，这可以为构建语义表示提供启发^[77]。

总而言之，NLP技术经历了漫长的发展历程，规则、统计与深度学习方法互相补充，驱动该技术不断升级。预训练语言模型使机器达到人类语言理解的巅峰，但也面临一定限制与问题。在不久的将来，理解人类语言学习机制，实现跨语言跨领域语言理解便会成为该技术的新方向。NLP技术通过提高机器对语言的理解能力，不仅为人工智能的发展提供重要支撑与契机，也为新一代征兵心理选拔与评估模式开辟了新的变革契机。

2.1.3 NLP 技术在心理测量中的应用

NLP技术的兴起使得自然语言的批量处理和应用成为可能。研究者可以通过分析个体的自然语言数据来判断其潜在的心理特征，为心理测量带来新的机遇。自然语言作为人类思维的直接产出，其中的词汇选择、句法结构和话语内容都与个体的认知风格、情感状态和价值观念密切相关^[78, 79]。研究发现，个体的语言使用模式可以反映出其人格特征^[38, 80]以及认知加工的方式^[81]。NLP技术能有效提取自然语言数据中的关键信息，常用的方法包括词频统计、主题模型分析、语义网络分析和语言风格匹配等^[78]。这些方法能检测个体在不同维度的语言使用特征，用于判断个体的人格、情感、认知特征等。与传统心理测量方法相比，NLP技术简便、成本低，数据量大，使其适用于大样本研究，成为心理学研究中的重要补充手段。NLP技术在机器翻译、自动汇总、情感分析和文本分类等方面的应用^[82]，为心理学研究带来新机遇。然而，NLP技术也面临挑战，如个体语言使用受上下文影响较大，增加结果不确定性^[83]。未来，NLP技术在心理学研究的应用将更为广泛，预示着心理学研究方法的重大变革。

2.2 情景沉浸理论

2.2.1 情景对反刍的启动

反刍个体注意力极易被消极或无意义的思维、图像和记忆所占据^[1]。一些学者认为反刍产生于个体对情景或体验的加工方式^[84, 85]。Watkins提出的“记忆联想理论”假定反刍由联想激活的消极记忆引发，当个体置身于某一情景或体验中时，相关记忆会自动被激活，进而产生反刍^[84]。Ehlers和Clark认为个体对创伤记忆的理解方式，如将普通情景误解为威胁，促进反刍^[85]。这些理论表明情景和体验影响个体记忆与理解，启动反刍过程。

自然语言刺激由于其高生态效度，在个体心智中重建详细的情景记忆^[86]，若与负性记忆相关联，便能有效唤起该记忆，激活反刍倾向。例如，利用反刍人群抱怨或忧虑的话语内容构建语言刺激，在静息状态下呈现，可引发联想，启动反刍^[84]。Semple和Lee使用与恋爱相关的消极自然语言作为刺激，提示大学生回忆相关经历，发现启动了较高的反刍水平，特别是对于有恋爱焦虑的个体^[87]。Treynor等人证实，提示抑郁症患者回忆与抑郁相关的经历，其反刍显著增加^[88]。这些研究支持情景刺激通过激活与反刍相关的记忆和体验，有效启动反刍。除此之外，图片、音频等其他刺激也

用于启动反刍。Holmes等使用与社交焦虑相关的图片，发现加剧反刍倾向^[89]。观察和研究表明，与个体症状和经历相关的各种情景刺激，如自然语言、图片、音频等，通过激活相关记忆与理解方式启动反刍，为反刍理论与机制提供支持，也为临床干预提供新思路。

2.2.2 情景沉浸理论的来源

“情景沉浸（scenario immersion）理论”最初由Wilson-Mendenhall^[90]于2013年提出，认为通过精确的语言引导能迅速投入各种情景。该理论基于构建主义观点，认为情绪源于特定情景中学习到的知觉、认知、互动和行为过程的综合体验。Wilson-Mendenhall指出，个体在情景中体验到的情绪会在长时记忆中形成情景记忆，影响同样情景下的情绪体验。例如，当某人在后续情景中感知到快速接近的车辆时，之前情景中的情景记忆就会被激活，从而在情景中隐性且迅速地产生恐惧的认知、互动和行为过程。这为理解环境线索激活情绪体验提供了理论基础。

构建主义观点认为，认知和情感都源自个体主观理解，受社会文化环境的影响变化^[91]。这一理论假定个体会根据自己的认知结构主观地理解和解释环境事件，这种解释和理解又基于社会文化环境影响并逐渐形成。构建主义情绪理论则进一步提出，个体对事件的主观解释会引发相应的情绪体验^[91]。个体面对生活事件时，会根据自身的认知结构和理解方式对事件进行解释，这种解释反过来又影响着他们的情绪体验，所以个体对事件的主观理解是产生情绪的关键。这为理解个体如何根据自身的认知结构和理解方式解释环境事件，并由此产生情绪体验提供了理论基础。Wilson-Mendenhall的理论在此基础上进一步提出，个体在不同环境中获得的知觉、认知和互动经验成为构成情绪体验的要素，在类似环境时被激活，引发新的情绪体验^[90]。这为理解环境线索激活情绪体验提供了整合的理论框架。

2.2.3 情景沉浸理论的发展和應用

2022年，美国洛克菲勒大学的研究进一步证实了情景沉浸理论的核心观点。研究发现前额叶特征能表征驱动记忆回忆，内容丰富的记忆由整体及细节组成，整体存储在海马体，细节存储在前额叶皮层^[92]。研究者指出，这种分隔对于记忆的提取非常重要，确保任何单独的线索足以激活前额叶皮层，然后读取海马体，唤起整段记忆^[92]。多种感觉体验组成的情景记忆，可以被单一感觉线索唤起整段情景记忆。作

者指出，一个聚会的场所，朋友的笑脸，谈话的内容，或背景音乐等等，一旦回想起来，那么相关情景就会立即变得立体且完整^[92]。这为Wilson-Mendenhall等人提出的环境线索激活情绪体验的理论机制提供了神经机制层面的证据。

情景沉浸理论长时间以来在心理学与认知科学领域一直备受瞩目，研究者们深入探索其在日常生活中的使用，从而提升记忆力与学习成果。越来越多的学者正逐步关注到情景沉浸理论在教育界的实际应用。一个研究发现，营造富有情景元素的学习氛围能够有效提升学生的学习热情和驱动力，从而进一步增强学习效果^[93]。另外，情景沉浸式的教学方式也能协助学生更深层次地理解和运用所学知识，因为这样的教学模式能将所学的知识与实际场景紧密结合，从而更好地在实际情景中应用它们^[94]。情景沉浸式心理疗法已在心理治疗中被采用，这有助于病患更加有效地处理他们的焦虑、PTSD等心理挑战^[95]。情景沉浸心理治疗方法可以帮助患者在一个安全的场所中体验和应对日常生活的种种恐惧与挑战，进而帮助他们逐渐战胜心理上的障碍，并增强他们的生活水平。显然，通过情景沉浸的理论，我们得到了关于学习、记忆及心理健康的全新解读。

2.3 自然语言刺激下的反刍特质研究

2.3.1 自然语言刺激可以有效触发反刍

自然语言是人类交流的基本手段，不仅用于表达思想和传达信息，而且广泛应用于心理测试和干预。研究表明，特定的语言刺激能够有效启动个体的反刍，并触发一系列的心理与生理反应^[96]。这不仅为研究环境对反刍的影响提供了重要手段，也使通过语言来识别个体的反刍特质成为可能。Lyubomirsky和Nolen-Hoeksema的研究显示，个体回忆负面生活事件后，其反刍水平显著提升，并持续约10分钟^[96]。这一发现证明了语言刺激对反刍的直接影响，同时表明今后可以在语言环境刺激后进行较长时间的心理测试和反刍测量。另外，Donges等人的研究指出，不同性别个体对语言刺激的反刍响应可能存在差异^[97]。因此，自然语言刺激对启动和影响反刍具有重要作用，为环境影响反刍的研究提供了操作方法，也使得语言成为识别反刍的重要手段。

2.3.2 语言环境启动的反刍具有一定稳定性

Mor和Winqvist的研究于2002年发现，情感体验带来的刺激可以使个体的紧张情

绪持续45分钟^[98]。这证实了语言环境激活的心理变化具有短期稳定性,并可能产生持续影响。Segal等人的研究发现,语言构建的生活事件图像化描述,在4周后仍可重新激活相关情绪体验^[99]。这表明语言环境激活的心理效应能在较长时期内保持记忆痕迹,继续影响个体情感反应。Nolen-Hoeksema在“反应风格理论”中提出,个体对语言刺激产生的心理变化不仅限于短期情绪体验,还会通过反复回想和再体验而加深记忆和影响,形成“循环性思维”^[100]。这启示语言环境启动的反刍不仅具有短期稳定性,也可能演变为较长期的心理习惯,对个体心理健康产生持续影响。因此,在观察语言启动的反刍时,不应局限于短期心理测量,也需考察其可能产生的长期影响,以获得更全面准确的结果。

2.3.3 情景语境是激活反刍的重要因素

自然语言通过描绘特定情景或事件传达信息,影响心理状态。研究证实,语言构建的语境是激活个体反刍的重要因素^[101]。Kross和Ayduk的研究要求被试以第一人称视角描绘负面情景,发现这种语境构建可引发反刍,并在一周内持续影响^[101]。这说明语言创造的情景不仅可以短暂激活个体的反刍,也会在一定时期内通过记忆保持其效果。Nolen-Hoeksema也提出,个体面对事件时的应对策略是预测反刍频率和特征的重要因素。内向和情感聚焦的反应风格,如反常思维和情景重现,会加深反刍和消极情绪^[100]。相比之下,外向和解决问题的反应方式则有助于防止反刍的过度活跃和负面影响。因此,研究表明自然语言环境下构建的情景语境,能通过不同表达方式显著激活或抑制个体的反刍活动。这为在日常对话和心理干预中,通过语言选择和引导来优化个体的反刍特质与过程,提高心理健康和情感体验的质量,提供了操作方法和路径。

2.3.4 语言语境环境在临床中的应用

理论与实证研究共同强调了语言语境在塑造个体的认知、情绪和行为方面的关键作用。在临床心理学的实践中,语言环境的重要性正日益受到关注,尤其是在治疗应用上的价值和作用。例如,在认知行为疗法(iCBT)中,利用认知重构技巧,通过改变语言环境来调整个体对事件的解释和认识,促进新的认知和行为模式的形成^[102]。情景重现疗法借助语言构建的环境,促使个体回溯和重新评估过去的经历,从而形成新的视角^[103]。正念疗法中,描述练习技巧通过语言创造的特定语境,引导

个体专注于当下的体验，以缓解焦虑和压力^[104]。在儿童心理治疗中，童话疗法和桌面角色扮演游戏通过故事和剧情中的语言创设虚拟的环境，使儿童能够表达内在的思想和感受，提供了一个安全和可控的语境^[105, 106]。这些治疗方法的应用显示了，无论是成人还是儿童的心理治疗，许多有效的干预策略都是基于语言构建的语境环境来实现对个体认知、情绪和行为的改变，以达到治疗目的。这进一步提示了临床心理工作者在治疗实践中应充分利用语言环境对个体心理状态的影响力，并将其灵活应用于多种治疗技术之中。

3 认知神经检测技术在心理测量中的应用

3.1 眼动追踪技术在反刍研究及心理测量中的应用

3.1.1 眼动在反刍研究中的应用

在反刍研究领域，眼动追踪技术的运用因其对视觉注意力、阅读理解和高层次认知过程（如决策制定和情绪辨识）的研究价值而受到认知科学界的广泛关注^[107, 108]。Liversedge和Findlay对眼动技术对于认知科学，尤其是在反刍思维研究中的贡献进行了深入分析，为眼动技术与反刍特质关系的研究提供了理论和历史背景^[109]。最近几年，眼动技术在探究反刍特质方面的应用引起了学术界的注意。例如，Risko和Kingstone的研究通过阅读行为的眼动模式揭示了其心智状态，开辟了眼动与高级认知活动关联性研究的新路径^[110]。Krejtz及同事的综述指出，在进行各类运动任务时个体的自然眼动与其心智状态紧密相关，为在自然观察条件下探索眼动与高阶心理活动间的联系提供了新的角度^[111]。除了眼动的停留时间，瞳孔大小和微扫视等参数也被用来研究与认知负荷及高级认知活动相关的生理指标的变化^[112, 113]，开辟了研究这些指标与反刍特质关系的新途径。

最近的研究强调了利用眼动追踪技术在反刍特质研究中的应用潜力。Arenliu等研究发现，在非临床人群中，高度反刍的个体对负面刺激表现出持续的注意力集中，这一现象即便在控制抑郁分数后也依然存在^[114]为反刍特质与注意偏差之间的联系提供了新的见解。此外，Sánchez-López等人运用眼动追踪技术研究注意力调节在情绪重评和反刍过程中的作用，发现有效的注意力调节训练能减少观看负面场景后的反刍水平，凸显了注意力机制在情绪调节中的关键作用^[115]。

3.1.2 眼动在心理测量中的应用

眼动追踪技术已成为心理学研究和精神疾病评估中不可或缺的工具。如Kowler^[116]、Liversedge等人^[117]以及Richardson和Spivey^[118]的研究都强调了其在研究视觉和认知过程中的巨大潜力。特别是在阅读、场景感知和视觉搜索任务中，眼动追踪技术揭示了人们的注意力分配模式^[119]。阅读研究广泛应用眼动追踪技术，Rayner等人的研究表明阅读者的眼动行为受字词难度、长度、频率等因素影响^[120]，为理解阅读过程提供了关键线索。Blythe等人的研究进一步指出，阅读非母语文本时眼动行为同样受这些因素影响，显示视觉和语言处理机制的普适性^[121]。

在精神疾病评估方面，眼动研究揭示了简单视觉测试中的异常眼动行为，能高准确率区分精神分裂症患者和对照组^[122]。自闭症儿童表现出不同的定点时间与瞳孔反应，也更少注视人脸^[123, 124]，这有助于理解其社交障碍的机制。Fernández等人通过阅读任务研究早期阿尔茨海默病患者的眼动变化，发现与健康人群的显著差异^[125]。Maruff等人发现，强迫症患者在内部生成的扫视任务时存在异常，这可能反映了他们的认知控制能力受损^[126]。Perlman等人利用眼动技术研究双相情感障碍患者的情绪面孔反应，揭示了情绪调节障碍相关的神经机制^[127]。

在社会认知的研究领域，眼动技术也具有核心的影响力。Risko和Kingstone的科研结果表明，哪怕在真实的社交环境中都不存在，人们的眼光行为仍会受到暗示社交存在的作用，这反映了社交背景对人们注意力分配的实际效应^[110]。Schwedes与Wentura研究发现，人们的眼部在不经意间被某种隐秘的信息所吸引，这暗示视觉行为或许暗示着某种潜意识的信息^[128]。

最后，在神经科学研究中，眼动技术也是必不可少的研究手段。因为眼动技术提供了一种直接、准确的方式来研究视觉注意、阅读、空间定向和其他与视觉相关的认知过程。例如，Leigh和Zee在他们的著作中详细描述了眼动追踪技术的应用，包括它在神经退行性疾病研究中的用途^[129]。

总的来说，眼动追踪技术在心理学和神经科学多个领域发挥了重要作用，成为研究视觉注意、认知处理、社会交往、心理疾病、阅读行为和神经疾病的重要工具。

3.2 面部运动单元技术在心理测量中的应用

面部运动单元技术使用的面部动作编码系统(Facial Action Coding System, FACS)

作为心理测量的重要工具，通过细致编码面部肌肉活动，准确记录人类面部表情^[130]，如图1。自1978年Ekman和Friesen首次提出FACS以来，该技术在心理学、神经科学、社会科学及人机交互等领域得到了广泛应用Cohn和Ekman进一步探讨FACS的应用，展示了其通过手动编码、面部肌电图记录及自动面部图像分析等多种方式，精确测量面部表情的能力^[131]，为研究情绪、疼痛感知和社会互动提供了重要工具^[132, 133]。

近年来，计算机视觉与机器学习的进步极大地推动了FACS的自动识别与应用。开发的自动面部编码软件在识别中性面部表情上的准确率，已超越人工判断^[134]。Cohn和De la Torre总结了FACS在情感计算领域的自动应用进展^[135]。显著提升了FACS技术的实用性，扩大其在精神疾病研究与临床评估的应用范围。

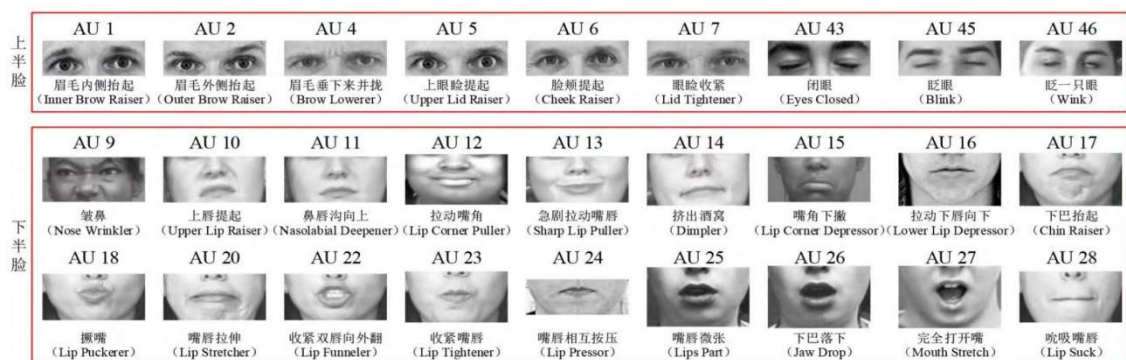


图 1 FACS运动单元示意图^[136]

例如，研究表明抑郁症患者的面部表情与健康人存在显著差异，FACS可以精确测量这些差异^[137]。此外，FACS还应用于焦虑症与自闭症研究，揭示了这些患者在识别情绪面部表情，尤其是正面情绪如快乐时的偏差^[138, 139]，为理解焦虑症的病理机制提供了新线索。Trevisan等人研究发现，自闭症儿童面部表情较少且动态简单，有助于理解其社交互动障碍的神经机制^[140]。Girard等利用自动FACS研究日常社会互动和边缘性人格障碍患者的负面情绪^[141]。

前几年，Dhall等人和Valstar等人开发的挑战赛推动了FACS的自动化应用和创新^[142, 143]。虽然自动FACS有望提高研究效率并拓展应用范围，仍面临挑战。例如，McDuff等发现在一定数据集上，自动FACS在识别女性面部表情方面略逊于男性^[144]。Guntuku等比较了中西文化在表情符号使用上的差异，发现两者差异显著^[145]。这提示在跨文化和跨性别研究中，仍需提高自动FACS的鲁棒性。尽管如此，自动FACS已展现在大规模研究和实时监测中的应用潜力。它使FACS技术能更广泛用于自然情景和社会互

动研究,提供更加生态有效的测量手段^[141, 146]。这有助于推动面部表情研究从实验室到真实生活的过渡,得到更加丰富的理论建构和知识。

综上,FACS技术的发展已超过四十年,其在心理测量中的重要作用不断被证明。结合计算机视觉和机器学习方法,自动FACS为这一历史悠久的工具注入了新活力,推动面部表情研究向更自动化、更大规模且生态有效的方向发展,必将深化对情感、社会互动和人类认知的理解,对心理治疗和社会福祉领域产生深远影响。

3.3 面部血流分析技术在心理测量中的应用

面部血流分析技术,作为一种非接触式生理检测手段,在认知心理学、人工智能及医疗健康等领域展现了其广泛的关注度和应用价值。研究显示,面部血流信号与人体的生理活动、情绪变化以及认知状态密切相关,使其成为评估和预测人体生理与心理状态的有效工具。

面部血流研究最初主要应用于生理学领域,研究面部微循环的调控机制。Drummond和Mirco的研究发现,人的面部血流在静息状态下呈现左右对称性,即左右两侧面部的血流量和温度基本相等。但是,当人注视或注意某一侧面部时(如注视左侧面部),该侧面部(左侧面部)的血流量和温度会相应增加,而另一侧面部(右侧面部)的血流量和温度则会相应降低^[147]。这表明面部血流与视觉注意力存在内在联系,为后续研究判断认知活动提供理论依据。Minson等研究发现,局部加热导致的面部血流增加主要由神经机制调节^[148]。这一发现为面部血流变化反映和判断人体生理和心理状态提供了理论基础。此后,面部血流研究方法开始广泛应用于心理学和神经科学领域,被证实是一种有效的研究手段,用于测量和评估人体的生理反应和认知心理状态。

早期面部血流研究主要利用红外热感应技术获取面部温度变化信息。并构建热传导模型间接测量血流变化。例如,Wu等提出一种热传导模型,利用面部温度脉动信号计算皮肤传热系数和血流量,间接测量面部血流变化^[149]。Xie等改进这个模型,推导出一种更加准确的方法,采用皮讷氏等式中的热传导公式计算面部血流量^[150]。随着摄像技术和图像处理方法的发展,基于数字图像的血流检测手段逐渐兴起。许多研究开始采用摄像头获取面部视频或热成像,实时分析面部颜色或温度变化,监测面部血流动态变化。与红外热感应技术相比,这些方法能更直接、连续地采集和

分析数据，同时也更加简便和非侵入，因此更加适用于心理学和神经科学研究。

Poh等首次提出利用普通摄像头获取脉搏信号和计算心率的方法^[151]。McDuff等在此基础上开发的多波段摄像系统可以远程获取心电图和心率变异性数据^[152]。Shastri等使用红外摄像头实时跟踪面部温度变化，以判断研究对象的生理反应和心理状态^[153]。这些研究方法逐渐趋于实用，具有较高的应用价值。

在机器学习和计算机视觉领域取得的进步，已经显著促进了面部血流分析研究朝向数据驱动的新时代迈进。通过应用机器学习算法来解析面部血流的变化模式，这一方法能够更为精确地识别人体的复杂生理及心理状况。具体来说，Cuiqun及同事利用从面部脉搏信号中提取的特征，并将其应用于BP神经网络以实现面部识别^[154]，何森则开发了一个融合SVM模型的面部血流检测系统，这一系统能有效地评估人的生理和心理状态^[155]。焦佳琛开发了一个基于卷积神经网络（CNN）的面部血流感知分析系统，该系统通过分析面部血流图像来识别个体的悲伤情绪程度，这对于诊断临床抑郁症提供了关键的参考^[156]。这项研究证实了面部血流信号在评估人的生理和心理状态方面的有效性，并展示了利用机器学习技术实现更加自动化和客观评估的潜力。

面部血流变化已被证明是衡量认知和情绪活动的重要指标。Nakayama及其研究者们注意到，在遭遇潜在的威胁刺激时，一个人面部的血液流动情况和其不良情绪状态有着紧密的关联^[157]。同理，通过对面部热成像学的深入分析，Tsiamyrtzis与其团队进一步确认了面部血流变化可以真实地展现人们的集中注意力和对某事的兴趣^[158]。

随着技术进步，面部血流分析从最初的红外温度测量技术发展到了基于先进视觉分析的方法，这一进步象征着向非侵入式、自动化和数据驱动的方向迈进。作为评估人体生理和心理状态的重要指标，面部血流分析在医疗保健和人工智能领域展现了广泛的应用前景，支撑了构建更精确、客观和实用的生理心理状态监测系统的发展。

4 基于多模态数据的精神疾病识别研究

4.1 机器学习技术在精神障碍识别中的应用

在使用机器学习技术进行精神障碍鉴别的过程中，最新的科研揭示了它在精神疾病的识别、检测、治疗和解读上所拥有的巨大能力。Arbabshirani与其团队深入研

究了神经影像学资料在预测脑部疾病上的实际用途。尽管他们在诊断心理疾病方面已有所突破，但例如过度拟合和复杂模型解释性的提升仍是研究的核心内容^[159]。Dwyer及其团队深入研究了机器学习在识别数据模式中的独特长处，这一点在提升诊断准确率上起到了至关重要的作用^[160]。

特别值得注意的是，Kessler等成功应用机器学习技术预测了美国军人出院后的自杀风险，展现了机器学习在精神健康领域挽救生命的潜力^[161]。深度学习，作为机器学习的一个分支，在处理复杂的数据模式，特别是神经影像数据方面，显示出巨大的应用前景。LeCun等全面介绍了深度学习在此领域的潜力^[162]。Orrù等采用SVM这一机器学习算法，成功识别出了精神疾病的影像生物标志物，为个性化医疗提供了新的路径^[163]。同时，Shen等人和Vieira等人分别从医学影像学 and 神经影像学的相关性研究中探讨了深度学习技术的应用，指出深度学习能够通过识别影像数据中的复杂模式来促进对精神疾病的理解和治疗的深入^[164, 165]。

此外，Zhang和Shen的研究采用了多模态多任务学习方法，成功地预测了阿尔茨海默病的多个回归和分类变量，从而进一步证实了机器学习在预测精神疾病进程方面的巨大潜力^[166]。

综上所述，机器学习技术在精神疾病的诊断、理解及治疗方面展现了巨大的应用前景。然而，这一领域的研究同时也面临着一些挑战，包括模型过度拟合、模型解释的困难以及对高质量数据集的依赖等。为了充分发挥机器学习在精神健康领域的应用潜力，未来的研究需致力于克服这些挑战。

4.2 抑郁症的多模态数据识别研究

在涉及精神障碍的问题上，特别是针对抑郁症的诊断与评定，利用多模态数据进行分析和研究已经成为一个至关重要的课题。这个技术方法综合了神经影像学、语音分析以及面部表情等多样化的数据来源，目的在于提升诊断准确性并进一步深刻理解疾病的复杂性。

在抑郁症识别研究领域，神经影像技术已经受到了众多学者和学者的密切关注。例如，Shen和其他研究团队运用fMRI数据降维技术，研究了在静息状态下精神分裂症患者的功能连通性模式，这一成果为抑郁症的诊断和认识开辟了一个全新的视角^[167]。语音分析和面部情感表达同样在抑郁症诊断过程中发挥着关键角色。Williamson

等进行的科学研究揭示，抑郁症患者在面部以及语言协调方面有着显著的差异和变化^[168]。

多模态数据的分析是一个涉及多学科的领域，它将神经影像学、语音学、面部表情分析以及机器学习和深度学习技术结合起来。Zhang等人开发的一个综合多模态深度学习框架能够自动从不同的数据源中提取信息，如面部表情、手势、语音特征及言语内容等，这一框架在自动检测抑郁症方面展现了与现有最先进技术相媲美的性能，证明了其在多模态表示学习方面的有效性以及在诊断不同精神障碍中的通用性^[169]。

综上所述，未来的研究需要进一步探索如何高效地整合和利用这些多模态数据，以进一步提升抑郁症的诊断精度和治疗效果。

4.3 其他精神障碍的多模态数据识别研究

多模态数据的综合分析在其他精神障碍的识别和理解中同样显示出了重要价值。通过整合神经影像、遗传学、语言沟通和行为模式等多种数据来源，研究者能够更全面地捕捉到精神障碍的复杂性，从而提高诊断的准确性和疾病理解的深度。

Wang等人构建了一个全脑功能连接网络，基于功能性MRI数据，并利用非成像数据（如人口统计信息）来补充诊断任务，提出了一种基于WL-DeepGCN的多模态和跨站点分类方法来诊断自闭症谱系障碍（ASD）。该方法解决了深度学习在ASD识别中难以有效利用多模态数据的问题，通过在潜在空间中表示非成像数据的相似性，引入了一种新的方法来构建人群图边权重，实现了77.27%的ASD识别准确率和0.83的AUC值，显示了显著的性能提升^[170]。

Liu及其团队成功地设计了一个高度高效的多模态融合系统，该系统通过功能与结构化的磁共振成像技术整合来检测各类心理障碍。这个框架是通过强化的训练数据和多个门控模型融合来挖掘不同模态之间的补充特性，并在自闭症谱系障碍、注意力缺失/多动症群和精神分裂症的识别中展示出其优越性。该项科学研究进一步印证了多模态分析方法在揭示明显神经病理学诊断中生物标志物方面拥有巨大的应用潜力^[171]。

这些研究指出，采用多模态数据进行的分析可以使我们更为精确地识别和掌握各种精神健康障碍。由于大数据不断积累以及研究方法越来越完善，多模态分析很

可能成为对精神疾病进行精准诊断的一个关键性工具。

研究设计

1 问题提出

随着对反刍深入研究，逐渐理解其底层机制及影响因素。这种持续的消极思维模式，如对过去错误、遗憾、不安全感或未解决冲突的过度关注，已被证实对心理健康产生负面影响，可能引发抑郁和焦虑等问题^[172]。在青春期的士兵中，对负面环境的适应性变化可能促发反刍，反映了个体如何处理外界负面刺激及其对心理健康的影响^[173]。反刍不仅能预测多种精神疾病，尤其是抑郁症，而且其识别对于军队心理健康测试具有早期预警的重要性。目前的评估方法，主要依赖如Nolen-Hoeksema编制的RRS等量表^[174]，但这些方法因虚假作答、社会赞许和主观倾向等局限性，影响了反刍识别的准确性和效率。这强调了开发一种能精确启动且通过多模态方法测量反刍活动的综合诊断工具的必要性，旨在提高军事环境下心理疾病诊断的精度和速度^[175]。

本研究聚焦于识别反刍特质及其在青春期士兵中的表现，探索心理特征与士兵心理健康之间的关系，为深入理解反刍及其心理学基础和实际影响提供新视角。Sutherland和Bryant指出反刍思维常由负性情景记忆触发^[176]，激活特定情景记忆可有效引发反刍。Wilson-Mendenhall提出“情景沉浸”理论，强调精准语言引导可迅速沉浸情景^[177]，情景记忆形成长期影响^[178]。自然语言作为激活情景记忆关键媒介，特定刺激材料可唤起情景记忆^[179]。NLP技术发展使我们能通过分析大量反刍者自然语料，精准制定引发反刍语言材料^[180]。本研究的目的是开发一种新方法，通过分析反刍者的自然语言表达和多模态行为数据（如眼动、面部表情和生理反应），以更准确、快速地识别反刍特质，从而为军队中精神疾病的预防和早期干预提供有效工具。

为确保模型能全面反映反刍特质的复杂性，本研究选择融合眼动追踪、面部运动单元（AUs）、和面部血流数据。这三种数据源各自代表不同的行为和生理维度：

- （1）眼动追踪捕捉了注意力的分配，能够揭示反刍时个体的焦点和持续性。
- （2）面部AUs记录了面部表情的变化，提供情绪反应的直观数据，这对理解与反刍相关的情绪波动至关重要。

(3) 面部血流展示了生理激动水平，这反映了身体对心理状态的反应，尤其是在长时间的情绪处理过程中。

通过这些不同类型指标的融合，能够从不同角度全面评估反刍特质，从而大幅提升模型的识别准确性和操作效率。本研究通过访谈大量反刍特质士兵获取“反刍自然语料库”，采用NLP技术，借助“情景沉浸”理论，编制具有群体针对性的反刍刺激材料。结合眼动追踪、面部运动单元（AUs）和面部血流多模态数据，构建反刍特质识别模型。此模型不仅提升识别精度，也增加速度和智能化程度，为军队精神疾病预防早期干预提供有力工具。

2 研究目的与意义

本研究的目的：首先，基于情景沉浸理论，运用NLP技术开发针对特定群体的反刍刺激材料。这些材料旨在通过激活特定的情景记忆，更为有效地引发反刍特质，从而促进对反刍特质的准确识别与深入理解；其次，本研究旨在探索运用人工智能技术提取各种数据的有效特征，研究不同数据模态之间的互补性信息，以提升识别反刍特质的准确性；最后，本研究计划通过整合眼动追踪、面部AUs和面部血流等多模态数据，构建一个精准识别反刍特质的模型，以提高识别准确率和效率。

本研究的意义：首先，通过针对特定人群开发的反刍刺激材料，有效激活特定情景记忆并引发反刍特质，提供了识别和理解反刍特质的新途径。这对于军人的精准心理选拔和识别其他精神疾病的高危特质具有实践意义，为相关研究领域提供了新的研究方向；其次，利用多模态数据构建的反刍特质识别模型，不仅提高了识别精度，也加快了识别速度。这为心理学和神经科学领域提供了关键的新见解，推动了对反刍特质背后神经机制和心理影响因素的进一步研究；第三，本研究中采用的方法和技术应用，有助于扩展心理学与计算机科学的交叉研究领域，促进科学技术与心理学的融合，为研究心理健康问题提供了新工具；最后，本研究成果有助于军队管理者更深入地理解并应对军人心理健康问题，提升军队的整体战斗力和士兵的幸福感，同时促进心理学和神经科学领域对心理健康问题的深入研究。

3 研究思路

在现代战争环境中，士兵的心理健康状态对其战斗效能有着决定性的影响，其

中反刍特质作为一种重要的心理特征，已经被证明与多种心理疾病紧密相关。因此，准确识别反刍特质对于士兵的心理评估和疾病预防极为重要。现有的识别手段，例如自评量表，由于易受社会期望和个人自知偏差影响，其识别准确性和效率存在限制。鉴于此，本研究采用了基于NLP的新技术方法，并结合了眼动追踪、面部AUs分析和面部血流动力学这些非侵入式技术，从多角度捕捉个体的心理响应，旨在提升识别过程的客观性和精准度。虽然这些创新方法展示了显著优势，但在应用中仍面临挑战，尤其是刺激材料的自然性和针对性问题。

为应对这些挑战，本研究提出了引入自然语言刺激的策略。通过对士兵进行深入的半结构化访谈，建立了一个覆盖广泛反刍情景的自然语料库，并据此开发了高度针对性的反刍刺激材料。这种融合自然语言刺激的方法不仅能更真实地模拟士兵可能面临的心理挑战，也有望实现对反刍特质的有效识别。基于此，本研究设计了一系列实验，首先测试了自然语言刺激材料的有效性，随后通过单模态和多模态数据的综合分析，探讨了精确识别反刍特质的方法。通过运用眼动、面部AUs和面部血流数据构建识别模型，并采用层级融合策略整合这些多模态数据，本研究旨在提升识别的准确率和效率。本研究的终极目标是验证自然语言刺激结合多质融合技术在反刍特质识别中的效用，从而为心理健康领域的研究与实践提供新的视角和方法。

4 研究技术路线

本研究共分为五个部分，技术路线图见图1，具体如下：

第一部分为基于自然语言构建反刍刺激材料并验证。本部分旨在通过研究及探索利用自然语言来构建反刍刺激材料的可行性，并验证了该材料对启动反刍的有效性。通过分析大量高反刍者的访谈录音及其文字转录，在NLP技术的支持下，借鉴情景沉浸理论，编制出以精确语言引导、迅速唤起情景记忆的反刍刺激材料；最后通过反刍特质的不同维度来论证刺激材料的有效性和可靠性。

第二部分聚焦于基于眼动追踪技术的单模态数据分析，以探索眼动指标在反刍识别上的潜力。通过详细分析被试接触反刍刺激材料时的眼动行为（如注视时长、回视次数和眼跳距离等），构建了一个基于眼动参数的反刍识别模型。此模型通过比较RF、NB、SVM和KNN算法，最终确定RF分类器具有最佳的准确率和稳定性。

第三部分侧重于面部AUs数据的分析，以研究面部表情变化在反刍识别中的作用。

利用高级面部表情分析技术，识别与反刍相关的面部动作模式，并基于这些模式构建面部AUs指标的反刍识别模型。模型评估同样采用了上述四种机器学习算法，其中RF分类器表现最优。

第四部分探索了面部血流动力学数据在反刍识别中的应用。通过非侵入式血流测量技术收集数据，并分析面部血流变化与反刍特质之间的关联，发展了基于面部血流指标的识别模型。该模型亦选用RF分类器以保证识别性能的高效与精确。

第五部分，研究整合了眼动、面部AUs和面部血流动力学等多模态数据，构建了一个智能化的综合反刍识别模型。该模型采用层级融合策略，既考虑了单个模态数据的贡献，也分析了它们之间的交互效应，实现了高达87.03%的准确识别率，明显优于任一单模态分析方法，展示了多模态融合在心理特质识别中的巨大潜力。

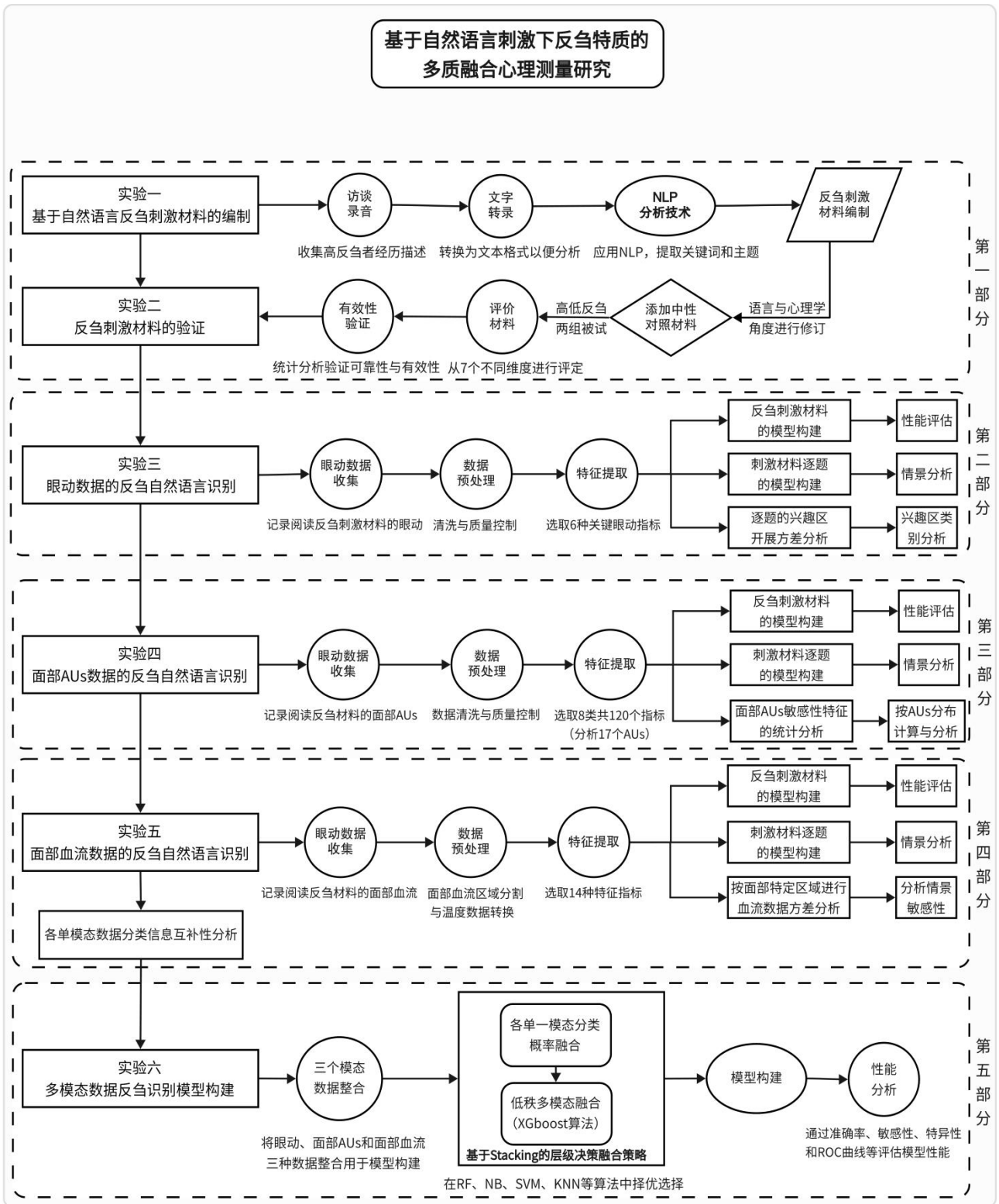


图 2 研究总体技术路线图

正文

第一部分 基于自然语言的反刍刺激材料编制及验证

在人类交际中，自然语言是一种重要的沟通方式，是人类与其他动物的本质特征之一。人们日常使用自然语言进行思考、表达和交流，它承载着丰富的情感和意义^[67]。研究表明，自然语言对于激活人类的记忆和情绪具有重要作用^[181]。由于自然语言直接与人类认知和情感相关联，因此利用自然语言构成的文字材料能够更快速高效地激活反刍者的反刍状态。

情景沉浸理论由 Wilson-Mendenhall 等学者提出，该理论突出了通过精细的语言指导进行心理想象的沉浸式体验作为一种理想的实验范式，能够快速地将被试置入多种不同的情景之中^[181]。人类在经历各种情绪反应时会形成情景记忆，而这些记忆会在面对相似情景时影响到个体的情绪体验^[182]。情景记忆一旦被相似环境触发，便会迅速激活，并引起相应的认知、情绪和行为响应^[91]。

为了构建具有群体针对性的反刍刺激材料并验证其有效性，本部分采用了以下研究方法。首先，通过对大量具有反刍特质士兵进行访谈，构建“反刍自然语料库”，其中包含了自然语境下的反刍特质表达。接下来，将 NLP 技术与情景沉浸理论相结合，以制定更具反刍启动针对性的刺激材料。这一方法不仅为获取和利用反刍特质信息提供了新途径，还提高了反刍特质识别和理解的准确性。在创造情景刺激材料的过程中，遵循 Wilson-Mendenhall 情景沉浸理论中提出的六句话法。这一方法通过自然语言描述，唤起被试的反刍记忆，从而实现更精确的情景沉浸。最后，通过反刍特质自身特性从七个维度来验证该套刺激材料的有效性和可靠性。

实验一 基于自然语言反刍刺激材料的编制

1 被试与材料

1.1 被试

本研究的第一阶段（Stage1），采用方便抽样的方法，研究对象为四川某武警训练基地全体士兵。通过发放调查问卷，根据作答结果选取访谈对象。此阶段共 4591 名被试完成了调查问卷，基本人口学变量如下表所示（见表 2）。

表 2 所有被试基本人口学变量统计（ $n = 4,591$ ）

项目	分组	百分比(%)
性别	男	98.58
	女	1.42
年龄	17~20	52.32
	20~25	47.68
家庭所在地	农村	74.06
	城镇	25.94
独生子女	是	24.42
	否	75.58
文化程度（含在读）	初中	0.61
	高中（含中专）	13.76
	大专	66.52
	本科	19.11
家庭结构	双亲家庭	81.09
	单亲家庭	11.24
	重组家庭	6.40
	其他	1.27

在研究的第二阶段（Stage2），采用目的抽样的方法，根据量表的分数从第一阶段中选出 609 名高反刍者作为受访对象，对其逐一进行半结构化访谈并同步录音，纳入和排除标准如下：

纳入标准：

- ①无严重心理障碍及心理问题；
- ②从高往低排列 RRS 量表的得分，满足最高分的前 27%，视为高反刍者；
- ③接到通知后自愿接受访谈并同意访谈全过程被录音者。

排除标准：

①本人明确不愿接受访谈者；

②近期因遭遇突发重大事件导致情绪波动较大者。

第三阶段为文本的处理与分析阶段（Stage3），对 607 个有效语料的被试数据（Mean = 21.80，女性 n = 30）进行的。文本处理前排除了 2 名因普通话不标准而导致语音转录文字大量错误且无法校正的两名被试数据。

所有被试都签订了书面知情同意书。实验获得学校伦理委员会批准 (KY20193304-1)，符合《赫尔辛基宣言》的原则。

1.2 实验材料

1.2.1 调查问卷

调查问卷由两部分组成。第一部分为基本情况调查表，用于了解一些人口统计学变量、近期的睡眠状况和情绪变化等；第二部分由三个量表构成，分别测量反刍程度、情绪稳定性和情绪调节策略。

1.2.1.1 基本情况调查表

包括性别、年龄、是否为独生子女、家庭所在地、文化程度、家庭结构及当前情绪状态、对部队环境是否适应、与上级关系、人际交往、近期睡眠状况和情绪评分等基本资料，涵盖内容相对全面，指导语要求被试如实填写且严格为其保密。

1.2.1.2 反刍思维量表（Ruminative Responses Scale, RRS）

RRS 由 22 个条目构成，旨在评估个体的反刍倾向，其中每个条目根据 4 分制的 Likert 量表进行评分(1 = 几乎从未，2 = 有时，3 = 经常，4 = 几乎总是)。在本研究中，采用了由韩秀翻译的中文版本，该版本已经在中国的高中生和大学生样本中通过验证，显示出较高的信度与效度^[31]。量表的总分范围最高可达 88 分，分数越高，反映出的反刍程度越强。此外，该量表的 Cronbach's α 系数达到了 0.90，重测信度为 0.82，这些指标证明了该量表在时间跨度上具有良好稳定性及高度内部一致性。

1.2.1.3 正性负性情绪量表（The Positive and Negative Affect Scale, PANAS）

PANAS 涵盖了正性和负性情绪两大维度，共计 20 项评估内容。这一量表被广泛认为是该领域内最为常用的工具之一。该量表的中文版具有良好记录的心理测量学特性，被试对表述进行 5 分制的评分，从 1 分（几乎没有）到 5 分（非常多），以表达每个表述符合他们的程度^[183]。积极情绪分量表得分越高，反映其情绪越积极，

反之消极情绪分量表得分越高,反映其情绪越消极。中文版本在 Cronbach's α 系数方面,正性情绪为 0.85 而负性情绪为 0.83,这表明中文版具有较高的同质性。

在反刍研究中,使用 PANAS 量表来评估反刍可能引起的情绪波动。特别是探讨反刍如何加剧负性情绪,或减少正性情绪。通过分析反刍与情绪状态之间的关系,可以更深入地理解反刍在情绪波动中的角色及其对心理健康的影响^[184]。

1.2.1.4 情绪调节问卷 (Emotion Regulation Questionnaire, ERQ)

ERQ 专注于评估两种主要情绪调节策略:认知重新评估和情绪抑制。该问卷包含 6 个条目,评分范围从 1 (完全不同意)到 7 (完全同意),分数越高意味着相应的情绪调节策略使用越频繁。在中国大学生的样本调查中,这一中文版本问卷被广泛使用,展现了高信度与效度^[185],其中重评和抑制这两个维度的 Cronbach's α 系数分别为 0.85 和 0.77,表明情绪调节问卷中文版具有良好的内部一致性信度。

此研究采用该问卷主要基于情绪调节策略与反刍特质之间的密切相关性。认知重评,作为一种有效的情绪调节手段,被认为能显著降低反刍和消极情绪。通过评价个体面临负面刺激或压力时所使用的的情绪调节手段,本研究旨在深化对反刍对情绪调节能力影响的理解,及其对个体心理健康的潜在影响。因此,ERQ 成为了研究反刍、情绪调节及其与心理健康关系的一个关键工具,便于探讨反刍是如何通过影响情绪调节策略的选择与实施进而引发心理健康问题的^[186]。

1.2.2 半结构化访谈提纲

首先进行文献查阅,制定初步的访谈提纲。文献查阅通过中国期刊全文数据库、中国知网、万方数据库及 PubMed 进行中英文文献的查阅。主要内容包括反刍思维的相关文献,以及在特殊环境下反刍思维的影响等。在此基础上主要根据反刍的特性来建立初步的访谈提纲。

随后是对访谈提纲的调整与优化,在四川绵阳某旅进行反刍筛查,筛查范围包括公差勤务外的全体战士,均为男性,并从高反刍者 (RRS 最高分前 27%) 之中招募自愿参加的 34 名进行访谈。访谈过程中尽可能多地获取令被试印象深刻且反复回想的负性事件,并询问其带来的影响与危害。记录整理后根据实际结果再次对访谈提纲作出修订,同时在访谈结束后对这些被试进行专业的心理咨询与疏导。

初步修订后的访谈提纲再次分别由 3 名心理学专家、1 名副高职精神科医生及 2 名心理治疗师审阅修订后形成最终版本 (详见附录 1),最后形成共 20 题,包含以

下三部分：反刍与个人内心体验或情感状态的关系；反刍与记忆或情绪的关系；反刍对个体生活的影响。

其中，问题 1 至 5 涉及个人生活经历和家庭关系，旨在了解个人内心体验对反刍的影响。这些问题源于人际关系理论^[187]和家庭系统理论^[188]，认为个人的家庭环境和人际关系对于反刍形成具有重要影响；问题 6 至 8 关注个人的情感状态和适应能力，涉及孤独、社交关系以及内心落差等。这些问题源于社会支持理论^[189]和压力适应理论^[190]，认为情感支持和适应能力对于心理健康和应对能力至关重要；问题 9 至 15 探索反刍的反复度、持续度、联想度、生动度、失控度、假设度等 6 个维度的特征。这些问题源于创伤记忆理论^[191]和情景再现理论^[192]，认为创伤性经历会在个体心理中产生持久的影响，并且与感官体验和情景再现有关；问题 16 至 18 关注个体对负面事件的回忆和情绪感受，涉及后悔、自责以及情绪程度。这些问题源于情绪调节理论^[193]和认知评价理论^[194]，认为个体对负面事件的回忆和情绪感受会促进其反刍的加剧；问题 19 关注反刍是否伴随具体行为和解决方案。这个问题源于应对理论^[195]，认为个体在应对负面情绪和压力时会采取不同的行为和解决方案；问题 20 关注反刍对个体生活的影响，包括对其他事情的无法专注等。这个问题源于心理灵活性理论^[196]和注意力资源理论^[197]，认为反刍可能对个体的日常生活功能产生负面影响。

2 研究程序

2.1 反刍自然语料库的采集

通过对 4591 名被试的 RRS 量表测量结果进行排序，选取了 RRS 量表得分满足最高分前 27%且自愿接受访谈的 609 名被试（最终有效转录 607 名），对他们进行了半结构化访谈。在训练基地，选择了一个安静、光线充足且环境舒适的房间作为实验临时咨询室。在开始访谈之前，再次确认被试的自愿参与，并告知录音事项。同时，向受访者明确访谈的目的、内容和方法，并严格遵循自愿参与和伦理保护的原则，确保信息保密，使用编码代替真实姓名以保护隐私。

在获得受访者同意后，将录音设备放置在隐蔽处，以减轻访谈过程中对受访者的心理压力。访谈过程中，尊重受访者的客观回答，避免研究者的主观引导和暗示性语言。提问时，采用访谈提纲与问卷结果相结合的方式，并根据受访者的回答适当进行延伸提问。同时，时刻关注受访者的情绪变化，必要时采用心理疏导与干预，

确保情绪状态可控。

访谈结束后，对于心理问题严重的个体，及时开展专业的心理咨询，并通报单位卫生队心理医生持续关注与干预。对于极端严重的个体，协调至体系医院精神科医生介入治疗，确保安全风险降至最低。

在完成所有访谈后，我们使用“讯飞听见智能会议系统 V5.0”对所有录音进行本地保密处理，并逐一进行文字转录。接着，对所有转录的访谈文字进行初步核对，确保数据的准确性。这些步骤帮助我们建立一个包含原始访谈数据的反刍自然语料库，为后续研究提供了基础数据。具体流程如图 3。

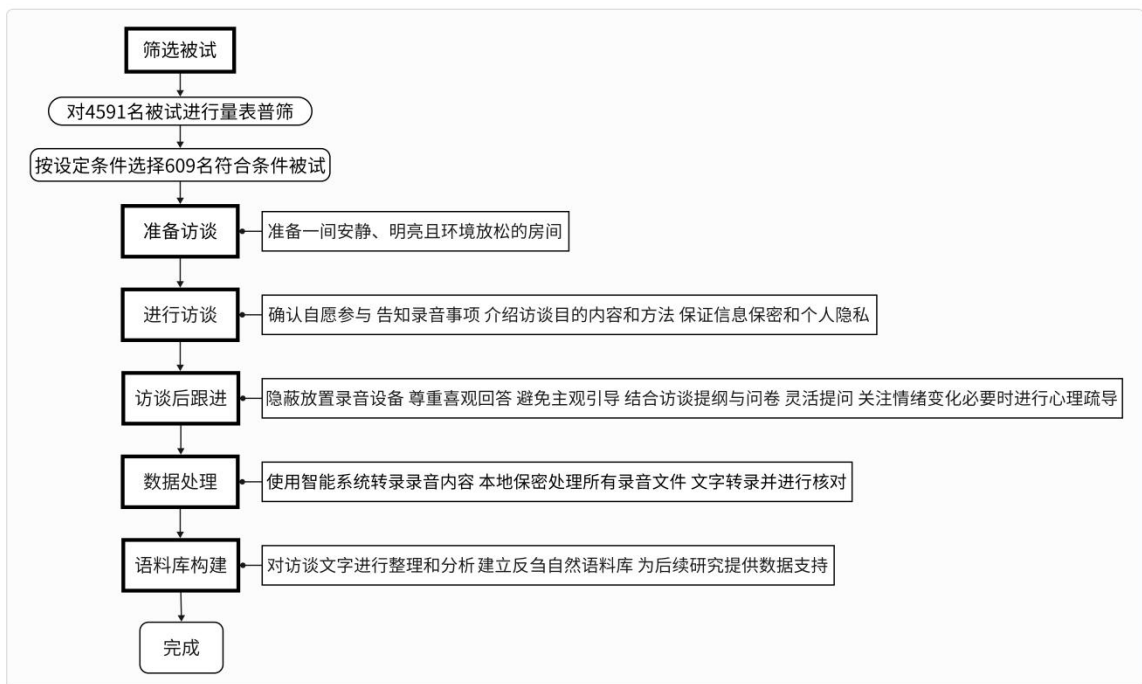


图 3 反刍语料库构建流程图

2.2 数据预处理

校对：这个过程主要通过逐字逐句地检查文本内容，以发现并纠正可能存在的拼写错误、语法问题或其他不规范之处。在进行校对时，主要依赖自动校对工具“百度文本纠错（本地版）”进行保密处理，然后通过随机抽样的方式进行人工校对。这一步骤通过仔细审查文本，有效地提高了文本的可读性和可理解性，从而进一步提升了后续分析和建模的准确性。

去噪：在文本处理过程中，去除噪声是提升数据质量的关键步骤。噪声可能包括无意义的信息，如冗余字符、空格、标点符号，以及文本获取和传输过程中引入

的错误和干扰等。在本实验中,为了提高文本数据的质量,采用了正则表达式(Regular Expression)和模式匹配(Pattern Matching)作为去噪方法。这一步骤的目的是通过去除这些干扰信息,保留文本中的关键信息,从而为后续的分析任务提供更清晰、更准确的数据基础。

2.3 NLP

NLP 是计算机科学和人工智能领域的一个子领域,主要关注计算机如何理解、解释和生成人类语言。在本研究中,主要有以下 3 个步骤:

2.3.1 中文分词

中文文本处理中的分词环节是 NLP 的一项基础预处理任务,旨在将连续的文本切分成有意义的词汇序列。这一步骤对后续进行词性标注、句法分析、情感分析等更高级的 NLP 任务至关重要。本研究阶段使用的是简体中文心理分析词典版的语言询问与词汇计数(LIWC)软件进行中文分词处理。

LIWC(Linguistic Inquiry and Word Count)软件是一款集成了语言学理论和计算语言学技术的文本分析工具,能够通过对文本内容的分析识别出文本中的多种语言特性,例如情绪表达、认知过程、社交关系等^[198]。

采用 LIWC 中的中文分词功能,该功能基于词典与规则的分词方法,综合应用了规则-based 方法和多种算法,包括最大匹配法、最短路径法等,以确保分词的准确性和高效性。在分词过程中,LIWC 还提供词性标注功能,为词汇分配如名词、动词、形容词等词性标签,为深入的 NLP 分析任务提供了丰富的信息基础。分词完成后,进一步的分析如词频统计、词权重计算等将有助于揭示文本的主题、风格和情感倾向,为深入理解文本内容提供有力支持。

2.3.2 停用词过滤

在 NLP 中,停用词过滤是一项关键的预处理步骤,目的是通过减少处理的词汇数量来降低计算负担,并提升分析的效率。停用词通常指那些在文本中频繁出现但对于深入文本分析贡献甚微的词汇。这类词汇包括但不限于介词、连词、助词等,如“的”“和”等,它们虽然在语法结构中占据位置,但对于揭示文本的主旨或情感倾向等分析目的而言,信息价值不大。事实上,这些高频出现但信息贡献低的词语可能会对特征提取和模型训练过程产生干扰,因此识别并过滤这些停用词对于优化

NLP 任务至关重要。本研究采用哈工大版的《停用词表》对停用词进行过滤。

2.3.3 特征词提取与编码

在 NLP 中，特征词提取与编码是一个关键步骤，它将文本转换为机器可处理的向量表示，如图 4。这样的向量表示可以作为后续机器学习算法的输入。其中，TF-IDF 算法用于计算文本中特征词的频次，而“词袋模型”则通过对所有转录文本进行标记编码。

特征词提取（Term Frequency-Inverse Document Frequency, TF-IDF）是一种常用的特征权重计算方法^[199]。它衡量了一个词语在文本中的重要性，即该词语在当前文本中的频率与在整个文集中的频率的比值。首先统计每个词语在文本中的出现频次（TF），如“内疚”；然后，计算每个词语的逆文档频率（IDF），即该词语在整个文集中的出现频次的倒数；最后，将两者相乘得到特征词的权重。

词袋模型（Bag-of-words models）编码，词袋模型是一种简单但广泛使用的文本表示方法，它忽略了词语之间的顺序和语法结构，只关注词语的出现次数^[200]。一开始，建立一个词汇表，将文本中出现的所有不重复的词语收集起来；然后，对每个文本进行编码。将词袋（即文本中的词语）转换为向量表示，其中每个维度表示对应词语在该文本中出现的次数或者使用 TF-IDF 权重。

通过对特征词的提取与编码，可以得到一个由特征词组成的向量空间模型。这种表示方式允许计算机对文本进行进一步的分析 and 处理，如聚类、分类等一系列任务。

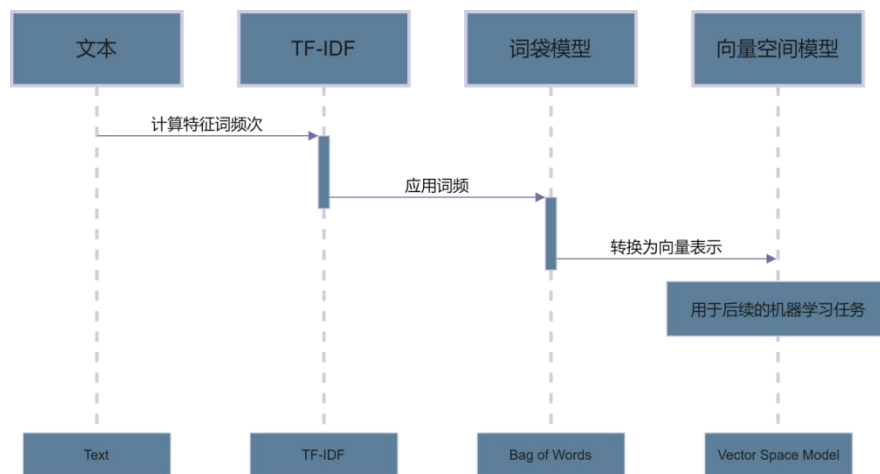


图 4 反刍语料特征词提取与编码流程图

2.4 主题分析

主题分析（确定情景主题）是从文本数据中识别出主题或核心概念的过程，它为提取文本中的关键信息提供了一种有效方法，对后续的数据分析和实际应用具有重要意义。这一分析过程常通过无监督学习方法实施，比如使用主题模型（Topic Modeling）技术。在本研究中，特别采用了潜在狄利克雷分配（Latent Dirichlet Allocation, LDA）主题模型来从文本的语义特征中提炼出主题。

LDA 是一个广泛应用的无监督概率生成模型，它基于假设：文档由若干主题混合而成，而每个主题则是由一系列词汇构成。通过应用 LDA 模型，可以实现将语义相近的词汇自动聚类，进而揭示文本数据的主题结构^[201]。具体操作步骤包括：

（1）准备数据。首先，需要将分词和清洗后的文本转化为 LDA 模型所需的输入格式，常见的做法是将文本表示为词汇表中词项的频率或 TF-IDF（词频-逆文档频率）权重向量。

（2）训练 LDA 模型。利用预处理好的文本数据训练 LDA 模型。这一步骤中，需设定一些关键的模型参数，如要识别的主题数目、模型训练的迭代次数等，这些参数的选择需基于研究需求和文本数据的特性来优化，以求得最佳模型效果。

（3）提取主题。模型训练完成后，可以从 LDA 模型中提取出每个主题的词分布，这有助于识别每个主题的语义内容。

（4）主题解释和人工命名。根据从 LDA 模型中得到的主题相关词汇的分布和权重，结合具体语境和背景知识，对各主题进行人工命名和解释，使其具有易于理解描述性标签。例如，根据示例中的主题词分布，可以将第一个主题命名为“被战友（朋友）排挤或冷落”，见表 3。

表 3 LDA主题模型提取文本主题（示例）

主题	主题词	总结主题
Topic1	失望、考核、体测、成绩、不合格、落后、自卑、大家、忽视、不耐烦、交朋友、反应、无助、诋毁、面孔、明显、冷冰冰	被战友（朋友）排挤或冷落
Topic2	奶奶、父亲、咳嗽、噩耗、接电话、货车、当兵、母亲、患病、痛哭、生命、事故、意外、失去、常年、脑子里、回忆、瘫坐	家人病重或意外去世
Topic3	班长、评功评奖、不公平、愤怒、生气、消息、体能、战友、感到、全班、属于、应得、关系、不满、无法忍受、抱怨、告状	遭受不公待遇

通过以上步骤，可以使用 LDA 主题模型提取文本主题，并根据人工命名共确定情景主题 17 个。

2.5 构建基于情景主题的反刍启动刺激语段

根据之前的分析和人工命名，通过人工命名形成了 17 个情景主题。接下来，需要再次回顾受访者对原始事件的讲述，提取与每个情景主题相关的关键细节和信息。这些细节可以包括地点、人物、对话内容、时间等。最后，将根据 Wilson-Mendenhall 的理论和 6 句法，将每个情景主题的关键细节填入对应的句法结构中，形成完整的反刍启动情景语段。

Wilson-Mendenhall 情景沉浸理论强调通过构建情景材料来引发情感，其 6 句法包括：

P1（活动+个人属性）：描述受访者参与的活动及相关的个人特征。

S1（视/听觉细节）：描绘活动场景的视觉和听觉细节，以增强情景感受。

P2A（被试动作）：描述受访者在情景中采取的具体动作。

P2C（动作后果）：说明受访者动作的结果或影响。

S2（后果的反应）：描述受访者对动作后果的反应或他人的反应。

S3（生理/内心变化）：阐述受访者在情景中可能经历的生理或内心上的变化。

在编制情景刺激材料的过程中，要确保充分考虑 17 个情景主题和受访者的讲述内容，以便尽可能准确地还原真实情景并激发情感体验。

2.6 反刍刺激语段的专业修订

最后,先邀请3名语言学专家(1名北京语言大学语言学专业副教授和2名中国人民大学博士)从语言学角度对反刍刺激材料的内涵逻辑、语法运用和文字规范等方面进行修订。随后再邀请2名心理学专家(2名空军军医大学副高职以上教授)从心理学角度对材料的内容有效性、结构合理性、刺激敏感性和阅读适应性等方面进行审阅,形成最终版的反刍刺激材料。

3 研究结果

3.1 反刍自然语料库的构建

在四川某训练基地6个点位共回收有效问卷4591份。从中选取高反刍者609人接受访谈,共获得有效访谈录音文件607份,时长总计约92小时,文字转录后文档内容共1,128,501字。

3.1.1 受访者特征

(1) 人口统计学信息:

受访者的基本信息包括性别、年龄、家庭所在地和教育背景等。通过对这些信息的统计分析,可以更好地了解高反刍者的特征。更详细的数据信息可在表4中查阅。统计数据显示,该人群年龄分布在17至25岁的区间内,而男性所占的比重为95%、女性占比不到5%。他们的学历水平往往集中在大专及本科阶段。另外,在这一人群里,有68%的个体在农村环境中出生和成长,32%的个体来自城镇背景。

表 4 访谈高反刍者基本信息统计表 ($n=607$)

项目	分组	百分比(%)
性别	男	95.06
	女	4.94
年龄	17~20	56.32
	20~25	43.68
家庭所在地	农村	67.71
	城镇	32.29
独生子女	是	29.84
	否	70.16
文化程度 (含在读)	初中	1.02
	高中 (含中专)	17.86
	大专	62.11
	本科	19.01
家庭结构	双亲家庭	77.03
	单亲家庭	14.97
	重组家庭	6.78
	其他	1.22

(2) 量表得分统计:

通过对所有被试的RRS、PANAS和ERQ三个量表得分逐一进行统计,揭示了获取访谈材料的高反刍者的心理特征与所有填写问卷士兵群体的对比情况。表5是量表得分的统计数据。

表 5 高反刍者 ($n=607$) 与全体人群 ($n=4,591$) 各量表得分统计

量表名称	人群类别	Mean	SD
RRS	高反刍者	69.76	4.94
	所有士兵	44.07	9.94
PANAS	高反刍者 (正性情绪)	10.14	4.00
	所有士兵 (正性情绪)	14.97	5.09
	高反刍者 (负性情绪)	30.06	4.08
	所有士兵 (负性情绪)	24.98	4.95
ERQ	高反刍者	9.73	5.05
	所有士兵	14.16	6.05

从这些数据中可以观察到几个关键的发现:

RRS: 高反刍者的得分高于所有填写问卷的士兵群体,平均得分为 69.76 ± 4.94 ,与士兵群体的平均得分 44.07 ± 9.94 相比,反映了高反刍者的反刍倾向高于平均水平。

PANAS: 高反刍者的正性情绪得分降至 10.14 ± 4.00 ,低于士兵群体的平均得分 14.97 ± 5.09 ,而负性情绪得分升至 30.06 ± 4.08 ,高于士兵群体的平均得分 24.98 ± 4.95 。

这进一步证实了高反刍者倾向于体验更多负性情绪，同时难以获得正性情绪的支持。

ERQ: 高反刍者的得分下降至 9.73 ± 5.05 ，也显示出这一群体在情绪调节方面较为困难，与所有填写问卷的士兵群体的平均得分 14.16 ± 6.05 相比得分较低。

这些对比结果突显了高反刍特质对个体心理状态和情绪调节能力的影响，为理解和干预这一心理现象提供了重要依据。

3.1.2 反刍特质相关关键词分析

本研究深入分析了607名具有高反刍倾向个体的访谈录音文字，旨在识别与反刍特质密切相关的关键词及其频次。关键词的选取基于以下标准：首先，通过初步的文本分析识别出频繁出现的词汇；其次，结合专业心理学家的意见，筛选出那些能够显著反映个体心理状态和行为模式的词汇。这一过程旨在精准映射受访者的心理状态和行为模式，见表6。

表 6 关键词频次统计表

关键词	频次	案例原句
郁闷	207	“无论我如何努力，还是常感到郁闷，似乎始终不能达到自己的期望。”
相处不好	189	“我发现自己与一些战友的相处并不好，这就让我总是反思自己。”
焦虑	176	“我现在对未来充满了焦虑，感觉自己做不好将来面对的任何事。”
孤独	165	“在部队生活中，我经常感到孤独，一直也都找不到知心的朋友。”
内疚	156	“很多事情自己都做不好，我总是感到内疚和自责。”
适应	143	“到现在对部队生活都感到难以适应，其实内心也一直在不停地挣扎。”
拖后腿	132	“训练中我的成绩一直提不上去，总是拖大家后腿，被班长批评”
自信	118	“现在通过每天的训练还是有所提高的，也就恢复了一些自信”
战友	102	“大家都说在部队里战友之间的感情，是最深厚的。”
训练	95	“虽然训练艰苦，但它让我学会了坚持和勇气。”
班长	90	“班长对我很严厉，有时候让我觉得他是在故意针对我。”

统计分析和文本示例清晰地揭示了高度反刍的个体在情感体验和社交活动方面的关键焦点。比如，使用“拖后腿”和“相处不好”两个词汇，它们揭示了他们在社交活动中面临的困难，以及他们对自身实力的质疑。与此同时，由于“郁闷”“内疚”和“焦虑”这些词语经常被用到，这更加突出了他们在面对生活压力和困境时

的情感反应和态度。除此之外，与军队生活密切相关的几个关键字，包括“班长”、“战友”和“训练”，都突显了军队生活对心理状况有着深远的影响。

通过对这些关键词的深入分析，可以洞察高反刍者的心理动态，以及他们如何处理生活中的压力和挑战。这些词汇的频繁出现不仅揭示了他们在认知处理和情绪调节上的模式，而且为开发反刍刺激材料提供了宝贵的见解。

3.2 反刍刺激材料编制结果

3.2.1 反刍材料主题分布

共确定17个情景主题，共编制出反刍唤醒情景37项，其中包含28项社会困境和9项人身伤害，共两大类，如图5。

17个情景主题分别为：①当众出丑引发尴尬；②恋情失败并遭受打击；③公共场合遭受羞辱或暴力；④被战友排挤或冷落；⑤与上级矛盾或冲突；⑥家庭暴力与心灵创伤；⑦意外人身伤害；⑧自虐自残；⑨面临不公待遇；⑩家人疾病或离世的悲痛；⑪校园欺凌；⑫亲友自杀；⑬缺少知心朋友内心孤独；⑭过度内疚或心理负担重；⑮自卑感或缺乏自信；⑯无法适应当前环境；⑰人际交往出现困难。

刺激材料呈现范例 1（社会困境）：

(P1)本应属于你的嘉奖却给了班长的小老乡。(S1)当你把这个消息告诉给隔壁宿舍你最好的朋友时，你已经很努力地去控制你嗓门的大小了。(P2A)你气不打一处来，抱怨这有多不公平。(P2C)此时班长突然推门进来，你朋友赶紧站起来。(S2)班长脸上的冷漠说明了一切。(S3)你的头顶在冒汗。

以上描述是否引发你反复/持续的回想? (A)是 (B)否

刺激材料呈现范例 2（人身伤害）：

(P1)你独自坐在营区的高台上抽烟，这周你一共睡不到二十个小时。(S1)整个人都充满幻觉，对外界没有任何感觉。(P2A)你用火红的烟头捻了一下自己的手臂。(P2C)刺烫之后很多负面情绪好像一下子都没了。(S2)你突然特别解脱的感觉。(S3)你感觉现在脑子里就只有疼痛。

以上描述是否引发你反复/持续的回想? (A)是 (B)否

图5 反刍情景刺激材料（示例）

3.2.2 材料词数分布情况统计

本实验编制了37道反刍刺激语段作为反刍刺激材料。通过对这37道反刍语段进行词数统计分析，结果显示：反刍语段的平均词数为118.2个词，最大词数的语段为168个词，最小词数的语段为63个词。从词数分布情况看，词数主要集中分布在100

—150个词之间，占有所有语段的73.0%。只有1道反刍语段的词数少于70个词，而只有1道语段的词数多于150个词。综合统计分析显示，本实验编制的反刍材料在词数上符合要求，各材料词数相对均衡，没有过长或过短的情况出现，词数也符合一般情景文本材料的长度要求。这表明在材料编写过程中，严格控制了文本长度，使其不会过长或过短从而影响被试的阅读理解。

3.2.3 情景描述结构

在编写反刍材料时，研究严格遵循“你—情景—生理感受”的一致文本结构框架进行情景描写。其中“你”表示将被试置于第一人称的位置，增强代入感，“情景”部分采用第三人称详细描绘外部环境、事件等情景要素，“生理感受”部分则回到被试第一人称，描述情景对被试的生理、心理影响。所有37道反刍语段均严格遵循此文本结构进行情景编制。这种结构清晰、一致的情景描写方式，有助于被试更好地代入文本情景，产生身临其境的体验，从而调动被试的情绪体验。

3.2.4 内容描述分析

37道反刍刺激语段主题紧密围绕军营生活事件展开，具有很强的针对性，能够有效激发新入伍士兵的负性情绪引发反刍。

(1) 材料主题设置贴近士兵的真实生活，涵盖了入伍不适应、集体生活冲突、任务失败、体能不足、人际关系困难等士兵最容易遭遇的负面情景。这些主题能够迅速唤起士兵的焦虑、挫败、内疚等负性情感，实现有效的情绪激发。

(2) 材料针对性强，仅设置负性情绪主题，完全避免正性和中性情绪。刚入伍士兵面临诸多适应挑战，负性情绪更为常见。只设置负性主题能快速调动士兵情绪，验证反刍效应。

(3) 材料情景具体生动，语言直观，不包含抽象难懂的概念，能让刚入伍的士兵立即产生身临其境的感受，快速唤起负性情绪。

4 讨论

本实验成功编制了一个包含607名高反刍士兵自然语料的反刍语料库。通过对语料库的分析，不仅能够全面洞察反刍个体的心理特征，还可以依据他们的真实经历来科学设计反刍刺激材料，为后续实验研究奠定基础。

首先,本研究采用问卷筛查与访谈相结合的方式收集丰富的反刍自然语料,确保语料库的针对性。量表筛选锁定入选的访谈对象均为反刍倾向极高的个体,采用开放式半结构化访谈能获取他们真实、具体的反刍经历,两者相辅相成构建高质量反刍语料库^[202]。其次,运用系统的文本分析方法,应用NLP技术对语料进行全面质检、分词、关键词提取等处理,保证分析结果的可靠性^[78]。最后,依据分析结果制定具体的反刍情景材料,严格控制材料的词数、结构、内容等因素,编制能有效激发反刍的刺激材料。

人为地启动和唤醒反刍过程,不仅有利于进一步探索反刍的内在机制,也将丰富反刍干预的手段,提高反刍训练的针对性。然而,在设计反刍刺激材料时,还需注意以下几点:

(1) 反刍材料的情景设置要具体生动,能唤起被试的共鸣,而不至于过于抽象或空洞^[1]。例如,设置与新入伍士兵在军事训练、团队协作等方面的挑战和困境,或日常生活中的人际交往难题等,都较易唤起目标人群的反刍想象。

(2) 反刍材料应设置一定的时间缺口,不能立即要求被试进行反刍,而应给予被试一定的自由反应时间,否则可能强迫出非自发的反刍过程^[203]。

(3) 本套反刍刺激材料均为负性材料,启动消极反刍情绪。这些负性材料涵盖了与士兵相关各生活领域的挑战和困境,如工作压力、人际关系冲突、健康问题等。这些负性材料的目的是引导被试关注自己在面对困难时的思考模式和情绪反应,从而有针对性地进行反刍训练。通过使用负性材料,研究者可以更好地了解被试在面对挑战时的反刍倾向,以及如何通过训练来减少消极反刍,提高心理健康水平。

本实验深入分析了不同反刍个体的心理特征,通过结合定性内容分析法和频次统计方法,揭示了自我反思型反刍者倾向于使用第一人称单数的自我相关语言,而其他中心型反刍者更多使用第二、第三人称^[39]。此外,研究还发现性别差异影响反刍内容,女性更倾向于围绕人际关系反刍,而男性则更关注于任务执行^[204]。对于自我反省型反刍者,可以指导他们转变反刍的视角,采纳一种更宽容和理解的态度来审视问题,从而缓解自我责备的倾向^[205]。相对地,对那些以他人为中心的反刍者,则可以通过角色扮演和情景模拟等方法来增强其同理心,促进更健康的人际关系的发展^[20]。

本研究虽在构建反刍语料库并进行初步分析方面取得了成效,但也存在一些局

限性。首先，样本量有限，只涵盖了607名高反刍士兵，缺少低反刍者作为对照组。未来研究需要增加样本规模，并拓展至不同群体（如大学生等）以及设置对照组，以便更全面地了解反刍个体的特点^[206]。其次，语料的收集方法带有一定主观性，可能导致确认偏差。未来可以通过长期追踪和思想采样法来获得更自然的反刍语料^[207]。此外，语料的处理方法相对简单，主要限于分词和关键词分析，未能深入挖掘语料的深层含义。后续研究应引入更系统和细致的文本分析工具，以丰富研究的深度和广度^[78]。

综合来看，尽管本研究在理解和干预反刍特质方面提供了有价值的见解，但在样本覆盖、数据收集方法和分析技术等方面仍有待进一步完善和发展。在未来的研究中，我们计划不断完善研究设计，以更精准地刻画反刍个体的心理特征，为制定针对性的干预措施提供坚实的科学基础。

本项研究成功利用语料库分析初步勾勒出了反刍个体的心理特征图谱，从而为制定针对性的反刍干预措施提供了新的视角。随着技术进步，特别是大数据和机器学习技术的发展，未来可望收集更广泛的反刍语料，构建包括多样人群和场景在内的大型反刍语料库。这样的丰富数据资源将极大促进反刍类型及其内容的自动化分类与评估工作^[208]显著提升研究效率，并推动反刍调节技术向更高水平的发展。进一步地，探索建立包含非语言信息如语音和面部表情的多模态反刍语料库^[78]，为基于大数据的精确反刍管理提供重要支持。

实验二 反刍刺激材料的验证

1 被试与材料

1.1 被试

首先采用方便抽样的方法对四川绵阳陆军某旅所有士兵发放调查问卷，共2132名被试填写，均为男性，年龄在18-26岁之间，基本人口学变量如下表所示（见表7）。之后采用目的抽样的方法，根据RRS量表得分前27%和后27%确定选出符合标准的高低反刍两组人群（纳入与排除标准同实验一）。最后从中招募40名高反刍者（HR）作为反刍组，另外招募38名低反刍者（LR）作为对照组。两组被试均为自愿参加，并同时进行了反刍材料评价。

表 7 所有被试基本人口学变量统计 ($n = 2,132$)

项目	分组	百分比(%)
性别	男	100
	女	0
年龄	17~20	23.75
	21~25	76.25
家庭所在地	农村	79.51
	城镇	20.49
独生子女	是	23.66
	否	76.34
文化程度（含在读）	初中	0.71
	高中（中专）	13.71
	大专	73.03
	本科	12.55
家庭结构	双亲家庭	88.66
	单亲家庭	8.01
	重组家庭	4.21
	其他	5.45

所有被试都签订了书面知情同意书。实验获得学校伦理委员会批准(KY20193304-1)，符合《赫尔辛基宣言》的原则。

1.2 实验材料

1.2.1 调查问卷

同实验一。

1.2.2 评价材料

评价材料由反刍材料和中性材料两部分组成。

反刍材料为对实验一中编制的反刍刺激材料进行修订后的版本，共 37 道情景语段；中性材料来源于《中国大百科全书》第三版中截取部分段落（字数与反刍材料相近），其内容被选定是因为先前研究已经证明，中性情绪的刺激材料能够为情绪研究提供有效的基线条件^[209]。这些中性材料的目的是作为对照组，以便研究者能够更准确地评估反刍训练的效果。为了减少实验中的潜在偏差^[210]，确保了反刍材料和中性对照材料在长度、难度和语言风格等方面具有一定的相似性。

在所有评价材料的题目下，共设置了 7 个问题，评分范围为 1（非常不同意）到 5（非常同意），具体问题如下：

- （1）反复度。该情景引发您的反复回想程度。
- （2）持续度。该情景引发您的持续性回忆程度，即回忆不间断地进行。
- （3）联想度。该情景引发您产生一系列相关或不相关想法的程度。
- （4）生动度。在阅读该情景时，您脑海中形成生动画面的程度。
- （5）失控度。该情景导致您陷入无法自拔状态的程度。
- （6）假设度。该情景引发您的后悔/自责感，让您产生“如果当时我……就好了”的想法的程度。
- （7）代表性。该情景在您经常回忆的消极事件中所占的重要性和影响程度。

2 实验方法

2.1 实验设计

本研究采用了混合设计，包括一个被试间因素（被试群体：反刍组与对照组）和一个被试内因素（材料类型：反刍材料与中性材料）。实验在该旅的网络阅览室内进行，评价材料预加载至 20 台电脑中。被试被随机分配到四个批次中，以确保评价过程的顺畅进行，并被指导根据个人实际感受进行真实评分，未对完成任务设置

时间限制。为了减少顺序效应的潜在影响，评价题目以随机顺序呈现。实验结束后，数据按照被试参与实验的原始顺序导出，以便于后续的数据处理和分析。

2.2 实验步骤

(1) 本研究首先要求所有被试完成实验一的调查问卷，包括 RRS、PANAS 和 ERQ。然后根据 RRS 量表的得分进行筛选，得分位于前 27% 的被试被归为高分组，而得分位于后 27% 的被试被归为低分组。从高分组和低分组中分别招募 40 名和 38 名自愿参与材料评价的被试，依次定义为反刍组和对照组；

(2) 在实验过程中，两组被试同时对两套材料进行评定打分；

(3) 完成实验后，对收集到的数据进行处理和分析，以评估实验结果。

2.3 数据分析

本研究采用 IBM SPSS Statistics 26.0 统计软件进行数据处理和分析。其中，组间变量为人员类别（反刍组/对照组），组内变量为材料类型（反刍材料/中性材料）。分别在七个评分维度下进行分析，以检验人员类别和材料类型对评定结果的影响。

3 研究结果

3.1 量表得分统计分析

在本研究中，对陆军某旅 2132 名士兵进行了心理特质的评估，并筛选后招募了 40 名高反刍者和 38 名低反刍者，以评定自编反刍刺激材料的有效性和可靠性。量表得分的统计分析表 8 所示：

表 8 高反刍者 ($n=40$) 与全体人群 ($n=2,132$) 各量表得分统计

量表名称	人群类别	Mean	SD
RRS	高反刍者	67.89	7.46
	全体人群	45.32	8.53
PANAS	高反刍者（正性情绪）	12.03	3.59
	全体人群（正性情绪）	15.80	4.86
	高反刍者（负性情绪）	29.07	6.65
	全体人群（负性情绪）	21.77	8.09
ERQ	高反刍者	8.17	4.21
	全体人群	17.22	7.55

分析结果显示，高反刍组在 RRS 量表上的得分(Mean = 67.89, SD = 7.46)高于全体士兵的平均得分(Mean = 45.32, SD = 8.53)，反映出其高反刍特质。相应地，高反刍

组在 PANAS 量表上的正性情绪得分(Mean = 12.03, SD = 3.59)低于全体士兵平均得分(Mean = 15.80, SD = 4.86), 而负性情绪得分(Mean = 29.07, SD = 6.65)高于全体士兵平均得分(Mean = 21.77, SD = 8.09), 表明高反刍者倾向于体验更多的负性情绪, 而难以感受到正性情绪。ERQ 量表上, 高反刍组得分(Mean = 8.17, SD = 4.21)也低于全体士兵的平均得分(Mean = 17.22, SD = 7.55), 指出高反刍者在情绪调节上面临困难。

通过以上分析, 可以看出高反刍者在心理特质和情绪调节上的差异, 这为理解高反刍特质的影响提供了重要的量化证据。

3.2 反刍材料评定结果分析

7 个不同维度下, 两组被试在两类材料评分的方差分析结果如下:

反复度: 人员类别的主效应不显著, $F(1,76)=3.375, P=0.070, \eta_p^2=0.04$; 材料类型的主效应显著, $F(1,76)=38.368, P<0.001, \eta_p^2=0.34$, 反刍材料的分数高于中性材料; 材料类型与人员类别交互作用显著, $F(1,76)=10.201, P=0.05, \eta_p^2=0.12$ 。

持续度: 人员类别的主效应不显著, $F(1,76)=3.575, P=0.062, \eta_p^2=0.05$; 材料类型的主效应显著, $F(1,76)=38.827, P<0.001, \eta_p^2=0.34$, 反刍材料的分数高于中性材料; 材料类型与人员类别交互作用显著, $F(1,76)=10.822, P=0.002, \eta_p^2=0.13$ 。

联想度: 人员类别的主效应显著, $F(1,76)=4.025, P=0.048, \eta_p^2=0.05$, HR组分数高于LR组; 材料类型的主效应显著, $F(1,76)=45.015, P<0.001, \eta_p^2=0.37$, 反刍材料的分数高于中性材料; 材料类型与人员类别交互作用显著, $F(1,76)=11.561, P=0.001, \eta_p^2=0.13$ 。

生动度: 人员类别的主效应不显著, $F(1,76)=3.258, P=0.075, \eta_p^2=0.04$; 材料类型的主效应显著, $F(1,76)=46.160, P<0.001, \eta_p^2=0.38$, 反刍材料的分数高于中性材料; 材料类型与人员类别交互作用显著, $F(1,76)=11.657, P=0.001, \eta_p^2=0.13$ 。

失控度: 人员类别的主效应显著, $F(1,76)=7.903, P=0.006, \eta_p^2=0.09$, HR组分数高于LR组; 材料类型的主效应显著, $F(1,76)=54.174, P<0.001, \eta_p^2=0.42$, 反刍材料的分数高于中性材料; 材料类型与人员类别交互作用显著, $F(1,76)=7.913, P=0.006, \eta_p^2=0.09$ 。

假设度: 人员类别的主效应显著, $F(1,76)=9.061, P=0.004, \eta_p^2=0.11$, HR组分

数高于LR组；材料类型的主效应显著， $F(1,76)=68.710$ ， $P<0.001$ ， $\eta_p^2=0.48$ ，反刍材料的分数高于中性材料；材料类型与人员类别交互作用显著， $F(1,76)=10.937$ ， $P=0.001$ ， $\eta_p^2=0.13$ 。

代表性：人员类别的主效应显著， $F(1,76)=5.996$ ， $P=0.017$ ， $\eta_p^2=0.07$ ，HR组分数高于LR组；材料类型的主效应显著， $F(1,76)=44.481$ ， $P<0.001$ ， $\eta_p^2=0.37$ ，反刍材料的分数高于中性材料；材料类型与人员类别交互作用显著， $F(1,76)=6.228$ ， $P=0.015$ ， $\eta_p^2=0.08$ 。

对评分结果进行统计分析可以看出，材料类型与人员类别的交互作用均显著，因此需要进一步进行简单效应分析，结果如下，见表9和图6：

表 9 反刍特质组(HR)和正常对照组(LR)在两种材料上的评分(Mean±SD)

维度	材料类型	反刍组(n=40)	正常组(n=38)	t	P
反复度	反刍材料	2.99±1.34	2.11±1.22	-3.058	0.003
	中性材料	1.37±0.80	1.59±1.01	1.065	0.290
持续度	反刍材料	2.99±1.36	2.08±1.24	-3.099	0.003
	中性材料	1.37±0.77	1.57±1.00	1.033	0.305
联想度	反刍材料	3.01±1.35	2.08±1.23	-3.189	0.002
	中性材料	1.34±0.77	1.53±0.94	0.963	0.339
生动度	反刍材料	3.31±1.18	2.35±1.35	-3.336	0.001
	中性材料	1.54±0.93	1.76±1.21	0.932	0.354
失控度	反刍材料	2.68±1.41	1.81±1.08	-3.043	0.003
	中性材料	1.22±0.66	1.16±0.35	-0.507	0.614
假设度	反刍材料	2.86±1.35	1.89±1.13	-3.413	0.001
	中性材料	1.22±0.64	1.19±0.40	-0.244	0.808
代表性	反刍材料	2.56±1.44	1.77±1.13	-2.674	0.009
	中性材料	1.21±0.68	1.16±0.35	-0.427	0.670

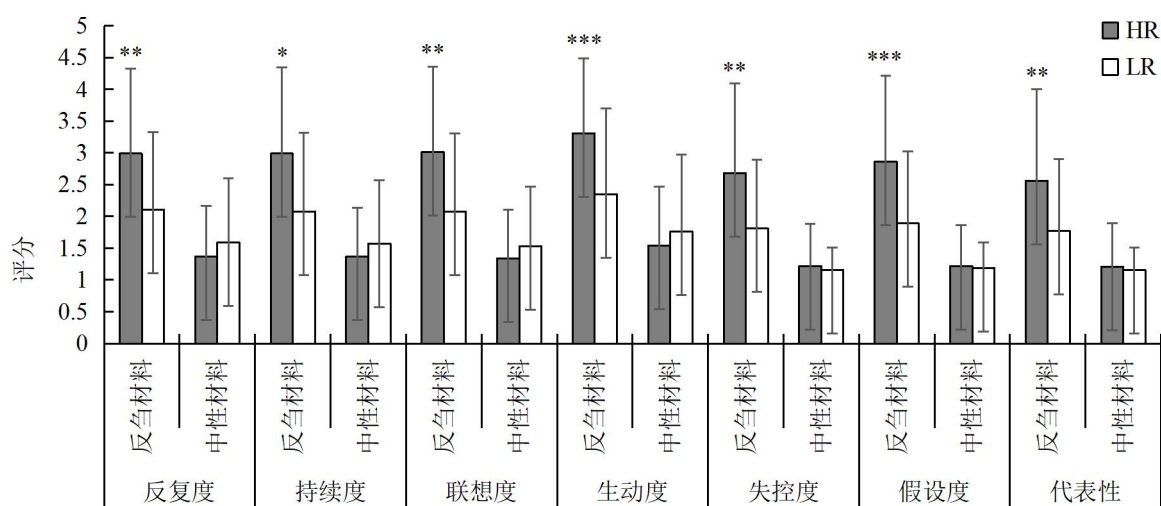


图6 各维度下两组在反刍材料和中性材料上的评分比较

注：HR组($n=40$)，LR组($n=38$)。与LR组相比：** $P<0.05$ ，*** $P<0.001$ ，误差线代表标准差

通过简单效应分析的结果可以看出，在所有维度下，反刍材料的HR组分数均高于LR组 ($P<0.05$)，而中性材料的HR组分数与LR组无显著差异。这些结果进一步证实了反刍刺激材料的有效性和可靠性，同时也证明中性材料对所有被试都不具备唤醒条件。

4 讨论

实验一已通过严谨设计、专家审查以及基于量化反馈的迭代修订，确立了反刍刺激材料的质量。实验二中依据反刍特性，我们界定了七个核心维度：反复度、持续度、联想度、生动度、失控度、假设度和代表性，以全方位评估这些材料在启动反刍思维及其对个体心理活动影响的能力。借助理论研究与实证分析的结合，通过数据统计分析证实了这些刺激材料的有效性与可靠性，特别是在高反刍者中观察到的显著成效，从而为开展针对性的反刍干预措施奠定了理论基础。

4.1 反刍刺激材料的有效性和可靠性

本研究结果与现有理论及实证研究相吻合，证实了反刍刺激材料的效用和可信性，与 Smith 等人之前的研究结果一致，强调了这些材料在诱发反刍思维方面的功效^[210]。此外，中性材料未能在所有被试中引起显著反应，这可能由于这类材料在情绪和认知负担上相对平衡，未能激发强烈的个体反应，这一发现已得到众多研究的

验证^[211-213]。

为深入评估反刍刺激材料的影响，本实验引入七个评估维度：反复度、持续度、联想度、生动度、失控度、假设度和代表性。这些维度的设计是为了综合评价这些材料在触发反刍特质及其对个体心理活动影响方面的效果。

反复度：该情景引发您的反复回想程度。根据 Nolen-Hoeksema 的观点，反刍思维是一种重复性的思考过程，个体在面对消极事件时会不断回想和分析这些事件^[3]。

持续度：该情景引发您的持续性回忆程度，即回忆不间断地进行。Watkins 指出，持续性回忆可能导致个体长时间陷入消极情绪，从而影响其心理健康^[84]。

联想度：该情景引发您产生一系列相关或不相关想法的程度。Wells 和 Papageorgiou 认为，反刍思维可能导致个体产生多种联想，这些联想可能与原始事件有关，也可能与其他消极事件相关^[203]。

生动度：在阅读该情景时，您脑海中形成生动画面的程度。生动度是指个体在回忆过程中能够形成清晰、具体的心理画面^[214]。高生动度可能加强反刍思维的影响。

失控度：该情景导致您陷入无法自拔状态的程度。失控度反映了个体在面对反刍时的无力感，可能导致心理健康问题加剧^[215]。

假设度：该情景引发您的后悔/自责感，让您产生“如果当时我……就好了”的想法的程度。根据 Roese 的观点，假设性思维可能导致个体产生后悔和自责，从而加剧消极情绪^[216]。

代表性：该情景在您经常回忆的消极事件中所占的重要性和影响程度。代表性反映了反刍材料在个体心理过程中的核心地位，可能影响个体对消极事件的评价和应对策略^[217]。

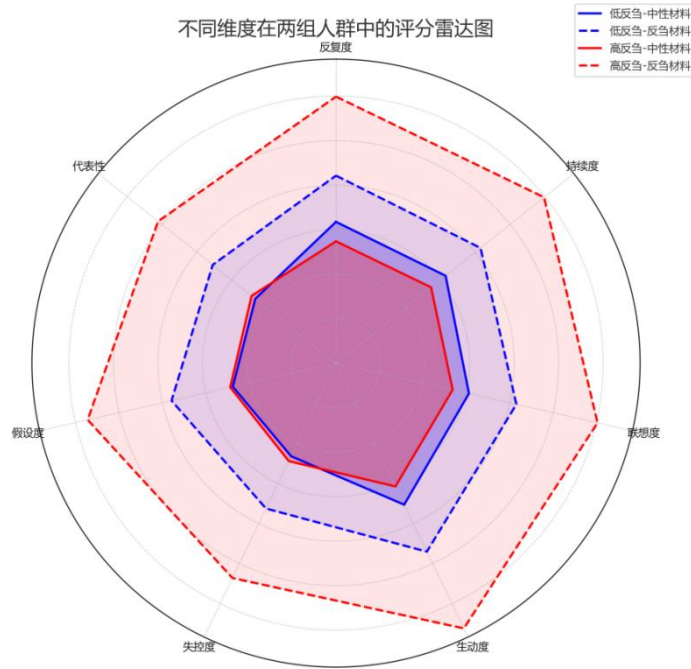


图7 两组人群在反刍材料和中性材料上各维度上评分雷达图

如图7所示，雷达图清楚地对比了低反刍和高反刍两组人群在中性和反刍刺激材料下的七个测评维度得分。图中展现，面对反刍刺激材料时，高反刍者在所有测评维度上的得分普遍超过低反刍者，尤其在反复性、持久性和失控性等方面的差异更为突出。反之，在中性材料的影响下，两个群体的得分趋势较为一致，且得分较低。这一发现进一步印证了反刍刺激材料的激发能力及其针对性，展示了这类材料在有效激发高反刍者的反刍反应方面的特殊效果，而中性材料则未能产生相似的影响。

4.2 材料优化过程确保质量

本研究中开发的反刍刺激材料，通过经历了详尽且科学的制定及验证过程，确保了其高质量。初始阶段，利用丰富的语料库资源为材料设计提供了真实的基础^[206]；接着，多次邀请语言学和心理学领域的专家进行深度优化，确保了材料的科学性；最终，通过采集量化反馈进行精细调整，实现了材料的高度针对性和有效性。这一整套流程坚守心理测量学的核心原则，确保了所编制反刍刺激材料的准确性和实用性^[218]，为后续深入探索反刍过程提供了可靠的工具。

4.3 为差异化反刍干预提供支持

研究结果揭示了反刍刺激材料在识别高反刍特质个体方面的有效性，为制定有

针对性的反刍干预措施奠定了理论基础。借助于这些材料，可以开发出专门针对高反刍特质的干预方案，以降低反刍特质，促进心理健康。这一发现与 Nolen-Hoeksema 提出的反刍响应风格理论相呼应，强调了反刍与心理健康问题之间的紧密联系^[3]。进一步地，Watkins 等人的研究成果支持了专项反刍干预措施不仅能识别高反刍者，还能有效减轻抑郁症状，证实了这种干预方法在实际应用中的有效性^[219]。

第二部分 基于眼动的反刍自然语言识别研究

早期识别具有高反刍特质个体对于预防和减轻其可能遭受的心理及生理健康问题至关重要，这包括但不限于焦虑、抑郁、失眠以及消化系统疾病等^[18]。尽管传统的识别方法，诸如观察、面访、量表评估或问卷调查，都依赖于人工判断，这些方法不但操作繁琐、耗时，还需专业人员执行，导致诊断效率和准确性受限。因此，迫切需要开发出一种更高效、精确而简便的技术。

眼动追踪技术作为一种在自然状态下非侵入式地收集注意力指标的方法，为研究领域提供了新的研究路径。如实验心理学家 Treicher 所言，人类大约 83% 的信息通过视觉获得，眼睛被誉为心灵的窗口。通过精确记录个体的观察时长和模式，眼动追踪技术为分析注意力分布提供了关键数据。特别是，当面对与反刍相关的刺激时，高反刍者可能显示出更长的注视时间和更频繁的眼动特征^[220]。

在本研究的第一部分，已成功编制了能够有效启动反应的反刍刺激材料。因此，本研究将依托眼动指标这一单一数据类型，并应用机器学习算法，旨在早期识别反刍特质。通过比较高反刍者与对照组在观看反刍刺激时的眼动行为，分析其行为模式，旨在构建一个能准确区分高反刍者的模型，即使是统计上未表现出显著差异但在多维数据分析中仍具备识别价值的指标也将被考虑。鉴于机器学习技术在 NLP、计算机视觉和生物信息学等多个领域展现出的巨大潜力^[221]，本研究期望通过这一技术从大规模复杂的眼动数据中提取有意义的特征，以提升识别的精确度和效率。

此项研究还旨在为高反刍者的治疗提供新见解。通过洞察这些个体在视觉注意力分布上的特性，期望开发出新的干预方法，帮助他们更有效地管理反刍思维^[220]。

实验三 眼动数据对反刍自然语言识别的研究

1 被试与材料

1.1 被试

本研究的第一阶段（Stage1），研究对象为四川某陆军训练基地当年入伍的全体士兵，共 3373 名被试有效完成了调查问卷，基本人口学变量如下表所示（见表 10）。

表 10 所有被试基本人口学变量统计（ $n = 3,373$ ）

项目	分组	百分比(%)
性别	男	100
年龄	17~20	32.91
	21~25	67.09
家庭所在地	农村	77.44
	城镇	22.56
独生子女	是	23.10
	否	76.90
文化程度（含在读）	初中	0.29
	高中（中专）	15.52
	大专	65.69
	本科	18.50
家庭结构	双亲家庭	86.20
	单亲家庭	8.34
	重组家庭	3.87
	其他	1.59

在研究的第二阶段（Stage2），采用目的抽样的方法，根据量表的分数选出符合标准的高低两组人群（高反刍者与低反刍者），从这两组人群中招募自愿参加的被试作为实验对象，最终参与数据处理的被试总人数为 666，其中高反刍特质人群 336 人作为实验组，低反刍特质人群 330 人作为对照组。

具体纳入和排除标准如下：

纳入标准：

①无精神疾病或神经系统疾病史；

②从高往低排列 RRS 量表的得分，满足最高分的前 27%，视为高反刍者，而满足最低分的后 27%，视为低反刍者；

③接到通知后自愿前来参加实验的被试；

④具有正常或矫正正常视力；

⑤无药物或酒精依赖。

排除标准：

①近期有严重心理压力或情绪波动较大者；

②视力存在障碍者；

③服用影响面部肌肉或面部血流的药物；

④无法保持自己头部稳定；

在第三阶段（Stage3），设置了一套过滤模型（详见“2.3.1.2 眼动数据的质量控制”），对 666 名被试的全部数据进行筛选，保留了真正认真作答的被试题目数据。最终参与数据处理构建模型的被试为 478 人，其中实验组 271 人，对照组 207 人，两组各自人口统计学变量见表 11。

所有被试都签订了书面知情同意书。实验获得学校伦理委员会批准 (KY20193304-1)，符合《赫尔辛基宣言》的原则。

表 11 参与数据处理两组被试各自基本人口学变量统计

项目	分组	实验组(n=271, %)	对照组(n=207, %)
年龄	17~20	43.52	39.48
	21~25	56.48	60.52
家庭所在地	农村	78.43	76.81
	城镇	21.57	23.19
独生子女	是	34.67	26.08
	否	65.33	73.92
文化程度（含在读）	初中	5.04	5.94
	高中（中专）	10.89	12.08
	大专	59.78	64.78
	本科	24.29	17.20
家庭结构	双亲家庭	74.91	80.95
	单亲家庭	15.13	11.59
	重组家庭	6.97	5.31
	其他	2.99	2.15

1.2 实验材料

1.2.1 反刍刺激材料

刺激材料为实验二中最终确定的反刍刺激材料，由 37 条情景语段组成。为了使

被试能够最大限度地仔细阅读材料并深入反思，每段材料阅读后均设有一道问题：“以下描述是否引发你反复/持续的回想？”为了促进被试对材料的深度处理，一开始的指导语要求被试在阅读每条情景后需静思片刻，以充分激发其对情景的思考和评估。在此时间之后，被试可以选择“是/否”两个选项回答问题。这一过程总共构成 37 道题的刺激材料（见图 8）。

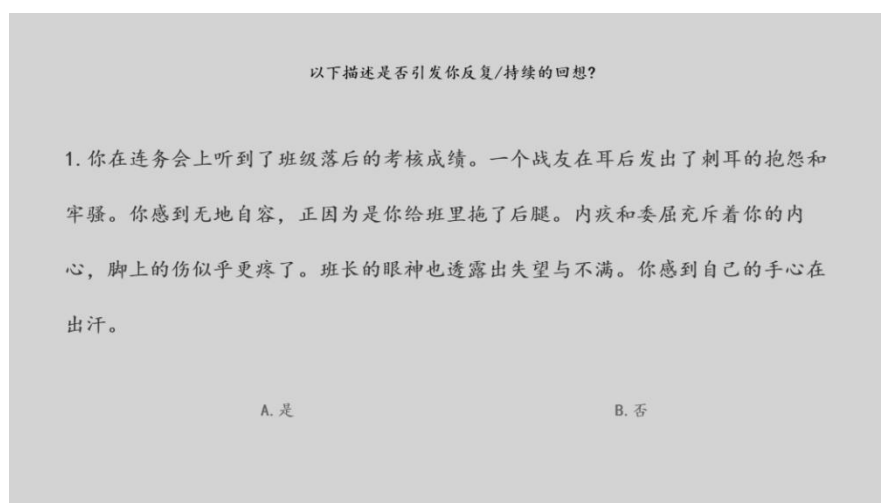


图 8 自编反刍刺激材料呈现（示例）

1.2.2 情绪调节问卷

同实验一。

1.2.3 贝克抑郁量表

贝克抑郁量表第二版（Beck Depression Inventory-II, BDI-II）是一种广泛使用的工具，旨在评估个体的抑郁症状严重程度。该量表包含 20 个项目，每个项目都采用 0 到 3 的 4 分 Likert 量表评分，以测量过去两周内个体所经历的抑郁症状，包括情绪、认知、身体和动力方面的改变。总分范围从 0 到 60，得分越高表示抑郁水平越严重。本研究中采用的 BDI-II 中文版，在中国高中生、大学生以及成年人群中已被验证具有良好的心理测量学特性。该量表的 Cronbach's α 系数为 0.89，重测信度为 0.85，显示出了良好的内部一致性和跨时间稳定性，适合用于中国人群的抑郁症状评估^[222]。

为进一步分析反刍刺激对被试情绪调节能力与抑郁状况的影响，本研究在完成所有被试的眼动实验后，要求他们重新填写情绪调节问卷（ERQ）和贝克抑郁量表（BDI）。此复测环节能够揭示被试在接受反刍刺激之前和之后，情绪调节策略和抑郁状态的变化情况^[223]，为评价反刍刺激材料对心理状态的影响提供了关键数据。通

过这种方法，研究旨在探明被试在经历反刍刺激之后，他们的抑郁症状和情绪调节能力是否出现了明显的变动，以深化对反刍特质与抑郁状态之间联系的理解。

1.2.4 心理一体机设备

本研究采用合作单位山东大学智能医学信息处理研究中心研发的一款心理一体机，该机器采用非侵入性传感器，能够采集多模态数据，为心理学研究提供了一个全面的数据收集平台，如图 9。心理一体机的设计充分考虑了实验操作的便利性和数据采集的准确性。

具体而言，心理一体机的整体尺寸为长 47 厘米、宽 50 厘米、高 117 厘米，这样的尺寸使得设备既便于安置在多种实验环境中，又不失为一个集成化的实验工具。在产品信息的设计上，采用了嵌入式设计理念，并提供定制尺寸服务，以满足不同研究需求和空间限制。

心理一体机配备了一块 15.6 英寸的高分辨率显示屏，具有 1920×1080 的清晰度和 450 尼特的高亮度设计，保证了在多种照明环境下的视觉清晰度。此外，该设备采用电容触摸技术，增强了操作界面的灵敏度及准确性。为提升用户体验和设备的耐用性，显示器周边的黑边被精确控制在 18 毫米以内，并配备了橡胶保护条，既保护了设备的边缘，又降低了因意外碰撞造成损伤的可能性。显示器的有效视觉区域为 381 毫米×230 毫米，细致的设计增强了视觉集中度和专业感。



图 9 多质融合心理一体机设备外观效果图

本研究采用 Tobii Eye Tracker 为一体机的眼动追踪设备，安装在屏幕底部。它可以跟踪头部和眼部运动，以了解被试眼睛在屏幕上注视的位置。将眼动仪的采样率为 90 Hz。在每次实验前都进行了 9 点校准程序。设备尺寸为 17×15×335mm，分辨率设置为 1920×1080 像素，偏移度为 0，被试的视觉角度为 38°×29°。在实验设置中，为了保证眼动数据的准确性，要求被试保持头部稳定，且保证其眼睛与显示器中心的距离维持在 50 至 95 厘米之间。实验室环境的控制包括一体机屏幕亮度、房间内光线强度、窗帘的使用以及背景噪音的最小化。

2 实验程序

2.1 实验设计

实验为单因素设计，自变量为人群变量（高反刍者、低反刍者），因变量为被试应答后的认知行为数据与眼动数据。

2.2 实验步骤

本文实验二的验证结果发现，修订后的反刍刺激材料能有效地启动高反刍者的

反刍思维，因此本实验阶段的研究中，直接将 37 条反刍刺激材料设置成题目进行播放。实验开始时首先使用 Tobii Eye Tracker 眼动仪对被试的双眼进行平视 9 点校准。整个实验的时长由被试按键反应时长决定，37 道题目呈现之前 10 秒为黑屏，用于初始化被试的情绪状态。每道题目开始呈现后，被试阅读完毕用鼠标选择“是/否”进行反应。每次选择完毕到下一道题目出现之前，同样呈现 10 秒黑屏用于初始化上一道题目所启动的情绪状态。此 10 秒黑屏期的设置旨在为被试提供一个短暂的恢复期，依据人类情绪恢复周期理论，该设置有助于被试从先前的情绪影响中恢复并准备接受新的刺激，以确保每个刺激的情绪反应能从一个更中性的基线状态开始^[224]。注意整个实验过程中使用一体机并同步记录被试的眼动数据、面部 AUs 数据和面部血流数据，整套刺激材料播放完毕之后，进入 ERQ 和 BDI 量表复测环节，记录被试认知得分数据和认知反应时数据。实验流程如图 10 所示。

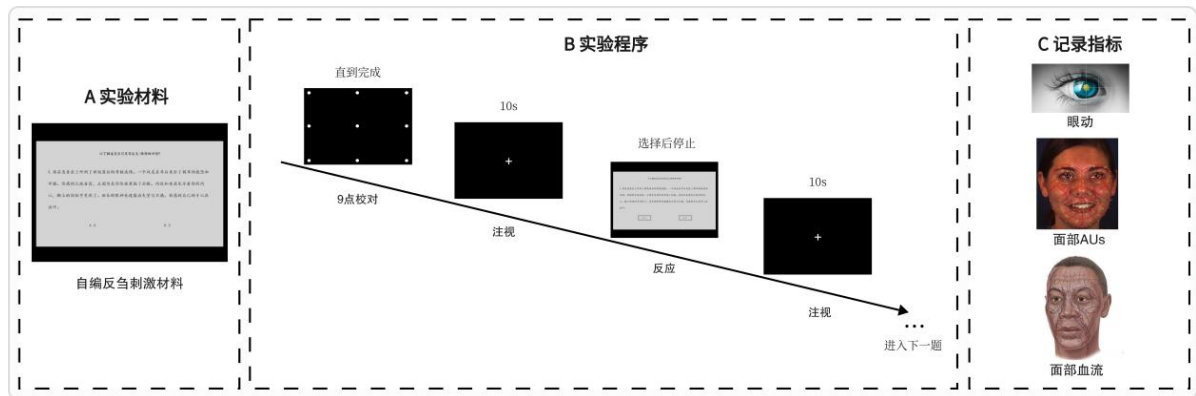


图 10 实验流程图

2.3 数据分析

2.3.1 眼动数据的预处理与质量控制

本阶段是数据分析的关键步骤之一。在研究反刍唤醒时，眼动数据可以反映被试在反刍过程中的注意力变化、视觉搜索以及决策等认知加工过程。为了最大程度地减少噪声和提高最终模型的可靠性，需要进行眼动数据的预处理与质量控制。

2.3.1.1 眼动数据的预处理

(1) 消除系统性噪音，例如眼动追踪设备出现故障、被试移动头部、眨眼等因素引起的数据噪声。此处通过设定阈值、使用机器学习算法来自动检测和删除噪声数据^[108]。

(2) 平滑眼动轨迹：为了消除高频噪声，还需对眼动轨迹进行平滑处理。使用 Savitzky-Golay 滤波器平滑处理后的数据能够保留信号的形状和特征，同时去除噪声。

(3) 校正眼动坐标：为消除头部运动对眼动数据的影响，要对眼动坐标进行校正。使用基于头部运动传感器的数据进行校正。

2.3.1.2 眼动数据的质量控制

质量控制环节着重于筛选出被试认真答题的数据。实验中发现，部分被试对某些题目采取了快速浏览或随意阅读的方式，产生了“无效反应 (invalid responses)”或“随机反应 (random responses)”。这类反应可能对研究结果的可靠性产生负面影响。因此，在数据处理阶段，有必要排除这些非目标反应。

为此，本研究引入了机器学习技术，构建了自动化的过滤模型来识别上述反应^[225]，旨在提升数据处理的效率及准确度。具体实施方法和步骤包括：

(1) 阅读行为特征识别

在过滤模型构建的初步阶段，首先进行阅读行为特征的识别。此环节的核心目标是通过分析眼动指标来识别阅读过程中的眼球行为模式，为之后的数据处理和模型建设奠定基础。本研究特别关注 X 轴上的眼动数据，因为它们能够准确地反映出眼球在水平方向上的移动轨迹，揭示出阅读的动态过程^[226]。

在阅读时，眼球通常会在每行文字结束处执行一次快速地从右向左的跳转，而在进入下一行的起始时则会慢慢地从左向右移动。这种模式在阅读过程中会反复出现，从而形成了眼动的特征。为了提取这一特征，采用了寻找 X 轴坐标数据中的局部极大值和局部极小值的方法^[227]。局部极大值代表眼球在阅读过程中从左向右移动到的最远位置，即每一行的结束位置；局部极小值代表眼球在从右向左快速移动到的最远位置，即下一行的开始位置。这些位置和坐标大小都被视为特征，它们反映了眼动在 X 轴上的来回阅读次数。通过这种方式，成功地从眼动数据中提取了有意义的特征，为后续的数据分析和模型建立奠定了基础^[228]。

(2) 确定特征筛选标准

在阅读行为特征识别之后，需要设定筛选标准，以便从提取的特征中尽可能筛选出认真阅读材料的被试数据，从而提高模型的准确性和泛化能力。

根据实验目的和呈现的文字材料（材料最多为 4 行），设定 X 轴来回阅读次数

不小于 9 次的筛选标准。不符合该标准的数据将被剔除。通过平衡数据质量和保留数据数量的方法来确定阈值，最终该阈值在保证筛选效果的同时，也避免过度剔除有效数据^[229]。如图 11 可知，保留有效的题目数随着阈值的增加在减少，在 K 为 9 时，达到曲线的最低拐点。

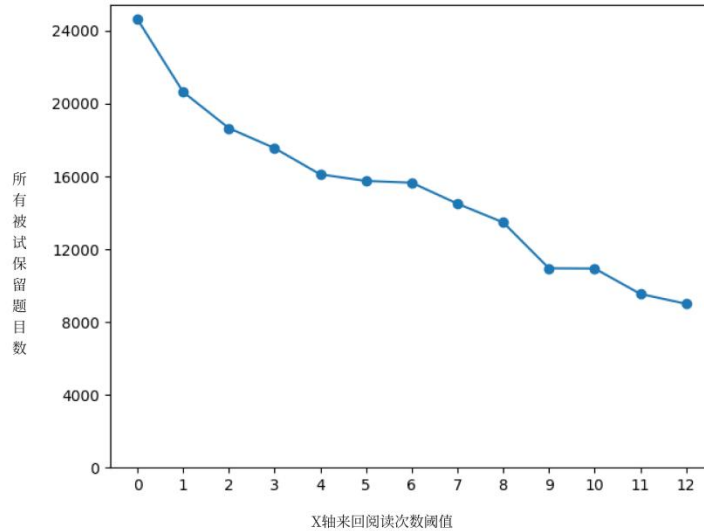


图 11 X 轴来回阅读次数阈值 (K) 的选择

(3) 提取辅助特征

本阶段的目标是通过纳入 Y 轴信息来提升回视行为判定的精确度，进一步深化对阅读过程中认知机制的认识。操作步骤如下：首先，对 Y 轴方向进行区域划分，以文本行和选项区为基准，将其分成五个部分。每一部分分别对应最多四行的文本内容以及第五行的选择项（“是/否”）。此种区分有助于辨识阅读过程中的焦点区域；其次，计算各 Y 轴划分区域内的坐标点数，利用这些数据点数量作为辅助特征，以反映读者对不同文本行和选项区的关注程度，从而辅助识别回视行为的发生。

通过这一步骤，可以更精确地识别回视行为，有效揭示阅读过程中的认知机制。同时，这些辅助特征的引入旨在进一步提升模型的性能，增强模型的准确度、稳定性及泛化能力。

(4) 多特征融合筛选

在多特征融合筛选环节，通过将 X 轴特征与 Y 轴辅助特征结合，形成了多维特征向量，并设定了适当的筛选条件以进行数据的筛选。在这一阶段，我们采取了特定的条件——当 X 轴的来回阅读次数不少于 9 次且除最上和最下区域外，其他三个

Y 轴区域的坐标点数均不少于 100 时,认为数据满足条件。该步骤突出了特征整合的重要性,对于深入分析眼动轨迹特征、提升回视行为判定的精度具有重要意义。

2.3.2 眼动指标的处理

眼动原始注视点数据由 Tobii Pro Lab 软件导出,参考大部分研究者的定义标准:眼睛在一定区域(如:30 像素半径或 1 度视角)内停留超过 100ms,据此确定固定注视点。统计结果利用 SPSS.20.0 版本软件进行计算。

2.3.2.1 整套刺激材料的眼动指标

在本阶段主要分析以下 6 种代表性指标:①总注视时长:整套刺激材料(37 道题)所有注视点的持续时间之和,反映观察者在整套反刍刺激材料中的关注程度;②总注视点个数:整套刺激材料中产生的注视点总数,反映关注点的数量;③总回视次数:整套刺激材料中回视已注视过的区域的次数,反映对信息的再次关注;④总回视距离:整套刺激材料中回视区域之间的累计距离,反映视线在空间上的移动程度;⑤总眼跳时长:整套刺激材料中所有眼跳的持续时间之和,反映视线跳跃的持续时间和频率;⑥总眼跳距离:整套刺激材料中所有眼跳的累计距离,反映视线在空间上的活动范围。

2.3.2.2 逐题题干的眼动指标

在本阶段主要分析以下 6 种关键眼动指标:①注视时长:涉及 37 道题目,每道题干的注视持续时间,这显示了观察者对每个问题的关注程度;②注视点个数:每道题干上的注视点数量,反映了该题目引起的关注点数量;③回视次数:指回到已注视区域的频次,表明了对信息的重复关注;④回视距离:每道题干中回视区域的总距离,表示视线在空间中的移动距离;⑤眼跳时长:每道题干中所有眼跳的持续时间之和,反映了视线从一个注视点到另一个注视点的转换持续时间;⑥眼跳距离:每道题干中眼跳的累积距离,揭示了视线在空间中的活动范围。

2.3.2.3 逐题敏感词的眼动指标

在本阶段,针对每题设定的敏感词设定了兴趣区,重点分析了相关的眼动指标。鉴于敏感词字数长度较短,因此主要关注以下两个指标:①注视点个数:即被试对每个敏感词的兴趣区域中的注视点数量,表明了对这些关键词的注意力分布;②注视时长:即被试在每个敏感词上的注视持续时间,反映了对特定敏感词的关注深度及其思考的持续时间。然而,在实际的研究过程中,为了避免敏感词(兴趣区)受

到因类型导致本身的字数多少带来的误差，这里使用针对各敏感词平均像素点下的注视点个数和注视时长来进行研究。

2.3.3 兴趣区划分

2.3.3.1 兴趣区的整体划分

在本项研究中，我们将 37 个刺激材料题目作为一个整体集合进行研究，目的是观察被试在连续刺激下的眼动行为变化。研究定义了每个题目的题干作为兴趣区域（Areas of Interest, AOI），以便于分析被试对于题目内容的视觉处理特点，如图 12 所示。基于研究的目标，认为被试在阅读题干时主要进行的是信息接收的初始认知处理。相较而言，在回答问题的过程中，被试的行为可能受到外部因素的影响，导致收集到的认知处理数据存在偏差。研究发现及随后的访谈均支持了这一观点。因此，本研究主要利用题干区域的眼动数据进行分析与建模，旨在确保准确有效地区分不同人群间的差异。

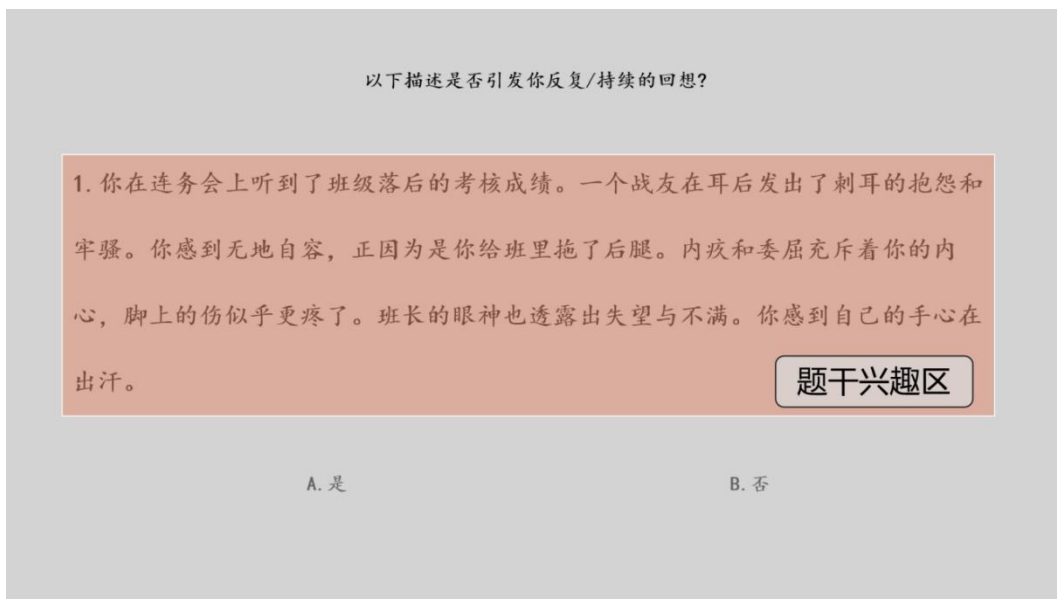


图 12 整套题的兴趣区划分图

2.3.3.2 兴趣区的逐题敏感词划分

在兴趣区的逐题划分阶段，重点要研究高反刍者在特定敏感词刺激下的眼动指标特征，以深入探讨其视觉处理特性。这一探讨不仅限于表面的视觉追踪，还包括了对于被试在认知和情绪层面的反应模式的细致分析。试图通过这些敏感词引发的眼动反应，揭示高反刍者在信息处理、注意力分配以及情绪调节等方面的潜在差异。

这种方法为理解反刍思维背后的复杂心理机制提供了一个新的视角，并可能对发展针对性的心理干预措施提供理论支持。

通过对于反刍的特性分析及文献综述，将所有的高敏感词（特征词）分为五类（如图 13），具体分类及释义如下：

A. 主观情绪类特征词汇：个体在特定情景下的情感体验。如“内疚和委屈”。这类词汇映射了个体在特定情景下的内在情感状态和情绪反应。建议将“内疚和委屈”代表了“情绪波动”或“情感冲突”，全面地反映个体复杂的情绪体验^[230]。

B. 客观情状类特征词汇：描述了实验中设定的情景和事物状态的属性。如“给班里拖了后腿”。这些词汇描述了可观察的情景属性和个体的行为表现。这里的“给班里拖了后腿”可以更精确地描述为“社交负担感”，强调这种情景对个体社交自我意识的影响^[231]。

C. 情景工具类特征词汇：涉及与特定情景相关的物品或工具。如“晾衣杆”。此类词汇与特定情景中使用的物品或工具有关。这一类属于“情景相关物品”的词汇有助于理解这些物品如何触发或增强特定的心理反应^[232]。

D. 情景环境类特征词汇：描述了特定情景发生的环境背景。如“放学的路上”。这些词汇描述了情景发生的物理或社会环境。这类“日常生活环境”的词汇强调了环境背景对个体情绪和认知的影响^[233]。

E. 情景人物类特征词汇：涉及与特定情景相关的人物。如“前男友”。涉及特定情景中的人物交互和角色。例如，“前男友”不仅仅是一个人物，还可能代表“过往关系动态”，揭示了人际关系对情绪和认知的深远影响^[234]。

$P < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.272$) 进一步证实了高反刍与低反刍特质人群在抑郁症状上的显著差异。时间点与组别交互作用的显著 ($F = 14.433$, $P < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.029$) 揭示了两组在实验刺激前后抑郁症状的不同变化趋势。

通过进一步简单效应分析结果显示 ERQ 和 BDI 量表在不同组别中刺激前后的得分变化, 具体结果见表 12:

表 12 两组人群在 ERQ 和 BDI 量表前后测得分统计 (Mean \pm SD)

量表	组别	刺激前	刺激后	<i>t</i>	<i>P</i>
ERQ	实验组	20.42 \pm 4.29	17.85 \pm 4.47	6.613	<0.001
	对照组	21.22 \pm 3.70	22.07 \pm 4.05	-2.349	0.020
BDI	实验组	10.84 \pm 3.74	12.51 \pm 3.67	-5.948	<0.001
	对照组	8.67 \pm 2.48	9.11 \pm 2.69	-1.059	0.291

从简单效应分析可以看出, 在 ERQ 量表上, 实验组的情绪调节能力显著下降, 而对照组则显著提升。在 BDI 量表上, 实验组的抑郁症状显著增加, 但对照组的增加未达到统计学显著性。这些结果表明, 反刍材料刺激对高反刍特质人群的影响更为显著, 导致其情绪调节能力降低和抑郁症状加重, 而对低反刍特质人群的影响较小。

3.2 刺激材料的眼动数据分析与模型构建

3.2.1 刺激材料眼动指标的统计分析

本研究旨在探讨高反刍者与低反刍者在自编的反刍刺激材料下的眼动反应差异。初步的正态性检验 (Shapiro-Wilk 测试) 显示, 除了低反刍组的眼跳距离指标外, 大多数眼动指标在两组中均不符合正态分布 ($P < 0.05$), 而低反刍组的总眼跳距离指标则符合正态分布 ($P > 0.05$)。

随后的分析使用了 Mann-Whitney U 检验对非正态分布的指标进行比较, 而对于正态分布的总眼跳距离指标, 则使用了 Welch's *t* 检验。结果显示, 高反刍者在注视点个数 ($U = 32221$, $P = 0.005$) 和注视时长 ($U = 33182$, $P < 0.001$) 上显著高于低反刍者。此外, 高反刍者在回视次数 ($U = 33512$, $P < 0.001$) 和回视距离 ($U = 34968$, $P < 0.0001$) 上也表现出显著增加, 以及眼跳时长 ($U = 35032$, $P < 0.0001$) 亦显著延长。对于眼跳距离, 尽管低反刍组数据符合正态分布, 但高反刍者与低反刍者之间仍存

在极端显著的差异 ($t = 4.63, P < 0.0001$)，具体统计结果见表 13。

表 13 两组人群不同眼动指标统计表 (Mean±SD)

眼动指标	高反刍组 (n=271)	低反刍组 (n=207)	统计值	P
总注视时长(ms)	1393.0±551.60	1268.01±591.24	U=32221	0.005
总注视点个数(次)	506.63±149.65	468.17±185.6	U=33182	<0.001
总回视次数(次)	390.19±169.61	337.42±171.74	U=33512	<0.001
总回视距离(px)	70885.86±28337.88	60508.73±25223.86	U=34968	<0.001
总眼跳次数(次)	573.54±1015.94	453.97±883.24	U=35032	<0.001
总眼跳距离(px)	400366.88±105225.36	352054.82±118510.27	t=4.63	<0.001

这些结果可能表明，与低反刍者相比，高反刍者在信息处理过程中可能需要付出更多的认知努力（见图 14），这为理解反刍特质背后的认知机制提供了新的视角。

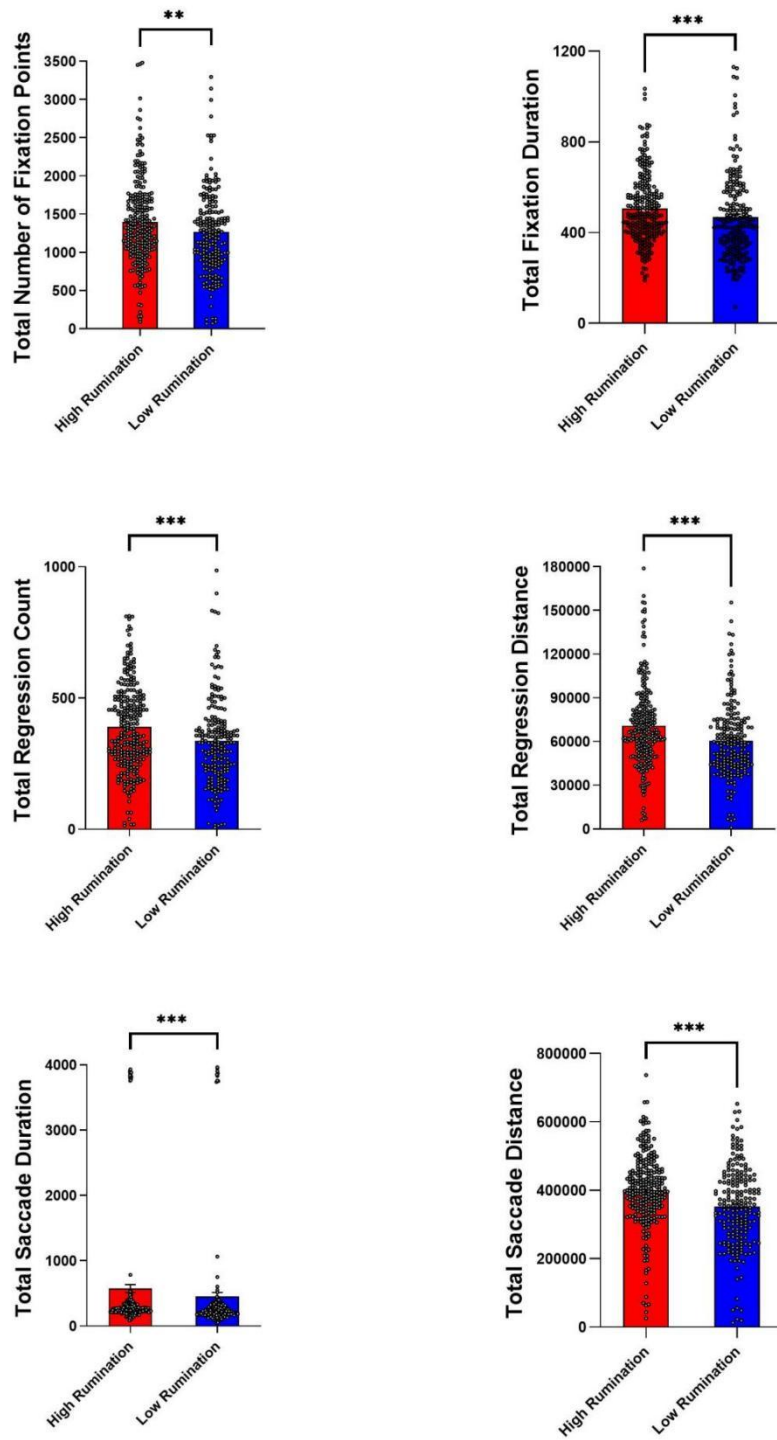


图 14 两组人群不同眼动指标的散点柱状图

注: ** $P < 0.01$, *** $P < 0.001$

3.2.2 刺激材料眼动数据的识别模型构建

3.2.2.1 分类器的选择

本研究涉及 478 名被试，包括 271 名高反刍者和 207 名低反刍者。他们参与了整套刺激材料的眼动数据建模。每名被试的数据被视为一个独立样本，用于分类任务。每个样本包含六个眼动数据指标：总注视时长、总注视点个数、总回视次数、总回视距离、总眼跳次数和总眼跳距离。分类方法包括基础机器学习算法和深度神经网络算法。鉴于深度神经网络在结果可解释性方面存在争议，本研究选择了一系列基本的机器学习算法进行探究，包括支持向量机（SVM）、K-近邻（KNN）、朴素贝叶斯（NB）、随机森林（RF）。以下是对这些算法的简要说明：

（1）随机森林（Random Forest, RF）。RF 作为一种集成学习方法，建立在多决策树的基础上，每棵树都是在训练过程中通过随机选取数据子集构建的。这种方法不仅增强了模型对新数据的泛化能力，而且有效降低了过拟合的可能性。RF 尤其适合处理包含众多特征的数据集，能够从中筛选出对于心理状态判定最为关键的特征。在眼动数据的分析领域，RF 算法已被验证为一种高效且稳定的手段^[235]。

（2）支持向量机（Support Vector Machine, SVM）。SVM 是一种较为先进的分类方法，通过构造一个或多个超平面来区分不同类别的数据。它在处理高维数据以及非线性分类问题上表现出色，因此在心理学领域，尤其是分析眼动数据时，由于其出色的准确率和泛化能力，SVM 成为了一个受欢迎的选择。该技术能有效识别复杂的数据模式，并准确地区分不同的心理状态^[236, 237]。

（3）朴素贝叶斯（Naive Bayesian Model, NB）。NB 是依据贝叶斯理论发展的一种基本概率分类技术。该方法的核心在于一个“朴素”的前提，即认为所有特征在统计上是独立的。虽然这个假设在现实应用中不总是完全适用，NB 模型却因其简易、迅速而有效的属性，在众多场合下展现了优异的性能。特别是在眼动数据的分析领域，由于其处理复杂特征集的能力，以及在小规模样本数据集上的高效率，NB 模型被广泛采纳^[238]。

（4）K-近邻（k-Nearest Neighbor, KNN）。KNN 是一种基于实例的学习，其分类决策完全依赖于数据集中的最近邻数据点。KNN 算法简单直观，无需假设数据的分布形式。在处理眼动数据时，KNN 可以根据最近邻数据点的分类来预测新数据点的类别。这种方法在眼动数据的模式识别中尤其有效，尤其是当数据集具有明显

的类别特征时^[237, 239]。

3.2.2.2 分类器的精度比较和分析

对于分类器的性能评估，本研究选取了 RF、SVM、NB 以及 KNN 等四种不同的机器学习算法，目的是区分高反刍者与低反刍者群体，这是基于他们对一系列反刍刺激材料的眼动反应。采用 5 折交叉验证的方法对所有算法进行了评价。为全面评估这些分类器的性能，本研究计算了它们的平均准确率及 F1 得分（见表 14）。F1 分数是一个综合考量精确率（precision）和召回率（recall）的指标，可通过二者的调和平均数计算得出。它是评价模型准确性的重要指标，特别是在数据类别不平衡的情况下，能更全面地反映模型的性能。

表 14 整套题眼动在四种分类器下的分类精度 F1 分数

模型	平均准确率	准确率方差	平均 F1 分数	F1 方差
RF	73.22%	0.0001	74.32%	0.0021
SVM	62.98%	0.0005	72.15%	0.0005
NB	60.05%	0.0026	66.27%	0.0020
KNN	60.67%	0.0023	66.25%	0.0019

结果揭示，RF 算法在整体的准确率及 F1 分数方面均展现了卓越的表现，平均准确率达到 73.22%，而平均 F1 分数为 74.32%。此外，此模型在准确率的方差（0.0144%）与 F1 分数的方差（0.2149%）均较低，体现了其良好的稳定性与可靠性。相较而言，SVM 的平均准确率及 F1 分数分别为 62.98% 和 72.15%，在性能上明显落后于 RF。NB 算法的平均准确率仅为 60.05%，平均 F1 分数为 66.27%，KNN 算法的相关指标为 60.67% 和 66.25%。在所有算法中，NB 与 KNN 在这两个评估指标上的表现较为相近，但均显著不如 RF 与 SVM。

图 15 以折线图形式展现了每种算法的平均准确率、平均 F1 分数及其标准差，各算法的准确率与 F1 分数通过不同的颜色和标记进行区分，便于进行直观的比较。

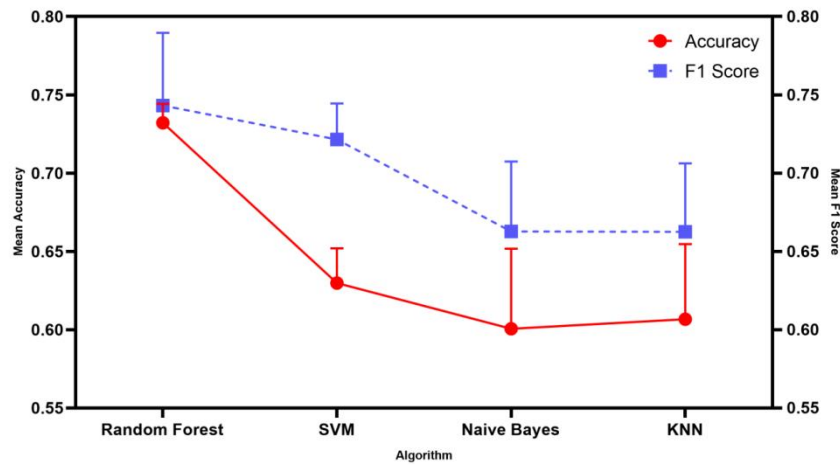


图 15 四种分类器在眼动中准确率与 F1 分数的比较

因而，选择 RF 作为优选模型，其出色地处理了眼动数据中的复杂非线性关系。RF 通过结合多个决策树的学习，提升了模型的泛化能力，同时降低了过拟合的风险，这对于分析高维数据至关重要。RF 模型还能评估特征的重要性，有助于识别区分不同群体的关键特征。

RF 模型的优异性能通过混淆矩阵与 ROC 曲线得到直观验证。混淆矩阵展示了模型在维持高数量的真正例（43）和真负例（31）的同时，成功抑制了假负例（8）和假正例（14）的发生。ROC 曲线的 AUC 值达到 0.79，进一步印证了模型在区分两组人群方面的有效性，图示了不同阈值下的真正例率与假正例率的权衡（见图 16）。

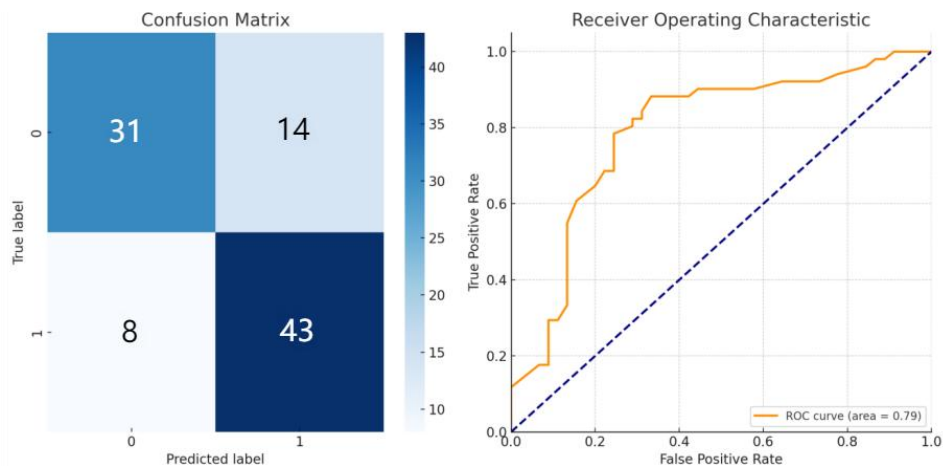


图 16 RF 模型的混淆矩阵和 ROC 曲线图

3.3 刺激材料逐题的眼动数据分析与模型构建

3.3.1 刺激材料逐题眼动指标的统计分析

本研究采用 Mann-Whitney U 检验 (Shapiro-Wilk 测试均不符合正态分布假设), 对两组人群 (高反刍者与低反刍者) 在 37 道刺激材料题目上的眼动行为进行了比较。所比较的眼动行为特征包括每题的注视时长、注视点个数、回视次数、回视距离、眼跳时长以及眼跳距离, 结果见表 15。

表 15 两组人群在逐题眼动指标上的显著性结果 (P -value)

题号	注视次数	注视时长	回视距离	回视次数	眼跳距离	眼跳时长
1	0.199	0.067	0.055	0.182	0.037	0.832
2	0.896	0.042	0.282	0.825	0.005	<0.001
3	0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
4	0.034	0.056	<0.001	<0.001	<0.001	0.002
5	0.044	0.048	<0.001	<0.001	<0.001	0.003
6	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.016	<0.001
7	0.013	0.021	<0.001	0.017	<0.001	<0.001
8	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
9	0.289	0.403	<0.001	0.151	<0.001	0.124
10	0.029	0.308	0.220	0.064	0.031	0.145
11	0.018	0.034	0.012	0.028	<0.001	0.010
12	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
13	0.209	0.511	0.019	0.153	<0.001	0.017
14	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
15	0.427	0.509	0.005	0.162	0.114	0.423
16	0.339	0.486	0.686	0.367	0.166	0.403
17	0.341	0.112	0.099	0.014	0.894	0.099
18	0.014	<0.001	0.107	0.858	0.001	<0.001
19	0.055	0.039	0.041	0.257	<0.001	0.004
20	0.535	0.597	<0.001	0.149	0.334	0.214
21	0.143	0.034	0.032	0.160	0.131	0.042
22	<0.001	<0.001	<0.001	0.008	<0.001	<0.001
23	<0.001	<0.001	0.010	<0.001	<0.001	0.002
24	0.051	0.056	0.002	<0.001	0.062	0.012
25	0.490	0.104	0.458	0.254	0.691	0.056
26	0.153	0.498	<0.001	0.527	0.809	0.110
27	0.349	0.419	0.003	0.177	0.603	0.411
28	<0.001	<0.001	0.021	<0.001	<0.001	<0.001
29	0.585	0.508	0.632	0.666	0.570	0.117
30	0.029	0.004	0.096	<0.001	0.085	0.006
31	0.947	0.519	0.360	0.606	0.445	0.239

续表 15

题号	注视次数	注视时长	回视距离	回视次数	眼跳距离	眼跳时长
32	0.011	<0.001	0.022	0.008	0.020	<0.001
33	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
34	0.531	0.275	<0.001	<0.001	<0.001	0.001
35	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
36	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
37	0.602	0.262	<0.001	0.006	0.899	0.283

在注视时长（gaze_time）上，两组人群间在超过半数题目（20道）上显示出显著差异，高反刍者的注视时长均显著高于低反刍者，差异具有统计学意义（ $p < 0.05$ ）；仅在少数题目中两组人群不存在显著差异，如题目1、4、9等。

注视点个数（gaze_point_size）的比较中，两组共在19道题目上显示出显著性差异，其中高反刍者在这些题目上的注视点个数相比低反刍者显著增多。

回视次数（regression_size）和回视距离（regression_distance）均在大多数题目中（21道和27道）上呈现显著差异。在题目3、4、5、6、7、8、11、12、14、23、24、28、32、33、34、35、36、37中，高反刍者的回视次数及距离均显著高于低反刍者，表明高反刍者在这些特定刺激材料上的信息处理过程可能更为复杂。

在眼跳时长（saccade_time）和眼跳距离（saccade_distance）上，两组人群在大量题目（各24道）上表现出显著性差异。在题目2、3、4、5、6、7、8、11、12、13、14、18、19、22、23、28、32、33、34、35、36上，高反刍者的眼跳时长和眼跳距离均显著较长，这可能反映了在处理这些题目时的认知负荷更高。

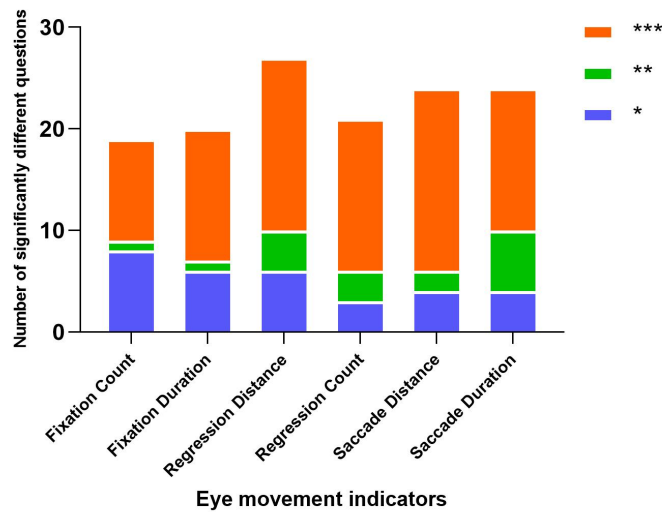


图 17 两组人群在 6 个眼动指标上显著性的堆叠条形图

注: * $P < 0.05$, ** $P < 0.01$, *** $P < 0.001$

通过对六个眼动指标进行统计显著性分析后,结果显示(见图 17),回视距离在各特征中表现出最高的显著性,并且其中大部分题目显示出极端显著的统计学差异。眼跳距离和眼跳时长在大量题目中也表现出显著或极端显著的统计学差异。在反刍刺激材料的分析中,注视点个数并未显示出与其他眼动指标同等的显著性差异。图表分析揭示了在区分高反刍者与低反刍者方面,回视距离、眼跳距离和眼跳时长的差异更加敏感和显著。这一发现可能指向了在不同的认知过程中眼动指标的敏感性存在差异,为深入探究反刍特质在认知处理机制中的作用提供了新的视角。

3.3.2 刺激材料逐题眼动数据的识别模型构建

3.3.2.1 逐题分类器的精度比较和分析

在本研究中,在刺激材料的 37 道题目上进一步比较了 RF、SVM、NB 和 KNN 这四种机器学习算法(5 折交叉验证)在处理高反刍和低反刍者眼动数据时的准确性和稳定性,具体结果见表 16。

表 16 两组人群的逐题眼动分类准确率 (%)

题号	RF	SVM	NB	KNN	平均
1	69.72	65.00	40.37	67.20	60.57
2	70.18	60.76	58.70	69.82	64.86
3	73.89	77.25	54.35	75.27	70.19
4	67.25	63.13	57.69	64.87	63.23
5	68.27	67.24	53.25	66.56	63.83
6	65.85	66.28	57.65	67.99	64.44
7	71.70	71.22	60.58	74.69	69.55
8	71.32	71.89	55.85	72.83	67.97
9	73.71	67.89	60.39	73.22	68.80
10	72.44	70.58	40.15	74.20	64.34
11	69.77	65.00	64.09	63.86	65.68
12	66.85	68.02	70.88	66.14	67.97
13	70.56	72.27	30.79	71.21	61.21
14	66.46	68.99	47.80	71.86	63.78
15	65.29	70.10	36.68	64.97	59.26
16	66.21	69.63	64.20	67.35	66.85
17	69.28	73.05	70.90	70.63	70.96
18	70.24	68.81	65.71	69.05	68.45
19	74.93	77.83	74.00	75.36	75.53
20	68.59	68.94	58.43	66.72	65.67
21	65.48	66.12	46.58	66.44	61.16
22	75.68	70.41	60.05	78.45	71.15
23	67.70	71.43	68.68	70.70	69.63
24	65.00	68.21	56.79	62.86	63.21
25	70.13	70.13	69.33	69.87	69.87
26	71.18	67.55	67.31	70.46	69.12
27	68.31	65.47	64.71	68.82	66.83
28	74.48	71.75	64.63	77.71	72.14
29	68.49	71.31	34.09	66.80	60.17
30	68.97	73.99	68.45	69.47	70.22
31	66.69	62.07	51.30	63.98	61.01
32	70.90	69.61	67.44	69.91	69.46
33	72.92	63.95	70.23	71.15	69.56
34	70.81	61.50	46.09	72.91	62.83
35	70.77	70.40	63.99	69.07	68.56
36	68.47	71.19	67.12	69.49	69.07
37	66.62	68.70	66.85	67.41	67.39
平均	69.60	68.86	58.27	69.71	66.61

(1) RF

RF 算法在多数题目上展示了其较好的分类能力和稳定性，尤其在题目 1 和题目 33 中，RF 的分类准确率分别高达 69.72%和 72.92%，均超过了算法的平均表现。这一一致的高性能突显了 RF 在处理多样化数据集时的出色适应性和鲁棒性。

(2) SVM

SVM 在特定题目中呈现优异的表现，如题目 3 和 19 的准确率分别达到了 77.25%和 77.83%，在所有模型中位列最高。然而，SVM 在某些题目上的性能不如 RF 稳定，例如，题目 2 和题目 34 的准确率仅为 60.76%和 61.5%，说明在特定的数据集处理上，SVM 可能需要更细致的参数调整以达到最佳表现。

(3) NB

NB 方法整体上的表现不尽如人意，特别是在处理复杂数据集时。举例来说，题目 10 中 NB 的准确率仅有 40.15%，与其他模型相比较为低下。这表明 NB 算法面对具有复杂相互关系的数据时，由于其过于简化的概率假设，性能受到了限制。

(4) KNN

在众多题目中表现出稳定的准确率，特别是在题目 14 中，准确率达到 71.86%，甚至超过了 RF 的表现。然而，KNN 在不同题目上的表现波动较大，例如，题目 22 和题目 24 的准确率分别为 78.45%和 62.86%，反映出 KNN 在不同数据集上的适应性和稳定性有所差异。

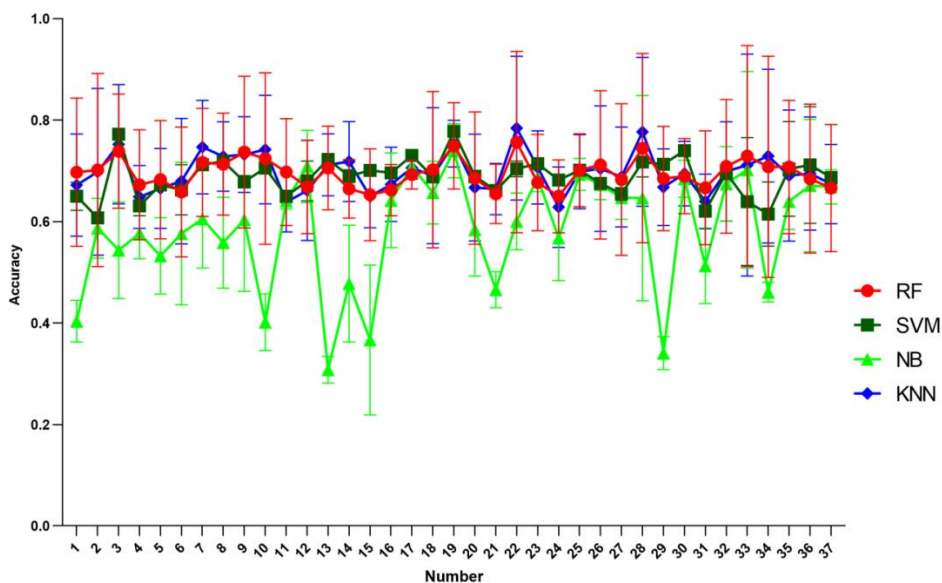


图 18 眼动指标在四种分类器下的准确率折线图

综合考虑各算法的表现，最终选择 RF 作为研究的主要分类器。RF 在多数题目中展示了较高的准确率，尤其是在题目 1 和题目 31 中的表现（见图 18），突显其在处理复杂的眼动数据方面的优越性能。RF 的泛化能力和对数据变异性的鲁棒性使其成为最合适的选择。虽然其他算法在特定情况下也展示了良好的性能，RF 在整体性能和稳定性方面具有显著优势。

3.3.2.2 RF 模型下的题目分析

深入探讨 RF 模型下特定眼动数据题目中的分类效果。分类效果最好的分别是第 19 题、22 题和 28 题。

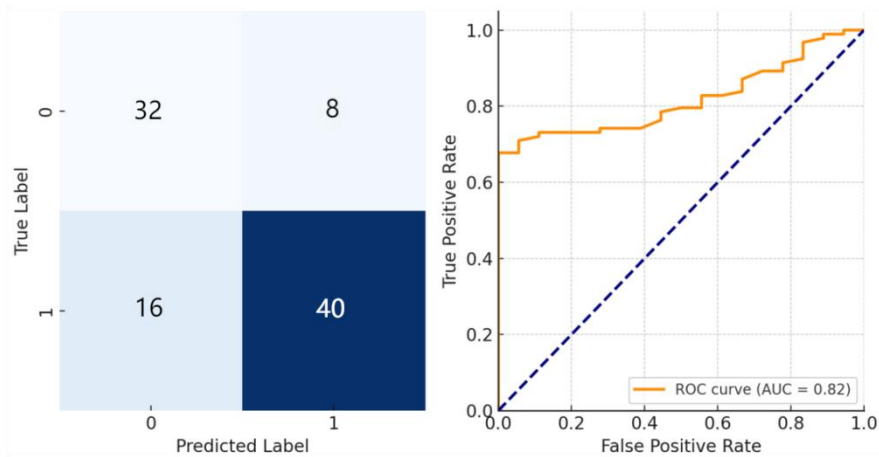


图 19 第 19 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

对于第 19 题，RF 算法的分类准确率达到 74.93%。该题的混淆矩阵显示，40 个实际为高反刍组的个体被正确识别（真正例，TP），意味着分类器在这些案例上表现正确。然而，还有 16 个高反刍组的个体被错误地标记为低反刍组（假负例，FN），这表示这些实例被模型遗漏。在低反刍组的情况下，32 个个体被正确分类（真负例，TN），而 8 个被误分类为高反刍组（假正例，FP）。ROC 曲线图表明（如图 19），分类器在不同的判别阈值下的表现具有 0.82 的 AUC 值，这表明模型在区分两组时具有较好的整体效能。

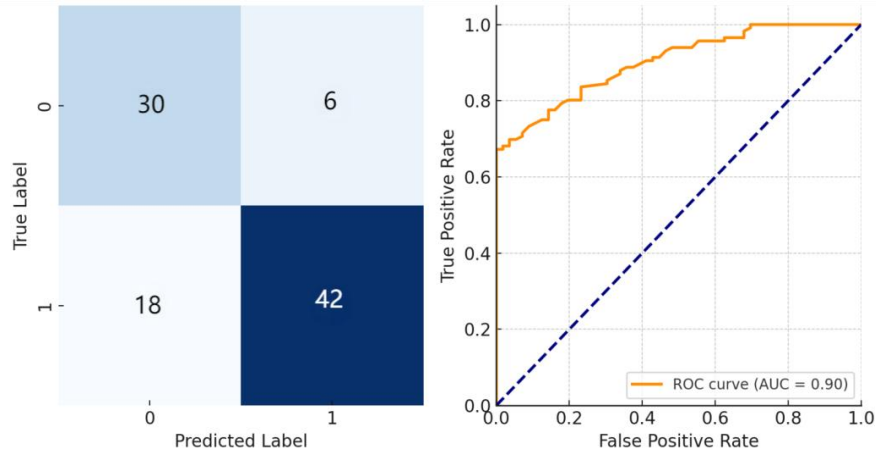


图 20 第 22 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

第 22 题的分类准确率为 75.68%，在三个题目中最高。该题的混淆矩阵中，42 个真正例反映了分类器正确识别的高反刍组个体数量，18 个假负例表示那些被错误忽略的个体。30 个真负例表明低反刍组中被正确识别的个体数量，而 6 个假正例代表了那些被错误标记的个体。ROC 曲线下的 AUC 值为 0.90，显示分类器在这个题目上具有非常高的识别能力，如图 20。

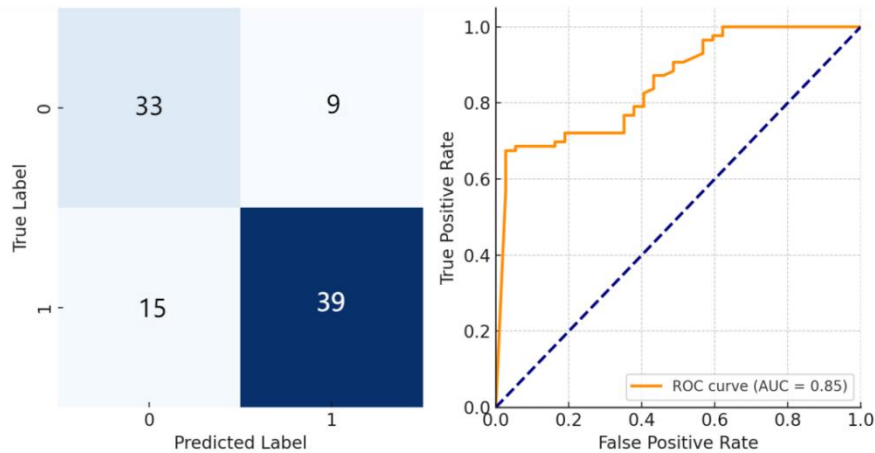


图 21 第 28 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

最终，题目 28 的分类准确度达到了 74.48%。通过混淆矩阵展示，高反刍组的真正例有 39 个，假负例有 15 个，这表示在高反刍组中被正确以及错误分类的个体数量。对于低反刍组而言，真负例有 33 个，假正例有 9 个，显示了低反刍组的分类情况。接收者操作特征（ROC）曲线的下面积（AUC）值为 0.85，进一步证实了该模型在区分两组不同特征的个体方面的效率，如图 21 所示。

这些分析成果不仅证实了 RF 算法在分类眼动数据方面的有效性，还特别突出了该算法对特定题目的处理效果，为未来的研究方向提供了宝贵的方向。

3.3.3 刺激材料划分情景类型分析

通过运用 RF 模型细致地考察了不同情景类型在反刍特质识别上的表现。将 37 个题目根据情景类型进行分类后,计算了 17 种情景类型的平均分类准确率(见图 22),为深入理解反刍特质在各种情景中的特定表现提供了量化的基础。

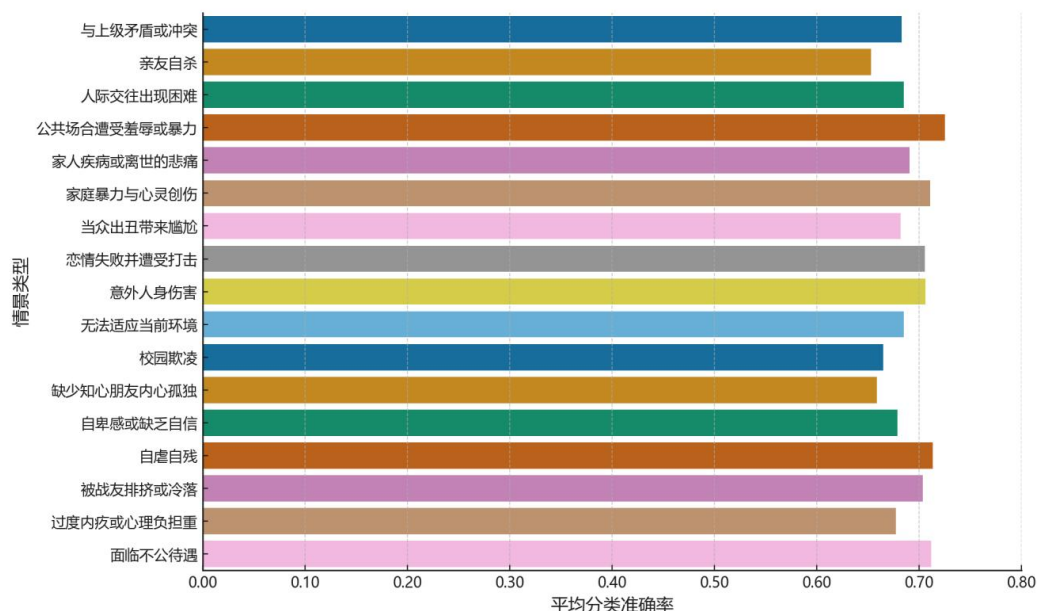


图 22 题目按情景类型划分的准确率柱状图

在“当众出丑带来尴尬”的情景下,模型的平均准确率为 68.17%,表明在处理公共场合的尴尬感知时,高反刍者与低反刍者间的区别较为明显。而在“恋情失败并遭受打击”情景中,准确率略高于此,为 70.54%,暗示在情感打击相关的反刍过程中,眼动数据的差异性可能更加突出。

“公共场合遭受羞辱或暴力”情景的平均分类准确率为 72.54%,这是最高的一个指标,反映出在这一类情景中个体的眼动模式有更加特定的反刍指标。相对地,诸如“被战友排挤或冷落”(70.33%)和“与上级矛盾或冲突”(68.27%)的部队特色情景,针对士兵的分类准确率也不低,指出了在部队环境的社交压力下的反刍识别可能具有一定效果。

特别值得注意的是,在“家庭暴力与心灵创伤”情景中,模型也展现了较高的分类准确率(71.07%),这可能表明在处理与家庭暴力相关的心理创伤时,高反刍者与低反刍者在眼动行为上的分异最为显著。在“意外人身伤害”场景中也观察到较高的准确率(70.60%),这进一步证实了在处理突发事件和创伤后反应时反刍特

质的模式化特征。

总体来看，这些发现强调了在特定情景下进行反刍识别的重要性，并指出了在特定情景类型下可能存在的认知和情绪处理模式的差异。这些结果为未来研究提供了宝贵的见解，特别是在考虑如何利用眼动数据来识别和理解个体的反刍特质时，情景类型的考量显得尤为关键。

3.4 刺激材料逐题兴趣区的统计分析

3.4.1 主观情绪类兴趣区的方差分析

针对主观情绪类敏感词汇，涵盖了全部 17 类情景类型，对高反刍者和低反刍者在不同情景类型下的两种眼动指标分别进行了 2×17 双因素方差分析，结果如下：

注视点个数：两组群体对注视点个数产生了显著影响（ $F=9.53$ ， $P=0.002$ ， $\eta_p^2=0.003$ ），表明高反刍者与低反刍者在敏感词（兴趣区）的注视点个数上存在显著差异，且高反刍者的注视点个数高于低反刍者。此外，不同情景类型对注视点个数的影响也达到了统计学意义（ $F=489.95$ ， $P<0.001$ ， $\eta_p^2=0.674$ ），说明不同情景类型在引发的注视点个数上存在显著差异。然而，在两组人群与情景类型的交互作用方面，未发现统计学上的显著差异（ $F=0.86$ ， $P=0.622$ ， $\eta_p^2=0.004$ ）。这表明高反刍者与低反刍者在不同情景类型下的注视点个数差异，并不因情景类型的不同而有所变化。

注视时长：两组群体对注视时长产生了显著影响（ $F=4.80$ ， $P=0.029$ ， $\eta_p^2=0.001$ ），表明高反刍者与低反刍者在敏感词的注视时长上存在显著差异，且高反刍者的注视时长高于低反刍者。此外，不同情景类型对注视时长的影响也达到了统计学意义（ $F=414.89$ ， $P<0.001$ ， $\eta_p^2=0.637$ ），说明不同情景类型在引发的注视时长上存在显著差异。然而，在两组人群与情景类型的交互作用方面，未发现统计学上的显著差异（ $F=0.71$ ， $P=0.791$ ， $\eta_p^2=0.001$ ）。这表明高反刍者与低反刍者在不同情景类型下的注视点个数差异，并不因情景类型的不同而有所变化。

3.4.2 客观情状类兴趣区的方差分析

针对客观情状类敏感词汇，涵盖了全部 17 类情景类型，对两组人群在不同情景类型下的两种眼动指标分别进行了 2×17 双因素方差分析，结果如下：

注视点个数：情景类型对注视点个数产生了显著主效应（ $F=1144.20$ ， $P<0.001$ ，

$\eta_p^2=0.828$), 表明不同情景类型间在注视点个数上存在显著差异。然而, 两组群体(高反刍与低反刍)与情景类型之间的交互作用并不显著($F=1.040, P=0.409, \eta_p^2<0.001$), 说明高反刍和低反刍者在各情景类型下的注视点个数差异并不因情景类型的不同而显著变化。

注视时长: 情景类型对注视时长产生了显著主效应($F=2.76, P<0.001, \eta_p^2=0.012$), 暗示在不同情景类型下, 注视时长存在显著差异。与注视点个数的分析类似, 两组群体与情景类型之间的交互作用在注视时长上同样不显著($F=1.19, P=0.269, \eta_p^2=0.0049$)。

3.4.3 情景工具类兴趣区的方差分析

针对情景工具类敏感词汇, 只涉及6类情景类型, 对两组人群在不同情景类型下的两种眼动指标分别进行了 2×6 双因素方差分析, 结果如下:

注视点个数: 情景类型对注视点个数有显著主效应($F=24.82, P<0.001, \eta_p^2=0.096$), 表明不同情景类型间在注视点个数上存在显著差异。同时, 两组群体(高反刍与低反刍)的主效应也显著($F=5.14, P=0.024, \eta_p^2=0.004$), 且高反刍者的注视点个数高于低反刍者。但两者间的交互作用不显著($F=1.03, P=0.396, \eta_p^2=0.004$)。

注视时长: 情景类型对注视时长产生了显著主效应($F=19.73, P<0.001, \eta_p^2=0.078$), 而两组群体的主效应亦显著($F=4.85, P=0.028, \eta_p^2=0.004$), 且高反刍者的注视时长高于低反刍者。与注视点个数的分析类似, 两组群体与情景类型之间的交互作用在注视时长上不显著($F=0.44, P=0.818, \eta_p^2=0.002$)。

3.4.4 情景环境类兴趣区的方差分析

针对情景环境类敏感词汇, 只涉及8类情景类型, 对两组人群在不同情景类型下的两种指标分别进行了 2×8 双因素方差分析, 结果如下:

注视点个数: 情景类型对注视点个数有显著主效应($F=345.15, P<0.001, \eta_p^2=0.613$), 表明不同情景类型间在注视点个数上存在显著差异。两组群体与情景类型之间存在显著的交互作用($F=5.66, P<0.001, \eta_p^2=0.010$), 表明不同情景类型对两组人群的影响存在差异(见图23)。

在进一步的简单效应分析中, 发现在“意外人身伤害”这个特定情景类型下, 高反刍者与低反刍者在注视点个数上的差异达到了统计学意义, 高反刍者的注视点

个数显著高于低反刍者 ($P<0.001$)。而在另外 7 类情景类型中,如“恋情失败并遭受打击”等,两组之间的差异则不显著。这一结果提示,高反刍者与低反刍者在面对不同情景环境刺激时,其视觉关注模式存在显著差异。

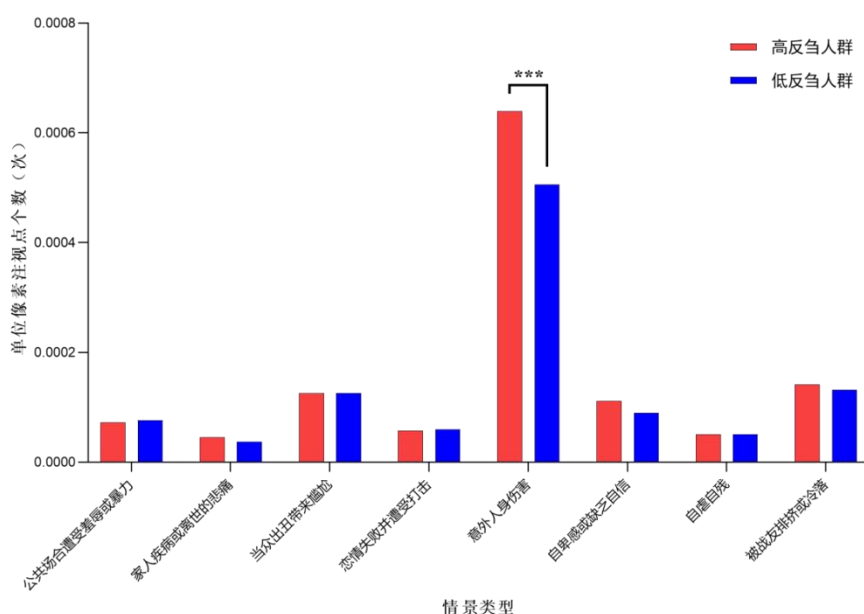


图 23 情景环境类词汇中不同情景类型对两组人群注视点个数柱状图

注视时长:情景类型对注视点个数有显著主效应($F=269.61, P<0.001, \eta_p^2=0.556$),表明不同情景类型间在注视点个数上存在显著差异。两组群体与情景类型之间存在显著的交互作用($F=3.50, P=0.001, \eta_p^2=0.016$),表明不同情景类型对两组人群的影响存在差异(见图 24)。

在进一步的简单效应分析中,发现与注视点个数结果一致,同样在“意外人身伤害”这个特定情景类型下,高反刍者与低反刍者在注视时长上的差异达到了统计学意义,高反刍者的注视点个数显著高于低反刍者 ($P<0.001$)。而在其他 7 类情景类型上,如“自卑感或缺乏自信”等,两组之间的差异则不显著。

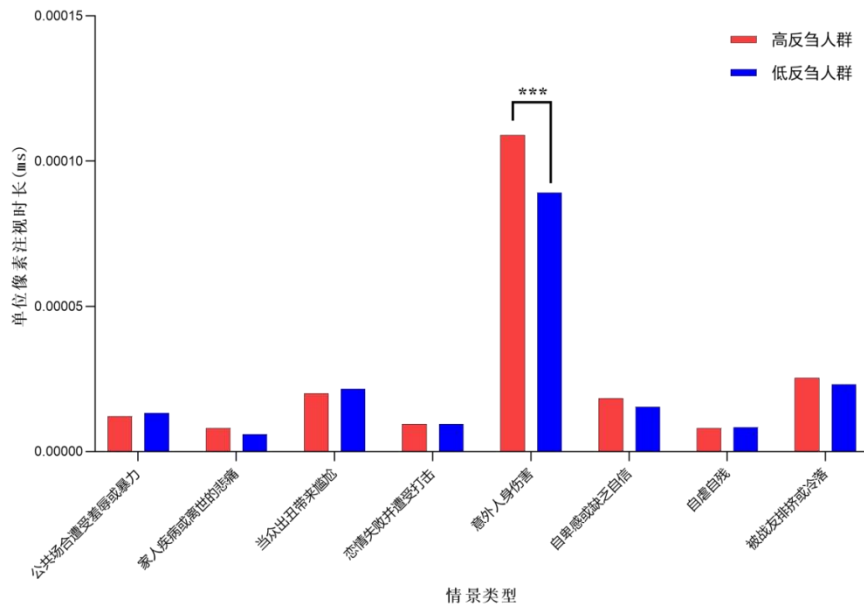


图 24 情景环境类词汇中不同情景类型对两组人群注视时长柱状图

3.4.5 情景人物类兴趣区的方差分析

针对情景人物类敏感词汇，只涉及4类情景类型，对两组人群在17种情景类型下的两种指标分别进行了2×4双因素方差分析，结果如下：

注视点个数：情景类型对注视点个数有显著主效应($F=6.48, P<0.001, \eta_p^2=0.027$)，表明不同情景类型间在注视点个数上存在显著差异。但是，两组群体的主效应不显著($F=0.71, P=0.399, \eta_p^2=0.001$)。而且两组群体与情景类型两者间的交互作用不显著($F=1.03, P=0.396, \eta_p^2=0.004$)。

注视时长：与注视点个数相同，只有情景类型对注视时长产生了显著主效应($F=6.54, P<0.001, \eta_p^2=0.027$)，表明高反刍者与低反刍者在该敏感词上的注视时长上存在显著差异。两组群体与情景类型之间的交互作用在注视时长上不显著($F=2.02, P=0.110, \eta_p^2=0.008$)。

4 讨论

本实验综合评价了自编反刍刺激材料对士兵情绪调控及抑郁症状的作用，并深入分析了眼动追踪技术在辨识反刍特质及其认知机制方面的应用价值。研究的关键发现表明，具有高反刍特质个体在情绪调节能力上有显著下降，抑郁症状有明显上升，相较之下，低反刍特质个体面对相同的刺激显示出更高的情绪调节能力和更低

的抑郁倾向。眼动数据的进一步分析加深了我们对于反刍过程中认知投入和信息处理策略差异的理解，通过揭示高反刍者与低反刍者在注视行为和认知负担方面的显著区别，为分析反刍的认知机制提供了新的视角。特别地，本研究采用了包括 RF 和 SVM 在内的多种机器学习技术，对眼动数据进行分类和比较分析，目的是开发出一套能够有效识别反刍特质的眼动模型。

4.1 自编反刍材料对情绪调节与抑郁状态的影响分析

本研究深入探讨了自主设计的反刍材料对士兵情绪调节和抑郁状态的影响，并利用眼动技术分析了认知机制，提出了反刍与情绪调节及抑郁之间相互作用的新理解。研究表明，阅读自编反刍材料后，高反刍特质个体表现出显著的情绪调节能力下降和抑郁症状增加，与 Pugach, Campbell 和 Wisco 的研究相一致，他们指出反刍与情绪调节难度及抑郁症状的严重性紧密相关^[240]。进一步的分析发现，低反刍特质个体在面对刺激后，情绪调节能力有所增强，抑郁症状的增加不具统计显著性，这提示这一群体可能通过有效的情绪调节策略减轻了负面情绪的影响。Wu 等人的研究也发现，抑郁母亲的反刍行为显著预测了其子女在情绪调节上使用非适应性策略^[241]。这些非适应性策略包括在应对引发悲伤的任务时更多地关注痛苦，以及在应对引发愤怒的任务时较少采用积极分散注意力的方法。这一研究进一步强调了提升情绪调节能力在预防和治疗抑郁方面的潜在重要性，对于干预抑郁母亲及其子女具有重要意义。

Enrique 等人的研究表明，通过互联网实施的认知行为疗法可以提高情绪调节技能，从而减少抑郁和焦虑症状^[242]，强调了情绪调节技能在心理问题治疗中的重要性。Taghvaeinia 和 Zarei 的研究进一步证实了情绪调节训练在提高心理健康方面的有效性，为减轻反刍及其负面影响提供了策略^[243]。

Bean, Heggeness 和 Ciesla 的研究探讨了情绪抑制和认知重评等情绪调节策略与反刍之间的联系，发现高抑郁症状的个体显示出更强的反刍惯性，这可能加剧了情绪调节困难和抑郁症状^[244]。而低反刍者的情绪调节策略得分在实验后显著提升，抑郁指数的增加不具统计显著性，反映了他们在应对反刍刺激时的有效情绪调节能力和较好的心理适应性。Garnefski 和 Kraaij 的研究也支持这一发现，证明了有效的情绪调节策略使用与更低的抑郁水平相关联^[245]。

4.2 反刍自然语言刺激材料眼动特点分析

4.2.1 眼动追踪揭示的反刍认知负荷与处理策略

在探索反刍特质识别的研究领域内，眼动追踪技术作为一项关键的生理测量工具，为揭示个体面对反刍刺激时的认知投入水平提供了重要见解。通过本研究，观察到高反刍特质个体在注视点个数、注视时长、回视次数、回视距离和眼跳时长指标上，明显超过低反刍特质个体。这些发现与 Henderson 及其团队的研究相呼应，后者指出眼动指标能有效反映阅读者的认知处理活动^[246]。特别是在本研究中，高反刍者眼动指标的增加揭示了他们在处理反刍刺激时运用了更大的认知负荷，与 Rayner 的观点一致，即眼动追踪能揭示阅读中的认知负荷^[107]。

进一步地，高反刍者的眼动特性也可能反映了他们采取的特定信息处理策略。Just 和 Carpenter 提出的眼动追踪理论，突显了眼动与认知过程之间的紧密联系^[226]。在反刍过程中，高反刍者可能更倾向于频繁回顾与重新评估信息，这在他们更高的回视频率和较长的注视时间中得到体现。

综上所述，眼动指标在识别反刍特质的研究中具有不可或缺的作用，不仅展现了高反刍者在认知处理方面的特征，也为深入理解反刍特质背后的认知机制开辟了新的研究路径。

4.2.2 眼动行为与反刍识别

在此研究中，通过分析 37 个刺激材料相关的眼动数据，我们观察到高反刍者与低反刍者在若干眼动指标上的显著差异，这反映出两者在信息处理能力和认知负担上的区别。Skaramagkas 等人的工作已经证实，眼动追踪技术是一种分析个体在处理信息任务时注意力模式的有效工具^[247]。在本项研究中，注视时长、注视点个数、回视次数、回视距离、眼跳时长和眼跳距离指标之间的显著差异揭示了高反刍者在处理反刍相关刺激时，可能需投入更多认知资源及时间。

特别地，回视次数和回视距离的显著差异暗示了高反刍者在信息处理过程中更频繁地进行回顾和重新评估，这与 Rizzo 等人使用眼动追踪技术分析认知干扰检测的研究结果相吻合^[248]。这种回视行为可能代表了一种认知策略，旨在更深入地处理和理解复杂的情绪及思维内容，这在高反刍者中似乎更为普遍。

4.2.3 情景类型分析在反刍识别中的应用

在反刍识别的研究过程中，分析不同情景类型下的眼动数据显得尤为重要。这种分析揭示了在特定情景下，高反刍和低反刍者的眼动行为差异，从而为理解反刍特质在各种情景下的特异性提供了定量基础。

(1) 情景类型与眼动行为的关联

根据 Fang, Sanchez-Lopez 和 Koster 的研究，反刍与狭窄的注意范围有关，这可能影响对中性 and 情绪信息的处理^[249]。在“当众出丑带来尴尬”的情景下，发现高反刍者的注视时长和回视次数显著高于低反刍者，这可能反映了他们在处理公共场合的尴尬感知时的注意力集中和反复思考。同样，在经历“恋情失败并遭受打击”的情景中，高反刍者表现出更长的眼跳时长和更频繁的回视，这可能表明他们在情感打击相关的反刍过程中，眼动指标的差异性更加突出。

Skaramagkas 等人的研究进一步指出，眼动追踪技术所得到的指标，包括凝视时长、固视次数、扫视距离、眨眼频率和瞳孔尺寸的变化等，可以有效地用于揭示情绪和认知过程^[247]。在“公共场合遭受羞辱或暴力”的情景中，观察到高反刍者的眼动模式与低反刍者有显著不同，这可能反映了在这类情景中个体的眼动模式有更加特定的反刍指标。

(2) 反刍倾向与情景类型的交互作用

在本研究的框架下，通过对不同情景类型的眼动数据进行分析，我们能够深入探讨反刍特质与情景类型之间的交互作用。Shen 等人的工作基于注意偏见理论，展现了使用眼动数据进行抑郁检测的潜力^[250]。尤其是在处理“家庭暴力与心灵创伤”情景时，模型的分类准确性显著提高。这可能表明，在遭受家庭暴力相关心理创伤的情景中，高反刍者与低反刍者在眼动行为上的差异尤为明显。进一步，在“意外人身伤害”场景下观察到的高分类准确率，验证了反刍特质在处理突发创伤事件和反应时的模式化特征。

Wang 等人的研究使用眼动追踪和事件相关电位（ERP）探索了青少年在观看不同情绪视觉刺激时的视觉注意和神经处理机制^[251]。类似地，本研究发现，在特定情景下，如“被战友排挤或冷落”和“与上级矛盾或冲突”的部队特色情景，针对士兵的分类准确率也不低，指出了在部队环境的社交压力下的反刍识别可能具有一定效果。

(3) 情景类型在反刍识别中的应用

这些研究结果强调了对特定情景下进行反刍识别的重要性，并揭示了在特定情景类型下，可能存在的认知和情绪处理模式的差异。这对于未来的研究方向提供了宝贵的见解，尤其是在利用眼动数据来识别和理解个体反刍特质时，考虑情景类型的重要性不容忽视。例如，Bourgeon 等人的研究揭示了情景意识的发展与认知过程的密切相关性，尤其是在使用眼动追踪视频进行自我对照访谈时^[252]。在反刍识别的背景下，分析个体在特定情景下的视觉注意分配能够加深我们对其认知和情绪处理模式的理解。Skulmowski 等人通过虚拟现实和眼动追踪技术研究道德和社会判断中直觉与控制认知过程的相互作用^[253]，这表明在复杂的道德困境情景中，个体的眼动行为可以揭示他们的情绪反应和认知决策过程，这对于理解反刍特质在不同情景下的表现同样重要。

4.2.4 敏感词汇对情绪反刍和注意力的影响

4.2.4.1 主观情绪类敏感词汇

在探讨主观情绪类特征词汇对情绪处理和反刍的影响时，本研究结果揭示这类词汇在情绪认知和情绪反应方面的重要作用。Dougal 和 Rotello 指出，情绪词汇增加了“记忆”的主观报告，但这种效应是由于响应偏差的差异，而不是回忆过程^[254]。这与本研究的发现相符，即主观情绪类敏感词汇在高反刍者中引发了更多的注视点和更长的注视时长。Rimé 等人的研究揭示了情绪如何促进心理反刍和社会分享，这些过程是认知和社会互动的核心要素^[255]。这一发现暗示，在处理主观情绪类敏感词汇时，高反刍者可能会经历更为复杂的情绪处理和社会交往过程。

此外，Thomsen 等人的工作表明，反刍不仅与愤怒和抑郁情绪有关，还显著影响个体的主观睡眠质量^[256]。这一点可能阐释了为何高反刍者在接触主观情绪类敏感词汇时，会展现出更频繁的注视和更长时间的注视持续期。Curci 等人进一步指出，负面情绪体验触发的反刍不仅消耗工作记忆资源，而且可长时间持续^[257]。这解释了高反刍者面对主观情绪类敏感词汇时，为何会出现更为强烈的情绪反应和更长的注视时间。

4.2.4.2 客观情状类敏感词汇

客观情景类敏感词汇的研究揭示了它们在情绪处理和反刍特质中的关键作用。

这些词汇描述的是可以观察到的环境特质及个体行为，区别于涉及个人情感体验的主观情绪词汇，它们主要关注于个体对环境事件的反应以及这些反应对情绪与认知过程的影响。

客观情景类敏感词汇能够触发与特定环境相联系的记忆、情感或经验，可能促进个体对事件进行深入反思和情绪反应。例如，Ma 及其同事的研究表明，在处理评价性不同的词汇时，不同心理韧性水平的群体表现出加工上的差异^[258]，这突显了这类词汇在促进高反刍者中深层情绪处理和认知反思中的潜力。

此外，Castro 等人的研究表明，情绪处理在恢复期的厌食症患者中仍然存在困难，这与长期的焦虑和抑郁有关^[259]。这里或许可以说明客观情状类敏感词汇可能在高反刍者中引发与情绪调节和心理健康相关的复杂情绪调节过程。

4.2.4.3 情景工具类敏感词汇

情景工具类敏感词汇关联于与特定环境相关的物件或活动，它们对启动反刍特质具有直接作用。这类词汇通常与某些物理对象或活动紧密相关，能够直接唤起与某特定环境相关的回忆、情感及体验。

高反刍者可能会因为认知偏差、偏见以及神经生物学因素而展现出对细节的过度关注和持续性反思。Koster 等人的发现，即抑郁性反刍涉及难以从负面自我相关信息中转移注意^[217]，说明了情景工具类敏感词汇如何在高反刍者中引发更长时间的注视和更多的注视点。

Smith, Mason 和 Lavender 的研究进一步证明了反刍与饮食失调心理病理学之间的联系，强调高反刍者可能会对特定环境中的物品或活动持续关注和思考^[260]。

4.2.4.4 情景环境类敏感词汇

情景环境类敏感词汇，是与特定社会环境背景或场景的描述，能让被试快速地沉浸到所构建场景之中。在特定情景“意外人身伤害”上，高反刍者与低反刍者显示出显著的交互作用。这一发现突显出反刍特性在特定环境背景下对注意力的影响。根据 Owens 和 Gibb 的研究，更程度的沉思反刍与非抑郁个体中对悲伤面孔的持续关注增强以及对快乐面孔的持续关注减少有关^[261]。此外，Grol 等人发现，反刍诱导与自我相关信息的注意力收缩有关^[262]。这些研究表明，反刍可能导致个体对负面情绪刺激持续关注，这与本研究在“意外人身伤害”情景下观察到的高反刍者的行为

模式是一致的。

针对“意外人身伤害”这一特定情景类型，本研究表明高反刍者比低反刍者更多地关注这一情景，无论是在注视点个数还是注视时长上。这可能与反刍诱导的注意力模式有关，这种模式以对痛苦相关刺激的增加警觉性和避免为特征^[263]。此外，Huffziger 等人发现，反刍诱导立即恶化了情感价值和平静感，而反刍可能使个体更加专注于与痛苦和负面情绪相关的环境信息^[264]。因此，高反刍者在面对“意外人身伤害”这一特定情景时，可能更加集中注意力于该情景中的负面要素，从而表现出更高的注视点个数和更长的注视时长。

4.4.4.5 情景人物类敏感词汇

该类兴趣区词汇中，无论是在注视点个数还是注视时长上，两组群体（高反刍与低反刍）的主效应和交互作用都不显著，而不同情景类型间的差异显著。这些情景类型涉及“公共场合遭受羞辱或暴力”“恋情失败并遭受打击”“自卑感或缺乏自信”“被战友排挤或冷落”这四类，均属于社交情景。本研究发现表明，在处理包含情景人物信息的场景时，反刍可能并非影响注意力分配的唯一或最主要因素。

（1）反刍对注意力的影响

通常情况下，反刍与持续地关注负面信息或重复思考这类信息紧密相关联。Whiteman 和 Mangels 的研究表明，反刍倾向的个体可能会在面对负面信息时展现出持续的关注，尽管这一效应在不同社交环境中的表现可能有所差异^[265]。这或许能够解释为何在涉及情景人物特征的词汇测试中，高反刍者与低反刍者之间的差异并不显著。

（2）社交情景中的反刍

Mor 和 Winquist 的工作揭示了反刍在影响负面情绪方面超过非反刍的自我关注，特别是在社交焦虑的环境下^[98]。这表明在特定的社交环境中，如感受到羞耻或自卑时，反刍可能会加重个体对负面社交信息的关注。然而，这种效应可能因具体情景的不同而有所变化，导致在注视行为上高反刍和低反刍者间未呈现出显著的差异。

（3）情景类型的影响

不同的情景类型可引发不同程度的情绪反应和认知关注。Capobianco, Morris 和 Wells 的研究指出，反刍和忧虑与应对压力后恢复过程的延长有关，暗示在某些情景下（例如被羞辱或排斥），反刍可能导致对情绪反应的持续加剧^[266]。这解释了为什

么在这类情景中，注视点的数量和持续时间会出现显著差异。

4.3 眼动数据识别的模型构建

4.3.1 刺激材料眼动数据的分类模型分析

在利用眼动数据进行反刍识别的过程中，挑选适宜的分类模型是关键。考虑到心理学领域数据的特性，本研究评估了包括 RF、SVM、NB 和 KNN 在内的多种机器学习算法。这些算法各自拥有独特的优势与局限，RF 由于其优异的大规模特征处理能力和减少过拟合的能力而被广泛用于心理学数据分析^[235]。SVM 则因其在高维数据处理和非线性问题分类上的出色表现，被认为适合复杂的心理学数据分析^[236]。

考虑到眼动数据的复杂性以及反刍特质的多维特性，选择最适宜的模型需要充分考虑数据和行为的特点。尽管 NB 和 KNN 在某些场景下有效，但它们可能难以充分处理眼动数据中的复杂模式和高维特征。相比之下，RF 和 SVM 因其在识别眼动数据中复杂模式方面的高效性，而在本研究中展现出更佳的性能。

4.3.2 各模型性能的评估

在探讨反刍识别研究中，评价所采用分类算法的性能极为关键。本研究通过对 RF、SVM、NB 以及 KNN 的平均准确性和 F1 得分进行评估，以此衡量这四种模型的效能。结果显示，RF 模型在上述评价指标中均展现出最优性能，此发现与 Breiman 关于 RF 在集成学习中出色表现的论断相一致，尤其是在处理具有高维度数据集时^[267]。

评估模型性能的另一重要维度是其稳定性和可信度。在此项研究中，RF 模型展现了较低的 F1 得分方差，暗示其在不同数据集上能够保持一致的表现。选择 RF 作为主要的分类方法部分是因为它作为集成学习的一个实例，在增强模型稳定性方面展现了明显的优势。集成学习通过融合多种模型来提升预测能力，而 RF 通过整合多个决策树的预测来增强总体模型的准确率及鲁棒性，这与 Dietterich 强调集成学习方法在增强模型稳定性方面的优势相契合^[268]。因此，RF 在分析复杂的眼动数据方面，能够提供更为稳定和可信的预测，这对反刍识别的研究是至关重要的。

4.3.3 逐题眼动数据的分类模型分析

在逐题眼动数据的机器学习分析中，RF、SVM、NB 及 KNN 算法进行了比较。RF 在大多数情况下展现出高准确性，呼应了 Anisimov 及其团队的发现，即机器学习模型能够准确地分类阅读过程中的眼动模式^[269]。RF 之所以准确率高，可能是因为

它有效地处理了眼动数据中的复杂模式和高维特征，这对于区别高反刍者与低反刍者至关重要。

SVM 在某些情况下也表现出较好的性能，尽管其性能表现存在较大的波动，这可能是因为 SVM 在处理不同类型数据时，需要进行更为精细的参数调整。相比之下，NB 和 KNN 算法虽在特定情景下表现可观，但在处理更为复杂的数据集时，其性能不如 RF 和 SVM。

第三部分 基于面部 AUs 的反刍自然语言识别研究

近期，心理测量领域已经见证了机器学习技术的显著进步，尤其是在分析面部 AUs 方面，这一技术开辟了理解及辨识人类情感和心理健康状态的新途径。Murugappan 和同事的研究利用极限学习机（ELM）和概率神经网络（PNN）对面部表情进行分析，证明了机器学习在情绪辨识领域的有效应用^[270]。此外，Patel 等研究者在其关于自动化欺诈检测的工作中，亦突显了机器学习在基于面部特征分析上的重要性^[271]。

本项研究的初步阶段已经通过结合眼动追踪技术与机器学习算法，成功开发了一种早期识别反刍特质的模型。眼动追踪技术，作为一种非侵入性的客观数据采集手段，为研究提供了新的视角。尽管如此，单凭眼动数据可能难以充分揭示反刍过程的全部复杂性。因此，研究的后续部分着眼于面部 AUs 数据的分析，旨在进一步增强识别反刍特质的准确度与效率。

面部 AUs，作为丰富的非言语信息源，可提供有关个体情感和心理健康状态的关键信息。Oppelt 等研究者通过分析面部视频中的 AUs 来评价认知负荷，从而证实了面部 AUs 在解析复杂心理健康状态上的应用价值^[272]。本研究将收集并分析面对反刍刺激时，高反刍者与低反刍者的面部 AUs 数据，并计划采用统计及机器学习技术对这些数据进行深入分析，以构建一个能够精确辨识高反刍者的模型。

结合面部 AUs 数据与机器学习技术的应用，预期将深化对反刍过程的理解，并为高反刍者的早期识别及干预开辟新的路径。这不仅将增强识别过程的精度和速度，而且有可能催生新的治疗策略，从而为高反刍者带来更加充实和健康的生活体验。

实验四 面部 AUs 对反刍自然语言识别的研究

1 被试与材料

1.1 被试

同实验三。

1.2 实验材料

同实验三。

其中本研究中使用的面部 AUs 采集设备是一款高精度的可见光摄像头，专门用于捕捉和分析面部 AUs。该设备的核心是一颗 SONY IMX291 CMOS 感光片，尺寸为 1/2.8 英寸，提供了高质量的图像捕获能力。摄像头的像素大小为 2.9 微米×2.9 微米，能够以 60 帧每秒（fps）的速度连续拍摄，确保了动态面部表情的流畅捕捉。此外，摄像头支持的最高有效像素为 1945×1109，这一高分辨率保证了面部表情细节的清晰记录。

2 实验程序

2.1 实验设计

同实验三。

2.2 实验步骤

同实验三。

2.3 数据分析

2.3.1 面部 AUs 数据的预处理

面部 AUs 数据预处理的步骤对确保分析结果的准确性至关重要。在此研究中，通过 OpenFace 软件搜集了包含 68 个关键点的 17 个面部 AUs 数据（如图 25）。预处理的初步环节涉及数据清洗，旨在排除由设备故障或被试非预期行为引发的异常数据条目。随后，数据经过标准化处理，以确保各关键点数据符合一致的格式和测量标准，进一步消除了不同设备之间可能存在的变异。考虑到被试面部结构的个体

差异可能影响关键点定位的准确性，本研究采用了面部对齐技术对被试数据进行了统一化处理。这一过程确保了构成 17 个面部 AUs 的 68 个关键点在不同个体面部间保持了一致的可比性。

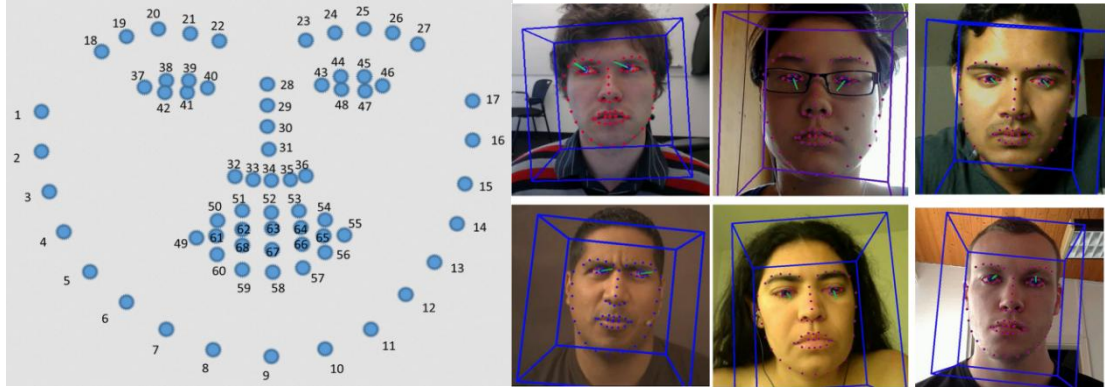


图 25 各 AUs 在人群中的面部分布

2.3.2 面部 AUs 数据的质量控制

在面部运动单元数据的分析中，质量控制是确保结果准确性和可靠性的关键环节。本阶段的质量控制主要包括数据完整性检查和异常值检测两个方面。

在数据完整性检查环节，需要首先确保每一组数据都是完整且无遗漏的。针对每位被试的数据集，检查 68 个关键点的 XYZ 轴数据是否被全部记录(数值可以是 0)。若发现遗漏的关键点数据，将评估是否因遗漏数据而对整体分析产生显著影响。若影响显著，则考虑将该数据集从分析中排除。此外，对于数据集的完整性还包括时间维度的连续性检查，确保收集到的数据能够反映出连续的面部运动过程。

接下来，异常值检测也是面部运动单元数据质量控制中重要一环。采用多种统计方法来识别和处理数据中的异常值。先通过计算每个关键点的数据的均值和标准差，识别那些偏离平均水平超过三个标准差的数据点。随后利用箱形图分析方法，可以进一步识别出异常值。这些方法有助于找出可能因被试偶发的非标准表情动作或采集过程中的误差导致的异常数据。

2.3.3 面部 AUs 指标的选择与处理

在本研究中，面部 AUs 指标的选择与处理遵循了多项前人的研究，最终采用了 8 类特征类型，总计 120 个特征，以全面分析面部运动规律。以下是各类特征的详细说明与依据：

(1) AUs 存在次数 (AUs Presence Count)。对 17 个 AUs 的出现次数进行统计, 用 0 表示缺席, 1 表示存在, 这一指标反映了各个 AUs 在整个研究期间的活跃程度。Yuan 等人在重症监护病房中使用面部 AUs 来评估病人的疼痛状态^[273]。

(2) AUs 强度均值 (AUs Intensity Mean)。计算 17 个 AUs 的强度均值, 以反映不同 AUs 在面部表情中的平均强度。Mistry 的研究强调了 AUs 强度在面部表情识别中的重要性^[274]。

(3) AUs 强度方差 (AUs Intensity Variance)。统计 17 个 AUs 的强度方差, 以衡量不同 AUs 强度的变异性。Chen 等人的研究也强调了 AUs 强度方差在面部 AUs 检测中的作用^[275]。

(4) AUs 强度变化率均值 (AUs Intensity Change Rate Mean)。计算 17 个 AUs 强度变化率 (前后帧之差) 的均值, 以分析 AUs 强度随时间的变化趋势。Haase 等人在 2013 年的研究就讨论过 AUs 强度变化率的重要性^[276]。

(5) AUs 强度变化率方差 (AUs Intensity Change Rate Variance)。统计 17 个 AUs 强度变化率的方差, 以衡量 AUs 强度变化的不稳定性^[276]。

(6) AUs 极值点个数 (AUs Extreme Point Count)。计算 17 个 AUs 上的极值点个数 (大于特定 Z 得分), 以反映 AUs 活动的极端表现^[276]。

本研究中的特定 Z 得分是一种统计度量, 用于表示一个数据点与平均值的距离, 以标准差为单位。具体计算过程如下: ①对于每个被试和每个题目的 AUs 数据, 首先计算其平均值 (μ) 和标准差 (σ); ②然后, 对每个数据点计算 Z 得分, 公式为: $Z = \frac{(X - \mu)}{\sigma}$ 其中 X 为单个数据点的值; ③选择 Z 得分的阈值为 1.96 作为极值线。极值点定义为那些超过平均值 1.96 个标准差的数据点; ④最后, 对每个被试和每个题目, 统计那些 Z 得分超过所选阈值的数据点数量即为极值点个数。

(7) AUs 极值累积偏差 (AUs Extreme Cumulative Deviation)。统计 17 个 AUs 上每个极值点强度与均值之差的总和, 以量化极端 AUs 活动的累积偏离^[276]。

(8) 总帧数 (Total Frame Count)。记录整套材料或单个题目的总帧数, 作为分析的时间基准^[273]。

通过上述的特征分类和处理, 能够全面分析面部 AUs 数据, 深入探究面部表情的复杂性和多样性。这种方法使得本研究更细致地理解面部 AUs 在不同情景下的表

现，同时也为后续的数据解释和结论提供坚实基础。

2.3.4 解析和处理面部运动 AUs

在本研究中，关注的是 OpenFace 选择的 17 个面部 AUs，因为这些 AUs 在面部表情识别中起到了关键作用。以下是对这 17 个 AUs 的行为表现及其与心理、情绪活动间关系的描述：

AU1：内眉毛抬起。这个动作涉及前额肌（*frontalis*）的中间部分，通常与惊讶或关注的表情相关联。

AU2：外眉毛抬起。涉及前额肌的外侧部分，常见于惊讶的表情。

AU4：眉毛皱蹙。涉及眉间肌（*corrugator supercilii*），通常表示忧郁或愤怒。

AU5：上眼睑抬起。由提上眼睑肌（*levator palpebrae superioris*）控制，常见于惊讶表情。

AU6：眼睑下垂。涉及眼轮匝肌（*orbicularis oculi*）的轨道部分，常与微笑相关。

AU7：眼睑紧闭。由眼轮匝肌的眼睑部分控制，表示眼睛紧闭。

AU9：鼻皱蹙。涉及提鼻唇肌（*levator labii superioris alaeque nasi*），常见于厌恶表情。

AU10：上唇抬起。由提上唇肌（*levator labii superioris*）控制，常见于厌恶或悲伤表情。

AU12：嘴角上扬。涉及颧大肌（*zygomaticus major*），是微笑的关键动作。

AU14：嘴角下拉。由颊肌（*buccinator*）控制，表示悲伤或厌恶。

AU15：下唇内收。涉及三角肌（*depressor anguli oris*），常见于悲伤表情。

AU17：下巴抬起。由颏肌（*mentalis*）控制，表示怀疑或思考。

AU20：嘴角拉宽。涉及笑肌（*risorius*）和颈阔肌（*platysma*），常见于厌恶表情。

AU23：唇部紧张。由口轮匝肌（*orbicularis oris*）控制，表示紧张或压力。

AU25：嘴巴张开。涉及下唇下压肌（*depressor labii inferioris*）或颏肌和口轮匝肌的放松，表示惊讶或说话。

AU26：下颌下垂。由咬肌（*masseter*）放松和颧肌及内侧翼肌的放松控制，常见于惊讶表情。

AU45: 眼睛闭合。由提上眼睑肌放松和眼轮匝肌（眼睑部分）的收缩控制，表示眼睛闭合。

这些面部 AUs 的描述基于 FACS。该系统是一种人类面部动作的分类方法，根据它们在面部上的外观来编码。FACS 由心理学家 Paul Ekman 和 Wallace V. Friesen 开发，并在 1978 年发布^[130]。这些 AUs 的定义和解释为本研究提供了一种理解和分析面部表情的有力工具，特别是在心理学和动画制作领域。通过对这些 AUs 的深入分析，能够更好地理解和解释面部表情背后的情感和意图。

3 研究结果

3.1 刺激材料的面部 AUs 数据分析与模型构建

3.1.1 刺激材料面部 AUs 的统计分析

本研究在进行初步的正态性检验（Shapiro-Wilk 测试）后，发现大多数面部 AUs 指标在两组人群（高反刍和低反刍）中均不符合正态分布（ $P < 0.05$ ）。因此，采用了非参数的 Mann-Whitney U 检验来比较两组间的差异。

结果显示，在多个面部 AUs 指标上观察到显著差异，为了便于展示，绘制了 8 类特征指标显著性差异分布热力图，如图 26。

使用热力图揭示了两组人群（高反刍与低反刍）在 8 类特征指标上的差异性检验结果。热力图中的颜色深浅代表了不同的统计显著性水平，其中红色代表极其显著的差异（ $P < 0.001$ ），橙色代表显著差异（ $P < 0.01$ ），黄色代表有统计学差异（ $P < 0.05$ ），而白色则表示无显著统计学差异。

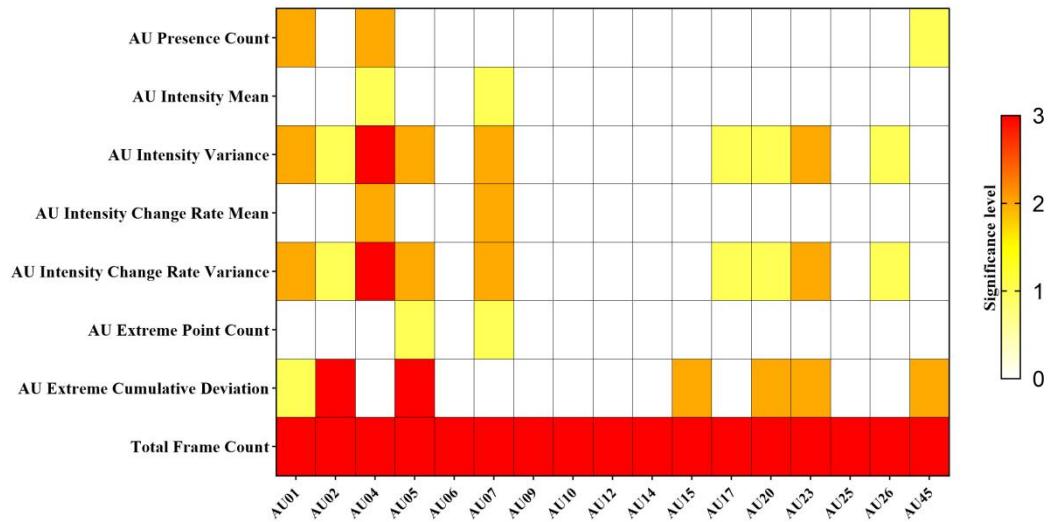


图 26 面部 AUs 的 8 类特征指标显著性差异分布热力图

通过热力图可以分别看出两组人群在 8 类特征指标上的差异分布：

存在次数（AUs Presence Count）：在 AU1、AU4、AU45 上观察到显著差异。

强度均值（AUs Intensity Mean）：AU4 和 AU7 的强度均值存在显著差异。

强度方差（AUs Intensity Variance）：在 AU1、AU2、AU4、AU5、AU7、AU17、AU20、AU23、AU26 等多个 AUs 上观察到显著差异。

强度变化率均值（AUs Intensity Change Rate Mean）：AU4 和 AU7 的变化率均值显著不同。

强度变化率方差（AUs Intensity Change Rate Variance）：多个 AUs（包括 AU1、AU2、AU4、AU5、AU7、AU17、AU20、AU23、AU26）在变化率方差上存在显著差异。

极值点个数（AUs Extreme Point Count）：AU5 和 AU7 的极值点个数显著不同。

极值累积偏差（AUs Extreme Cumulative Deviation）：在 AU1、AU2、AU5、AU15、AU20、AU23、AU45 上存在显著差异。

总帧数（Total Frame Count）：两组之间的总帧数也表现出显著差异。

这些结果表明，在处理面部表情时，高反刍和低反刍者在特定面部 AUs 的活跃程度、强度及其变化上存在明显差异。这为进一步理解两组人群在信息处理和情感反应上的差异提供了重要的见解。

3.1.2 刺激材料面部 AUs 的识别模型构建

在本研究中，继续使用如下四种算法来分类两组人群基于整套“反刍刺激材料”的面部 AUs 数据：RF、SVM、NB 和 KNN。所有算法均采用 5 折交叉验证方法进行评估，以计算分类的平均准确率和 F1 分数（见表 17）。

表 17 整套题面部 AUs 在四种分类器下的分类精度与 F1 分数

模型	平均准确率	准确率方差	平均 F1 分数	F1 方差
RF	62.75%	0.0016	70.24%	0.0008
SVM	55.86%	0.0001	71.67%	0.0001
NB	47.08%	0.0013	29.15%	0.0074
KNN	54.20%	0.0030	59.56%	0.0018

通过表格对比可以看出，不同的机器学习分类器在面部 AUs 指标分类任务上的性能表现具有显著差异。RF 分类器在准确率上表现最佳，达到了 62.75%，且其 F1 分数也最高，为 70.24%，表明其在平衡召回率和精确度方面的表现相对较好。SVM 的表现次之，准确率为 55.86%和最高的 F1 分数 71.67%，尽管其准确率低于 RF，但在 F1 分数上略有优势。NB 分类器的准确率和 F1 分数较低，分别为 47.08%和 29.15%，这可能指出在处理此类数据时其性能较弱。K 近邻（KNN）的准确率和 F1 分数介于 RF 和 NB 之间，分别为 54.20%和 59.56%，显示出中等水平的分类能力。各分类器的性能方差也与其准确率和 F1 分数的表现相匹配，RF 和 SVM 表现出较低的方差，表明其结果更为稳定。

四种算法的平均准确率和平均 F1 分数在图 27 中以折线图的形式更直观地展示，明确标明了每种算法的平均准确率和平均 F1 分数，以及对应的标准差。

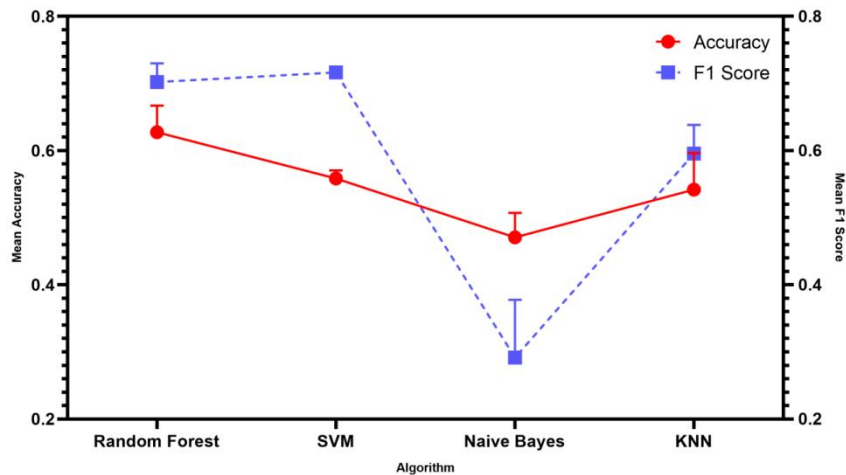


图 27 四种分类器在眼动中准确率与 F1 分数的比较

基于当前分析的面部 AUs 数据，继续采用 RF 作为最终模型。面部 AUs 数据总共涉及 120 个指标，然而 RF 在处理这种高维度数据时优势明显，尤其是在捕捉复杂和非线性的数据结构方面。这种模型通过构建多个决策树并结合它们的预测结果，旨在提升泛化能力并减少过拟合的可能性。RF 还能够评估各个特征的重要性，帮助理解哪些特征在区分高反刍和低反刍者方面起到了关键作用。

通过混淆矩阵图（如图 28）可以看到，RF 模型正确地将 15 位实际为低反刍的个体分类为低反刍（真负例），同时将 43 位实际为高反刍的个体分类为高反刍（真正例）。虽然模型将 25 位低反刍的个体错误地分类为高反刍（假正例），且有 13 位高反刍的个体被误判为低反刍（假负例），但总体来看，模型在区分两组人群方面表现出一定的准确性。尽管如此，准确率和 F1 分数的提升还有待进一步的模型调整和优化。

ROC 曲线的 AUC 值是 0.61，表明模型的识别能力虽优于随机猜测，但整体效能有限。这一相对较低的 AUC 值可能主要由面部 AUs 数据的内在特性所致。面部 AUs 反映的是面部表情的微妙变化，其细节和动态性质可能难以完全通过模型捕获。此外，维度的高复杂性、数据中的噪声以及样本量的局限性都可能对模型的性能造成影响。面部 AUs 数据的非确定性属性，尤其是在微小的表情变化和个体差异方面，对于任何模型来说都是一个挑战。尽管存在这些限制，在本研究中 RF 仍被认为是处理此类数据的最优选择。它的集成学习策略通过综合多个决策树的预测结果来增强模型的稳定性和准确性，尤其适用于处理可能存在复杂交互作用的高维数据。

因此，尽管面部 AUs 数据的特性可能限制了模型的最终效能，RF 模型的强大和灵活性使其成为当前环境下的最佳工具。通过未来的数据积累、更精细的特征工程以及模型调整，有望进一步提升模型性能，更准确地区分高反刍和低反刍者。

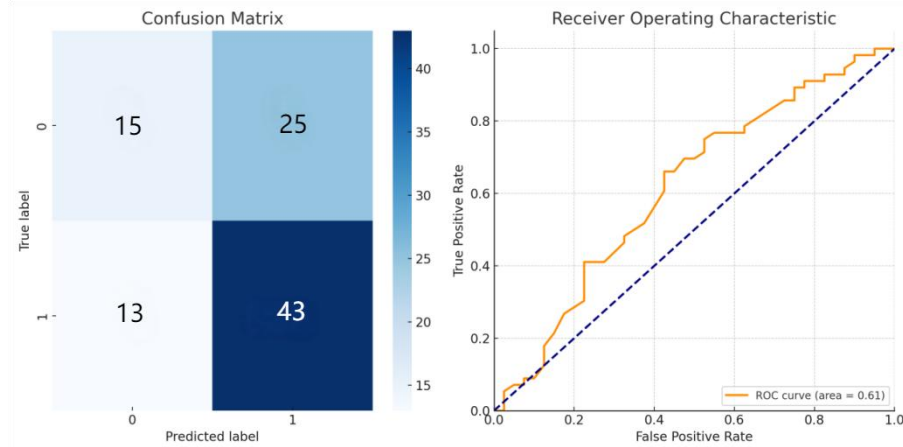


图 28 RF 模型的混淆矩阵和 ROC 曲线图

3.2 刺激材料逐题的面部 AUs 数据分析与模型构建

3.2.1 刺激材料逐题面部 AUs 指标的统计分析

本研究采用 Mann-Whitney U 检验（Shapiro-Wilk 测试均不符合正态分布假设），对两组人群在 37 道刺激材料题目上的 8 类面部 AUs 指标依次进行了统计检验。面部 AUs 的存在次数、强度均值、强度方差、强度变化率均值、强度变化率方差、极值点个数、极值累积偏差和总帧数的差异显著性检验结果如下：

（1）面部 AUs 的存在次数

在分析高反刍和低反刍者对 37 道刺激材料的反应时，观察到了面部 AUs 存在次数在 37 道刺激题目中的明显差异，具体结果如图 29。例如，AU04（眉毛皱蹙）在 37 个题目中，有 8 次显示出有统计学差异，13 次显示出有显著统计学差异以及 4 次显示出有极其显著的统计学差异。研究结果指出，AU04（眉间皱褶）在高反刍者与低反刍者间的存在次数差异显著，指示其为反刍特质的重要标志。对照地，AU06（眼睑下垂）在所有被试中并未展现出统计学上的差异，暗示在辨识反刍过程中其可能非关键性因素。这一发现揭示了在高反刍者与低反刍者中，特定面部 AUs 存在次数的显著不同，特别是在内眉提升、外眉提升及眉间皱褶等面部动作上的区别。

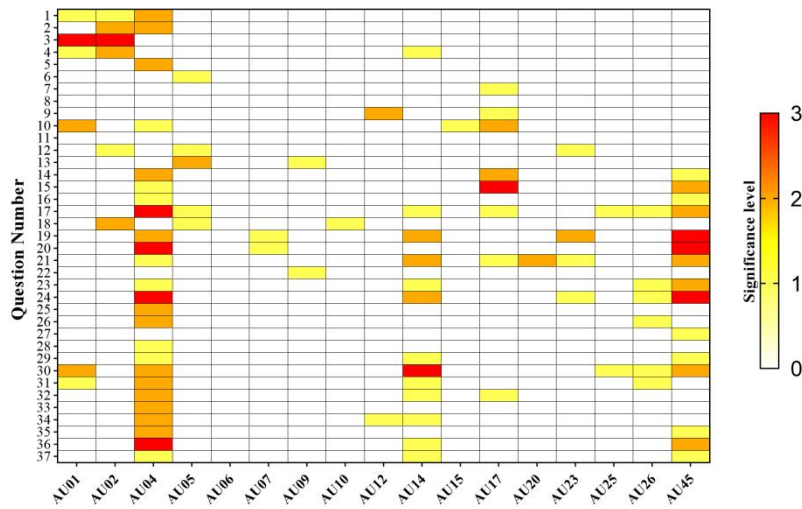


图 29 面部 AUs 存在次数在逐题显著性差异分布热力图

(2) 面部 AUs 的强度均值

在分析高反刍和低反刍者对 37 道刺激题目反应中的面部 AUs 强度均值时,发现不同 AUs 的强度均值在 37 道刺激题目上两组间存在显著差异,具体结果如图 31。AU04 (眉毛皱蹙) 和 AU07 (眼睑紧闭) 几乎在所有题目上都显示出有统计学差异。具体来说, AU04 在 37 个题目中,甚至有 34 道题显示出有极其显著的统计学差异,而 AU07 也在 25 道题中显示出有极其显著的统计学差异。结果显示,这些 AUs 在高反刍者与低反刍者中的平均强度存在显著差异,进一步证实其作为反刍特质识别的重要指标。同时, AU06 (眼睑下垂) 和 AU10 (上唇提升) 在所有被试中均未表现出显著差异,意味着这些面部 AUs 与反刍特质可能关系不大。

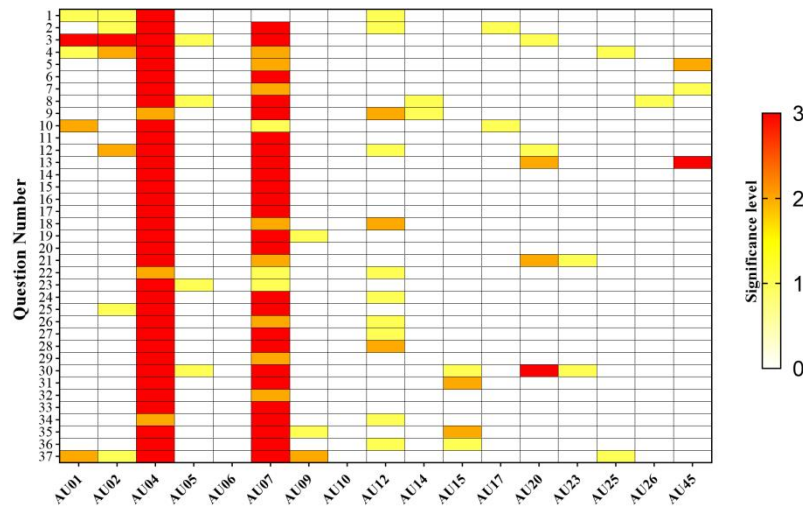


图 30 面部 AUs 强度均值在逐题显著性差异分布热力图

(3) 面部 AUs 的强度方差

在此类别中，关注的是各个面部 AUs 在 37 道刺激题目中两组间是否存在差异，具体结果如图 31。AU04（眉毛皱蹙）在 37 个题目中全部都存在统计学差异，特别有 35 道题显示出有极其显著的统计学差异。研究表明，AU04 在高反刍者与低反刍者间的强度方差显著，标志其为辨识反刍特质的关键指标。另一面，AU06（眼睑下垂）在所有被试中的统计差异并未显现，表明其在反刍识别中可能不扮演关键角色。

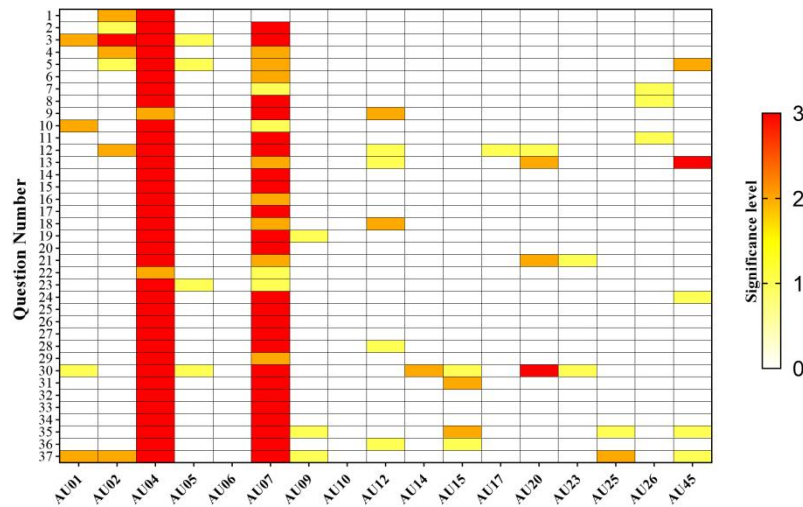


图 31 面部 AUs 强度均值在逐题显著性差异分布热力图

(4) 面部 AUs 的变化率均值

在 AUs 强度变化率均值这一类别中，AU04（眉毛皱蹙）和 AU07（眼睑紧闭）几乎在所有题目上都显示出有统计学差异，具体结果如图 32。具体来说，AU04 在 37 个题目中，有 34 道题上显示出有极其显著的统计学差异，而 AU07 在 14 道题目中显示出有极其显著的统计学差异。结果指出，高反刍者与低反刍者中这些 AUs 的变化率平均值存在显著差异，暗示这为识别反刍特质的重要标准。然而，AU06（眼睑下垂）和 AU10（上唇提升）在所有被试中的显著差异未被发现，表明这些 AUs 与反刍特质可能缺乏直接联系。

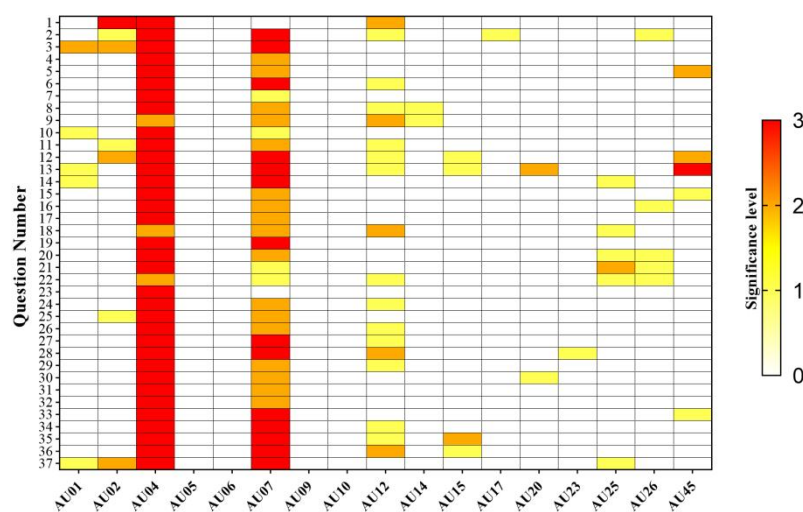


图 32 面部 AUs 变化率均值在逐题显著性差异分布热力图

(5) 面部 AUs 的变化率方差

在此类别中,关注的是各个面部 AUs 在 37 道刺激材料中强度变化率方差的表现,具体结果如图 33。不难发现, AU04 (眉毛皱蹙) 在 37 个题目中仍然是全部存在统计学差异,其中有 31 道题目显示出极其显著的统计学差异,同时有 6 道题显示出显著统计学差异。分析结果揭示,在高反刍者与低反刍者之间, AU04 (眉毛皱蹙) 的强度变化率方差显示了极其显著的差异,这可能指示它作为辨识反刍特质的一个关键因素。同时, AU07 (眼睑紧闭) 在绝大部分评估题目中也表现出显著至极显著的差异,强调了其在描绘反刍特质中的重要角色。与此形成对比的是, AU05 (上眼睑抬起)、AU06 (眼睑下垂)、AU09 (鼻部皱蹙) 以及 AU10 (上唇抬起) 在全部评估的题目中并未展现出任何形式的统计学显著差异,这表明这些面部 AUs 与反刍特质的关联可能相对较弱。

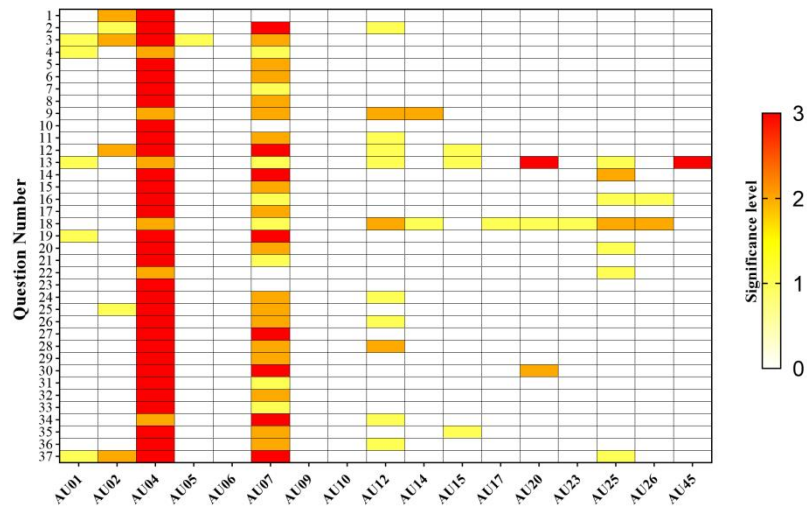


图 33 面部 AUs 变化率方差在逐题显著性差异分布热力图

(6) 面部 AUs 的极值点个数

在 AUs 极值点个数这一类别中，除 AU06（眼睑下垂）和 AU10（上唇抬起）外，几乎其他 AUs 都在两组人群之间存在统计学差异，具体结果如图 34。尤其是 AU04（眉毛皱蹙）和 AU07（眼睑紧闭）在均在 90%以上的题目中显示出有极其显著的统计学差异。在分析 35 个刺激题目时，AU04（眉毛皱蹙）展现了在高反刍者与低反刍者之间极其显著的统计差异，表明它可能作为识别反刍特质的一个重要指标。同时，AU07（眼睑紧闭）在 32 个题目中也表现出了显著或极其显著的差异，这进一步证实了这些面部 AUs 在反映反刍特质中的重要作用。而对比之下，AU06（眼睑下垂）和 AU10（上唇抬起）在所有评估的题目中均没有展示出任何形式的统计学差异，这暗示了这些特定的面部 AUs 与反刍特质之间的关联可能较为弱。

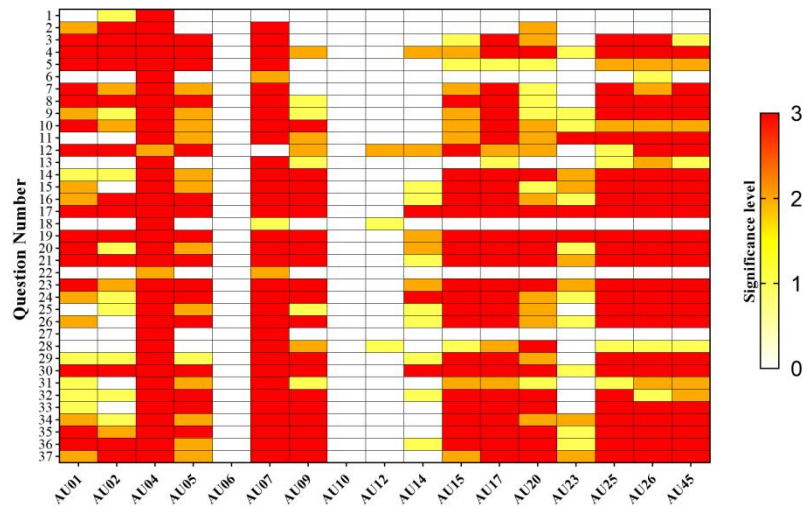


图 34 面部 AUs 极值点个数在逐题显著性差异分布热力图

(7) 面部 AUs 的极值点个数

在此类别中,关注的是各个面部 AUs 在 37 道刺激材料中极值点强度与均值之差的累积偏离,具体结果如图 35。除 AU06 (眼睑下垂)和 AU10 (上唇抬起)外,剩余的全部 AU 都在两组人群之间存在统计学差异。特别是 AU04 (眉毛皱蹙)和 AU07 (眼睑紧闭)在所有题目上都存在两组间的统计学差异。AU04 在 37 个题目中,有 36 次显示出有极其显著的统计学差异,有 1 次显示出有显著统计学差异。这一发现揭示了在高反刍者与低反刍者之间,AU04 (眉毛皱蹙)的极值累积偏差具有极为显著的差异,指出其作为辨识反刍特质的关键指标的潜力。同时,AU07 (眼睑紧闭)在多项研究题目中也表现出了显著或极其显著的差异,进一步强调了这些面部 AUs 在识别反刍特质中的重要角色。相较而言,AU06 (眼睑下垂)和 AU10 (上唇抬起)在所有研究题目中均未展现出明显的统计学差异,表明它们在区分高低反刍者方面的贡献较小。

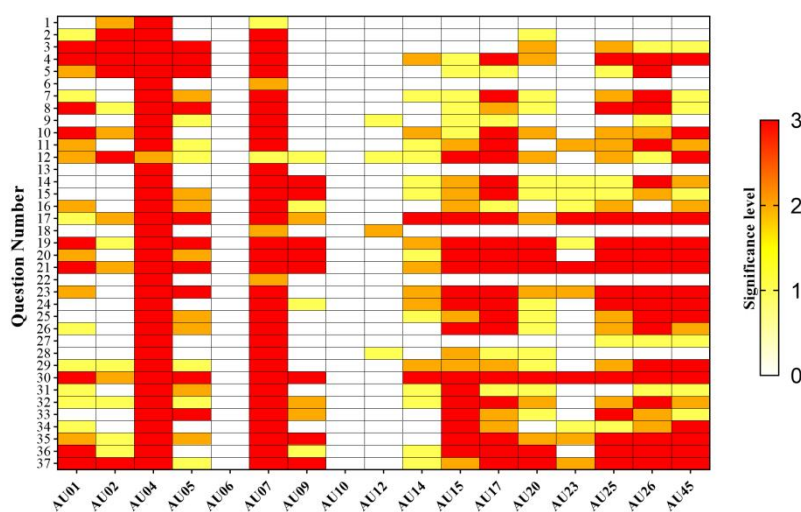


图 35 面部 AUs 极值点在各个题目显著性差异分布热力图

(8) 各题目上的总帧数

在此类别中，实际分析了两组人群在 37 道题目上做题时间长短的差异，具体结果如图 36。在 37 个题目中，有 3 个题目显示出有统计学差异，2 个题目显示出有显著统计学差异，以及 28 个题目显示出有极其显著的统计学差异。这意味着在大多数题目中，高反刍者和低反刍者在做题时间上存在显著差异。

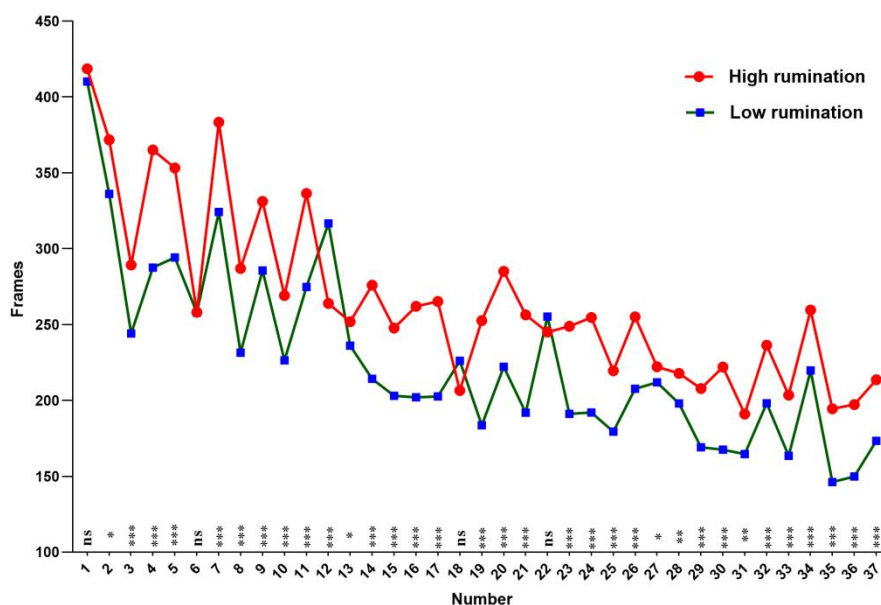


图 36 面部 AUs 总帧数在逐题显著性差异折线图

注：* $P < 0.05$ ，** $P < 0.01$ ，*** $P < 0.001$

具体来说，这些差异可能反映了两组人群在处理信息、思考或反应上的差异。

极其显著的差异数量（28 个题目）表明，在大部分情况下，两组人群在完成相同任务时所花费的时间存在显著不同。仅有 4 个题目（第 1、6、18、22 题）未显示出任何显著的统计学差异，这可能意味着在这些特定情景下，反刍特质对做题时间的影响不大。

3.2.2 刺激材料逐题面部 AUs 指标的识别模型构建

3.2.2.1 逐题分类器的精度比较和分析

在面部 AUs 的研究中，同样针对 37 道刺激题目，首先采用全部的 120 个特征指标进一步比较了 RF、SVM、NB 和 KNN 四种机器学习算法在处理两组人群面部 AUs 数据时的准确性和稳定性，具体结果见表 18：

表 18 逐题面部 AUs 在四种分类器下的准确率（%）

题号	RF	SVM	NB	KNN	平均
1	58.55	58.79	49.80	54.40	55.39
2	57.50	56.90	41.22	50.42	51.51
3	62.10	59.39	52.91	56.69	57.77
4	61.68	63.14	50.63	59.19	58.66
5	59.59	63.79	51.68	50.82	56.47
6	56.67	58.16	57.09	53.98	56.48
7	61.07	62.34	48.78	55.86	57.01
8	60.24	60.23	51.46	55.86	56.95
9	59.18	57.95	52.93	51.67	55.43
10	60.03	58.37	49.59	54.39	55.60
11	59.41	61.92	50.21	57.74	57.32
12	62.11	63.39	48.14	56.90	57.64
13	61.91	55.44	55.23	57.53	57.53
14	62.31	57.52	57.52	56.27	58.41
15	58.97	61.69	52.53	56.27	57.37
16	62.11	60.43	50.20	53.55	56.57
17	66.71	65.05	53.76	60.03	61.39
18	60.22	58.37	60.44	53.74	58.19
19	62.93	64.20	53.13	58.37	59.66
20	64.82	67.35	52.92	60.23	61.33
21	63.78	66.09	51.05	61.49	60.60
22	59.61	61.93	54.80	57.94	58.57
23	62.31	65.05	54.39	58.78	60.13
24	64.63	64.43	57.74	62.12	62.23
25	64.40	63.16	51.88	57.30	59.19
26	62.93	64.43	51.49	58.97	59.46

续表 18

题号	RF	SVM	NB	KNN	平均
27	60.03	59.82	46.46	54.81	55.28
28	61.47	64.01	51.46	58.57	58.88
29	60.01	61.70	53.55	60.23	58.87
30	62.53	64.41	52.09	57.95	59.25
31	58.13	59.62	49.16	57.10	56.00
32	63.78	62.95	50.20	59.61	59.14
33	63.14	61.70	51.47	57.52	58.46
34	61.29	62.13	51.67	60.65	58.94
35	63.36	61.70	53.76	59.61	59.61
36	63.79	65.67	56.69	58.38	61.13
37	63.57	62.95	51.06	60.44	59.51
平均	61.54	61.79	52.14	57.17	58.16

(1) RF

RF 算法在所有题目中表现出了较高的一致性和可靠性，平均准确率达到 61.54%。准确率的波动区间从 56.67% 到 66.71% 不等，这显示了 RF 算法对于不同类型的面部 AUs 数据具有良好的适应性，能够有效地区分高反刍和低反刍者。作为一种集成学习方法，RF 在处理多变量的复杂数据集时展现出了优越的性能，尤其适合于具有高度多样性和复杂性的面部 AUs 特征分类任务。

(2) SVM

SVM 在 37 个题目中的平均准确率略高于 RF，为 61.79%，准确率变动范围在 55.44% 到 67.35% 之间。这表明 SVM 在部分题目上能够达到更高的性能上限，但同时也可能面临在某些题目上性能波动的问题。SVM 凭借其在高维空间中通过核函数进行有效分类的能力，在大部分题目上都能实现较高的分类准确率。然而，SVM 在处理复杂数据集时的参数调整可能较为复杂，这可能在实际应用中构成挑战。

(3) NB

NB 算法在这四种方法中的平均准确率最低，仅为 52.14%，其准确率在 41.22% 到 60.44% 之间波动。这一结果反映了 NB 在处理面部 AUs 数据时可能因其简化的假设和对数据特征敏感度的限制而显示出的局限性。尤其在一些特定题目上，NB 的表现不尽如人意，暴露出其在处理复杂数据集时的限制。

(4) KNN

KNN 算法的平均准确率为 57.17%，准确率在 50.42% 至 62.12% 之间变动。尽管

KNN 在某些题目上能够提供可靠的分类效果,但其整体性能略逊于 RF 和 SVM。KNN 在某些复杂的数据结构中可能不如其他算法那样有效,特别是在需要处理此面部 AUs 的高维特征时。

尽管 SVM 在平均准确率上略高于 RF,但选择 RF 作为最终模型,主要因其在整个数据集上表现出更加稳定的准确率,且准确率的波动范围相对较小。此外,RF 在处理具有多个变量和复杂数据结构时通常表现更佳,这对于反刍特质多模态识别的研究极为重要。因此,综合考虑性能稳定性和对复杂数据的适应能力,RF 被选为最优模型。

3.2.2.2 采用特征选择策略进行逐题特征优化

在本研究中,使用了一系列复杂的面部 AUs 特征来构建反刍特质识别模型,涵盖了 8 类共 120 个不同特征。这包括了面部表情的多维度指标,如 AUs 存在次数、AUs 强度均值和方差、AUs 强度变化率、极值点个数等。尽管如此,并非所有的特征对于题目的分类准确性都产生正面影响;有些特征在特定题目上可能会降低预测准确性。与此相比,眼动数据模态仅包含 6 个特征,因此,面部 AUs 数据的特征选择显得尤为关键。为了增强反刍特质识别模型的准确度,本研究采纳了一种逐题特征优化策略,该策略通过在各个题目中精确剔除一些 AUs 指标来执行。逐题特征优化的实施步骤具体如下:

(1) 逐题特征分析。针对 37 道的每个题目,单独分析 120 个面部 AUs 指标,识别出对该题目分类准确率贡献最大的特征。

(2) 特征重要性评估。运用 RF 算法对每个题目的所有 AU 特征在人群分类中的重要性进行评估,得到各指标的重要性系数。

(3) 特征筛选与优化。基于评估结果,对每个题目进行特征筛选,去除对模型预测准确率无益甚至有害的指标。

(4) 模型重训练与评估。使用筛选后的特征集对每个题目的模型进行重新训练,确保该题的准确率达到最优。

采用特征选择策略进行优化后的逐题准确率如下表 19:

表 19 面部 AUs 优化后的逐题准确率 (%)

题号	准确率	题号	准确率	题号	准确率	题号	准确率
1	62.30	11	61.08	21	67.75	31	61.05
2	60.66	12	66.09	22	64.41	32	66.29
3	64.20	13	64.22	23	65.88	33	65.03
4	65.66	14	66.50	24	67.35	34	63.99
5	63.77	15	63.57	25	66.51	35	66.08
6	61.68	16	65.64	26	65.45	36	66.30
7	65.25	17	69.22	27	64.84	37	66.71
8	63.16	18	62.33	28	65.25	平均	64.82
9	61.90	19	65.87	29	64.82		
10	62.77	20	69.22	30	65.67		

本研究通过实施逐题特征优化策略，显著增强了反刍特质识别模型的准确性。如图 7，经过精细的特征筛选，各题目的准确率均得到提升，平均准确率由优化前的 61.54% 上升至优化后的 64.82%，尤其在某些特定题目，如第 17 题和第 20 题，准确率的增幅最为显著，分别从 66.71% 和 64.82% 增加至 69.22%。此结果强有力地证实了在拥有众多特征指标的数据集中，逐题进行特征选择与优化的重要性及其有效性。

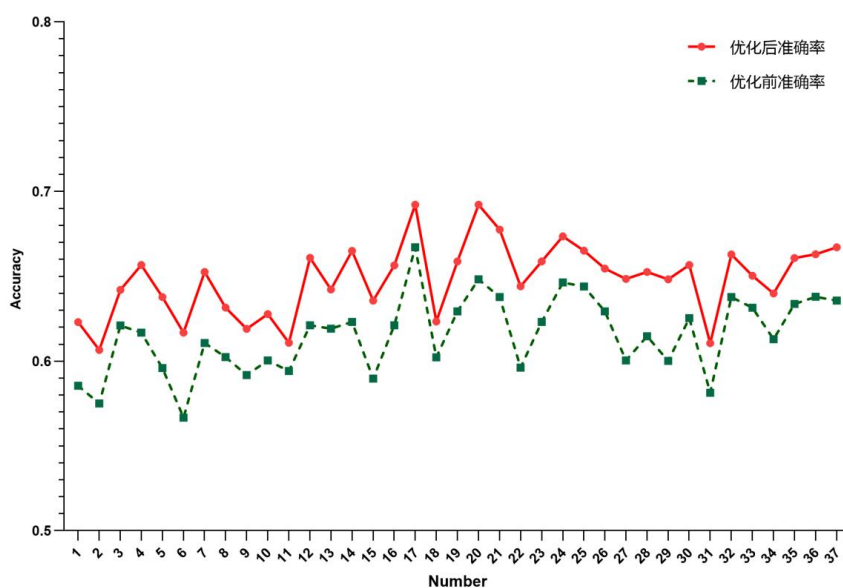


图 37 面部 AUs 优化前后的逐题准确率折线对比图

此外，本研究的统计成果不仅为当前关于反刍特质识别的研究提供了实证支持，还为心理学领域内未来的研究者提供了宝贵的参考资料。通过分享本研究中采用的特征优化策略及其成果，未来研究者在进行心理特性识别方面的研究时，能够借鉴此方法更高效地分析数据、精选合适的特征，从而加速研究进程并提升模型的准

确度。这种策略的成功运用进一步凸显了机器学习技术在心理学研究中的潜能与价值，特别是在处理含有大量变量的高维数据集时的重要性。

3.2.2.3 RF 模型下的题目分析

详细考察了在 RF 模型下，特定题目中面部 AUs 数据的分类表现。其中，第 17 题、第 20 题和第 24 题的分类效果最佳。

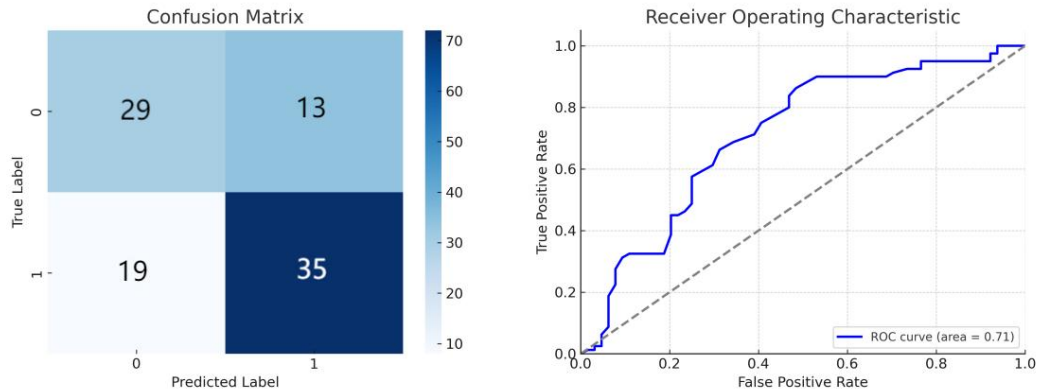


图 38 第 17 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

以第 17 题为例，RF 算法的分类准确率达到了 66.71%。混淆矩阵表明，在被实际判定为高反刍组的个体中，35 个被正确识别（真正例），显示了分类器在这类案例上的高准确性。然而，也有 19 个高反刍组的个体被误判为低反刍组（假负例）。在低反刍组的情况下，29 个个体被准确分类（真负例），但 13 个则被错误归类为高反刍组（假正例）。ROC 曲线分析，如图 38，展示了模型在区分两组时的整体表现，AUC 值为 0.71，表明模型具有良好的分类能力。

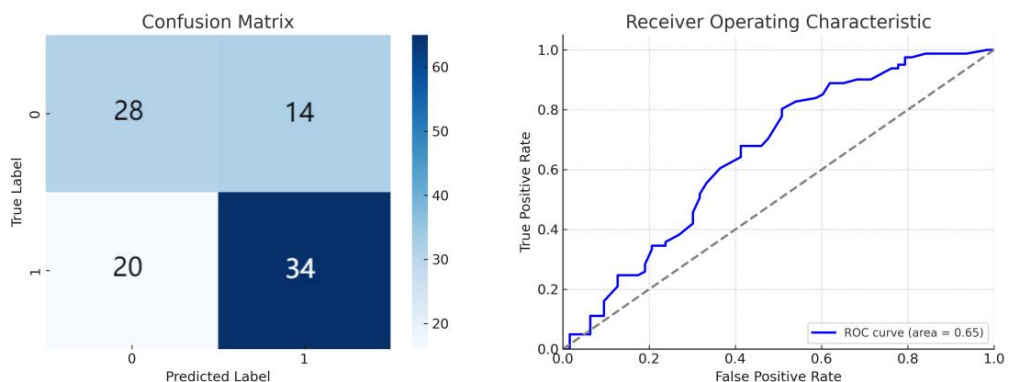


图 39 第 20 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

第 20 题的 RF 分类准确率为 64.82%。混淆矩阵揭示，在高反刍组中，34 个个体被准确地识别（真正例，TP），而 20 个个体被误判为低反刍组（假负例，FN）。

在低反刍组中，28 个个体被正确归类（真负例，TN），但有 14 个个体被错误地识别为高反刍组（假正例，FP）。该题目的 ROC 曲线如图 39，具有 0.65 的 AUC 值，显示了模型在两组之间的区分能力相对稳定。

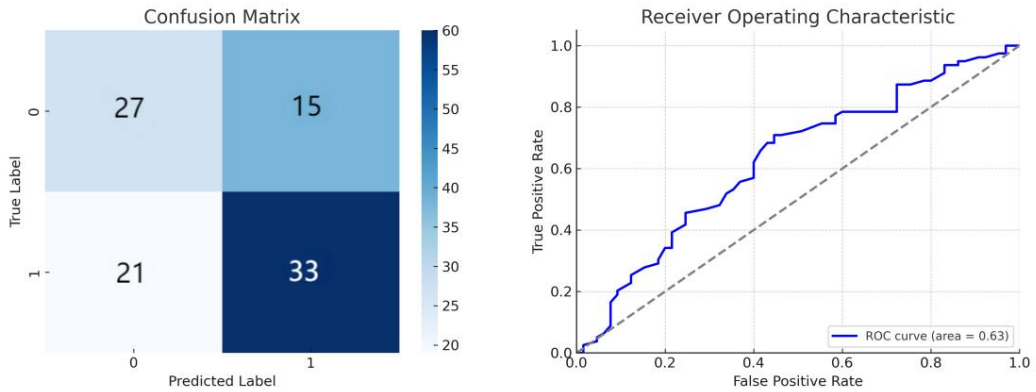


图 40 第 24 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

第 24 题的分类准确率为 64.63%。在混淆矩阵中，高反刍组的 33 个个体被正确地识别（真正例，TP），但 21 个个体被错误地划分为低反刍组（假负例，FN）。对于低反刍组，27 个个体被准确分类（真负例，TN），而 15 个个体被误判为高反刍组（假正例，FP）。ROC 曲线如图 40，AUC 值为 0.63，这进一步表明了模型在区分两组人群时的整体性能表现。

3.2.3 刺激材料划分情景类型分析

本阶段的研究主要是通过分析面部 AUs 指标，来探究高反刍者和低反刍者在不同情景类型下的反刍识别准确率。最初的研究设计采用了一整套共 37 道题的反刍刺激材料，这些材料覆盖 17 种不同的情景类型，旨在寻找能够精准激发被试反刍特性的刺激材料。

在进行数据分析时，由于每个情景类型下的题目数量不完全一致，因此首先计算了每个情景类型下的题目准确率平均值。结果显示如图 42，17 个情景类型的平均准确率为 64.92%。其中，在“与上级矛盾或冲突”的情景中，两组人群的分类准确率为 63.77%。在面对“亲友自杀”的情景时，准确率略微下降至 63.57%。这可能说明在面对极端悲痛事件时，个体的面部运动可能会出现一定程度的抑制现象，导致分类准确率降低。

在“人际交往出现困难”这一类别中，分类准确率有所提高，达到了 66.30%。

可见，当反刍刺激材料与社交相关时，两组人群的面部运动单元显示出更加明显的差异，从而提高了识别的准确性。同样，“校园欺凌”（66.50%）、“缺少知心朋友内心孤独”（66.70%）和“自卑感或缺乏自信”（66.72%）三个情景也展现出最高的准确率，这或许与社交反刍的心理特点有关，即社交困境引发的反刍可能在面部表情中有更明显的体现。

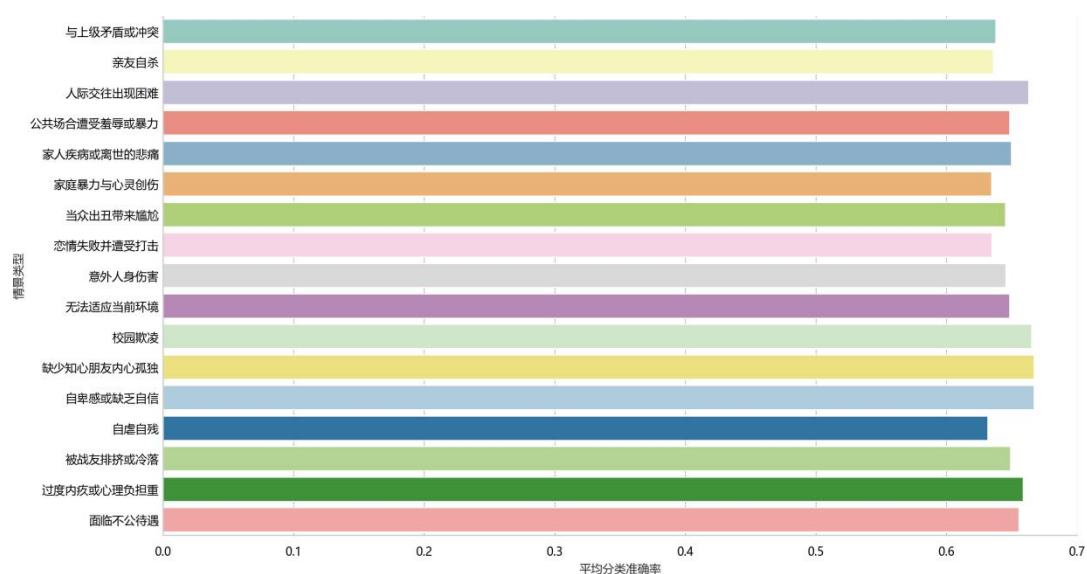


图 41 按情景类型划分的准确率柱状图

在处理个人内心经历如“家人疾病或离世的悲痛”（64.98%）、“恋情失败并遭受打击”（63.48%）以及“过度内疚或心理负担重”（65.88%）这类情景时，被试的 AUs 指标同样能够较好地反映出反刍倾向，其中，尤其是与个人内疚或负担相关的情景，显示出较高的分类准确率。

值得关注的一点是，在面对“自虐自残”这一极端情景时，分类准确率降至最低，仅达到 63.16%。这暗示在遭遇极端自我伤害行为的情况下，个体的 AUs 可能表现得更为复杂，从而难以准确识别。另一方面，“面临不公待遇”的情景分类准确率略高，达到 65.56%，表明在遭受不公正事件时，个体的面部运动特征可能更加明显，有助于进行有效分类。

总体而言，研究结果指出，在不同的情景类型下，高反刍者与低反刍者的面部 AUs 指标显示出明显的差异，这些差异有助于提高分类准确率的评估。特别是在社交相关的情景中，由于社交情景下反刍活动在面部表情的直观反映，分类准确率相对更高。

此外，研究还发现，在某些高压情景下，例如“在公共场合遭遇羞辱或暴力”

情景下，反刍识别的准确率较为显著（64.82%）。这可能是由于在这类情景下，个体的情绪反应更剧烈且一致，使得面部表情的特征更为明显。这项发现对于理解面部 AUs 如何映射心理状态具有深刻意义，并为开发更为有效的反刍识别工具及干预策略提供了新的视角。

根据不同情景下的结果分析，本研究认为面部 AUs 指标是识别个体反刍倾向的一种有效手段，尤其是在特定情景下，这些指标显示出更高的敏感性。未来的研究应进一步探讨不同情景对面部 AUs 变化的具体影响，以及这些变化如何与个体的心理状态和反刍倾向相关。通过更深入的分析，有望为心理健康领域带来更精确的诊断与治疗方法，特别是在通过面部表情理解和干预心理反刍现象的研究中。

3.3 面部 AUs 敏感性特征的统计分析

在本研究中，通过分析高反刍者与低反刍者对一系列反刍引发刺激材料的反应，进行了面部运动特征的深入探讨，如图 42。特别是，利用 OpenFace 工具识别的 17 个关键面部 AUs 在不同场景下的表现受到了重点关注。这包括了一系列 AUs，如 AU1（内眉抬起）、AU2（外眉抬起）、AU4（眉间皱蹙）、AU5（上眼睑抬起）、AU6（眼睑下垂）、AU7（眼睑紧闭）、AU9（鼻部皱蹙）、AU10（上唇抬起）、AU12（嘴角上扬）、AU14（嘴角下拉）、AU15（下唇内卷）、AU17（下巴抬起）、AU20（嘴角拉宽）、AU23（唇部紧张）、AU25（嘴巴张开）、AU26（下颌下垂）、AU45（眼睛闭合）等。

研究表明，通过对每个刺激题目下的特征进行优化，即有选择性地去除某些面部 AUs 指标，可以在特定题目上显著提高模型的分类准确率。从统计数据来看，AU45（眼睛闭合）在所有 AUs 中保留的特征数量最多，达到了 171 个，这不仅远超其他 AUs，也凸显了其在辨识反刍特质中的核心地位。此外，AU17（下巴抬起）、AU25（嘴巴张开）和 AU26（下颌下垂）的特征保留数量均达到 115 个，展示了它们在描绘反刍特质时的稳定性与可靠性。

进一步分析发现，AU06（眼睑下垂）和 AU10（上唇抬起）的特征保留数量相对较少，仅有 28 个。这表明在本研究的数据集内，这些面部 AUs 对分类模型的贡献有限，或在特定情景下的表现不尽人意。这一点指出，在未来的研究中需深入探究这些面部 AUs 的变化与心理特质之间的联系。

这项发现为心理学及相关领域的未来研究提供了重要指导，明确了在类似的反

为特质识别任务中应重点关注哪些 AUs。此外，该统计分析结果强调了在进行特征选择时，需评估每个面部 AUs 在不同情景下的敏感度和识别价值。这种逐题特征优化策略不仅可以提升分类准确率，还为构建更有效和经济心理特质识别模型提供了理论依据。

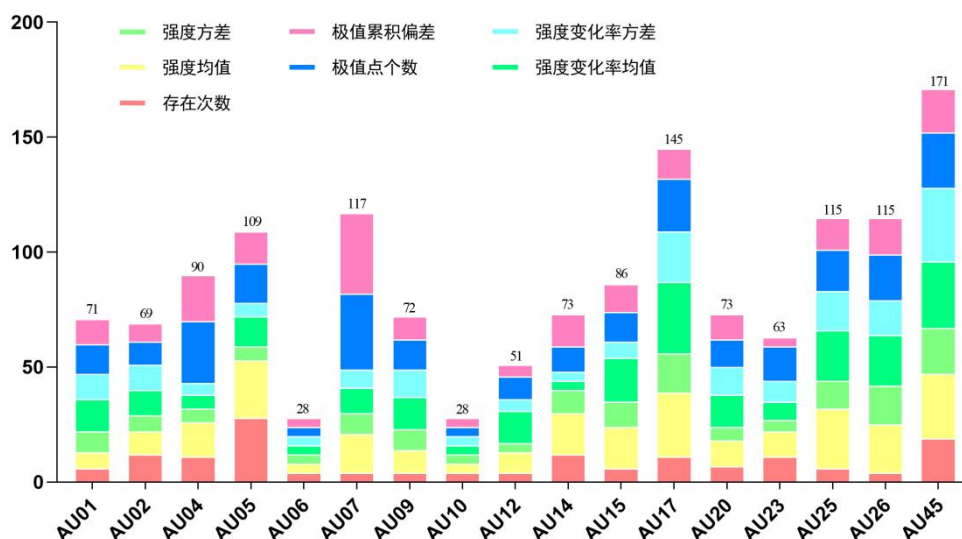


图 42 特征优化后各 AUs 特征保留数量柱状图

在进行全面的特征保留分析时，观察到“极值点数量”这一类别的特征最为丰富，达到了 267 个。这表明在构建面部表情识别模型的过程中，极值点数量在所有特征中提供了最关键的信息以区分反刍特质。对于“强度变化率均值”和“强度均值”，分别保留了 240 个和 262 个特征，突显了这些度量在捕捉面部表情动态中的关键作用。而“强度方差”和“强度变化率方差”保留的特征数量相对较少，分别为 156 个和 184 个，这暗示在本数据集和分析框架下，这些变量的变化对于区别不同反刍群体的效能较弱。这一发现为心理学和情感计算领域的未来研究设计提供了重要见解，提示未来研究者在选取建模特征时需仔细评估各个指标的贡献度。

通过细致的特征保留统计，本研究不仅提升了模型的预测精度，同时为心理特质识别领域指明了研究方向。这种基于统计的特征选取方法优化了模型构建流程，并为心理学领域提供了一种精细的分析工具，助力于更准确地理解及识别人类心理状态。此外，它为未来研究奠定了实证基础，强调了特定面部 AUs 及其特征在心理特质识别中的重要性，为类似领域的研究者提供了高效、目标明确的数据分析指南。

4 讨论

本实验深入探讨了高反刍者与低反刍者间面部 AUs 的差异，并构建了较精确的反刍识别模型。通过对 AU1、AU4、AU45 等多个 AUs 在出现频次、平均强度以及强度变异性上的显著差异进行统计分析，加深了对面部表情与内在心理状态联系的认识。进一步的 AUs 数据分析强调了特定 AUs 的活跃程度、强度和变化在反刍识别中的重要作用。通过应用 RF、SVM 等多种机器学习算法进行对比，特别是 RF 模型在平衡召回率与精确度方面的卓越性能，展示了利用面部 AUs 进行心理特质识别的潜力。采用逐题特征优化策略不仅优化了准确率，也突出了机器学习在心理学研究中处理复杂数据集的价值。

4.1 反刍与情绪表达的面部 AUs 差异

统计学的分析揭示了在高反刍者与低反刍者之间，众多面部 AUs 指标表现出显著的差异。尤其是在 AU1、AU4、AU45 的存在次数，AU4 和 AU7 的强度均值，还有 AU1、AU2、AU4、AU5、AU7、AU17、AU20、AU23、AU26 等多个 AUs 的强度方差上观察到显著差异。这些差异可能反映了两组人群在信息处理和情感反应上的根本差异。

这些差异强调了面部表情与个体内心状态之间密切的联系，尤其是在 AU1（内眉抬起）、AU4（眉间皱蹙）和 AU45（眼睛闭合）这几个特定的动作单位上的差异，可能揭示了反刍倾向与特定情绪表达之间的联系。例如，AU4 的差异突出表明可能与增强的负面情绪相关，与反刍特性中的消极思维模式相契合^[3]。同时，AU1 和 AU45 的差异可能暗示高反刍者在注意力聚焦和情绪调节方面的特殊性质。这些发现与 Ekman 的面部表情理论相符，后者认为面部表情是情绪体验的一个重要方面，并且可以作为心理状态的一种表达^[130]。

此外，这些面部 AUs 的差异还可能与大脑的情绪处理机制相关。比如，AU4 的活跃性可能关联到大脑边缘系统活动的增加，该系统在情绪调节和应对压力的反应中发挥着核心作用^[277]。因此，高反刍者在这些面部 AUs 的显著差异可能反映了在情绪处理和应对压力反应方面的神经生物学差异。

4.2 反刍自然语言刺激材料面部 AUs 特点分析

4.2.1 面部 AUs 在逐题反刍材料中的差异性分析

本研究中对 37 道刺激材料题目上的 8 类面部 AUs 指标的统计分析显示,高反刍和低反刍者在特定面部 AUs 的活跃程度、强度及其变化上存在显著差异。尤其是 AU04 (眉毛皱蹙) 和 AU07 (眼睑紧闭) 在多数题目中表现出显著或极其显著的统计学差异,这表明这些 AUs 可能是识别反刍特质的重要指标。

根据 Alkhouli 等人的研究, FACS 是分析面部表情的有效工具,能够区分真实和虚假的痛苦表情^[278]。这一发现与本研究相呼应,表明 FACS 能够有效地识别和区分不同心理状态下的面部表情变化。在本研究中, AU04 和 AU07 的显著差异可能反映了高反刍和低反刍者在情绪表达和心理状态上的差异。

4.2.2 面部 AUs 的极值点个数和极值累积偏差在反刍识别中的意义

在分析面部 AUs 的极值点个数和极值累积偏差时,发现除 AU06 (眼睑下垂) 和 AU10 (上唇抬起) 外,几乎所有 AUs 都在两组人群之间存在统计学差异。这一发现指出,大部分面部 AUs 的极值特征在两种人群中有着明显的不同,特别是对于 AU04 和 AU07 而言。这种差异可能与反刍过程中涉及的情绪调节和认知处理机制相关联。

与本研究结果相呼应, Paredes 等人的工作也表明,面部 AUs 的统计分析能够有效识别不同的情绪状态^[279],在探讨反刍特质的背景下,特定 AUs 的极值特征之间的显著差异反映了高反刍者与低反刍者在情绪体验和表达方面的基本区别。

因此,本研究结果强调了面部 AUs 在识别反刍特性方面的应用潜力。通过对特定 AUs 的活动度、强度以及其变化的深入分析,可以进一步洞察高反刍和低反刍者在情绪表达和心理状态方面的区别。

4.2.3 情景类型对反刍识别的影响

在探究情景类型对反刍识别准确率的影响方面,研究表明,在面对如“与上级矛盾或冲突”和“亲友自杀”等极端悲痛情景时,识别准确率相比平均水平有所降低,这可能是因为在面临极端情绪挑战时,个体的面部表情可能被抑制。而在“人际交往出现困难”“校园欺凌”和“缺少知心朋友内心孤独”等社交相关情景中,分类准确率有所提高,这可能与社交反刍的心理特点有关,即社交困境引发的反刍在

面部表情中有更明显的体现。

这些发现与 Fogel 的研究相呼应,该研究探讨了 FACS 在诱发同情心方面的应用,显示了面部表情在反映复杂情绪状态中的重要性^[280]。此外, Smirnov 等人的研究也表明,面部表情特征和分类方法在情绪识别中的应用,进一步证实了面部 AUs 在识别心理状态方面的有效性^[281]。

在处理个人内心经历如“家人疾病或离世的悲痛”“恋情失败并遭受打击”以及“过度内疚或心理负担重”这类情景时,被试的面部 AUs 指标同样能够较好地反映出反刍倾向,其中,尤其是与个人内疚或负担相关的情景,显示出较高的分类准确率。这与 Peters 在《Human Error: Causes and Control》一书中的讨论相符,他们强调了在心理特质识别中考虑不同 AUs 的重要性^[282]。

4.3 面部 AUs 敏感性特征的统计分析

在对比两个群体的面部表情动作进行深度分析的过程中,本研究重点评估了 17 个关键面部 AUs 在各种情景下的反应。通过对每个刺激题目进行特征优化,实现了模型分类准确率的显著提高。统计结果指出, AU45 (眼睛闭合) 在所有考察的 AUs 中,其特征保留的数量最为丰富,凸显了其在辨别反刍特质过程中的中心地位。同时, AU17 (下巴抬起)、AU25 (嘴巴张开) 和 AU26 (下颌下垂) 也展示了较高的稳定性和可靠性。

这项观察与 Peters 和 Peters 在其著作《Human Error: Causes and Control》中的研究成果相吻合,其中探讨了行为向量、基本人类特征及其与性格特质描述的相互关联,强调了在心理特质辨识中综合考虑各种 AUs 的必要性。进一步的分析揭示, AU06 (眼睑下垂) 和 AU10 (上唇抬起) 的特征保留数量较少,分别仅有 28 个,指出这些 AUs 在本研究的数据集内对分类模型的贡献较小,或在特定情景下的表现不尽显著。这一发现暗示,未来研究需要进一步深探这些 AUs 的变化与心理特质间的联系。

此类洞察为心理学和情感计算领域未来的研究设计提供了重要的指导,暗示研究者在选择建模特征时应仔细考量各个指标的重要性。采用的逐题特征优化方法不仅提高了分类的准确性,同时也支持了开发更经济、高效的心理特质识别模型的理论基础。

4.4 面部 AUs 识别的模型构建

4.4.1 面部 AUs 识别模型在反刍特质识别中的应用

在此项研究中, 为了对反刍刺激材料引起的面部 AUs 数据进行分类, 实施了四种机器学习算法: RF、SVM、NB 以及 KNN。通过对这些模型的性能进行评估, 发现在识别高反刍者与低反刍者的任务中, 各算法展现出的效率有着显著的不同。其中, RF 算法在准确率和 F1 分数方面的表现尤为突出, 证明了其在保持召回率与精确度平衡方面的优越性。

FACS 是描述面部运动的一种方法, 它已成为研究面部表情的主要工具^[283]。在本研究中, 利用 FACS 来识别反映兴趣情绪的 AUs, 这在 e-learning 等领域尤为有用。例如, 了解远程学习者是否对课程感兴趣, 可以显著影响学习质量并降低辍学率。本研究的方法展示了一个目前相对满意的识别率, 尽管缺乏大型数据库。

相应地, Masur 等人的工作亦指出面部表情在情绪识别技术中的重要性, 强调了它们作为与情绪相关的非言语线索的核心角色。他们通过应用面部 AUs 识别技术, 依托于 FACS 并结合机器学习系统进行情绪识别, 尤其在多线索情绪识别上取得了显著成效, 优化了面部编码的过程^[284]。

在本项研究中也观察到, RF 模型在处理复杂及非线性数据结构时展现出显著的能力, 特别是在解析高维数据时。该模型通过整合多个决策树的预测结果, 不仅增强了模型的泛化能力, 也有效降低了过拟合的风险。此外, RF 能够评估不同特征的贡献度, 从而揭示哪些特征对区分不同反刍群体具有决定性影响。

因而, 虽然面部 AUs 数据的固有特点可能会对模型效能造成一定影响, 但 RF 模型的高度灵活性与强大功能使其在当前研究背景下成为首选工具。随着数据的进一步积累、特征工程的精细化以及模型调优, 预期可以进一步提高模型的性能, 更有效地区分高反刍者与低反刍者。

4.4.2 逐题面部 AUs 机器学习分析

在此项研究中, 通过对 37 个刺激题目的面部 AUs 数据应用机器学习方法进行了深入分析, 涉及 RF、SVM、NB 和 KNN 四种不同的算法。分析结果揭示, RF 和 SVM 在绝大多数题目上展示了更高的准确性, 突显了这些算法在区分高反刍者的面部 AUs 特性方面的有效性。

本研究的发现与 Chavan 等人关于基于粗糙集理论的面部情绪特征选择的研究相

契合，强调了特征选择在面部表情识别中的重要角色^[285]。通过采纳针对每个刺激题目的特征优化策略，本研究能够更精确地定位反刍特质，从而在提升模型准确度方面发挥了至关重要的作用。此外，Davison 等人提出的利用个体化的中性表情建立自适应基线阈值，以提升微小表情检测性能的方法^[286]，在本研究中也证明了其适用性。通过个性化的特征优化，进一步提高了识别反刍特质的准确性。

4.4.3 特征选择策略在面部 AUs 数据上反刍识别中的重要性

在本研究中，通过实施题目逐一的特征选择策略，显著提升了反刍特质识别模型的准确性。细致的特征优化使得每个题目的准确率均得到了提升，平均准确率由优化前的 61.54% 提高至优化后的 64.82%。特别是在特定题目，例如题号 17 和 20，准确率的提升尤为显著，分别从 66.71% 和 64.82% 增至 69.22%。此结果强调了在特征丰富的数据集中，逐题特征选择及其优化的重要性与效用。Ghoulmi 与 Benkechache 在其研究中提出了一种面向面部认证的基于机器学习的特征选择技术，发现通过合理选择特征，既能缩减特征维度又能提高识别精度^[287]。

此外，本研究提供的统计证据不仅支持了现有反刍特质识别的研究，也为未来在相似领域进行研究的学者提供了重要的参考信息。本研究采用的特征选择策略和其成果，使得未来在心理特性研究领域的研究者能够借鉴此方法，更高效地分析数据，选取适宜的特征，从而加速研究过程并提高模型的准确性。这一策略的成功实践，进一步凸显了机器学习技术在心理学研究中的应用潜力与价值，尤其是在处理含有高维度和多变量的数据集时的重要作用。

4.4.5 RF 模型在特定题目中的反刍特质识别效果

在本研究中，深入探讨了 RF 模型在面部 AUs 数据的特定题目中的分类效果。特别是第 17 题、第 20 题和第 24 题，这些题目的分类效果最好，分别达到了 66.71%，64.82%，和 64.63% 的准确率。

第 17 题分析：这一题目涉及身体的极端痛苦和压力，如“手已经青紫”“整个腰和背重重地磕在地面”和“痛苦地在地上嚎叫”。RF 模型在此题目的分类准确率达到 66.71%，混淆矩阵显示了模型在区分高反刍和低反刍者方面的有效性。AUC 值为 0.71，表明模型在区分两组时具有不错的整体效能。这可能反映了在极端身体压力下，面部 AUs 的变化在高反刍和低反刍者之间存在显著差异。

第 20 题分析：此题目涉及思乡和情绪低落，如“更加想家”“沉闷起来”和“万分后悔自己最初的决定”。RF 模型的分类准确率为 64.82%，混淆矩阵揭示了模型在区分两组人群时的相对稳定性，AUC 值为 0.65。这表明在处理与情绪相关的复杂面部 AUs 数据时，RF 模型能够有效区分高反刍和低反刍者。

第 24 题分析：针对个人自我意识与社交焦虑主题的分析，例如遭遇“满脸青春痘的情况”“无地自容”和“心如刀绞般的疼痛”。RF 模型进行的分类表现出了一定的区分能力，准确率达到了 64.63%，AUC 值为 0.63。这表明 RF 模型在处理与社交焦虑有关的面部 AUs 数据方面，具备辨识高反刍者与低反刍者的能力。

此项发现与 Giannakakis 等人在其研究中的观察相一致，即基于深度学习技术的面部 AUs 检测能够从视频中有效识别压力的迹象^[288]。同时，Clark 等人通过对 FACS 在评估消费者对产品刺激反应的情绪状态应用^[289]的系统性回顾也支持了本研究结果，进一步证明面部 AUs 数据可以有效评估复杂的情绪状态。因此，RF 模型在特定情景下的表现强化了面部 AUs 在识别反刍特质，尤其是在涉及身体不适、情绪下降及社交焦虑的复杂情景时的应用潜力。

第四部分 基于面部血流的反刍自然语言识别研究

随着生物医学成像与机器学习技术的进步，面部血流数据分析已经成为识别个体心理状态的新途径。作为生理响应的一环，面部血流的变动能够映射出人的情绪与心理状况，例如情绪激动或应激反应时面部血流的增加。这一生理指标的客观性与微妙性，为探究及识别心理特征提供了有效手段^[290]。

虽然关于面部血流与心理评价及情绪识别之间联系的研究尚处于起步阶段，但已有证据显示二者之间存在显著的相关性。面对压力或情绪挑战，个体的面部血流量会出现变化，这一变化可以通过先进的热成像技术进行捕捉与分析。利用机器学习算法，这些生理数据能被转化为有价值的心理健康指示器，从而开拓心理状态自动评估的可能性^[291]。

本项研究的第四部分着重于面部血流数据的收集与分析工作。通过同步采集高反刍者与低反刍者在面对特定刺激材料时的面部血流响应，并应用统计学及机器学习技术进行处理，目的在于开发一套基于面部血流数据的反刍特性识别模型，旨在提升识别精度与效率^[292]。

分析将涵盖对刺激材料全集的统计学分析、识别模型的开发，以及对单个刺激项下面部血流响应的深入探究。计划进一步通过方差分析，研究不同情景下面部血流的变化模式，以揭示反刍过程中的生理机制，为未来心理健康干预提供新的方向^[293]。

本研究通过融合面部血流数据与机器学习方法，不仅为心理学研究领域带来新的研究手段，还有望为心理健康评估与干预提供创新工具。

实验五 面部血流对反刍自然语言识别的研究

1 被试与材料

1.1 被试

同实验三。

1.2 实验材料

同实验三。

在本研究中，面部血流数据的采集利用了高级的长波红外（LWIR）微型热成像模组。该模组能够在 8 至 14 微米的波段范围内，将目标的热辐射效应转换为可视化的图像和温度信息。集成了高性能的氧化钒非制冷红外焦平面探测器的该模组，提供 256×192 或 160×120 的分辨率选择，配备了 12 微米的像素间距，从而确保了所捕获图像的清晰度。在 25°C 环境温度、光圈为 F#1.0、以及 25Hz 的帧率条件下，其噪声等效温差（NETD）优于 50 毫开尔文（mK），热时间常数不超过 10 毫秒，探测帧率可达到 25Hz。这些技术规格加强了设备在快速响应和稳定性方面的表现。该热成像设备测温范围扩展至 30°C 至 45°C ，测温精度可达 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ ，支持原始图像、伪彩色图像及温度数据的综合显示模式，为进行心理评估提供了一种精确而可靠的生理参数测量方法。

2 实验程序

2.1 实验设计

同实验三。

2.2 实验步骤

同实验三。

2.3 数据分析

2.3.1 面部血流数据的预处理

在面部血流数据的前期处理阶段，其对于保证后续的分析能准确反映出血液灌

注状态具有至关重要的作用。本研究旨在使用前沿的 LWIR 热成像方法来获取面部的温度数据，基于这些数据，我们估算了血液灌注率。这个预处理步骤的主要组成部分包括了噪声滤波和异常值剔除这两大核心环节。

起初，为了平滑处理温度数据，减少因环境波动或设备噪声所引入的随机误差，采用了高斯低通滤波技术。此方法特别有效于消除设备故障、外界温度变化或被测者细微动作所造成的高频噪声，同时保留关键的温度信息。具体应用中，设定滤波器的标准差为 1.5，核尺寸定为 3×3 像素，旨在适配热成像数据的特性及噪声水平。继而，在剔除异常值的步骤中，采用了基于 Z 得分的方法来识别并删除数据中的离群点。该过程通过计算各温度值相对于数据集整体平均值的标准差偏离程度来执行。定义超出 ± 3 个标准偏差的数据点为异常，予以移除，以消除因设备缺陷、被测者体温异常或环境突变等因素引起的极端温度记录，确保数据的高质量与一致性。

为提升数据可信度，还进行了数据标准化处理，使得面部温度数据点遵循统一的格式及度量准则。此环节包括将温度数据转化为标准化的单位（摄氏度）并根据实验条件进行相应校正。

通过上述预处理步骤，确保了面部血流数据的清洁、一致性和可比性，为深入分析血液灌注与心理状态之间的关系提供了坚实的基础。

2.3.2 面部血流区域分割方法与流程

2.3.2.1 面部区域识别

在进行面部血流分析时，识别面部区域是首要步骤。本项研究通过应用 K-means 聚类算法对图像的像素值进行了分类，有效区分了面部与背景^[294]。K-means 算法作为一种划分式聚类技术，它通过分配数据点至 K 个不同的簇中，并不断优化每个簇的中心位置，从而最小化簇内的均方误差。在面部图像的分割过程中，算法不断迭代，更新簇中心，将像素点归类至最邻近的簇，直到达到收敛条件。该算法对于面部图像的处理尤其高效，能够依据像素的颜色和纹理特性，准确地将面部区域与背景分离。

面部区域的轮廓检测是识别过程中的一个关键环节。采用边界查找法提取图像的轮廓，通常涉及检测图像中的边缘，采用 Canny 边缘检测算法。Canny 算法能够清晰地识别出面部与背景的界限，为后续的面部区域分割提供了准确的基础^[295]。轮廓匹配使用形状匹配方法，计算图像轮廓与椭圆形轮廓的相似性。由于人脸轮廓一

般近似于椭圆形，因此选择与椭圆形状相似度较高的轮廓作为面部轮廓^[296]，如图 43。

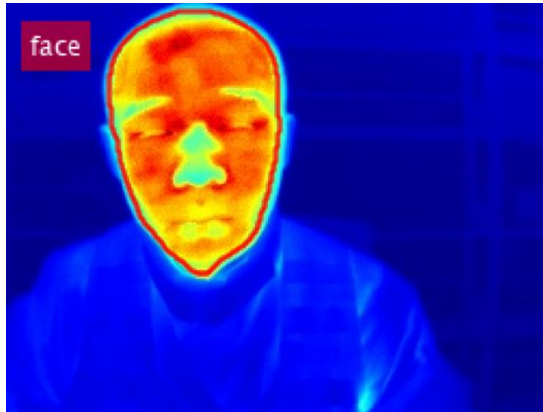


图 43 面部血流脸部轮廓识别图

2.3.2.2 面部区域粗分割

根据“三庭五眼”标准比例对面部区域进行粗分割，划分出面部的额头、鼻子、左右脸颊和下巴区域，如图 44。这一步骤主要是依据人脸的比例特征，对面部进行初步的区域划分。这种方法的有效性在于它利用了人脸的自然比例和几何特征，为更精确的后续处理提供了基础。Luo 和 Chen 的研究表明，利用人脸的比例和几何特征进行区域划分可以有效提高面部图像处理的准确性^[297]。

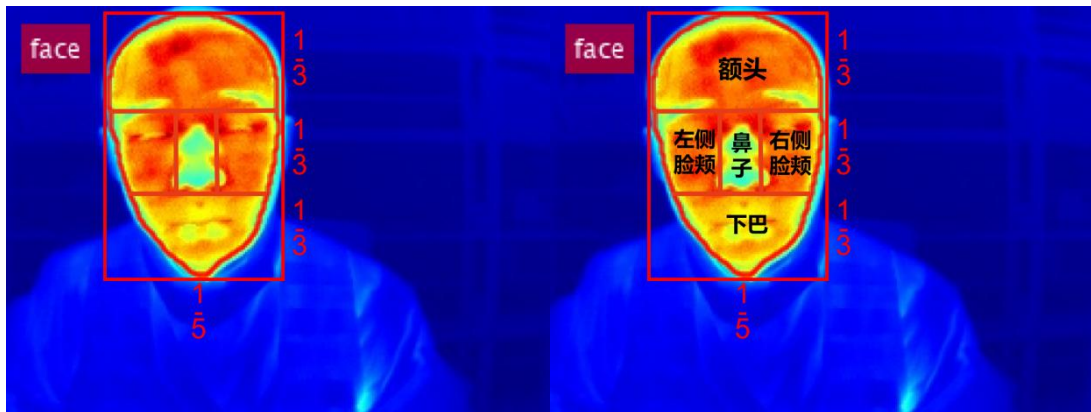


图 44 面部血流脸部轮廓初步的区域划分

2.3.2.3 面部纹理计算

计算面部纹理的过程采用了 Canny 边缘检测算法。这种算法作为边缘检测的经典方法，它有效地辅助于识别面部的皱纹、线条等特征，这些特征对于面部精确分割至关重要，参见图 45。Canny 算法之所以受到青睐，是因为它在图像分析中展现出对细节特征的高效检测能力，为面部细分区域的划定提供了关键信息^[298]。

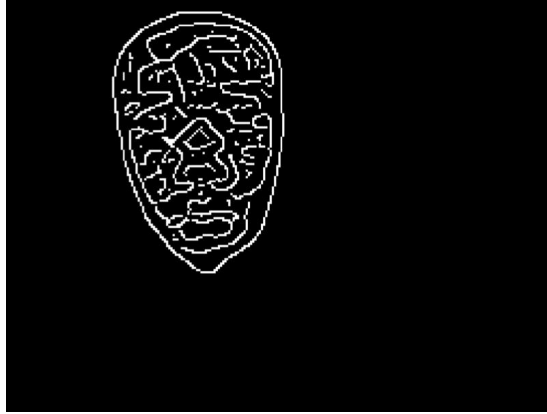


图 45 面部血流脸部面部纹理检测图

2.3.2.4 面部区域自适应分割

基于面部纹理的连通区域，对面部区域进行自适应划分。这一步骤是本研究的核心，利用 K-means 聚类算法的分割结果作为基础，通过分析面部纹理特征，对面部区域进行更精细和自适应的划分，如图 46。这种方法的关键在于它能够根据面部的具体特征，如皱纹和纹理模式，进行个性化的区域划分，从而提高分割的准确性和适应性^[299]。

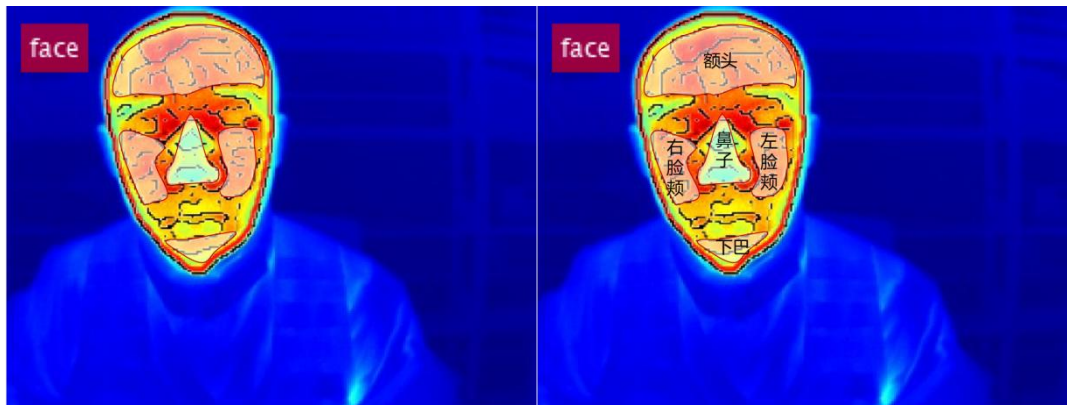


图 46 面部血流脸部区域自适应分割图

2.3.2.5 该分割方法的优势

本次研究所采纳的面部血流区域分割技术展示了出色的优势。相对于传统的比例分割技术，这种新方法基于人脸的特定特征能够进行自适应调整，从而显著提升了对不同面部特征适应性的效果。与深度学习策略相比，这种技术因其简单明了、高稳定性和迅速响应的特性，在面部血流分析、表情识别及其他生物特征识别领域，展现了巨大的应用前景。尤其在那些迫切需要迅速且精确处理众多面部影像的环境中，如需要安全的监视和医疗上的诊断，此算法的高准确性和效率都将在其中起到

至关重要的作用^[300]。

2.3.3 面部温度矩阵的转换

在处理面部温度数据方面，通过热成像技术收集得到的原始温度数据首先经过噪声滤波与异常值处理，进而进行标准化以适应各种因素的影响，如环境温度变化及个体情绪状态。进一步地，本研究采用了一种将面部温度数据转换为血液灌注率的特定模型，该方法最初由新加坡国立大学的 Wu 等人提出，并在《Infrared Face Recognition by Using Blood Perfusion Data》中进行了详细阐述。具体转换的原始公式如下：

$$\omega_b = \frac{\varepsilon\sigma(T_s^4 - T_e^4) + AK_f d^{3M-1} (\text{Pr}g\beta/v^2)^M (T_s - T_e)^{M+1} - k_s(T_a - T_s)/D - 4.186}{\alpha\rho_b c_b (T_a - T_s)} \quad (4-1)$$

在公式 4-1 中：

ω_b 是血液灌注率，它是通过面部温度矩阵计算得到的一个衡量血液流动性的指标。

ε 是物体表面的发射率，代表物体表面发射红外辐射的能力。

σ 代表斯特凡-玻尔兹曼常数，它是黑体辐射理论中的一个基础物理常数。

T_s 是皮肤表面温度，代表被测量区域的实际温度。

T_e 是环境温度，代表被试所处环境的温度。

AK_f 、 d^{3M} 、 Pr 、 g 、 β 、 v^2 、 k_s 和 D 是与热传导、对流和辐射有关的物理参数，它们影响着从皮肤表面到环境的热量传递。

M 代表在数学模型中用于调整或衡量某些物理过程影响的参数。

T_a 是气流或周围空气的温度。

α 、 ρ_b 和 c_b 是与血液的物理特性有关的参数，其中 α 通常与热传导系数有关，

ρ_b 是血液密度， c_b 是血液的比热容。

尽管该模型提供了精确的血液灌注率计算，但其实际应用面临着高复杂度和计算成本，特别是在需要快速实时处理的场景下不太适用，也不便于非专业人士理解和使用。因此，为了优化处理效率，减少对复杂环境参数的依赖，并使得模型更加易于实施，本研究引入了一个简化公式：

$$W = \frac{\varepsilon\sigma(T^4 - T_e^4)}{\alpha c_b(T_a - T)} \quad (4-2)$$

在这个简化的模型中， w 代表简化后的血液灌注率。简化模型只考虑了物体表面的发射率 (ε)，斯特凡-玻尔兹曼常数 (σ)，皮肤表面温度的四次方 (T^4)，环境温度的四次方 (T_e^4)，以及气流或周围空气温度 (T_a) 与血液温度 (T) 的差异。

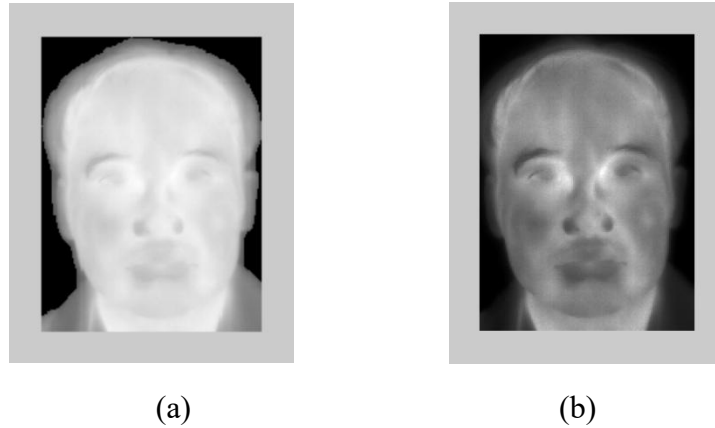


图 47 面部温度图片 (a) 与转换后的血液灌注图片 (b)

取四个相邻点进行举例，下面是各点温度 ($^{\circ}\text{C}$)：

30.662500 (63, 63)	30.787500 (63, 64)
30.662500 (64, 63)	30.725000 (64, 64)

转化为血液灌注率矩阵为：

0.00231075 (63, 63)	0.00237731 (63, 64)
0.00231075 (64, 63)	0.00234378 (64, 64)

在该转换过程中，模型接收每个像素点的温度值作为输入，并据此计算得到相应的血液灌注率（参见图 47）。此转换过程综合考虑了人体生理学特性及环境因素的影响，进而生成了一种稳定可靠的数据类型，适用于进一步进行面部识别与心理特征分析。这项技术使得血液灌注率的数据更为精确，这在分析心理状态时极为关键。正如文献《Infrared Face Recognition by Using Blood Perfusion Data》所指出的，高血液灌注的区域往往呈现较高的表面温度，这一特点在分析心理状态时显得尤为重要。因此，该转换技术不仅提升了数据的稳定性，也为多模态分析提供了重要的生理参数，对于提高反刍特质识别模型的准确度发挥了至关重要的作用。

最后，再将血流灌注率计算值按照最大最小值按比例映射到 $[0, 255]$ ，然后加入伪色彩，得到血流图，如图 48。面部从红色到黄色到绿色代表血流灌注率越来越低。

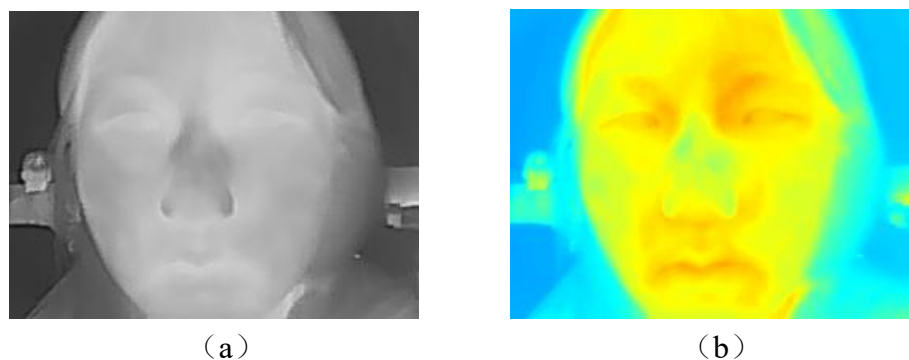


图 48 原始温谱图 (a) 与伪色彩血流图 (b)

2.3.4 面部血流指标的选择与解析

在本研究中，对面部血流模态进行了深入地分析，并选择了一系列关键特征来全面理解面部血流的动态变化。特别地，受到 Kuraoka 和 Nakamura 研究的启发，首次采用了一种独特的方法来设定血流量的基线，即取每名被试在开始刺激的各面部区域的前 10 秒血流量的均值作为各自的基准线^[301]。这种基线设定方法有助于更准确地反映出刺激后的血流变化。

选取的面部血流特征基于热成像技术，涵盖了面部不同区域的血流量变化。以下是各特征的详细解析：

(1) 额头血流均值

计算：（每帧额头血流 - 基线）求和 / 帧数。反映额头区域血流量相对于基线的平均变化。

额头区域富含血管，对情绪变化反应敏感，尤其在焦虑或思考过程中。研究表明，思考过程和情绪压力会导致额头血流量的变化，这种血流变化可能在高反刍者中表现出更明显的特征^[302, 303]。

(2) 鼻子血流均值

计算：（每帧鼻子血流 - 基线）求和 / 帧数。反映鼻子区域血流量相对于基线的平均变化。

鼻子区域的血流变化可能与呼吸模式和情绪状态密切相关，反映了个体的应激水平和自我调节能力^[304, 305]。

(3) 左脸血流均值

计算：（每帧左脸血流 - 基线）求和 / 帧数。显示左侧脸颊血流量与基线差异

的平均值。

左脸颊的血流变化可能与脑半球功能的不对称性和情绪处理的侧化差异相关，反映了情绪激活可能导致的面部血流的侧化特征^[306, 307]。

(4) 右脸血流均值

计算：（每帧右脸血流 - 基线）求和 / 帧数。显示右侧脸颊血流量与基线差异的平均值。

右脸颊的血流变化可能同样反映了情绪处理中的侧化特征，与左脸颊的血流变化可能存在差异，这在心理学研究中具有重要意义^[308, 309]。

(5) 下巴血流均值

计算：（每帧下巴血流 - 基线）求和 / 帧数。显示下巴血流量与基线差异的平均值。

下巴区域的血流变化可能与口部动作和表情有关，反映了特定情绪状态。例如，紧张或压力导致的血流增加和放松状态下的血流减少，反映了面部表情与情绪状态之间的密切联系^[310, 311]。

(6) 脸颊血流差异值

计算：左脸血流均值 - 右脸血流均值。显示左右脸颊的血流量之间的差异。

左右脸颊的血流差异可能揭示了情绪调节和自主神经系统活动的不对称性，这对理解反刍的生理基础至关重要^[312, 313]。

(7) 脸颊—额头血流差异值

计算：（左脸 + 右脸血流均值）- 额头血流均值。显示脸颊与额头的血流量差异。

这种差异可能反映了认知负荷和情绪压力之间的平衡，因为这两个区域对心理压力的反应不同^[314, 315]。

(8) 额头—鼻子血流差异值

计算：额头血流均值 - 鼻子血流均值。显示额头与鼻子之间的血流量差异。

这种差异可能与个体在压力下的自我调节策略有关，因为这些区域与自主神经系统的活动有关^[316, 317]。

(9) 额头占全脸血流比例均值

计算：（每帧额头血流 / 每帧全脸血流） / 帧数。显示额头血流量占整张脸总

血流的平均比例^[318, 319]。

这一比例的变化可能反映了特定的生理或情绪状态。

(10) 鼻子占全脸血流比例均值

计算：（每帧鼻子血流 / 每帧全脸血流） / 帧数。显示鼻子血流量占整张脸总血流的平均比例。

鼻子血流量的比例变化可能与呼吸模式和情绪状态之间的关系有关^[315, 320]。

(11) 左脸占全脸血流比例均值

计算：（每帧左脸血流 / 每帧全脸血流） / 帧数。显示左脸血流量占整张脸总血流的平均比例。

左脸血流量的比例变化可能反映了面部表情的对称性和情绪表达^[312, 313]。

(12) 右脸占全脸血流比例均值

计算：（每帧右脸血流 / 每帧全脸血流） / 帧数。显示右脸血流量占整张脸总血流的平均比例。

右脸血流量的比例变化可能同样反映了面部表情的对称性和情绪表达^[312, 313]。

(13) 下巴占全脸血流比例均值

计算：（每帧下巴血流 / 每帧全脸血流） / 帧数。显示下巴血流量占整张脸总血流的平均比例。

下巴区域的血流变化可能与口部动作和表情有关，反映了特定情绪状态^[316, 317]。

(14) 脸颊血流差异占全脸比例均值

计算：（每帧左右脸颊血流差值 / 每帧全脸血流） / 帧数。显示左右脸颊血流差异占全脸血流的平均比例。

左右脸颊血流差异的比例变化进一步强调了情绪处理的侧化差异在反刍中的作用，可能与大脑半球间的不对称协调有关^[312, 313]。

2.3.5 消除负值以优化机器学习模型

在本研究中，由于采用基线设定和差值计算的方法获取特征数据，因此面临的一个关键挑战是处理后数据集中某些特征值存在负数，这可能影响后续机器学习模型的构建和结果的准确性。为了解决这一问题，采用了一种常见的数据预处理技术，即对所有数据点统一增加一个固定值，以消除负数并统一数据格式。

在本研究中，对数据集中的所有特征值执行了特定的调整，即对每个特征值增加了一个定值——数据集中最大负数的绝对值（对于整套材料为 103.153，逐个题目为 182.890）。这项操作不但有效地去除了特征值中的负数，而且维持了数据之间的相对差距及其比例关系，为机器学习模型的输入提供了一个更稳定和可靠的基础。

此方法在数据科学的多个领域内得到了广泛的应用和认可，如信号与图像处理、机器学习、统计分析、神经网络以及逆问题研究（即基于观测结果推导出导致这些结果的原因或系统参数的过程）等^[321]。数据预处理技术，作为确保数据结构正常化的关键步骤，对于提升机器学习算法的效能具有重大意义^[322]。通过此预处理技术，不仅保障了数据集内所有特征值的非负性，也为机器学习模型的深入分析和学习打下了扎实的基础。

3 研究结果

3.1 刺激材料的面部血流数据分析与模型构建

3.1.1 刺激材料面部血流的统计分析

本研究旨在探讨两组人群在自编的反刍刺激材料下的面部血流上的差异。初步进行了正态性检验（Shapiro-Wilk 测试）后显示，大多数面部血流指标在两组中均不符合正态分布（ $P < 0.05$ ）。随后的分析使用了 Mann-Whitney U 检验对非正态分布的指标进行比较，结果如表 20 显示，额头血流均值、鼻子血流均值、左/右脸血流均值、（左右）脸颊血流差异值、脸颊—额头血流差异值、额头—鼻子血流差异值这 7 个特征指标在两组人群上存在统计学差异，而另外 7 个特征并不存在统计学差异。具体结果见下表。

表 20 两组人群不同面部血流指标统计表 (Mean±SD)

面部血流特征	高反刍组(n=271)	低反刍组(n=207)	统计值 (U)	P
额头(ml/min/100g)	108.68±12.00	106.90±12.86	25203	0.027
鼻子(ml/min/100g)	110.36±10.71	108.04±12.07	23419	<0.001
左脸(ml/min/100g)	109.23±12.20	106.98±13.48	24245	0.005
右脸(ml/min/100g)	108.66±12.24	106.53±13.22	24763	0.012
下巴(ml/min/100g)	106.13±12.66	105.74±8.43	27197	0.375
脸颊差异(ml/min/100g)	103.72±1.84	103.61±3.14	25390	0.037
脸额差异(ml/min/100g)	109.23±12.78	106.61±14.10	23933	0.002
额鼻差异(ml/min/100g)	101.47±4.94	102.01±4.52	31905	0.026
额头比例	100.25±10.91	97.63±15.87	28154	0.800
鼻子比例	100.01±10.93	97.37±15.95	26778	0.244
左脸比例	99.95±10.95	97.34±16.01	26264	0.132
右脸比例	99.94±11.05	97.23±16.42	26517	0.181
下巴比例	99.83±11.02	97.15±16.32	26907	0.281
脸颊差异比例	103.17±0.35	103.27±1.36	28025	0.735

3.1.2 刺激材料面部血流识别模型构建

在本研究中,对基于整套反刍刺激材料的面部血流数据进行分类,采用了四种不同的机器学习算法:RF、SVM、NB和KNN。与眼动与面部AUs的分析相似,所有算法均应用了5折交叉验证来评估分类性能,计算平均准确率和F1分数(见表21)。

表 21 整套题面部血流在四种分类器下的分类精度 F1 分数

模型	平均准确率	准确率方差	平均 F1 分数	F1 方差
RF	60.64%	0.0037	58.81%	0.0060
SVM	59.42%	0.0006	54.66%	0.0017
NB	52.51%	0.0004	20.11%	0.0076
KNN	58.57%	0.0003	55.76%	0.0017

在面部血流数据分类任务的四种分类器性能比较中,RF算法因其出色的表现成为首选算法。具体而言,RF算法在该任务中的平均准确率高达60.64%,F1分数达到58.81%,这不仅体现了其优秀的识别准确性,同时也表明了其在平衡召回率与精确度方面的能力较强。此外,RF算法的准确率方差为0.0037,F1分数方差为0.0060,反映了其结果的高稳定性。

SVM 的表现略低于 RF，平均准确率为 59.42%，F1 分数为 54.66%。SVM 在准确率方差上表现最佳，为 0.0006，F1 分数方差为 0.0017，说明虽然整体性能略低于 RF，但其结果的一致性和稳定性较好。

NB 分类器在面部血流数据的处理上表现较弱，其平均准确率为 52.51%，F1 分数仅为 20.11%，准确率方差为 0.0004，F1 分数方差高达 0.0076。这可能表明 NB 方法在处理此类数据时存在局限性。

与之相比，KNN 算法的平均准确率为 58.57%，F1 分数为 55.76%，虽位于中等水平，但其准确率方差和 F1 分数方差分别为 0.0003 和 0.0017，显示了算法的分类能力及其结果的稳定性相对平衡。

经过详细的比较研究，我们可以明确地看到，不同的机器学习分类器在处理面部血流数据时展现出的特性是有着显著差异的。特别在本项目的实验中，RF 和 SVM 展示出了较高的准确率和稳定性，具体情况可见图 49。该研究结果为在相似数据集上进行更为高效的面部血流检测研究提供了有价值的指导意见。

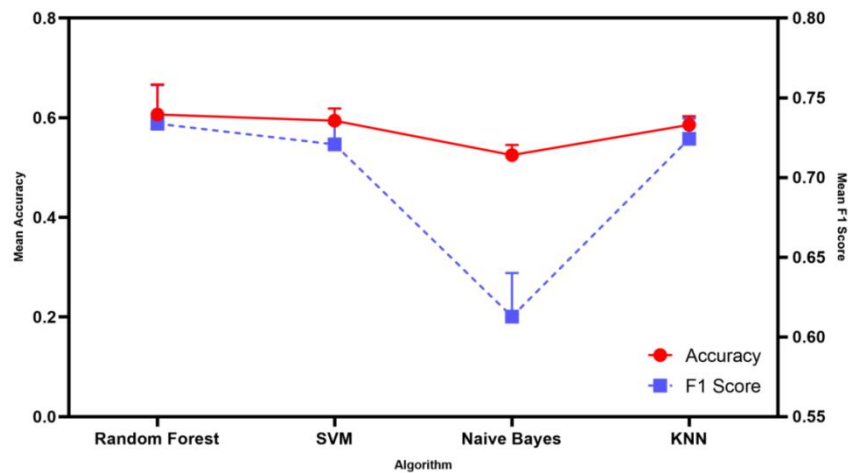


图 49 四种分类器在面部血流中准确率与 F1 分数的比较

在当前四种分类器的比较基础上，RF 算法以其高准确性、出色的稳定性、广泛的泛化能力以及对高维数据处理的优势，成为分析面部血流数据的首选方法。RF 不仅表现出较高的准确率，其稳定性和泛化能力的结合也大大降低了过拟合的可能性，增强了模型对未知数据集的预测性能。此外，该算法特别适合于分析包含丰富特征的数据集，如面部血流数据，这类数据往往涉及复杂的特征集。RF 通过有效处理这些高维数据，并能从中筛选出关键特征，显著提升了模型预测的准确度。

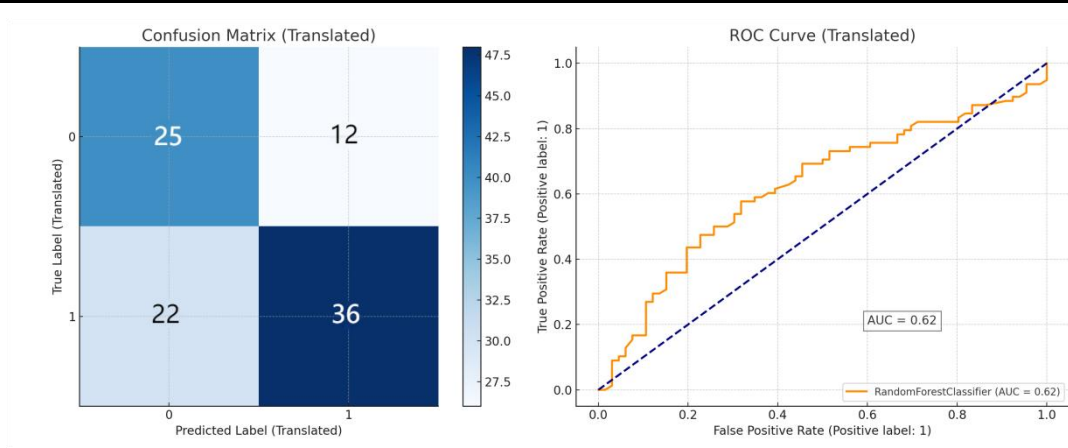


图 50 RF 模型的混淆矩阵和 ROC 曲线图

在分析面部血流特征指标基于 RF 模型的混淆矩阵与 ROC 曲线（见图 50）之后，本研究详细评估了该模型在区别高反刍者与低反刍者效能方面。混淆矩阵的数据表明，该模型能够准确识别 25 名实际低反刍者为低反刍（真负例），显示出在辨识低反刍特质上的一定精度。此外，36 名真实高反刍者被准确判定为高反刍（真正例），进一步验证了模型在识别不同反刍水平上的有效性。然而，存在 12 名低反刍者被误判为高反刍（假正例），及 22 名高反刍者误被分类为低反刍（假负例），这些误判突显了模型在分析面部血流数据时所面临的限制，尤其在捕捉个体间微小差异的能力上。

ROC 曲线下的面积（AUC）值为 0.62，虽然此值超过了随机分类的标准（0.5），但相对较低的 AUC 值指出模型的总体分类能力仅稍胜于随机猜测，反映出面部血流指标在描述个体反刍特质的复杂性。面部血流的微妙变化可能受到诸多因素影响，如个体生理差异、情绪状态及环境条件等。

尽管存在挑战，RF 作为集成学习方法，在处理这类复杂且高维度的数据上展现出了潜力，通过整合多个决策树预测来提高模型的稳定性与准确度。未来通过更细致的特征工程、多样化的数据收集和深入模型调优，预计能进一步提升模型在面部血流数据分析方面的表现。当前模型性能虽有提升空间，但已为未来研究和模型优化提供了有价值的见解，期待后续研究通过持续的研究与优化，能够更精确地利用面部血流指标区分不同反刍水平的个体。

3.2 刺激材料逐题的面部血流数据分析与模型构建

3.2.1 刺激材料逐题面部血流指标的统计分析

先对 14 个特征下的数据进行正态性分布检验（Shapiro-Wilk 测试），根据是否满足正态分布假设，再相对应地对两组人群在 37 道刺激材料题目上 14 个面部血流特征指标使用独立样本 t 检验或者 Mann-Whitney U 检验。为了便于直观理解，绘制了热力图来整体显示两组人群在 37 道题目上 14 个面部血流数据特征指标的差异显著性检验结果（见图 51）。图中的特征名称对应为：额头血流（Forehead Flow）、鼻子血流（Nose Flow）、左脸血流（Left Cheek Flow）、右脸血流（Right Cheek Flow）、下巴血流（Chin Flow）、脸颊血流差异（Cheek Flow Difference）、脸颊—额头血流差异（Cheek-Forehead Flow Difference）、额头—鼻子血流差异（Forehead-Nose Flow Difference）、额头血流比例（Forehead Flow Ratio）、鼻子血流比例（Nose Flow Ratio）、左脸血流比例（Left Cheek Flow Ratio）、右脸血流比例（Right Cheek Flow Ratio）、下巴血流比例（Chin Flow Ratio）、脸颊血流差异比例（Cheek Flow Difference Ratio）。

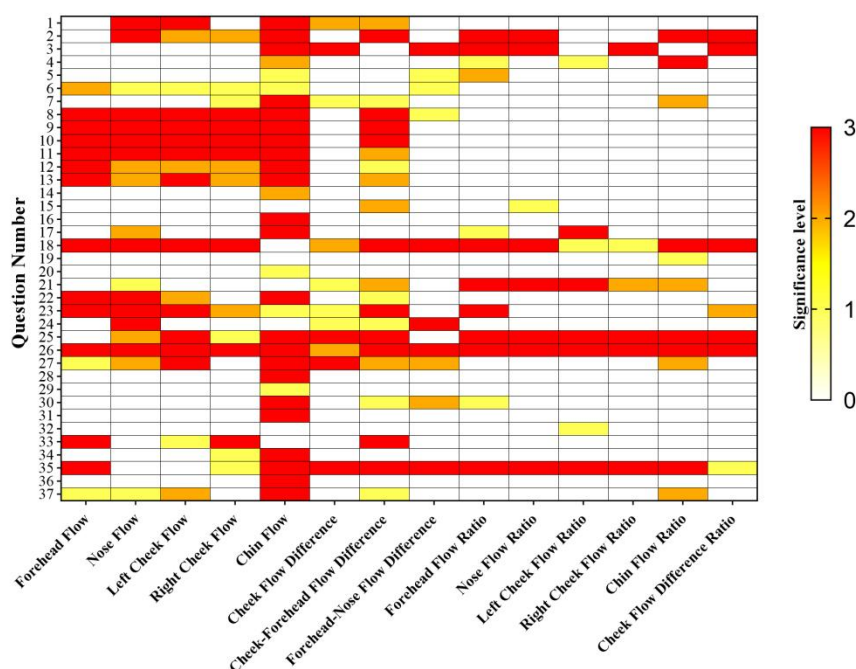


图 51 逐题 14 个面部血流数据特征指标的差异显著性检验结果

在整体审视题目所提出的研究内容时，通过热力图的分析，本研究揭示了在 37 个研究题目中，面部血流反应的差异性展现了一定的规律性。具体地，从题目 1 到题目 37，关于不同指标的显著性差异是分布不均匀的。例如，题目 14、题目 19、题

目 20 以及题目 32 在绝大部分指标上未显示出显著差异, 这表明与其他题目相比, 这些题目所引发的反刍特质与面部血流特征之间的联系可能较弱。相反, 题目 18、题目 25 与题目 26 在多个面部血流指标上展现了显著差异, 特别是在额头、鼻部以及脸部左右侧血流上, 这意味着这些题目可能更有效地触发了与反刍相关的生理反应。进一步的分析显示, 某些题目在特定的面部血流指标上显示出了非常显著的差异, 例如题目 3、题目 25 和题目 27 在脸颊血流的显著差异, 以及题目 2、题目 8 和题目 9 在脸颊与额头血流差异上的显著性, 这反映了特定题目可能引发更复杂的情绪响应和认知负担, 导致不同面部区域血流量的明显变化。

从特征指标角度进行的分析表明, 不同的面部血流特征指标在 37 个题目中对反刍的识别表现出了不同的敏感性。额头血流、鼻子血流、下巴血流和脸颊与额头血流差异在多个题目中显示了显著差异, 这表明这些指标在识别反刍特质时可能扮演关键角色。例如, 额头血流在题目 6 等共 15 道题上的显著性差异, 可能揭示了在处理这些特定刺激时, 额头区域血流的变化能够反映出个体的认知负荷与情绪压力。鼻子血流在题目 1 等 19 道题上的极其显著差异, 强调了鼻子区域可能与呼吸模式、情绪状态及应激反应紧密关联。脸颊血流差异值在题目 3、题目 25 和题目 27 上表现出的极其显著性差异, 可能反映了左右脸颊血流的不对称性, 这种不对称性可能与情绪激活的面部表情及大脑半球间的不对称协调有关。此外, 有 30 道题在下巴血流上的显著性差异, 提醒我们考虑到口部动作和表情在表达特定情绪状态时的作用。

同时, 虽然某些题目在单一特征指标上未表现出显著差异, 但在比例类指标上却显示出较高的显著性, 如额头占全脸血流比例均值、鼻子占全脸血流比例均值等。例如, 题目 15、题目 19 和题目 32 在右脸占全脸血流比例均值上的显著性变化, 表明在处理这些特定题目时, 个体的情绪表达可能在面部对称性上有所体现。

综合来看, 虽然每个题目和特征指标在统计显著性上呈现多样性, 但仍可识别出一些模式。高反刍者的面部血流变化更为显著, 反映了情绪处理和压力应对的生理基础。热力图中以红色高亮的题目和指标可能标识了反刍特质识别中的关键生理反应点。

通过全面分析热力图, 本研究发现面部血流特征指标在辨识反刍特性方面显示出显著的区别及潜在的诊断能力。采用此多维度分析法不仅增强了对反刍特性的识别与理解, 同时为未来研究开辟了新的途径及方法论。进一步研究可探讨面部不同

区域的血流变化与心理压力、情绪调节和认知过程的关联性，及如何应用这些生理指标以更精确地辨识和评估反刍特性。

3.2.2 刺激材料逐题面部血流数据的识别模型构建

3.2.2.1 逐题分类器的精度比较和分析

在本研究中，探讨了面部血流单模态数据在 37 道反刍刺激材料题目上的逐题分类器精度。为此，比较了 RF、SVM、NB 和 KNN 四种主流机器学习算法的表现，具体结果见表 22。以下是各算法在处理高反刍者与低反刍者面部血流数据时的精度分析。

表 22 面部血流逐题四种分类器精度比较 (%)

题号	RF	SVM	NB	KNN	平均
1	54.18	53.13	51.88	49.58	52.19
2	58.59	51.27	51.08	62.38	55.83
3	65.25	69.86	59.00	68.61	65.68
4	53.36	55.66	53.76	54.82	54.40
5	52.71	54.18	49.98	50.00	51.72
6	62.11	58.76	54.19	57.50	58.14
7	56.03	57.94	52.30	51.47	54.44
8	62.96	60.20	60.63	56.26	60.01
9	60.85	62.31	64.82	61.29	62.32
10	65.91	68.84	69.04	62.77	66.64
11	58.98	57.52	57.51	56.06	57.52
12	57.74	55.66	60.68	52.09	56.54
13	60.24	59.41	63.80	53.12	59.14
14	53.77	52.73	49.59	53.99	52.52
15	56.46	55.42	51.04	52.28	53.80
16	55.85	54.40	54.17	50.45	53.72
17	55.43	52.71	53.98	50.81	53.23
18	65.42	55.04	47.45	51.62	54.88
19	53.56	51.45	52.11	52.93	52.51
20	53.55	55.86	54.19	53.12	54.18
21	57.55	60.05	54.40	53.16	56.29
22	55.85	56.25	58.33	52.71	55.79
23	65.08	60.03	58.36	58.82	60.57
24	59.20	56.27	51.46	55.45	55.60
25	59.92	63.16	51.73	66.07	60.22
26	60.99	54.53	56.01	59.55	57.77
27	55.41	50.16	46.02	59.16	52.69
28	53.57	54.81	51.70	50.62	52.68

续表 22

题号	RF	SVM	NB	KNN	平均
30	57.12	55.23	55.85	55.84	56.01
31	55.23	54.82	53.77	54.39	54.55
32	55.86	53.55	56.07	51.68	54.29
33	61.71	57.71	59.61	54.39	58.36
34	51.25	53.78	53.14	52.93	52.78
35	67.90	59.78	52.68	61.20	60.39
36	53.35	49.39	48.12	50.82	50.42
37	57.11	59.61	58.77	53.55	57.26
平均	58.03	56.67	54.90	55.26	56.22

(1) RF

RF 算法在整个数据集上展现出了优秀的分类性能，特别是在大部分题目中，其稳定性和准确性都表现得非常突出。例如，在第 18 题中，RF 的准确率达到 65.42%，明显高于其他算法，展示了其在特定场景下的出色识别能力。在第 23 题和第 35 题，RF 也展现了各算法中最高的准确率，分别为 65.08% 和 67.90%，进一步证明了其对于不同特征数据的良好适应性和泛化性。

(2) SVM

SVM 在特定题目上显示了较高的准确率，例如在第 3、9 和 10 题的准确率分别达到 69.86%、62.31% 和 68.84%，表明其在处理特定数据集，特别是面部血流数据方面具有潜力。然而，SVM 在某些数据集上的准确率波动较大，如第 4 题和第 27 题的准确率分别只有 55.66% 和 50.16%，暗示在处理这些数据时需要更精细的参数调整。

(3) NB

NB 算法在所有题目上的表现较为保守，其准确率普遍低于其他算法。特别在第 18 题上，NB 的准确率仅为 47.45%，反映了其在处理高维度和复杂数据时，由于算法的简化概率假设，可能遇到的局限性。

(4) KNN

KNN 算法在大部分题目中显示出较稳定的准确率，表明其对不同数据集具有较好的鲁棒性。第 2 题的表现尤为突出，准确率高达 62.38%，显示了 KNN 在该题目上的优势。然而，KNN 在某些题目上的表现波动较大，如第 4 题和第 34 题的准确率较低，可能原因是 KNN 算法对数据中的噪声和异常值比较敏感。

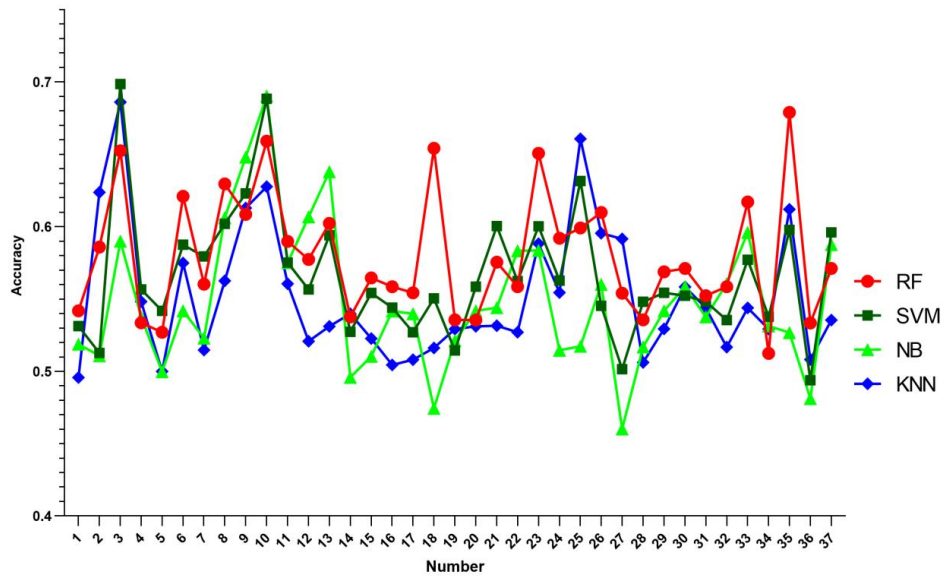


图 52 面部血流指标在四种分类器下的准确率折线图

综上，RF 算法以其高准确率和稳定性，在面对复杂的面部血流数据时展现出最佳的整体性能，成为首选模型，具体见图 52。特别是在题目 3、10 和 35 中，展现了其在处理面部血流数据方面的优势。SVM 在个别题目上能够达到较高的准确率，但需要针对不同题目调整其参数。NB 算法整体表现较弱，可能不适合复杂数据集。KNN 虽然在某些题目上准确率较高，但在整体上波动较大，稳定性有待提高。

3.2.2.2 RF 模型下的题目分析

在 RF 模型下，对 37 道题目的分类准确率进行了细致地排序和分析。在这一过程中，第 35 题、第 10 题和第 18 题的准确率分别为 67.90%，65.91%和 65.42%，表现出所有题目中最佳的分类效果。

首先，对于第 35 题，见图 53，混淆矩阵显示，在所有的测试样本中，有 30 个实际为低反刍的个体被正确分类（真负例），而 34 个高反刍的个体同样被正确识别（真正例）。这表明 RF 模型能够较好地地区分两种不同的反刍水平。尽管还存在 10 个低反刍的个体被错误地分类为高反刍（假正例），以及 18 个高反刍的个体被误判为低反刍（假负例），但这一准确率仍然显示了模型在此题目上的良好性能。特别值得注意的是，该题目的 ROC 曲线 AUC 值达到了 0.98，远超过眼动单模态和面部运动单元单模态的对应题目，这一显著的高值强烈表明模型对于分类结果有着极佳的区分能力。

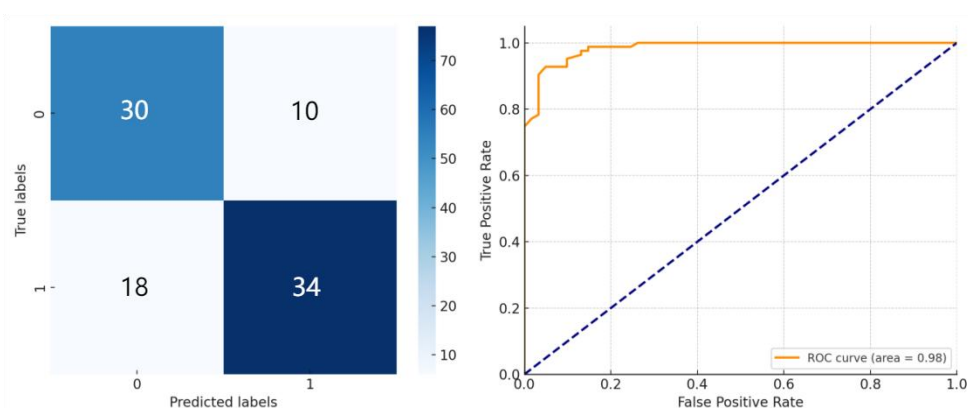


图 53 第 35 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

接下来，第 10 题的分析结果中（见图 54），混淆矩阵揭示了 23 个真负例和 37 个真正例，相对于第 35 题，假正例数量增加到 14 个，假负例为 19 个，显示出模型在此题目上的分类准确性相比第 35 题有所下降。尽管如此，ROC 曲线的 AUC 值为 0.74，尽管没有第 35 题高，但仍旧表示模型具有较为可靠的分类性能。

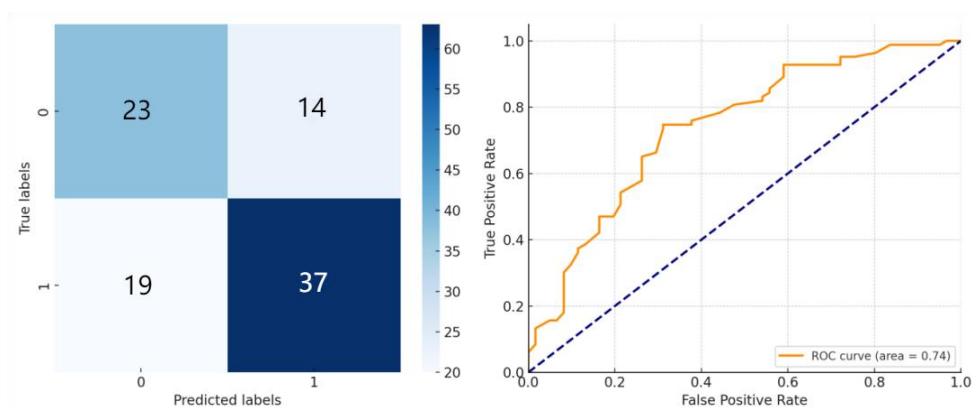


图 54 第 10 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

最后，对于第 18 题（见图 55），混淆矩阵中的数据显示，26 个低反刍的个体被正确分类，而 35 个高反刍的个体也被正确识别。在误分类的案例中，13 个低反刍的个体被错误地判断为高反刍，而 21 个高反刍者被误判为低反刍。对应的 ROC 曲线图中，AUC 值为 0.95，这意味着模型在此题目上具有出色的识别能力。

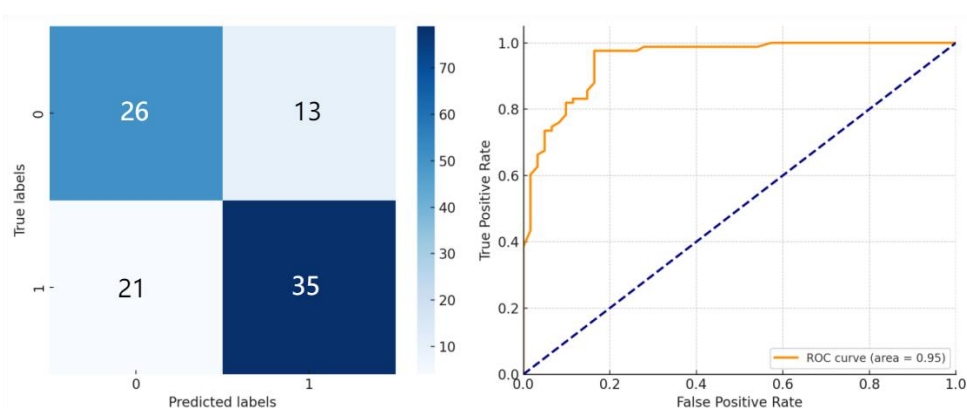


图 55 第 18 题分类混淆矩阵图和 ROC 曲线

通过这三个题目的具体分析,不难看出,RF 模型在处理面部血流单模态数据时,整体上表现出了较高的准确性和识别能力。在 37 个不同的刺激材料题目中,第 35 题、第 10 题和第 18 题的分类效果最好,这可能与这些题目的特定内容或者所引发的反刍响应模式有关。通过深入探究这些题目所共有的特征,可能能够发现影响模型分类效能的关键因素,从而为未来的研究方向和模型优化提供重要的启示。

3.2.3 刺激材料划分情景类型分析

在 RF 模型的基础上对面部血流单模态下 37 道题目进行情景类型的分类分析,对 17 个不同情景类型的平均分类准确率进行了计算和比较,见图 56。通过这样的分析,能够揭示出在不同生活场景下,个体在高反刍和低反刍特质上的差异。

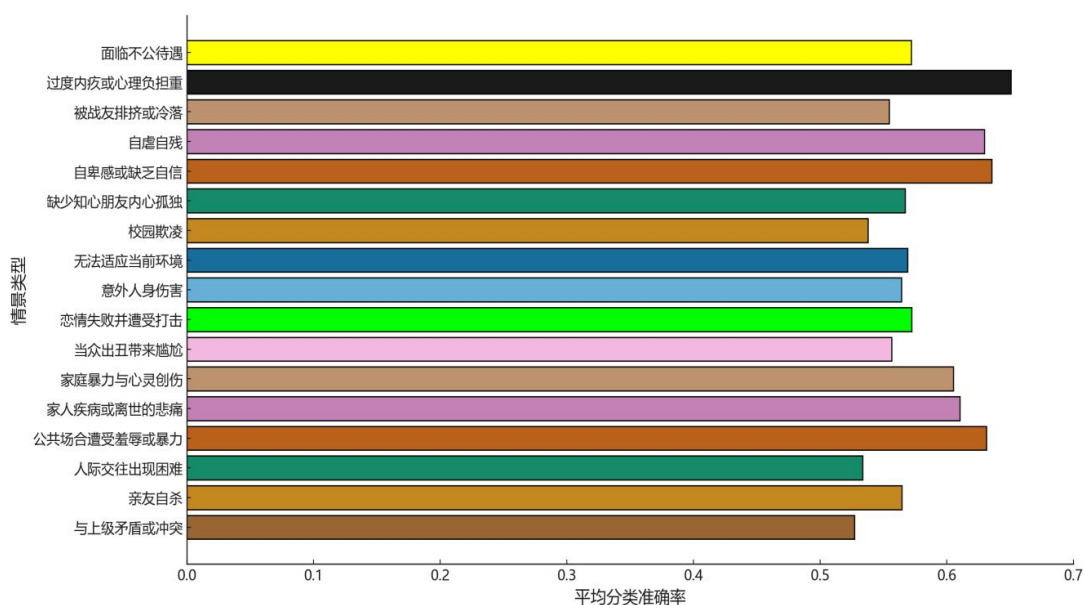


图 56 题目按情景类型划分的准确率柱状图

在面临“公共场合遭受羞辱或暴力”情景中，平均分类准确率为 63.12%，显示出在这种高压力和情绪激烈的情景下，个体的面部血流变化模式较为显著，促使 RF 模型能较准确地区分高反刍者与低反刍者。这可能是因为这类情景涉及的情绪激烈和压力大，从而在面部血流中显现出更具特征性的变化。

进一步分析表明，“自卑感或缺乏自信”情景的平均准确率为 63.55%，暗示该情景下的个体心理状态复杂性可能导致面部血流变化具有一定的规律性，进而影响模型分类效率。

尤其引人注目的是，“过度内疚或心理负担重”情景下的平均分类准确率高达 65.08%，为所有情景中最高。这一发现表明在此类情景下，个体可能展示出更统一的面部血流反应模式，对于预测和识别反刍特质具有特殊的价值。这一现象可能与内疚或重心理负担引发的特定生理反应相关，该反应可能在面部血流中易于识别。

在分类准确率相对较低的情景类型中，“与上级矛盾或冲突”的情景平均准确率为 52.71%，而“校园欺凌”的情景为 53.77%，反映出在这些情景中，高反刍者与低反刍者之间的面部血流变化差异不明显，暗示可能需要借助其他生理或心理指标来增强识别准确性。

整体分析突显了情景类型在辨识个体反刍特质方面的关键作用。不同生活场景引发的情绪及生理反应在面部血流变化上展示出独特的模式，这为未来研究如何更精确地应用面部血流数据提供了指导。未来研究应继续探索在各种情景下面部血流变化的规律，以便更好地利用这些规律来提升心理健康评估与干预方法的效率，尤其在精神心理学和认知神经科学领域中。

3.3 面部特定区域血流反应的双因素方差分析

3.3.1 额头血流的方差分析

针对额头部位血流的双因素方差分析结果显示，不同情景类型在额头部位的血流反应上具有显著的主效应 ($F(16, 8092) = 46.344, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.083$)。极小的 P 值几乎接近于零，表明反刍刺激的不同情景类型对额头的血流反应具有显著影响。而关于人群分组（高反刍者 vs 低反刍者）的主效应，分析结果未显示出统计学上的显著性 ($F(1, 8092) = 1.457, P = 0.227, \eta_p^2 < 0.001$)。这表明在额头部位的血流指标上，高反刍者与低反刍者之间并未呈现显著差异。此外，人群分组与情景类型之

间的交互作用在额头血流指标上同样达到了统计学上的显著性 ($F(16, 8092) = 8.835$, $P < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.016$)。结果揭示了在特定情景刺激下, 高反刍者与低反刍者的额头血流反应存在不同的交互模式。

在额头血流进一步简单效应分析中(具体结果见表 23), 发现在其中 8 种情景类型下, 高反刍者与低反刍者间的血流反应表现出统计学上的显著差异。特别是在家人疾病或离世的悲痛 ($t = 4.318$, $P < 0.001$)、家庭暴力与心灵创伤 ($t = 5.967$, $P < 0.001$)、自虐自残 ($t = 4.5329$, $P < 0.001$)、过度内疚或心理负担重 ($t = -5.161$, $P < 0.001$) 和面临不公待遇 ($t = 4.6124$, $P < 0.001$) 等情景时, 两组人群的血流指标差异尤为显著。而在其他情景如与上级矛盾或冲突 ($t = 1.0509$, $P = 0.294$) 和亲友自杀 ($t = 0.7343$, $P = 0.463$) 等情景下, 两组间的血流反应差异未达到统计学上的显著性。这些发现可能反映了不同反刍倾向人群在面对特定类型心理刺激时, 其生理反应模式的差异, 为反刍特质的生理标记提供了潜在的分辨途径。

表 23 额头血流在不同情景类型下的简单效应分析(Mean±SD)

情景类型	高反刍($n=271$)	低反刍($n=207$)	t	P
与上级矛盾或冲突	182.715±12.096	181.612±10.792	1.051	0.294
亲友自杀	188.366±11.1	187.645±10.278	0.734	0.463
人际交往出现困难	183.267±29.609	183.523±30.243	-0.093	0.926
公共场合遭受羞辱或暴力	186.58±5.118	187.548±3.949	-2.333	0.020
家人疾病或离世的悲痛	188.923±10.452	184.8±10.264	4.318	<0.001
家庭暴力与心灵创伤	195.521±19.661	184.584±20.114	5.967	<0.001
当众出丑带来尴尬	183.125±15.091	179.858±15.715	2.304	0.022
恋情失败并遭受打击	184.924±15.431	185.12±14.602	-0.142	0.887
意外人身伤害	189.204±9.092	190.797±9.301	-1.874	0.062
无法适应当前环境	189.109±27.832	189.557±29.521	-0.169	0.866
校园欺凌	192.175±31.328	188.4±28.426	1.358	0.175
缺少知心朋友内心孤独	188.055±17.706	185.602±15.947	1.588	0.113
自卑感或缺乏自信	186.492±3.89	185.113±3.808	3.889	<0.001
自虐自残	171.183±31.841	158.586±28.709	4.533	<0.001
被战友排挤或冷落	185.6±15.624	184.421±14.871	0.84	0.401
过度内疚或心理负担重	186.941±4.627	188.581±2.132	-5.161	<0.001
面临不公待遇	185.411±20.999	176.413±21.308	4.612	<0.001

3.3.2 鼻子血流的方差分析

双因素方差分析揭示了情景类型在鼻子部位的血流反应上具有显著的主效应 ($F(16, 8092) = 41.61$, $P < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.075$), 表明不同情景类型对鼻子血流有统计

学上显著的差异, 这些差异在总变异中所占的比重为 7.52%。然而, 人群类型 (高反刍 vs 低反刍) 的主效应未达到统计学显著性 ($F(1, 8092) = 0.559, P = 0.455, \eta_p^2 < 0.001$), 暗示在鼻子血流变化上高反刍者与低反刍者之间无显著差异。此外, 人群类型和情景类型的交互作用在鼻子血流上也表现出显著性 ($F(16, 8092) = 5.91, P < .001, \eta_p^2 = 0.011$), 意味着两个因素联合会显著影响鼻子血流的变化。

进一步的简单效应分析显示 (具体结果见表 24), 在某些特定情景下, 两组人群的鼻子血流反应存在显著差异。例如, 在公共场合遭受羞辱或暴力 ($t = -4.254, P < .001$)、家人疾病或离世的悲痛 ($t = 2.609, P = 0.009$)、家庭暴力与心灵创伤 ($t = 2.412, P = 0.016$)、意外人身伤害 ($t = 2.697, P = 0.007$)、自卑感或缺乏自信 ($t = 4.684, P < .001$)、自虐自残 ($t = 4.361, P < 0.001$) 和过度内疚或心理负担重 ($t = -6.270, P < 0.001$) 等 9 个情景中, 高反刍和低反刍者的鼻子血流反应差异显著。而在与上级矛盾或冲突 ($t = 0.577, P = 0.564$)、亲友自杀 ($t = 0.475, P = 0.635$) 等其他情景下, 两组间的差异未达到统计学显著性。这些结果强调了在心理压力的特定情景下, 鼻子部位的血流反应可能作为区分个体反刍特质的生理指标。

表 24 鼻子血流在不同情景类型下的简单效应分析(Mean±SD)

情景类型	高反刍(n=271)	低反刍(n=207)	t	P
与上级矛盾或冲突	184.648±10.999	184.051±11.38	0.577	0.564
亲友自杀	187.401±10.329	186.951±10.22	0.475	0.635
人际交往出现困难	186.628±29.688	185.897±28.33	0.274	0.784
公共场合遭受羞辱或暴力	186.937±4.817	188.653±3.996	-4.254	<0.001
家人疾病或离世的悲痛	190.243±10.887	187.542±11.457	2.609	0.009
家庭暴力与心灵创伤	190.066±19.025	185.669±20.665	2.412	0.016
当众出丑带来尴尬	184.703±16.776	179.568±16.651	3.327	0.001
恋情失败并遭受打击	184.932±13.949	184.69±14.504	0.184	0.854
意外人身伤害	191.358±8.929	189.099±9.256	2.697	0.007
无法适应当前环境	188.741±31.996	183.528±29.652	1.84	0.066
校园欺凌	190.209±31.019	186.554±27.44	1.363	0.173
缺少知心朋友内心孤独	186.624±16.206	188.26±16.605	-1.079	0.281
自卑感或缺乏自信	187.966±3.784	186.244±4.129	4.684	<0.001
自虐自残	171.927±31.065	159.818±29.31	4.361	<0.001
被战友排挤或冷落	185.484±14.328	185.707±13.914	-0.171	0.864
过度内疚或心理负担重	187.576±4.458	189.479±1.972	-6.27	<0.001
面临不公待遇	181.518±21.514	176.676±22.378	2.396	0.017

3.3.3 左脸血流的方差分析

该结果显示情景类型对左脸血流有着显著的主效应 ($F(16, 8092) = 37.964, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.069$), 表明不同情景刺激引发的左脸血流反应具有显著的差异。然而, 人群分组的主效应未达到统计学显著性 ($F(1, 8092) = 2.740, P = 0.098, \eta_p^2 = 0.003$), 说明高反刍者与低反刍者在左脸血流指标上的总体均值没有显著差异。不过, 情景类型与人群类型的交互作用在左脸血流上是显著的 ($F(16, 8092) = 7.711, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.014$), 这表明两个因素共同影响左脸血流反应的方式存在显著差异。

简单效应分析进一步揭示了在特定情景下人群之间左脸血流反应的差异 (具体结果见表 25)。特别是在公共场合遭受羞辱或暴力 ($t = -3.736, P < 0.001$)、家人疾病或离世的悲痛 ($t = 3.209, P = 0.001$)、家庭暴力与心灵创伤 ($t = 6.759, P < 0.001$)、当众出丑带来尴尬 ($t = 4.083, P < 0.001$)、自卑感或缺乏自信 ($t = 3.273, P = 0.001$)、自虐自残 ($t = 3.448, P = 0.001$) 和过度内疚或心理负担重 ($t = -5.605, P < 0.001$)、面临不公待遇 ($t = 3.314, P = 0.001$) 这些情景中, 两组人群表现出了显著不同的血流反应。这些情景往往涉及较高的情绪压力或是个体心理状态的显著变化, 显示出左脸部血流反应可以作为情绪和心理状态变化的一个敏感指标。而在其他 9 个情景下, 例如亲友自杀 ($t = -0.968, P = 0.333$) 和缺少知心朋友内心孤独 ($t = 0.051, P = 0.959$) 等, 高反刍者与低反刍者之间的左脸血流反应没有显著差异。这可能意味着在这些情景下, 反刍倾向对生理响应的影响不如其他情景显著。这些结果为反刍倾向在生理层面上的差异性提供了进一步的证据, 并为基于面部血流的反刍识别方法提供了潜在的生理标志。

表 25 左脸血流在不同情景类型下的简单效应分析(Mean±SD)

情景类型	高反刍(<i>n</i> =271)	低反刍(<i>n</i> =207)	<i>t</i>	<i>P</i>
与上级矛盾或冲突	182.441±11.197	184.262±12.075	-1.685	0.093
亲友自杀	187.052±11.602	188.05±10.823	-0.968	0.333
人际交往出现困难	183.563±30.149	183.181±28.913	0.141	0.888
公共场合遭受羞辱或暴力	186.306±4.863	187.825±4.018	-3.736	<0.001
家人疾病或离世的悲痛	188.694±10.724	185.541±10.581	3.209	0.001
家庭暴力与心灵创伤	193.358±19.135	180.969±20.762	6.759	<0.001
当众出丑带来尴尬	186.335±17.142	180.042±16.093	4.083	<0.001
恋情失败并遭受打击	185.186±16.362	183.157±15.974	1.362	0.174
意外人身伤害	188.159±9.903	189.557±8.777	-1.632	0.103
无法适应当前环境	189.029±31.332	187.933±29.739	0.39	0.697
校园欺凌	186.712±30.035	182.85±28.534	1.433	0.152
缺少知心朋友内心孤独	185.628±17.692	185.55±15.404	0.051	0.959
自卑感或缺乏自信	186.169±3.934	184.971±3.984	3.273	0.001
自虐自残	170.008±33.639	159.72±31.283	3.448	0.001
被战友排挤或冷落	185.024±13.748	186.075±15.659	-0.766	0.444
过度内疚或心理负担重	186.375±4.441	188.137±2.326	-5.605	<0.001
面临不公待遇	183.291±23.685	176.426±20.702	3.314	0.001

3.3.4 右脸血流的方差分析

双因素方差分析结果表明,情景类型在右脸部位血流变化上显示了显著的主效应($F(16, 8092) = 40.304, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.073$), 7.3%的效应大小暗示情景刺激对右脸血流指标有着显著影响。人群类型(高反刍 vs 低反刍)的主效应不显著($F(1, 8092) = 1.478, P = 0.224, \eta_p^2 = 0.001$), 表明在右脸血流量上高反刍和低反刍者间没有显著的总体差异。然而,人群类型和情景类型的交互作用在右脸血流量上是显著的($F(16, 8092) = 6.201, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.014$), 这表明不同情景类型对两组人群的影响存在差异。

简单效应分析进一步揭示了在特定情景下,两组人群之间的右脸血流反应的显著差异,具体结果见表 26。除了在经历公共场合遭受羞辱或暴力($t = -2.579, P = 0.010$)、家人疾病或离世的悲痛($t = 2.860, P = 0.004$)、家庭暴力与心灵创伤($t = 3.479, P = 0.001$)、当众出丑带来尴尬($t = 2.053, P = 0.041$)这 4 种情景下,两组人群表现出显著的血流差异。此外,自卑感或缺乏自信($t = 3.201, P = 0.001$)、自虐自残($t = 4.695, P < 0.001$)、过度内疚或心理负担重($t = -4.221, P < 0.001$)和面临不公待遇($t = 2.305, P = 0.022$)这四种情景的显著差异,进一步强调了情景刺激在心理

和情绪层面上的作用，特别是在右脸血流量的变化中可以反映出个体在这些情景下的心理状态。相反，在与上级矛盾或冲突 ($t = 1.611, P = 0.108$) 和缺少知心朋友内心孤独 ($t = 0.834, P = 0.405$) 等情景中，两组人群的血流反应差异并未达到统计学显著性，这可能表明在这些具体的心理社会压力情景下，反刍倾向并不显著地影响到右脸部位的血流量。总体而言，右脸部位的血流量变化能够在一定程度上反映出个体在特定情景下的心理反应差异，这对于基于生理指标的心理状态监测和评估具有潜在的应用价值。

表 26 右脸血流在不同情景类型下的简单效应分析(Mean±SD)

情景类型	高反刍($n=271$)	低反刍($n=207$)	t	P
与上级矛盾或冲突	183.968±11.67	182.281±11.089	1.611	0.108
亲友自杀	184.96±11.507	183.493±10.709	1.437	0.151
人际交往出现困难	182.723±29.404	179.113±30.454	1.31	0.191
公共场合遭受羞辱或暴力	184.067±5.038	185.162±4.235	-2.579	0.010
家人疾病或离世的悲痛	185.154±10.871	182.435±9.837	2.86	0.004
家庭暴力与心灵创伤	187.307±22.556	180.567±18.728	3.479	0.001
当众出丑带来尴尬	183.087±14.764	180.084±17.162	2.053	0.041
恋情失败并遭受打击	181.563±14.431	180.24±15.545	0.951	0.342
意外人身伤害	185.562±9.844	185.835±8.589	-0.324	0.746
无法适应当前环境	188.003±29.454	184.493±30.343	1.269	0.205
校园欺凌	185.792±30.346	183.978±29.885	0.653	0.514
缺少知心朋友内心孤独	185.472±17.011	184.156±17.166	0.834	0.405
自卑感或缺乏自信	183.716±3.997	182.551±3.902	3.201	0.001
自虐自残	168.665±33.264	155.145±29.521	4.695	<0.001
被战友排挤或冷落	181.24±15.059	180.019±16.21	0.841	0.401
过度内疚或心理负担重	184.022±5.014	185.483±2.369	-4.221	<0.001
面临不公待遇	178.658±21.784	173.902±23.081	2.305	0.022

3.3.5 下巴血流的方差分析

方差分析结果表明情景类型在下巴部位的血流反应上具有非常显著的主效应 ($F(16, 8092) = 550.286, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.484$)。值得注意的是，48.4%的效应大小为这意味着情景刺激对下巴血流的影响占有很大比例的总变异。人群类型的主效应达到了统计学显著性 ($F(1, 8092) = 28.771, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.002$)，尽管效应量相对较小。此外，人群类型与情景类型的交互作用在下巴血流上也显示了极高的显著性 ($F(16, 8092) = 78.731, P < 0.001, \eta_p^2 = 0.069$)，表明情景类型对不同人群的下巴血流反应影响存在显著的差异。

简单效应分析进一步揭示了在大多数情景下两组人群的下巴血流反应存在显著差异,具体结果见表 27。在家庭暴力与心灵创伤 ($t = 19.452, P < 0.001$)、当众出丑带来尴尬 ($t = 11.072, P < 0.001$)、面临不公待遇 ($t = 16.149, P < 0.001$) 等情景中,高反刍和低反刍者的下巴血流差异非常显著。这可能反映了在这些情景下,个体的心理压力和情绪反应在生理上的具体表现。此外,公共场合遭受羞辱或暴力 ($t = -5.308, P < 0.001$)、家人疾病或离世的悲痛 ($t = 5.041, P < 0.001$)、意外人身伤害 ($t = -6.659, P < 0.001$) 等情景也显示了显著的组间差异。与此同时,在人际交往出现困难 ($t = -2.911, P = 0.004$)、自卑感或缺乏自信 ($t = 3.201, P = 0.001$) 和自虐自残 ($t = 13.163, P < 0.001$) 等情景下,不同人群之间的下巴血流反应同样显著。这些结果表明下巴血流反应可以作为评估个体在特定情绪和心理压力情景下反应的有力生理指标,进而可能在心理健康评估和干预中发挥重要作用。

表 27 下巴血流在不同情景类型下的简单效应分析(Mean±SD)

情景类型	高反刍($n=271$)	低反刍($n=207$)	t	P
与上级矛盾或冲突	182.292±4.766	183.094±4.459	-1.89	0.059
亲友自杀	184.574±4.314	184.311±2.969	0.789	0.431
人际交往出现困难	182.262±2.441	182.974±2.798	-2.911	0.004
公共场合遭受羞辱或暴力	183.779±4.122	185.642±3.54	-5.308	<0.001
家人疾病或离世的悲痛	184.435±2.544	183.369±2.076	5.041	<0.001
家庭暴力与心灵创伤	187.852±3.468	181.073±4.144	19.452	<0.001
当众出丑带来尴尬	184.039±2.791	180.99±3.216	11.072	<0.001
恋情失败并遭受打击	182.892±3.208	182.595±2.202	1.201	0.230
意外人身伤害	183.885±3.222	185.603±2.417	-6.659	<0.001
无法适应当前环境	183.985±2.649	183.343±2.736	2.576	0.010
校园欺凌	185.298±5.923	183.481±2.962	4.384	<0.001
缺少知心朋友内心孤独	183.04±4.84	183.313±2.716	-0.782	0.434
自卑感或缺乏自信	182.816±2.952	182.485±2.827	1.246	0.213
自虐自残	170.892±9.893	162.749±2.114	13.163	<0.001
被战友排挤或冷落	181.831±3.077	180.732±4.192	3.176	0.002
过度内疚或心理负担重	182.697±4.154	183.723±1.957	-3.577	<0.001
面临不公待遇	180.397±2.773	175.037±4.448	16.149	<0.001

3.3.6 综合面部血流反应揭示的情景敏感性

在反刍启动的真实情景下,面部血流反应作为一种直接的生理指标,为理解个体如何在生理层面上响应不同情绪刺激提供了独特的视角。通过对五个面部区域的血流进行 2×17 的双因素方差分析,观察到了人群类型(高反刍与低反刍)和情景

类型之间显著的交互作用。进一步的简单效应分析在公共场合遭受羞辱或暴力、家人疾病或离世的悲痛、家庭暴力与心灵创伤、当众出丑带来尴尬、自虐自残、过度内疚或心理负担重、面临不公待遇这七种情景类型上，均揭示了两组人群之间的显著血流差异。

特别地，在“家庭暴力与心灵创伤”的情景中，高反刍者的额头、鼻子、左脸、右脸和下巴血流量显著高于低反刍者，这一差异在额头、左脸和下巴血流中尤为显著（ $P < 0.001$ ）。在“面临不公待遇”的情景中，所有五个面部区域的血流反应均显示出高反刍组比低反刍组有更高的血流指标，其中额头和下巴的差异最为显著（ $P < 0.001$ ）。此外，在“当众出丑带来尴尬”的情景下，左脸和下巴的血流反应也表现出高反刍组极端显著高于低反刍组的趋势（ $P < 0.001$ ）。

在情绪上处理压力的背景下，发现低反刍者在面临“过度内疚或心理负担重”情景时，相比高反刍者，他们的面部血流量在所有五个测量区域中显著更高。这种生理上的反应差异不仅统计上显著，而且对于理解个体处理压力的情绪机制具有临床上的意义。这一结果与通常对高反刍者的预期持相反态度，高反刍者被假定在压力情景中会展现更明显的生理反应。然而，研究表明，面对心理负担，低反刍者的显著生理反应可能指向他们采用的情绪处理机制或心理韧性水平不同。这提示我们，低反刍者在面对心理负担时的生理反应更加敏感和激烈，这可能是因为他们倾向于更直接地表达情绪，或缺乏将情绪转化为反刍思维的倾向。

3.4 各单模态数据分类信息互补性分析

针对单模态每名被试在 37 道题目的分类概率，采用 RF 算法可以依次计算出各单模态的分类精度，最终眼动数据获得了 0.70 的分类精度，面部 AUs 数据获得了 0.65 的分类精度，面部血流数据获得了 0.61 的分类精度。在本研究中，通过对眼动数据（图 57a）、面部 AUs（图 57b）及面部血流（图 57c）数据各自的分类性能进行细致分析，探讨了各模态数据之间信息的互补性及其对提升单模态分类精度和理解不同模态间协同作用的重要性。利用混淆矩阵分别对眼动数据、面部 AUs 及面部血流数据的分类效果进行了可视化展示，揭示了每种数据模态在分类中的性能表现以及它们各自的优势与局限。

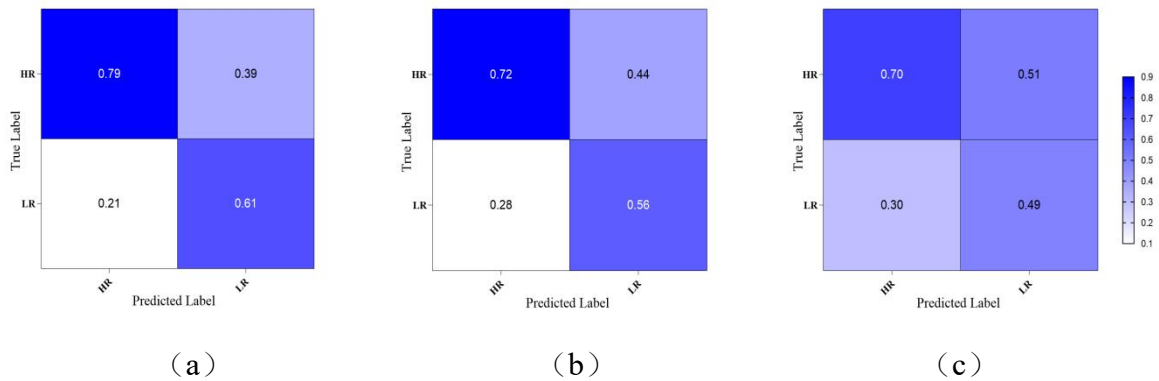


图 57 各数据模态分类结果的混淆矩阵

在混淆矩阵中，行标签代表模型预测的类别，而列标签代表实际类别，矩阵中的元素 (i, j) 表示实际类别 j 中被预测为类别 i 的样本百分比。在分类高反刍者（HR）方面，眼动数据的 TPR 达到了 0.79，表明该模态在识别 HR 类别上具有较高的准确性。然而，在识别低反刍者（LR）的任务中，眼动数据的真阴性率（TNR）为 0.61，表现良好但仍有提升空间。相比之下，面部 AUs 数据在识别 LR 类别时的 TNR 为 0.56，这意味着在正确排除非高反刍者上，面部 AUs 的性能略显不足。此外，面部血流数据在 HR 类别的识别上显示出较好的敏感性，其 TPR 为 0.70，但在区分 LR 个体时，其 TNR 仅为 0.49，这进一步表明面部血流数据在识别低反刍者时更易产生误判。

通过比较不同模态数据的混淆矩阵，发现眼动数据和面部血流数据在识别 HR 个体方面的互补性。眼动数据在高反刍者的识别上的高 TPR，结合面部血流数据，可以在一定程度上提高整体的分类效果。而面部 AUs 数据虽然在识别高反刍者时 TPR 不高，但其在识别低反刍者时的 TNR 相较于面部血流数据有所提高。

在本研究中，特别关注于 HR 与 LR 人群识别任务中各模态数据分类结果的互补性。通过构建混淆图来探索 HR 与 LR 人群识别任务中，不同模态数据分类结果的互补性。见图 58，混淆图中的箭头方向展示了预测类别与实际类别之间的关系，箭头上的数字表示了预测结果中的占比，这为本研究提供了对于各数据模态在误分类方面的性能表现，以及它们之间的互补特性。

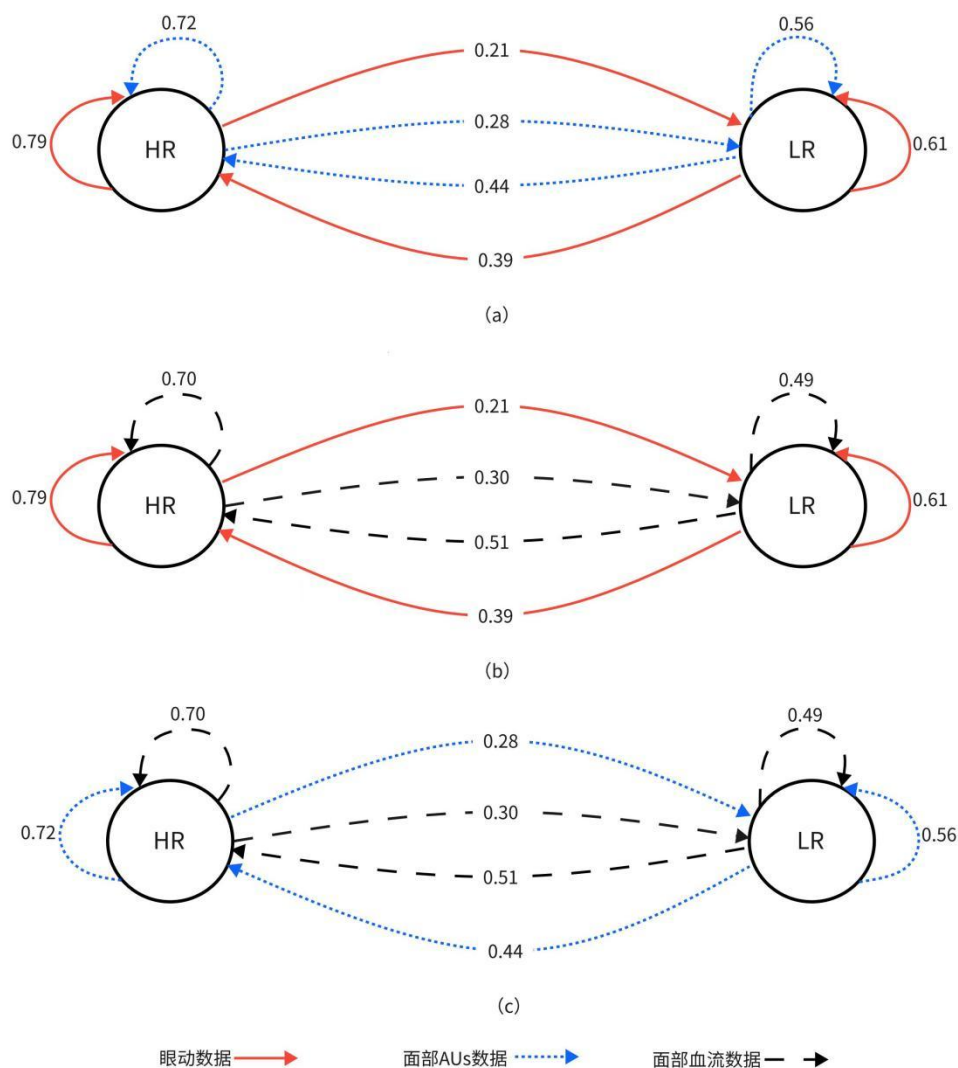


图 58 不同数据模态分类结果之间的混淆图

注：高反刍（HR）人群，低反刍（LR）人群，数字为比率

在图 57(a)眼动数据与面部 AUs 数据之间的混淆图中，眼动数据在识别 HR 类别时的 TPR 为 0.79，展现了其在识别 HR 个体方面的强大能力。相反，在识别 LR 类别上，眼动数据的 TNR 为 0.61，显示了其在排除非 HR 个体时的局限性。而面部 AUs 数据在识别 LR 个体方面的 TNR 为 0.56，与眼动数据相比有所下降，这表明面部 AUs 数据在排除 LR 类别时的表现需要进一步提升。接下来，图 57(b)中眼动数据与面部血流数据的混淆图表明，两种模态在识别 HR 类别上都具有较好的表现，眼动数据的 TPR 为 0.79，面部血流数据的 TPR 为 0.70。然而，在识别 LR 方面，其 TNR 仅为 0.49，低于眼动数据的 0.61，表明面部血流数据在区分 LR 时面临挑战。进一步分析面部 AUs 数据与面部血流数据之间的互补性，面部 AUs 数据在识别 LR 时的 TNR

达到 0.56, 相比之下面部血流数据有所改善, 显示面部 AUs 数据在排除 LR 方面表现更佳。

此分析清楚地展示了尽管每种单一模态数据在特定方面具有优势, 但在其他方面可能表现不足。眼动数据在识别 HR 个体方面显示出高度的敏感性, 但对于 LR 类别的识别则不够准确。相比之下, 面部 AUs 数据在识别 LR 个体时表现出较高的特异性, 但对于 HR 个体的识别则不足。面部血流数据虽对 HR 个体识别敏感, 但在区分 LR 个体时存在误判风险。

这种不同模态之间的互补性为研究提供了宝贵的洞见: 通过结合各模态数据的优势, 可以显著提升整体识别模型的准确性。例如, 当面部 AUs 数据显示某个体可能为 LR 时, 可以利用眼动数据的高敏感性进行确认; 反之亦然, 当眼动数据指示 HR, 而面部血流数据不支持此预测时, 应谨慎处理, 以避免过度依赖单一模态数据而导致的误判。

因此, 研究结果表明, 通过融合眼动、面部 AUs 与面部血流数据, 可以构建一个既高效又准确的多模态层级融合模型。这一发现不仅加强了心理学领域内对高反刍者与低反刍者的识别能力, 而且推动了多模态数据分析方法的进步, 为将来的研究提供了新的分析工具和思路。

4 讨论

在此研究中, 深入探讨了面部血流指标在区分高反刍和低反刍者中的差异, 并通过细致的统计学分析, 展示了额头、鼻部以及脸颊血流的均值与差异在两种群体间的显著性。这一结果强调了心理压力与自主神经系统活动变化之间的密切联系。通过对特定刺激下的面部血流数据的分析, 进一步证实了高反刍者与低反刍者在面部血流反应上的显著差异, 从而更凸显了情绪激活、应激响应及情绪和认知过程在调控面部血流反应中的中心地位。该研究还深入探讨了不同情景类型对面部血流反应的影响, 增进了对情绪体验复杂性的认识, 并为通过生理指标鉴定高反刍特质提供了一条全新的研究途径。通过比较分析多种机器学习算法帮助构建了基于面部血流数据的反刍特质识别模型。

单模态互补性分析揭示了眼动数据、面部 AUs 数据和面部血流数据在识别高反刍者与低反刍者中的互补性。其中, 眼动数据在识别高反刍类别上显示了较高的 TPR,

而面部 AUs 和面部血流数据则在识别低反刍类别上表现了较高的 TNR。这种互补性突出了综合不同模态数据能显著提升分类效果的潜力，特别是在区分心理特质的复杂情况时，为未来相关研究提供了重要的策略和思路。

4.1 面部血流数据分析

在本研究中，探讨了面部血流指标在两组人群（高反刍和低反刍者）中的差异。结果显示，额头、鼻子、左/右脸的血流均值，以及脸颊—额头、额头—鼻子的血流差异值在两组间存在显著差异。这些发现与 Mohd 等人的研究相呼应，他们发现心理压力与面部特定区域（如眼周、额头、颌部）的血流增加相关，这种增加的血流通过热成像技术可被监测到^[323]。额头和鼻子的血流均值差异可能反映了自主神经系统活动的变化，这与 Masaki 等人的研究一致，他们指出面部皮肤温度是由自主神经系统控制的皮肤血流变化的生理指标^[324]。在心理压力下，自主神经系统的活动增强，导致面部某些区域血流量增加，这可能是高反刍者在面对刺激材料时的生理反应。左/右脸血流均值的差异可能揭示了面部表情的不对称性，这在情感表达中是常见的。例如，Xu 等人的研究关注于基于情绪集图像生成面部表情的模型，该模型可以深入分析了面部不对称性与情绪表达之间的关系^[325]。在高反刍者中，面对刺激材料时，可能会出现更加明显的面部表情变化，从而导致左右脸血流的不对称性。脸颊—额头和额头—鼻子血流差异值的显著性可能指向了面部不同区域在应对心理压力时的不同反应模式。这种区域性的血流变化可能与特定的情绪状态相关，如焦虑或抑郁，这些状态在高反刍者中更为常见。

综上所述，面部血流指标的变化反映了心理压力和情绪状态的变化，这为利用生理指标进行高反刍特质识别提供了新的视角。未来的研究可以进一步探索不同情绪状态下面部血流的具体变化模式，以及这些变化如何与反刍特质相关联。

4.2 逐题面部血流数据分析

4.2.1 面部血流在逐题反刍识别中的差异性分析

在本研究中，通过对 37 道刺激材料逐题分析面部血流数据，揭露了高反刍者与低反刍者在面部血流反应方面的明显差异。这些差异在统计学上显著，并且对于理解情感识别和认知负荷具有深远的心理学意义。

研究表明，面部血流变化与情绪状态和认知过程紧密相关。举例来说，额头和

鼻部区域的血流量变化可能与情绪激活和应激反应有关。Hayes 的研究突出了面部表情识别在社会认知技能中的中心作用，而面部血流变化可能是这些非言语线索的关键生理基础^[326]。同样，Muhammad 和 Hossain 通过在面部图像中识别情绪的深度学习模型，进一步证明了面部血流特征在情感识别中的价值^[327]。

本研究发现，诸如第 18 题、第 25 题和第 26 题在多个面部血流指标上呈现出的显著性差异，可能反映了这些题目能引发更复杂的情绪反应和认知负荷。Vyvey, Castellar 和 Van Looy 的研究显示，享受和认知负荷对品牌记忆产生重要影响，这与本研究观察到的情绪和认知过程在面部血流变化中的角色相一致^[328]。

研究还注意到，某些题目在比率类指标（例如，额头或鼻子占全脸血流比例均值）上显示出较高的显著性，这可能表明在特定情景下，个体的情绪表达可能反映在面部表情的对称性上。Cháfer-Pericás 等的研究强调了结合认知指标和脑结构以及功能参数的重要性，这与本研究的发现一致，即面部血流变化可能与大脑功能和结构的变化相关联^[329]。

因此，本研究中面部血流数据的差异性分析展示了面部血流特征在识别反刍特质方面的潜在诊断价值。未来研究可进一步探讨不同面部区域血流变化与心理压力、情绪调节及认知过程间的关系，以及如何利用这些生理指标以更精确地识别和评估反刍特质。

4.2.2 情景类型对于面部血流反刍识别影响

在本研究中，通过分析面部血流数据，重点探讨了不同情景类型如何影响面部血流变化及其在识别反刍特质中的作用。面部血流作为反映个体在特定情景下心理和生理反应的生理指标，与心理压力紧密相关^[324, 330, 331]，并且与情绪状态及神经系统活动有关^[309, 323, 332]。

研究结果显示，在如“公共场合遭受羞辱或暴力”“自卑感或缺乏自信”和“过度内疚或心理负担重”的情景下，面部血流变化模式对于区分高反刍者与低反刍者展现了较高的准确率。这反映了这些情景可能引发强烈的情绪反应和心理压力，导致面部血流显著变化，从而使反刍特质更容易被识别。例如，增加的心理压力可能引发面部血流增加，与面部红斑症状加剧相关^[331]。

相对地，在“与上级矛盾或冲突”和“校园欺凌”等情景下，面部血流变化在区分高低反刍者中的准确率较低，可能因为这些情景引发的情绪和生理反应差异不

显著或更复杂多变^[309]。

本研究的发现强调了情景类型在识别反刍特质中的重要性，指出不同生活场景下的情绪和生理反应在面部血流上的特定表现，为未来利用面部血流数据进行更精确心理健康评估和干预提供了方向。未来研究可进一步探索不同情景下面部血流变化规律，优化精神心理医学和认知神经科学领域的评估和干预方法。例如，Mohd 等人的研究表明，通过热成像技术可以有效监测面部血流变化，从而评估个体的心理压力水平^[323]。

4.3 面部血流在反刍识别中的作用及其心理解释

4.3.1 面部血流反应与情绪调节策略的关联

本研究通过方差分析探究了面部不同区域血流反应在多样情景下的差异性，从而指出面部血流反应与情绪调节机制之间的紧密联系。尤其是高反刍者在面对心理压力或不利情绪时，其面部血流反应更为强烈。这一现象可能与他们倾向采用的消极情绪调节手段有关，例如反复思考个人问题和负面情绪的反刍思维。这种思维方式可能导致其生理系统作出更加剧烈的反应^[306, 333]。

进一步分析认为，这些生理上的反应与大脑处理情绪的相关区域活跃度的增加有关。研究指出，反刍特质与大脑默认模式网络（DMN）活跃度增加有关，尤其是在进行自我相关思考时。DMN 通常在静息状态下活跃，与内省和自我反思有关。在高反刍者中，由于持续的负面自我反思，这一网络可能变得异常活跃，进而引起面部血流的显著变化^[51]。

此外，面部血流的反应也与自主神经系统的调节相关。自主神经系统在情绪体验和应对压力或情绪激发的情景中发挥关键作用。高反刍者可能由于其消极的情绪调节策略而导致自主神经系统的反应更为激烈，这种情况反过来也会影响到面部血流^[302]。

4.3.2 面部血流反应与情景类型的交互作用

面部血流反应与情景类型之间的交互作用揭示了情绪体验在不同情景下的复杂性。研究发现，不同的情景类型，例如社交压力、家庭冲突或职场挑战，能够引发各异的情绪反应和相应面部血流变化。例如，与家庭暴力或心灵创伤相关的情景可能激发情绪处理相关区域的活动，导致面部血流增加^[334]，这表明个体在这些情景

下的情绪激发和心理压力。

情景类型对面部血流反应的影响，可能与大脑处理这些情景的方式有关。例如，在面对家庭暴力与心灵创伤等情景时，高反刍者可能会表现出更为显著的面部血流反应，这反映了前额叶皮层和杏仁核等情绪处理相关大脑区域的激活^[334]。而低反刍者在面对“过度内疚或心理负担重”等情景时所展现的强烈生理反应，可能指向了他们不同的情绪处理机制，这可能是由于他们倾向于直接表达情绪，而非持续反刍思维。这种直接的情绪表达可能导致更强烈的生理反应，如面部血流的增加^[335]。

此外，情景类型与面部血流反应之间的交互可能还与个体情绪调节能力有关。在某些情景下，通过采用有效的情绪调节策略，如认知重评或情绪抑制，个体可能表现出不同的面部血流反应。这种情绪调节在面对职场冲突或社交挑战时尤为重要，反映了个体调整情绪反应以适应环境的能力^[336]。

可见，面部血流反应不仅反映了个体的情绪状态和调节策略，还与他们面对的具体情景类型密切相关。这些发现为理解情绪调节的复杂性提供了新的视角，并为基于生理指标的情绪识别和心理健康评估提供了潜在的应用价值。

4.4 面部血流识别的模型构建

4.4.1 面部血流识别模型在反刍特质识别中的应用

在本研究中，通过四种不同的机器学习算法来研究面部血流对于反刍识别的应用。这些算法在处理心理学和生理学数据方面已显示出显著的潜力。例如，Namlisesli 等人在使用生理信号进行情感识别时发现，RF 模型在分类准确率方面表现优异^[337]。类似地，Stajić 等人也强调了机器学习方法在基于生理信号的情感识别中的有效性^[338]。

在研究中，RF 算法在面部血流数据的分类任务中表现最为突出，其平均准确率和 F1 分数均高于其他算法。这一发现与 Yang 等人的研究相呼应，他们提出了一种基于行为和多个生理信号的深度多模态方法，用于移动情感识别，其中 RF 算法也同样显示出了良好的性能^[339]。结果表明，面部血流数据在反刍特质识别中具有潜在的应用价值。尽管 RF 算法在当前数据集上的表现最佳，但其他算法如 SVM 和 KNN 也显示出了一定的潜力。这些发现为未来在类似数据集上进行更有效的面部血流识别提供了有价值的参考。

面部血流数据的复杂性和高维性要求使用能够有效处理这些特征并从中提取关

键信息的算法。RF 算法通过结合多个决策树的预测来增强模型的稳定性和准确性，使其成为处理此类数据的理想选择。未来的研究可以通过更精细的特征工程、更多样的数据采集和深入的模型调优，进一步提升模型在面部血流数据分析方面的性能。

综上所述，面部血流数据结合机器学习算法在反刍特质识别中展现了巨大的潜力。随着技术的进步和数据分析方法的不断优化，有望在未来更准确地通过面部血流指标来区分高反刍和低反刍者，为心理健康领域提供更精准的诊断和治疗方法。

4.4.2 RF 模型在特定题目中的识别效果分析

在本项研究中，RF 模型在分析面部血流数据方面展现出了显著的优势效能，尤其是在分析第 35 题、第 10 题和第 18 题时表现突出。深入题目内容分析，发现这些题目触及了深层的情绪体验和强烈的心理反应，为探索 RF 模型在特定情景下的识别能力提供了窗口。

第 35 题分析：

对第 35 题的分析揭示了 RF 模型之所以在该题目上取得高准确率，可能与题目引发的强烈情绪反应密切相关。该题目描述了个体经历社交排斥和增强的自我意识的场景，运用了如“无地自容”“消沉内向”和“心如刀绞”等强烈的情绪词汇，这些词汇能够激发出羞耻感和自我意识，进而可能引发面部血流显著变化。相关研究，如 Koizumi 等人的工作，表明羞耻感和自我意识与面部血流变化之间存在关联^[340]。RF 模型能够通过捕捉到的这些细微的生理变化，有效地区分高反刍者与低反刍者。

第 10 题分析：

第 10 题涉及家庭暴力和考试压力，这些因素可能导致个体经历高水平的心理压力。词汇如“心如死灰”和“艰难地咬着牙齿”强调了个体的情感痛苦和巨大心理压力。心理压力与面部血流的变化密切相关，尤其是在处理情绪激烈的场景时。Simón 等人的研究发现，早期生活压力在成年抑郁症患者中会导致面部情绪识别过程中前纹状皮层网络的功能改变^[341]。这表明，面部血流数据可能反映了由于家庭暴力和考试压力引起的情绪和心理压力，从而使 RF 模型在此题目上表现出较高的分类准确率。

第 18 题分析：

第 18 题涉及个体经历丧亲之痛的情景，强调了深刻的情感体验和心理创伤。这类创伤事件引发的情绪反应可能导致面部血流出现明显变化，被 RF 模型有效识别。Mott 的研究指出，在创伤聚焦疗法中，随着治疗过程的推进，创伤叙述的一致性可

能发生变化，这反映了创伤经历对个体心理状态的深刻和复杂影响^[342]。RF 模型通过分析面部血流数据，可能有效识别因亲人去世引起的情绪波动和心理压力。

总结而言，RF 模型在处理含有强烈情绪反应和心理压力场景的题目时的高准确率，与情景引发的情绪状态和面部血流变化之间的关系密切相关。这些情绪状态的生理表征为 RF 模型提供了区分高低反刍者的关键信息。这一发现为未来在相似情景下进行情感识别研究开辟了新的途径和方法。

4.5 单模态互补性分析在反刍多质融合识别研究中的应用

在本项研究中，我们探讨了眼动、面部 AUs 和面部血流数据在识别反刍特质中的互补作用。通过分析混淆矩阵，观察到这些单模态数据在区分 HR 和 LR 群体时各自展示了特有的优势和限制。具体来说，眼动数据在识别 HR 个体上显示出较高的 TPR，而面部 AUs 和面部血流数据在识别 LR 个体上则表现出较高的 TNR。

此外，与 Tao, Liu 和 Chen 的研究结果一致，本研究发现结合眼动和面部表情数据能够更准确地识别情绪状态^[343]。眼动数据在识别 HR 个体方面的高 TPR，以及面部 AUs 和面部血流数据在排除 LR 个体方面的高 TNR，展现了数据间的互补性。这一互补性表明，通过整合这些模态数据，能够提升整体的分类性能，尤其是在区分复杂心理特质时。Poncet 等人的研究进一步验证了眼动数据在情绪识别中的重要性，他们指出眼动数据的空间分布预测了情绪识别的准确性^[344]。在研究中，眼动数据的高 TPR 和面部 AUs 数据的 TNR 之间的互补性反映了不同模态数据在处理复杂心理特质时的独特优势。Stacchi 等人也强调了眼动数据在心理学研究中的功能性作用，特别是在面部处理中^[345]。在研究中眼动数据的高 TPR 可能反映了其在捕捉 HR 个体特征时的关键作用。

总之，本研究表明，通过融合眼动、面部 AUs 和面部血流数据，可以构建一个高效且准确的多模态层级融合模型。这不仅增强了心理学领域对高反刍和低反刍者识别的能力，也推动了多模态数据分析方法的发展，为未来的相关研究提供了新的分析工具和思路。

第五部分 基于多源同步多模态数据融合的反刍识别

在心理学研究中，精确地识别复杂的心理特质，特别是与各种情绪障碍如焦虑和抑郁紧密相关的反刍特质，一直是一个具有挑战性的任务。针对这一问题，本研究创新性地提出了一个基于多源同步多模态数据融合的方法，以增强反刍特质的识别准确性，并为心理健康领域贡献了新的研究视角。本研究探索了一种新的数据融合方式，旨在提升反刍特质识别的准确度和可靠性。

本研究依托于眼动数据、面部 AUs 数据和面部血流数据的同步收集，采纳了多源同步多模态融合的方法，全方位综合分析反刍特质。传统的心理学研究方法通常局限于单一模态的数据收集和分析，例如仅依赖量表测试或单一生理测量，而这些方法往往难以全面反映复杂的心理状态。因此，本研究通过多模态数据融合提供了一种全面的反刍特质识别框架。在本研究中，首先独立构建了基于眼动、面部 AUs 和面部血流的单模态反刍识别模型，每种模态均能从不同角度揭示反刍特质的不同方面，如眼动数据反映注意力分布，面部 AUs 展示情感表达，面部血流指标则反映生理激活水平。

为了唤醒和捕捉被试的反刍特质，本研究开发了一套自编反刍刺激材料，旨在模拟士兵可能在日常生活中引发反刍的场景，以期更真实地反映被试的反刍状态。通过一体化设备同步记录的生理和行为数据，本研究从多角度分析了反刍特质。

在数据采集方面，使用一体化设备同步记录了眼动、面部 AUs 和面部血流指标。这些数据为分析反刍特质提供了丰富的信息。每种模态从不同角度反映了被试的心理状态，例如，眼动数据揭示了被试的注意力分布，面部 AUs 反映了情感表达，而面部血流指标则反映了生理激活水平。这些数据源相互补充，共同构成了一个全面的反刍特质识别框架。

本研究的核心在于采用了两层的决策融合策略，这不同于传统的“先特征融合再决策融合”的方法。在第一层决策融合中，本研究将每个人在单模态上的 37 道题目的分类概率值进行融合，得到每个人单模态的分类概率值。这一步骤关注于考虑每个模态的独特性和对反刍特质的独立贡献。第二层是再次的决策层融合，本研究将每个人三个模态的概率值进行融合，从而得到最终的多模态反刍识别模型。这种

方法的优势在于它直接在决策层面进行融合，避免了特征层融合可能带来的信息丢失或扭曲。通过这种直接的融合，可以更准确地捕捉和综合不同模态数据的独立信息，从而提高了识别的准确性和综合性。

实验六 多模态数据对反刍自然语言识别的研究

1 多模态数据融合的现代方法

1.1 张量融合网络

1.1.1 张量融合的概念和应用

1.1.1.1 张量融合的基本概念

张量融合 (Tensor Fusion Network, TFN) 是一种高级的数据处理方法, 广泛应用于多模态数据融合领域。一个“张量”在数学上是一个多维数组, 可以被视为向量和矩阵的高维扩展。在多模态场景中, 每个模态 (如语音、图像、文本) 的数据可以表示为一个张量。TFN 的关键在于, 它通过某种数学操作将这些来自不同模态的张量结合在一起, 以捕获和表示这些模态之间的复杂关系。在心理学和人机交互等领域, 这种方法特别有用, 因为它能够揭示不同感官输入或不同类型数据间的深层关联。

早期融合如简单的 `concat`, 直接在特征维度将不同模态特征进行拼接后, 再送入后续的推理模块, 见图 59(a)所示, 但是这种方法不能有效地建模模态内特征。TFN 能够端到端地学习模态内和模态间的动态, 采用一种新的多模态融合方法对模态间动态进行建模, 模态内动态则通过三个模态嵌入子网络进行建模, 见图 59(b)所示。

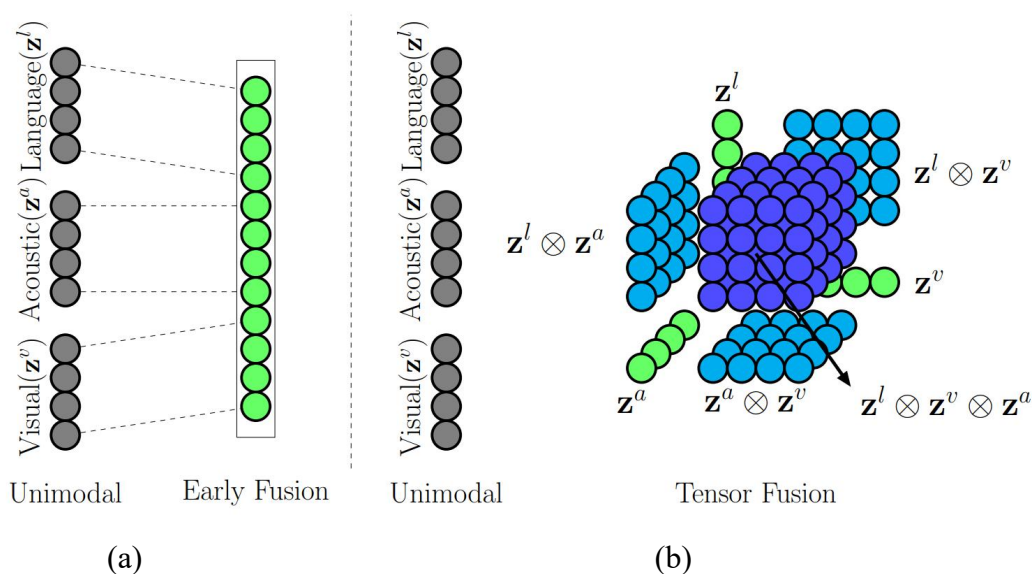


图 59 (a)常用的早期融合 (多模态直接连接); (b)TFN: 单模态、双模态和三模态

TFN 模块具体做法就是首先对每个模态用 1 进行维度扩充, 然后对不同模态求笛卡尔积。以三个模态为例, z^l, z^v, z^a 扩充一维, 既能计算模态之间的特征相关性, 又保留了单个模态的特征。

$$\{(z^l, z^v, z^a) | z^l \in [z^l_1], z^v \in [z^v_1], z^a \in [z^a_1]\} \quad (5-1)$$

如图 60(b)所示, 将三个特征向量进行融合, 得到 $z^m = [z^l_1] \otimes [z^v_1] \otimes [z^a_1]$, 其中, 有三个在张量融合中形成单模态相互作用的模态嵌入子网络的单模态嵌入。三个在张量融合中的双模态相互作用。和一个三模态相互作用。

1.1.1.2 张量融合的应用

在实际应用中, TFN 已被广泛应用于多个领域, 如机器学习、数据挖掘、情感分析、人机交互等。例如, 在情感分析中, 研究者可能需要分析来自语音、面部表情和文本的数据。通过这种方法, 研究者能够获得更为全面和深入的数据分析结果, 这对于理解复杂的心理状态和行为模式至关重要。

TFN 的一个典型应用是在图像处理中的多曝光图像融合。在这个应用中, 不同曝光水平的多个图像被融合为一个高动态范围的图像, 从而提高图像的质量和细节展示。

1.1.2 张量融合在心理学研究中的角色和优势

1.1.2.1 张量融合在心理学研究中的角色

TFN 作为一种数据处理技术, 在心理学研究中的角色体现在其对于处理和解析多模态数据的能力它允许研究者从多维数据中提取更丰富的信息, 从而更深入地理解心理现象和人类行为。TFN 技术在心理学研究中的应用不仅在脑功能成像领域, 同样在认知加工领域表现出强大能力。

Chatzichristos 等人的研究展示了如何通过软耦合张量分解技术将 EEG 和 fMRI 数据融合, 以提高对脑功能的理解。这种方法利用了 EEG 在时间分辨率上的优势和 fMRI 在空间分辨率上的优势, 从而提供了对脑活动更全面的视角^[346]。此外, TFN 技术在心理学研究中的应用可以通过清华大学王非课题组的研究来体现。该研究探讨了电子游戏玩家对虚拟化身的认知加工优势, 并试图理解玩家如何将化身纳入自我概念中。研究通过图形-标签匹配范式, 在“英雄联盟”游戏玩家群体中进行了实验, 发现相对于熟悉他人相关信息, 玩家对化身相关信息具有加工优势。这种“化

身优势效应”与化身认同、心流体验、享乐感等变量之间存在显著正相关^[347]。该研究说明，TFN 可以有效地应用于复杂的心理学研究，尤其是在分析人类行为和认知过程时。

1.1.2.2 TFN 的优势

①处理高维度数据的能力：TFN 技术在处理和分析高维度及复杂数据集方面展现出显著优势，特别是在心理学研究领域，这一技术能够有效地从多个维度分析涉及众多变量和复杂交互作用的数据，提供更深入的见解。

②提高数据分析的准确性和深度：TFN 相较于传统分析方法，提供了一种更全面和灵活的途径来处理多模态数据，揭示数据中的复杂模式和关系，从而增强分析的准确性和深度。

③促进多模态数据的整合：TFN 还促进了不同源数据（如 EEG 和 fMRI）的融合，为心理学现象提供了更全面的理解。

④灵活性和适应性：TFN 技术的灵活性和适应性对于不断进展和变化的心理学研究领域尤为重要。

1.2 低秩多模态融合

1.2.1 低秩多模态融合的原理和实现

1.2.1.1 低秩多模态融合的原理

低秩多模态融合（Low-Rank Multimodal Fusion, LRMF）是心理学和神经科学领域中日益受到重视的数据处理方法。其核心在于将来自不同模态的数据（如文本、图像、声音等）有效整合，以提取和利用数据中的互补信息。LRMF 的主要原理是运用低秩表示捕捉和整合多模态数据中的共性特征，通过低秩表示，即数据的分解为较少数量的基本元素的线性组合，揭示模态间的内在联系，同时降低计算复杂性和存储要求。

LMF 要做的事就是将 W 分解成 M 组与各模态相关的低秩因子。这里本研究 W 视为 h 个矩阵，每个特征矩阵 W_k 如下所示，其中使得分解成立的最小 R 称为秩（Rank）。

$$\bar{W}_k = \sum_{i=1}^R \otimes_{m=1}^M w_{m,k}^{(i)}, w_{m,k}^{(i)} \in \mathbb{R}_m^d \quad (5-2)$$

在 LMF 中，人为设定固定的秩 r ，得到每个 W_k 矩阵了，对特征矩阵进行重新排列，使其变为与模态 m 相关的特征 W_m 。

$$\{\{w_{m,k}^{(i)}\}_{m=1}^M\}_{i=1}^r, k = 1, \dots, d_h \quad (5-3)$$

低秩的权重张量可以用下式重建得到：

$$W = \sum_{i=1}^r \otimes_{m=1}^M w_m^{(i)} \quad (5-4)$$

那么对特征变换（ $Z \rightarrow d$ 维特征）的过程可以拆分，组合起来可得到下式：

$$\begin{aligned} h &= \left(\sum_{i=1}^r \otimes_{m=1}^M w_m^{(i)} \right) \cdot Z \\ &= \sum_{i=1}^r \left(\otimes_{m=1}^M w_m^{(i)} \cdot Z \right) \\ &= \sum_{i=1}^r \left(\otimes_{m=1}^M w_m^{(i)} \cdot \otimes_{m=1}^M z_m \right) \\ &= \wedge_{m=1}^M \left[\sum_{i=1}^r w_m^{(i)} \cdot z_m \right] \end{aligned} \quad (5-5)$$

其中 \wedge 表示像素级点乘。这样分解之后，避免了从各模态特征 Z_m 去建模 Z ，并且可以扩展到不同数量的模态上，大大降低了时间复杂度。本研究以三模态的融合流程框架为例，图例如图 60：

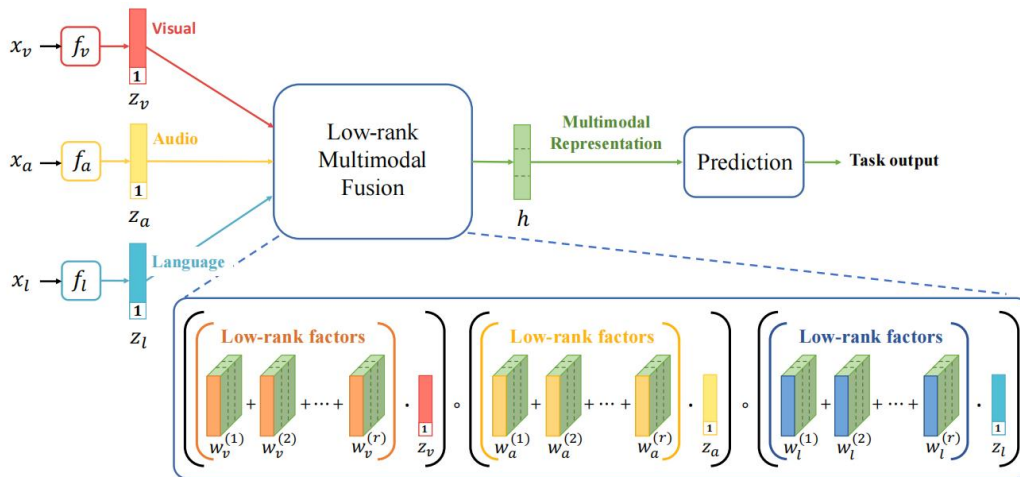


图 60 低秩多模态融合模型结构流程图

如图可知，最后的由多模态特征 Z_m 融合成 h 维特征的过程就变成了：每个模态分别构建 r 个权重矩阵，融合后对各模态特征进行矩阵乘法，得到一个 h 维的特征；然后再将各模态得到的 h 维特征进行像素级乘法即可。

1.2.1.2 LRMF 的实现

LRMF 技术的实施涉及若干关键步骤：

①数据预处理：首先进行数据预处理，包括标准化、去噪和特征提取，以确保不同模态的数据可以有效融合。

②低秩分解：随后，利用低秩分解方法将多模态数据简化为更基础的结构，这

是 LRMF 的核心，旨在从多模态数据中抽取关键信息。

③模态融合：之后，对分解后的数据进行模态融合，形成一个统一的多模态表示，通常通过对各成分进行加权和组合实现。

④后处理：最后，根据具体需求对融合数据进行后处理，如分类或回归分析等。

1.2.2 张量融合与低秩多模态融合的对比分析

TFN 是通过计算不同模态特征的外积生成高维表示，虽然能捕捉模态间的完整交互，却导致维度和计算复杂性大幅增加。例如，双线性池化这类张量融合技术，尽管能够通过特征向量的外积获得高维表示，却因参数众多而加重了模型的计算负担。

相对于 TFN，本研究采用的 LRMF 方法在处理眼动、面部 AUs 和面部血流等多模态数据时，展现了明显的优势，主要体现在以下几个方面：

(1) 计算效率提升。LRMF 是一种更为高效的融合方法。它通过将高维的权重张量分解为低秩因子，大幅减少了模型的参数数量。低秩分解有助于降低计算复杂度，使模型在保持良好性能的同时运行得更快、更高效。此外，LMF 方法允许独立处理每种模态的特征，然后通过加权求和的方式结合这些特征，从而减少了模型的复杂性和对内存的需求。分析的眼动、面部 AUs 和面部血流的这些数据类型各异，维度高，且彼此间存在复杂的相互作用。Liu 等人的研究表明，LRMF 在多模态情感分析、演讲者特征分析和情绪识别等任务中取得了竞争性的结果，同时大幅减少了计算复杂性^[348]。

(2) 数据融合灵活性增强：与 TFN 方法相比，LRMF 更能适应不同模态数据间的差异，通过模态特异性因子改善融合效果，增强了数据分析的灵活性和准确性。

(3) 模型性能提高：LRMF 通过决策融合和多模态概率值融合有效整合单模态分类概率值，提升了反刍识别模型的准确率，尤其是在应用 XGBoost 算法进行融合时，展现出处理复杂和高维数据的优越性。

(4) 数据维度降低：通过低秩近似，LRMF 减少了数据的维度和复杂性，有助于更深入地揭示不同模态数据间的内在联系，对理解复杂心理学现象至关重要。

(5) 保留关键特征。LRMF 允许在保留各模态关键特征的同时，有效整合这些特征构建准确的反刍识别模型，针对利用多模态数据识别反刍特质的研究目标具有重要价值。

2 XGBoost 算法及其在数据分析中的应用

2.1 XGBoost 算法的基本概念和特点

2.1.1 XGBoost 算法的基本概念

极端梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) 算法是梯度提升 (Gradient Boosting) 框架的一个高级版本, 采用“树提升” (tree boosting) 技术构建模型。在该框架下, 模型是顺序建立的, 每一新模型的加入都旨在修正之前模型的误差。XGBoost 旨在通过最小化一个可导的损失函数来提升模型的预测准确度^[349]。作为一种效率高且可扩展的梯度提升算法, XGBoost 在众多机器学习任务, 包括分类、回归和排名等方面都展现了优异的性能。其主要思想是通过逐步建立一系列决策树来改善模型, 其中每棵树都致力于修正前一棵树的错误。这一方法不仅能够提升模型准确性, 同时也有助于降低过拟合的可能性。

由于 XGBoost 的核心数学模型是基于梯度提升机制, 针对给定的损失函数 $L(y, \hat{y})$, 其中 y 是真实标签, \hat{y} 是预测标签, XGBoost 通过构建决策树序列最小化损失函数的期望值。具体来说, XGBoost 引入了所谓的“先验目标 (pseudo-objective function)”的数学模型, 其目标是 minimize 以下表达式:

$$\sum_{i=1}^n L(y_i, \hat{y}_i) - \sum_{t=1}^T \lambda_t \cdot \sum_{i=1}^n h_t(x_i) - \sum_{t=1}^T \gamma_t \cdot \sum_{i=1}^n g_t(x_i) \quad (5-5)$$

其中 n 是训练样本数, T 是决策树的数量, λ_t 和 γ_t 是正则化参数, x_i 是样本 i 的特征向量, y_i 是样本 i 的真实标签, \hat{y}_i 是样本 i 的预测标签, $h_t(x_i)$ 和 $g_t(x_i)$ 是第 t 个决策树对样本 i 的 first-order 和 second-order 特征导数。

2.1.2 XGBoost 算法的特点

①高效性能: XGBoost 算法以其卓越的性能而备受推崇, 在处理大规模数据集及各类机器学习任务上展现出出色。②处理稀疏数据的能力: 该算法特别针对稀疏数据设计了处理机制, 优化了含缺失值或零值数据集的处理效果。③防止过拟合: 通过引入正则化项、收缩步长 (Shrinkage) (收缩步长) 和列采样 (Column Subsampling) 等多种策略, XGBoost 有效防止了过拟合问题。④灵活性: XGBoost 灵活性表现在支持自定义目标函数和评价标准上, 适用于多种机器学习任务。⑤可扩展性: XGBoost 在设计上考虑到了计算效率和资源优化, 使其在资源有限的环境下也能处理大量数

据。⑥模型解释性：XGBoost 同时提供特征重要性等工具以增强模型解释性，这对于分析多模态数据尤为关键。

在构建用于识别高反刍者与低反刍者的多模态模型方面，XGBoost 展现了其有效整合眼动、面部 AUs 和面部血流等多种模态特征的能力，相较于 KNN、RF、NB、SVM 等算法，XGBoost 构建的模型具有更高的准确率。

2.2 XGBoost 算法在多模态数据分析中的应用

XGBoost 在多模态数据分析应用中的增长显著，特别是在处理复杂的数据集和多源数据时，其高效性、灵活性和可扩展性使其成为优选。

例如，在医学成像领域，使用 XGBoost 结合不同基础模型的输出以预测 2D 切片在 3D 生物学图集中的位置表现最优^[350]；在工业设备状态监测中，通过多种模态提取信号特征并利用 XGBoost 优化模型超参数，显著提升了电机泵状态的识别精度^[351]；在运动伤害风险预测领域，结合多模态策略和机器学习算法，通过 XGBoost 构建单模态子模型并使用 RF 融合决策分数，有效预测了下肢非接触性伤害风险^[352]。

XGBoost 在多模态数据分析的广泛应用彰显了其在处理复杂数据集中的强大能力，不论是医学成像、工业设备监测还是运动伤害风险预测等领域，XGBoost 均能提供高效、精确且具解释性的分析结果，成为多模态数据分析的优选工具。

3 基于 Stacking 的两层决策融合策略

3.1 Stacking 方法介绍

3.1.1 Stacking 的基本概念与工作原理

堆叠法（Stacking）是一种复杂的模型融合策略，通过整合多种基本学习器（例如决策树、SVM 等）的预测结果，并利用一个高级学习器（元学习器）进行最终预测。这一技术首先在原始数据集上训练各个基学习器，每个学习器产生预测结果；随后，这些预测结果作为新的数据集输入到元学习器中，元学习器据此训练并输出最终预测。

具体而言，如图 61 展示的那样，堆叠结构包含两个层级，初级层级（level 0）可能由多个强学习器组成，而次级层级（level 1）则由单一学习器构成。在训练阶段，数据首先在初级层级被训练，每个学习器完成训练后产生相应的预测结果，这些预

测结果被组合成新的特征矩阵，并作为输入传递给次级层级的学习器进行进一步训练。该融合模型最终的预测结果即为次级层级学习器的输出。

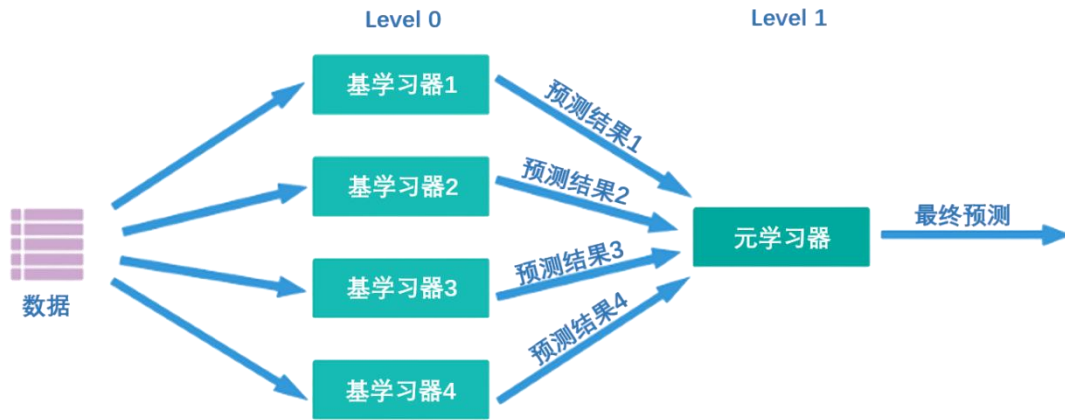


图 61 Stacking 工作原理结构图

值得注意的是，图中 level 0 上训练的多个强学习器被称为基学习器（base-model），也叫做个体学习器。在 level 1 上训练的学习器叫元学习器（meta-model）。根据行业惯例，level 0 上的学习器是复杂度高、学习能力强的学习器，例如集成算法、SVM、RF 等，而 level 1 上的学习器是可解释性强、较为简单的学习器，如决策树、线性回归、逻辑回归等。

3.1.2 Stacking 在模型融合中的作用

本研究深入探讨了 Stacking 在模型融合中对提升预测精度和稳定性的贡献，特别是在处理包含多种信息和特征的多模态数据集时的显著性。通过融合多种模型，Stacking 方法能够更加全面地捕捉数据中的复杂特征和模式，增强对新数据的泛化能力^[353]。

减少单个模型的偏差和方差：Stacking 方法能有效减轻单一模态模型可能面临的过拟合或无法全面捕捉相关特征的风险，通过整合多个模型显著降低了模型的偏差和方差，增强了模型的综合分析精度和可靠性^[354]。

提高模型性能：Stacking 的层级结构设计也有助于综合不同基础模型的预测能力，通常能显著提升整体性能，这一点在诸如 Kaggle 等机器学习和数据挖掘竞赛中已得到验证^[355]。在本研究中，这种方法有助于更准确地识别和分析复杂的反刍特质。

适应复杂多模态数据：尤其在处理眼动、面部 AUs、和面部血流等多模态数据时，Stacking 展现出能够综合不同数据模态，为理解和分析复杂的数据提供全面视角

的优势^[356]。

在本研究中，使用 Stacking 不仅可以提高模型的整体准确性，还可以揭示不同模态间的深层次关联和互补性。例如，眼动数据可能揭示注意力分布的模式，而面部 AUs 和血流数据可能提供情绪反应的线索。通过 Stacking，这些信息可以被有效地整合，为反刍特质的识别提供更为全面和深入的见解。此外，Stacking 的使用还可以提升模型在未见数据上的预测能力，这对于未来的应用和研究具有重要价值。

3.2 多模态数据层级融合策略

在本研究中，采用了一种创新的层级融合策略，专注于通过多模态数据分析来识别和评估反刍特质。这项研究的核心是在两个不同层级上进行决策融合：首先对每个模态数据进行单独分析并生成单模态概率值，接着将这些概率值进行综合融合，如图 62。这种方法的目的利用不同数据源的互补性，从而提高对复杂心理特质的识别准确性^[357]。

3.2.1 单模态概率值融合

在第一层融合中，专注于单独分析每种模态数据，并计算每个样本的分类概率值。具体来说，针对每个被试在 37 个不同的反刍刺激题目上的反应进行评估，以此生成单模态概率值。这一步骤的关键在于精确捕捉每种模态（眼动、面部 AUs 和面部血流数据）所蕴含的独特信息。在这一过程中，采用了准确率最高且稳定性最好的 RF 算法，这在之前单模态部分已经进行了结果展示。可以发现，在综合各单模态上全部被试在 37 道题目的分类概率融合时，使用 RF 的准确率最高的占比最大。因此，第一层的决策融合最终统一采用了 RF 的方法。

3.2.2 综合多模态决策融合

在第二层融合中，目标是将单模态生成的分类概率值进行整合，构建一个综合的多模态反刍识别模型。这一层的关键在于使用 XGBoost 算法，该算法因其高效性和对复杂数据结构的适应性而著称。在这一阶段，不同模态的概率值被视为输入特征，XGBoost 算法则负责学习这些特征之间的复杂关系，并生成最终的分类决策^[358]。

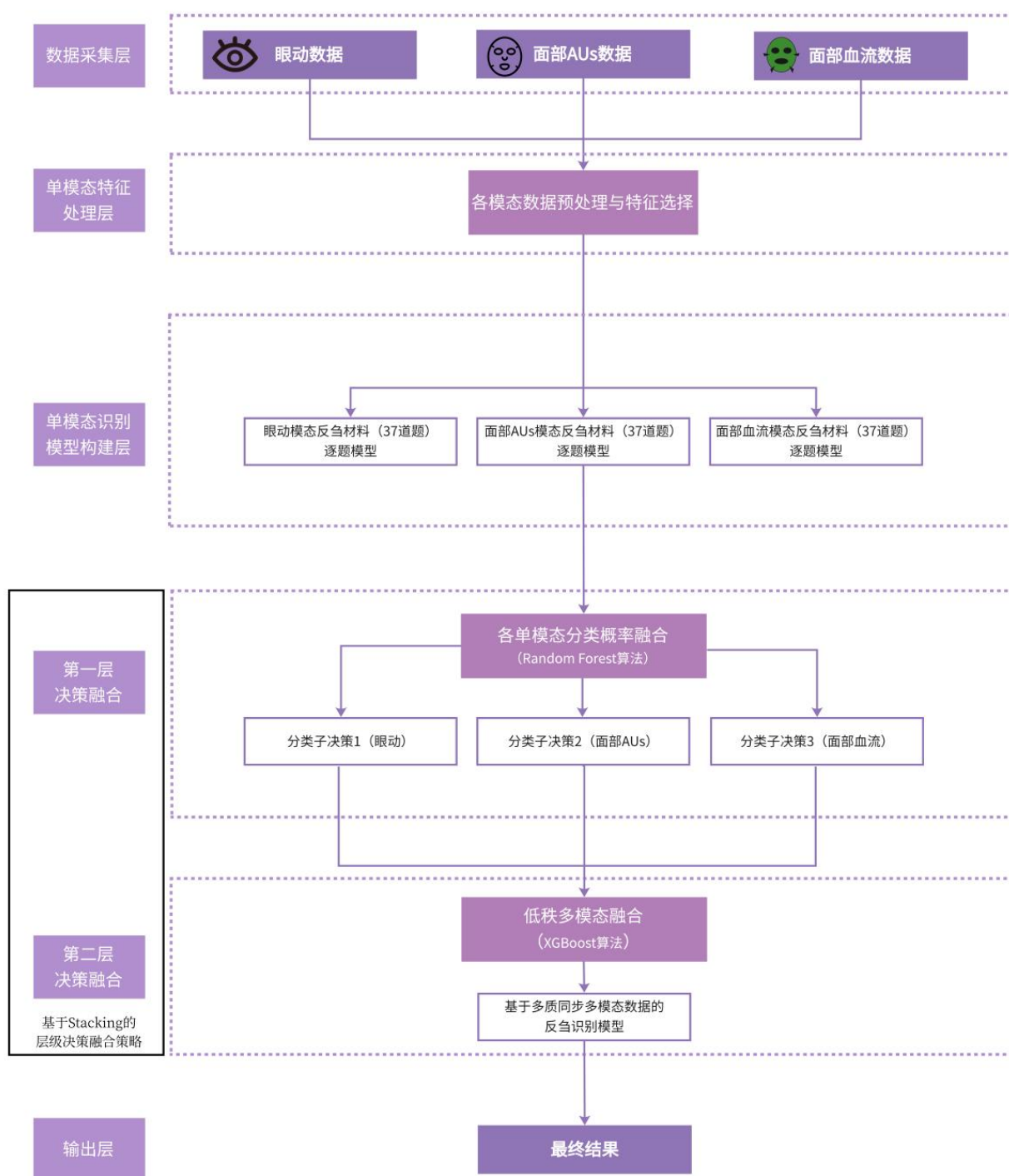


图 62 基于多源同步多模态数据融合的层级融合方法

3.2.3 多模态数据的综合分析与应用

在本研究中，采取了层级融合策略对单一模态和多模态数据进行综合分析。这种方法不仅包括对每个独立数据模态的深入探讨，还涵盖了将多种数据模态结合起来的全面应用。通过这种综合分析策略，研究能从更宽广的视角对数据进行解读，

为心理学研究带来了更丰富的解释视角。例如，结合眼动追踪数据和面部表情数据的分析，可以更精确地揭示受试者的情绪反应和认知过程。此外，这种分析方法还能被应用到其他领域，如医学诊断、人机交互以及社会科学研究中，显示了其广泛的应用前景^[359]。

4 实验与数据分析

4.1 层级融合方法在多模态数据分析中的应用

本研究采用了多源同步多模态数据的层级融合方法对 478 名被试（271 名高反刍者和 207 名低反刍者）进行分析。收集了这些被试在 37 道题目组成的反刍刺激材料下的眼动、面部 AUs 和面部血流的数据。在第一层决策融合中，对每种单模态数据分别进行分析，依次采用 KNN、NB、SVM、RF 等算法计算每种模态的分类准确率后择优计算概率值。第二层决策融合中，综合考虑了这些单模态数据的分析结果，扩展使用了 RF、KNN、NB、SVM、Xgboost 等算法进行了综合分析。

为了全面评价提出方法的效率，本研究采纳了五折交叉验证技术，将数据集均匀分成五份，轮流使用其中四份作为训练集，剩下一份作为测试集，此过程循环五次，以确保每一份数据均被作为测试数据使用过。此方法有助于检验模型在不同数据子集上的性能，从而增强模型的泛化能力。

4.2 层级融合方法的时间复杂度分析

在时间复杂度分析方面，本研究所提出的多模态数据的层级融合方法表现出了明显的时间效率优势。假设在第一层决策融合中应用的四种算法每种的时间复杂度均为 $O(n)$ ，其中 n 为样本数量。在第二层融合中选用的时间复杂度最高的算法为 XGboost，其时间复杂度通常为 $O(n \log n)$ 。

综合考虑两层融合，整个算法的总体时间复杂度可大致估算为 $O(n) + O(n \log n)$ ，其中 $O(n)$ 代表第一层融合中所有算法的时间复杂度总和，而 $O(n \log n)$ 则反映了第二层融合中 XGboost 的时间复杂度。这一时间复杂度的配置确保了算法在实际应用中的高效性和实用性。

通过采用这种创新的层级融合方法，我们不仅有效处理了来自不同模态的数据，而且在保障效率的同时，实现了对复杂心理特征的深入解析和准确鉴定，为心理学及数据科学领域带来了新的研究途径和工具。

4.3 多模态数据层级融合方法识别性能分析

在本研究中，对多模态数据层级融合方法的识别性能进行了细致分析，通过实验比较了 RF、KNN、NB、SVM、XGboost 等算法在多模态数据分析中的表现。特别强调了 XGboost 算法的性能，以探讨其在处理眼动数据、面部 AUs 和面部血流数据时的优势。

实验结果显示，如表 28，使用 XGboost 算法进行多模态数据融合时，分类精度达到了 86.81%，优于 RF (85.98%)、KNN (85.35%)、NB (71.54%)、SVM (56.06%) 等其他算法，验证了 XGboost 在整合多种模态信息以提升分类准确性方面的有效性。XGboost 算法之所以在本研究中表现最优，主要归功于其强大的学习能力和高效处理多种类型数据的能力，通过构建多决策树和应用梯度提升机制，有效提取并整合不同模态的特征信息。

表 28 多模态数据不同分类器的分类精度和 F1 分数比较

分类器	准确率(%)	F1 分数(%)
KNN	85.35	86.86
RF	85.98	86.11
NB	71.54	74.16
SVM	56.07	71.49
XGboost	86.81	88.58

在本项研究中，我们深入研究了多模态数据层级融合方法在区分高反刍和低反刍者中的应用效果。通过运用一系列标准化的生物统计学指标，如准确率(Accuracy)、敏感度(Sensitivity)、特异度(Specificity)等，全面评价了提出方法的性能。这些评价指标是基于特定公式计算而得，综合反映了所构建模型的多方面性能。

准确性 (Accuracy)：表示模型正确分类的样本数占总样本数的比例。

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{N}$$

敏感性 (Sensitivity)：也称为真阳性率，反映了模型识别出实际为高反刍者的能力。 $Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN}$

特异性 (Specificity)：反映了模型识别出实际为低反刍者的能力。

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP}$$

通过应用相关公式，对单模态数据与多模态数据的融合分析进行了精度、敏感

性和特异性等关键指标的计算分析,如表 29 所示,本研究的多模态层级融合方法在分类精度上达到了 87.03%,这个数字显著高于单模态数据识别的表现,其中眼动数据的分类精度为 70.08%,面部 AUs 数据为 64.85%,面部血流数据为 61.09%。在敏感性方面,多模态层级融合方法也表现出色,达到了 88.00%,这表明在所有实际为高反刍者的样本中,有 88%被模型正确地识别出来,相对于眼动数据的 68.18%,面部 AUs 数据的 68.53%和面部血流数据的 64.07%,层级融合方法的优势非常明显。多模态层级融合方法在特异度方面也显示出了优于单模态数据的性能,达到了 79.25%的高值,表明该方法能有效辨别非高反刍者,降低误将低反刍者判断为高反刍者的错误率。

表 29 单模态识别和多模态层级融合识别的性能比较

数据	分类精度(%)	敏感度(%)	特异度(%)
眼动数据	70.08	68.18	72.92
面部 AUs 数据	64.85	68.53	59.38
面部血流数据	61.09	64.07	56.28
多模态层级融合	87.03	88.00	79.25

该统计指标的优越性能来自多模态层级融合方法的综合优势。源于多模态层级融合方法的综合优势。多模态数据分析的核心在于模型必须能够理解并整合来自不同数据源的信息,层级融合方法正是为实现这一目的而设计。通过融合眼动数据、面部 AUs 和面部血流多种模态数据,该方法能够全面捕捉到个体的反刍特质特征,而非仅限于单一数据源提供的有限视角。这种综合性的融合不仅提升了模型对各类样本的识别能力,也加深了对样本中复杂模式的理解,进而使模型在进行综合判断时更加精确和可靠。

在性能评估过程中,我们特别关注了敏感度和特异度这两个关键指标。模型的高敏感度确保了高反刍者能够被准确识别,这一点对于临床诊断和心理干预极为重要,因为错过高反刍者可能会导致延误必要的支持。同时,提高特异度有助于减少对低反刍者的误诊,避免对这些个体造成不必要的心理负担和干预。因此,保持敏感度和特异度的高水平平衡对于确保模型的实用性和公平性至关重要。

最后,在对模型性能进行分析时,我们专注于模型的 TPR 和假阳性率(False Positive Rate, FPR),并采用 ROC 曲线进行评估。ROC 曲线作为一种分类器性能的

图形化展示工具，通过在图形中以 FPR 为横轴、TPR 为纵轴绘制，直观地展示了模型在准确识别真实反刍特质的能力。

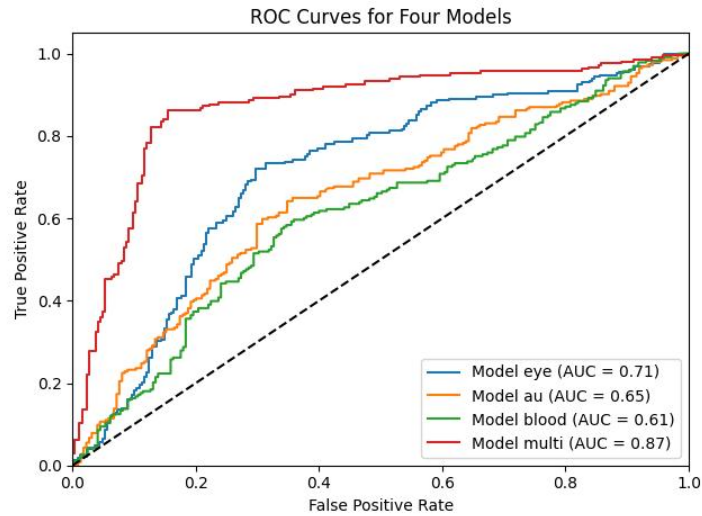


图 63 三种单模态和多模态层级融合方法的 ROC 曲线

如图 63 所示，可以观察到各模态及其融合方法的 ROC 曲线。眼动数据的 AUC 为 0.71，面部 AUs 数据的 AUC 为 0.65，面部血流数据的 AUC 为 0.61，而多模态层级融合方法的 AUC 达到 0.87。多模态层级融合方法通过集成眼动、面部 AUs 和面部血流数据的优势，显著提高了整体的识别性能，这一点在 AUC 的提高上得到了充分地体现。研究结果清楚地证明了多模态层级融合方法在融合多源数据以提高识别效率方面的显著优势。

进一步的结果分析指出，这种方法之所以表现卓越，主要是因为它有效地整合了来自多个独立模态的信息。尽管单一模态数据能提供有关被试特定反应的限定信息，各个模态固有的噪声和局限性可能会在某些情况下影响模型的识别准确度。通过综合各模态的独立决策，多模态层级融合方法能够显著降低单一模态噪声的影响，从而提高整体识别准确性。

此外，在多模态层级融合方法中，XGBoost 算法因其优异的性能而脱颖而出。如通过 ROC 曲线图所示，XGBoost 的 AUC 值达到了 0.84，优于其他算法，这表明它在整合眼动、面部 AUs 和面部血流这三种模态数据时具有更高的区分度。XGBoost 算法的优越性可以归因于其强大的低秩多模态融合结构和梯度提升机制，该机制能够在模型训练过程中持续减少误差，同时通过正则化项防止过拟合，从而在多模态数据分析中实现高准确率和稳定性。

在此项研究中，ROC 曲线作为性能评估的直观工具，其形状及 AUC 值清晰地展示了评估和比较不同模态及其融合策略效率的有效性。ROC 曲线通过在 ROC 空间内清晰描述 TPR 与 FPR 之间的关系，展示了模型在平衡检测率与误报率方面的能力。在研究目标中追求高 TPR 意味着高度重视准确识别高反刍者的能力，而追求低 FPR 则意在降低错误将低反刍者误分类的风险。

总结而言，多模态层级融合方法不仅在单项指标上超越了单模态方法，而且在整体性能上也展现出了明显的优势。通过高效融合多种模态的信息，本研究的方法提高了对复杂数据模式识别的能力，为区分高反刍者与低反刍者提供了更精确、可靠的技术手段。这为心理学及相关领域中应用多模态数据分析开辟了新的研究方向和提供了证据支持。

5 讨论

本研究深入探讨了在心理学领域，特别是在识别反刍特质的背景下，多模态数据融合技术的应用及其面临的挑战。通过集成眼动追踪、面部 AUs 以及面部血流等多种生理和行为指标，建立了一个综合性的识别框架，显著增强了识别精度，同时为心理测量研究开辟了新视野。此外，本研究对比了单一数据源方法与多数据源融合方法，指出后者在提供深度和全面的心理状态分析方面的优势，能够提升数据分析的深度和广度，进而提高了识别及预测的准确度。尤其是本研究强调了层级融合策略和 XGBoost 算法在提升多模态数据融合效果中的关键作用。不仅如此，还讨论了融合技术在心理评估中的应用前景，并强调了结合 NLP 和多模态数据分析的重要性及其潜力，同时提出了未来研究的方向，包括优化数据融合算法和增强模型的可解释性。

5.1 多模态数据融合在反刍特质识别中的应用与挑战

在心理学领域，反刍特质的准确识别对于理解和干预情绪障碍至关重要。采用了一种多源同步多模态数据融合方法，结合了眼动追踪、面部 AUs 以及面部血流等不同类型的生理与行为数据，构建出一个综合性的识别框架。此方法不仅显著提高了反刍识别的精确度，而且为心理测量研究领域提示了新的研究思路。在以往的研究中，当想要将多模态数据融合应用到实际中时，我们遭遇了包括数据处理的复杂性和不同数据模态间一致性协调等挑战。特别是，如何有效整合不同模态的数据以

及解决这些数据间可能存在的潜在冲突，成为了亟需深入研究的问题^[360]。

事实上，多模态数据融合面临的主要挑战在于数据的异构性与复杂性。不同数据模态通常具备不同的特性与格式，例如眼动数据的时间序列特征、面部 AUs 的空间属性以及面部血流数据所体现的生理特征。为了确保数据间的补充性与一致性，需要研究者开发出有效的融合策略。此外，多模态数据的处理与分析往往依赖于高阶算法与充足的计算资源，这为研究者提出了更高的技术要求^[361]。

尽管面临挑战，整合不同模态数据的方法在心理学研究中展现出极大的潜力。通过这种整合，研究者能够从更全面和深入的角度获取心理状态信息，这对于理解复杂的心理特征和行为模式至关重要。例如，结合眼动数据和面部表情分析可以更准确地评估个体的情绪状态，为临床诊断和心理干预提供了更为有效的依据^[362]。

5.2 单模态与多模态方法的优势比较

当比较单模态方法与多模态融合方法时，尽管单一数据源（如眼动、面部 AUs 和面部血流数据）能够提供对被试心理状态的基本理解，但其存在一定局限性。单模态分析可能无法全面捕获个体复杂的心理特征，因为其仅从单个角度解读个体反应。眼动数据揭示了被试的注意力分布，面部 AUs 提供了情感表达的线索，而面部血流数据则反映了生理激活水平。这些单独的数据源各自为研究者提供了独特但不完整的信息视角^[363, 364]。

与其相比，多模态数据融合技术能更加综合或整合来自多样化数据源的信息，从而提供更为全方位和深度的分析途径。此方法有助于揭露各种数据源之间的关联和补充，进一步为我们深入探讨个体的心理和生理健康状况带来更加详实的数据^[365]。多模态融合不仅增强了数据分析的维度和深度，还提高了数据识别和预测的准确性。通过结合眼动、面部 AUs 和面部血流数据的多模态分析，研究者可以更准确地评估个体的反刍特质及其心理健康状态。

5.3 层级融合策略与 XGBoost 算法在多模态数据融合中的关键作用

在多模态数据融合的研究领域中，层级融合策略，尤其是基于堆叠（Stacking）的决策融合方法，起到了至关重要的作用。该策略通过在不同层级上融合决策，显著提升了对多模态数据的分析性能。在融合过程的第一层，各单模态的概率估计被汇总以形成一个初步的决策基础；而在第二层级，这些初步的决策进一步被集成，

从而形成终极的多模态融合决策。这种层级化的处理不仅增强了数据融合的准确性^[366]，同时也提高了模型捕捉不同模态数据间潜在联系的能力^[367]。

在多模态融合过程的第二层级，XGBoost 算法展示了其显著优势。作为一种高效的梯度提升框架，XGBoost 通过构建和结合多个决策树，能够有效处理和分析来自不同模态的数据。XGBoost 不仅增强了模型处理复杂数据结构的学习能力，而且优化了不同模态数据信息的整合过程，确保能充分利用各模态数据提供的信息，并减少模态差异可能导致的信息丢失^[363]。

通过结合层级融合策略和 XGBoost 算法，进一步增强了多模态数据分析的性能。在融合过程的第一层级，各单模态数据被分别处理并生成预测结果，随后这些结果作为 XGBoost 模型的输入，在第二层级进行综合分析并决策融合。这种方法不仅充分发挥了 XGBoost 在处理复杂数据方面的优势，而且通过层级融合策略有效整合了来自不同数据源的信息，为复杂的多模态数据识别与分析提供了一种高效且准确的解决方案^[363, 365]。

总的来说，基于 Stacking 的层级融合策略与 XGBoost 算法在多模态数据融合应用中，不仅提高了数据分析的准确性和效率，也扩展了多模态数据分析在各领域的应用范围。这种方法的成功实施，为处理更加复杂的数据融合任务提供了强有力的方法论支持，同时为多模态数据分析的未来发展奠定了坚实的基础。

5.4 多质融合技术在心理测量中的应用与展望

多质融合技术是指在自然语言启动下，同步采集应答行为、眼动数据、面部 AUs 以及面部血流变化信号等多种数据。本技术通过融合多种模式的数据分析，旨在增强心理特质检测的预测准确性^[368]。随着 NLP 和机器学习技术的迅速发展，该技术在心理评估中显现出其独特价值和广阔的应用前景，形成了心理学研究的新方法和路径。

NLP 的应用主要涉及文本的情绪分析和语言风格的分析，这些技术能够从文字表达中抽取出关于个体心理状态和特征的信息。举例来说，研究者能够通过分析社交媒体上的文字来识别出抑郁或焦虑的迹象^[369]。同时，NLP 技术也用于开发能够模仿心理咨询流程的聊天机器人，为用户提供心理支援和建议^[370]。

多模态数据分析技术的应用，将心理测量的范围扩展到了包括文本、图像、声音乃至生理信号在内的多种数据类型。这种跨类型数据的整合，使研究者能够从多

个维度深入探索和评估个体的心理状态^[363, 366]。例如，在研究抑郁症患者时，通过将语言中的情绪分析与面部表情的图像数据相结合，可以更精确地判断患者的情绪状况和对治疗的响应^[365]。

尽管将多种数据融合用于心理测量显示出巨大的应用潜力，但其面临的挑战包括如何高效整合不同来源的数据以及如何提升算法的可解释性。未来的研究方向应着重于改善数据融合技术、增加模型的解释性，并确保数据处理过程的伦理性和合规性。

综上所述，多质融合技术为心理测量提供了一种新的研究路径，使研究者能够通过结合自然语言和多模态数据分析，从更全面的角度研究和理解心理特质。随着技术的不断发展和完善，预计这种方法将在心理学及相关领域中得到更广泛地应用。

6 总讨论

本研究通过一系列精心设计的实验，系统探索了基于自然语言处理和多模态数据的反刍特质识别方法。实验结果不仅验证了这些方法的科学性和有效性，还进一步加深了我们对反刍特质及其在不同情景下表现的理解。

首先，实验一和实验二的发现强调了精确调控反刍刺激材料的重要性，并证明了通过定制化刺激材料可以有效启动反刍思维过程，这对于后续实验的设置提供了坚实基础。通过这一方法，我们能够在受控环境下引发并测量反刍特质，从而更准确地评估其心理影响和行为表现。接下来，实验三至五利用单模态数据——包括眼动追踪、面部动作单元分析和面部血流动力学——揭示了反刍过程中个体的视觉注意、情绪表达和生理响应的差异。这些研究不仅提升了我们对反刍认知和情绪机制的理解，还展示了多种数据源在精确识别反刍特质方面的潜力。这部分结尾通过对这些单模态数据的互补性分析，进一步确认了综合这些数据源可以显著提高反刍特质的识别精度^[371]。最后，实验六通过多源数据的层级融合，实现了对反刍特质的高准确度识别。这一成果不仅技术上具有创新性，更在实际应用中展现了广泛的潜力。尤其是在军事环境中，精确快速地识别反刍特质对于评估士兵的心理健康状态和调整训练计划至关重要^[372]。

总体而言，本研究的发现为理解和评估反刍特质提供了新的视角和科学方法，特别是在需要快速准确心理评估的高压环境下。未来，需进一步探索这些技术在临

床和军事领域外的其他应用，以及如何通过机器学习和人工智能技术进一步优化反刍特质的实时识别系统。

小 结

1 研究结果总结

本研究采用了一种创新的用于识别反刍心理特质的新方法，旨在优化征兵过程中的心理评估机制。通过开发并验证一套能够激活反刍心理特质的自然语言文本，本项研究为反刍心理特质的研究提供了新的方法，并为精确辨识个体的反刍特质奠定了基础。此外，本研究通过分析眼动追踪数据、面部 AUs 以及面部血流变化等数据，深化了对反刍特质识别方法的理解，为开发更为精准的识别模型提供了依据。综合分析表明，通过融合现代数据处理技术，此次研究提升了对反刍特质识别的准确度，并为心理健康评估，特别是在征兵心理检测中的应用，提供了新的策略和方向。

第一部分，通过对 607 名反刍特质士兵进行访谈，成功构建了反刍自然语料库，包含自然语境下的反刍特质表达。利用 NLP 技术与情景沉浸理论相结合，编制了具有群体针对性的反刍刺激材料，验证了其有效性。通过详细的语言描述，唤起被试的反刍记忆，实现情景沉浸，从而精确启动反刍状态。实验一基于自然语言反刍刺激材料的构建，实验二验证了该刺激材料的有效性和可靠性。

第二部分详细分析了 37 道刺激题目引发的反应，揭示了高反刍和低反刍者在视觉注意、信息处理速度及认知负荷等方面的显著差异。特别是在注视时长、回视次数、眼跳距离等指标上，高反刍者展现出更长的注视时长和更频繁的回视行为，反映了他们在信息处理和情绪调节方面的挑战。通过建立基于 RF 分类器的识别模型，本部分成功开发了两个高精度模型，分别针对整体刺激材料和单独分析，有效区分高反刍和低反刍者。

第三部分深入探讨了在材料刺激下高反刍者与低反刍者的面部运动特征，特别关注了在不同情景下通过 OpenFace 识别的 17 个关键面部 AUs 的表现。分析结果显示，高反刍者在面对特定情绪刺激材料时，展现出与低反刍者显著不同的面部表情模式，尤其是在表达负性情绪如悲伤和焦虑时。基于 RF 分类器，开发了两个精确度

较高的识别模型，证明了面部 AUs 数据分析在识别反刍特质中的价值和潜力。

第四部分通过分析面部血流动力学数据，探讨了高反刍者与低反刍者在情绪反应和生理激活方面的差异。研究发现，高反刍者在面对负性刺激时，面部血流反应更为剧烈，特别是在额头和脸颊部区域，这可能反映了他们更强烈的情绪反应和生理激活。利用 RF 分类器，本部分构建了两个有一定效果的识别模型，为利用生理指标识别反刍特质提供了新途径。

第五部分采用了多模态数据融合方法，综合应用了眼动、面部 AUs 和面部血流数据，显著提高了识别准确度，尤其是在区分高反刍和低反刍者方面，分类精度达到了 87.03%，高于单独使用任一数据源的表现。通过整合不同的生理与行为数据，能够获得更全面的个体心理状态视图，从而更精确地识别和理解反刍特质。

2 研究意义

2.1 理论意义

丰富心理测量理论基础：本研究综合多模态数据分析反刍特质，拓展了心理测量及征兵心理评估领域的理论视角，扩展和深化了心理评估的理论框架。

推动心理评估模型发展：通过整合眼动、面部 AUs、以及面部血流变化等多模态数据，本研究在心理评估模型的全面性和细致性方面作出了一定贡献。

加深对反刍特质的理解：本研究深度分析反刍特质在生理和行为层面的表现，提供了对其复杂性理解的理论支持。

2.2 应用意义

提高反刍特质检测的准确性：通过多模态数据融合技术，本研究提升了识别反刍特质的精确度，对征兵心理评估的准确性产生了积极影响。

优化心理评估流程：研究开发的多模态评估工具有效辨识潜在心理问题，从而优化了征兵心理评估流程，提高了评估效率。

支持个性化干预措施：通过精准识别反刍特质，本研究为制定个性化心理干预措施和训练计划提供了依据，帮助士兵更好地适应军队生活。

3 创新点

编制基于自然语言的反刍刺激材料。本研究通过深入访谈收集自然语言材料，

创造性地开发了一套具有强针对性和显著启动效果的反刍刺激材料，为心理特质启动研究和心理健康评估提供了新工具。

将多模态数据在反刍特质识别中进行融合分析。本研究首次将多模态数据应用于反刍特质的识别分析中，深入探讨了反刍过程中的注意力分配、面部表情与心理状态的联系及生理反应的变化，从而为理解反刍特质提供了多维度的新视角。

构建了反刍特质高识别度模型。采用层级融合策略，本研究通过整合眼动追踪、面部 AUs 分析和热成像技术等多模态数据，构建了一个高精度的反刍特质识别模型，不仅证明了多模态数据分析在心理健康评估领域的巨大潜力，也显著提升了识别的精度和效率。

4 研究不足与展望

4.1 研究不足

尽管本研究在构建基于自然语言刺激的反刍特质识别模型方面取得了一定进展，但仍存在局限性。例如，模型的泛化能力需要在更广泛的士兵群体中进一步验证以增强实用性，反刍刺激材料的信效度亦需通过更严格的评估。此外，考虑到样本量的限制，未来的研究应当扩大样本规模以提升研究结论的普适性，同时，也应考虑数据采集设备的精度和成本效益，以期在未来的研究中克服这些局限，提高研究成果的质量和 application 范围。

4.2 未来研究展望

未来的研究方向应更加重视样本量的增加，包括更丰富的人群背景，从而更能增强模型的通用性。此外，对测量设备，例如眼球追踪和面部表情分析设备的精度优化是增强数据处理细节和模型性能的核心。而且，考量成本与精度之间的权衡，寻找具有高性价比的技术性解决策略也是非常迫切的。通过采纳跨学科策略并结合来自各种学科的知识，我们能够进行更为精确的数据优化分析，从而为心理评估提供更多的工具支持。

参考文献

- [1] Nolen-Hoeksema S, Wisco B E, Lyubomirsky S. Rethinking Rumination[J]. *Perspectives on Psychological Science*, 2008,3(5):400-424.
- [2] Joormann J, Dkane M, Gotlib I H. Adaptive and Maladaptive Components of Rumination? Diagnostic Specificity and Relation to Depressive Biases[J]. *Behavior Therapy*, 2006,37(3):269-280.
- [3] Nolen-Hoeksema S. Responses to depression and their effects on the duration of depressive episodes[J]. *Journal of Abnormal Psychology* (1965), 1991,100(4):569.
- [4] Just N, Alloy L B. The response styles theory of depression: tests and an extension of the theory[J]. *Journal of abnormal psychology* (1965), 1997,106(2):221.
- [5] Nolen-Hoeksema S, Jackson B. Mediators of the Gender Difference in Rumination[J]. *Psychology of Women Quarterly*, 2010,25(1):37-47.
- [6] Papageorgiou C, Wells A. Positive beliefs about depressive rumination: Development and preliminary validation of a self-report scale[J]. *Behavior Therapy*, 2001,32(1):13-26.
- [7] Watkins E, Baracaia S. Rumination and social problem-solving in depression[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 2002,40(10):1179-1189.
- [8] Watkins E R, Nolen-Hoeksema S. A habit-goal framework of depressive rumination.[J]. *Journal of Abnormal Psychology*, 2014,123(1):24.
- [9] Watkins E D, Moulds M. Distinct modes of ruminative self-focus: impact of abstract versus concrete rumination on problem solving in depression.[J]. *Emotion*, 2005,5(3):319.
- [10] Watkins E, Baracaia S. Why do people ruminate in dysphoric moods?[J]. *Personality and Individual Differences*, 2001,30(5):723-734.
- [11] Roelofs J, Papageorgiou C, Gerber R D, et al. On the links between self-discrepancies, rumination, metacognitions, and symptoms of depression in undergraduates[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 2007,45(6):1295-1305.
- [12] Cohn A, Pakenham K. Efficacy of a cognitive-behavioral program to improve psychological

- adjustment among soldiers in recruit training[J]. *Military Medicine*, 2008,173(12):1151-1157.
- [13] Neyshabouri M D, Dolatshahi B, Mohammadkhani P. PTSD symptoms and self-injury behaviors among Iranian soldiers: the mediator roles of rumination and social support[J]. *Cogent Psychology*, 2020,7(1):1733333.
- [14] Nolen-Hoeksema S. The role of rumination in depressive disorders and mixed anxiety/depressive symptoms[J]. *Journal of Abnormal Psychology (1965)*, 2000,109(3):504.
- [15] SEGERSTROM S C, TSAO J C I, ALDEN L E, et al. Worry and rumination : Repetitive thought as a concomitant and predictor of negative mood[J]. *Cognitive Therapy and Research*, 2000,24(6):671-688.
- [16] Watkins E, Moulds M L. Reduced concreteness of rumination in depression: A pilot study[J]. *Personality and Individual Differences*, 2007,43(6):1386-1395.
- [17] Thomsen D. The association between rumination and negative affect: A review[J]. *Cognition & Emotion*, 2006,20(8):1216-1235.
- [18] Nolen-Hoeksema S. Emotion Regulation and Psychopathology: The Role of Gender[J]. *Annual Review of Clinical Psychology*, 2012,8(1):161-187.
- [19] Nolen-Hoeksema S, Morrow J. A prospective study of depression and posttraumatic stress symptoms after a natural disaster: the 1989 Loma Prieta Earthquake[J]. *Journal of Personality & Social Psychology*, 1991,61(1):115-121.
- [20] Lyubomirsky S, Nolen-Hoeksema S. Effects of self-focused rumination on negative thinking and interpersonal problem solving[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1995,69(1):176-190.
- [21] Mellings T M, Alden L E. Cognitive processes in social anxiety: the effects of self-focus, rumination and anticipatory processing[J]. *Behaviour Research & Therapy*, 2000,38(3):243-257.
- [22] Wells A, Papageorgiou C. Relationships between worry, obsessive-compulsive symptoms and meta-cognitive beliefs[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 1998,36(9):899-913.
- [23] Michael T, Halligan S L, Clark D M, et al. Rumination in posttraumatic stress disorder[J]. *Depression and Anxiety*, 2007,24(5):307-317.
- [24] Rawal A, Park R J, Williams J M G. Rumination, experiential avoidance, and dysfunctional

- thinking in eating disorders[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 2010,48(9):851-859.
- [25] Watkins E R, Roberts H. Reflecting on rumination: Consequences, causes, mechanisms and treatment of rumination[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 2020,127:103573.
- [26] Iglesias-Parro S, Soriano M F, Prieto M, et al. Introspective and Neurophysiological Measures of Mind Wandering in Schizophrenia[J]. *Scientific Reports*, 2020,10(1).
- [27] Nolen-Hoeksema S, Wolfson A, Mumme G, et al. Helplessness in Children of Depressed and Nondepressed Mothers[J]. *Developmental Psychology*, 1995,31:377-387.
- [28] Sorg S, Vögele C, Furka N, et al. Perseverative Thinking in Depression and Anxiety[J]. *Frontiers in Psychology*, 2012,3.
- [29] Haight A, Rosenbaum D, Fuhr K, et al. The effects of hypnotherapy compared to cognitive behavioral therapy in depression: a NIRS-study using an emotional gait paradigm[J]. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 2022,272(4):729-739.
- [30] Nolen-Hoeksema S, Hilt L M. *Handbook of depression in adolescents*[M]. Routledge, 2013.
- [31] 韩秀, 杨宏飞. Nolen-Hoeksema 反刍思维量表在中国的试用[J]. *中国临床心理学杂志*, 2009,17(5):550-551.
- [32] Yang H, Wang Z, Song J, et al. The positive and negative rumination scale: Development and preliminary validation[J]. *Current Psychology*, 2020,39(2):483-499.
- [33] Conway M, Csank P A R, Holm S L, et al. On Assessing Individual Differences in Rumination on Sadness[J]. *Journal of Personality Assessment*, 2000,75(3):404-425.
- [34] Sukhodolsky D G, Golub A, Cromwell E N. Development and validation of the Anger Rumination Scale[J]. *Personality and Individual Differences*, 2001,5(31):689-700.
- [35] Rose A J. Co-Rumination in the Friendships of Girls and Boys[J]. *Personality and Individual Differences*, 2014,70:171-175.
- [36] Cann A, Calhoun L G, Tedeschi R G, et al. Assessing posttraumatic cognitive processes: the Event Related Rumination Inventory[J]. *Anxiety, Stress & Coping*, 2011,24(2):137-156.
- [37] Garnefski N, Kraaij V, Spinhoven P. Negative life events, cognitive emotion regulation and emotional problems[J]. *Personality and Individual Differences*, 2001,30(8):1311-1327.
- [38] Trapnell P D, Campbell J D. Private self-consciousness and the five-factor model of personality: distinguishing rumination from reflection[J]. *Journal of Personality and Social*

- Psychology, 1999,76(2):284-304.
- [39] Watkins E, Teasdale J D. Adaptive and maladaptive self-focus in depression[J]. Journal of Affective Disorders, 2004,82(1):1-8.
- [40] Philippot P, Baeyens C, Douilliez C. Specifying emotional information: Regulation of emotional intensity via executive processes.[J]. Emotion, 2006,6(4):560-571.
- [41] Joormann J, Cooney R E, Henry M L, et al. Neural correlates of automatic mood regulation in girls at high risk for depression.[J]. Journal of Abnormal Psychology, 2012,121(1):61-72.
- [42] Ottaviani C, Shapiro D, Couyoumdjian A. Flexibility as the key for somatic health: From mind wandering to perseverative cognition[J]. Biological Psychology, 2013,94(1):38-43.
- [43] Key B L, Campbell T S, Bacon S L, et al. The influence of trait and state rumination on cardiovascular recovery from a negative emotional stressor[J]. Journal of Behavioral Medicine, 2008,31(3):237-248.
- [44] Sanchez A, Vazquez C, Gomez D, et al. Gaze-fixation to happy faces predicts mood repair after a negative mood induction.[J]. Emotion, 2014,14(1):85-94.
- [45] De Lissnyder E, Koster E H W, Goubert L, et al. Cognitive control moderates the association between stress and rumination[J]. Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, 2012,43(1):519-525.
- [46] Joormann J, Levens S M, Gotlib I H. Sticky Thoughts[J]. Psychological Science, 2011,22(8):979-983.
- [47] Visted E, Vøllestad J, Nielsen M B, et al. Emotion Regulation in Current and Remitted Depression: A Systematic Review and Meta-Analysis[J]. Frontiers in Psychology, 2018,9.
- [48] Zamoscik V, Huffziger S, Ebner-Priemer U, et al. Increased involvement of the parahippocampal gyri in a sad mood predicts future depressive symptoms[J]. Social Cognitive and Affective Neuroscience, 2014,9(12):2034-2040.
- [49] Berman, Marc G, Peltier, et al. Depression, rumination and the default network.[J]. Social Cognitive & Affective Neuroscience, 2011,6(5):548-555.
- [50] Kross E, Davidson M, Weber J, et al. Coping with Emotions Past: The Neural Bases of Regulating Affect Associated with Negative Autobiographical Memories[J]. Biological Psychiatry, 2009,65(5):361-366.

- [51] Hamilton J P, Farmer M, Fogelman P, et al. Depressive Rumination, the Default-Mode Network, and the Dark Matter of Clinical Neuroscience[J]. *Biological Psychiatry* (1969), 2015,78(4):224-230.
- [52] Zhu X, Wang X, Xiao J, et al. Evidence of a Dissociation Pattern in Resting-State Default Mode Network Connectivity in First-Episode, Treatment-Naive Major Depression Patients[J]. *Biological Psychiatry*, 2012,71(7):611-617.
- [53] Kross E, Ayduk O, Mischel W. When Asking "Why" Does Not Hurt : Distinguishing Rumination From Reflective Processing of Negative Emotions[J]. *Psychological Science*, 2005,16(9):709-715.
- [54] Ray R D, Ochsner K N, Cooper J C, et al. Individual differences in trait rumination and the neural systems supporting cognitive reappraisal[J]. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 2005,5(2):156-168.
- [55] Paulus M P, Stein M B. Interoception in anxiety and depression[J]. *Brain Structure and Function*, 2010,214(5-6):451-463.
- [56] Schaefer S M, Jackson D C, Davidson R J, et al. Modulation of amygdalar activity by the conscious regulation of negative emotion[J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 2002,14(6):913-921.
- [57] Paulhus D L, Vazire S. The self-report method[J]. *Handbook of Research Methods in Personality Psychology*, 2007,1(2007):224-239.
- [58] Siegle G J, Moore P M, Thase M E. Rumination: One construct, many features in healthy individuals, depressed individuals, and individuals with lupus[J]. *Cognitive Therapy and Research*, 2004,28:645-668.
- [59] Nummenmaa L, Hyönä J, Calvo M G. Eye movement assessment of selective attentional capture by emotional pictures.[J]. *Emotion*, 2006,6(2):257.
- [60] Hamm J, Kohler C G, Gur R C, et al. Automated facial action coding system for dynamic analysis of facial expressions in neuropsychiatric disorders[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2011,200(2):237-256.
- [61] Jarlier S, Grandjean D, Delplanque S, et al. Thermal analysis of facial muscles contractions[J]. *IEEE transactions on affective computing*, 2011,2(1):2-9.

- [62] Assale M, Dui L G, Cina A, et al. The Revival of the Notes Field: Leveraging the Unstructured Content in Electronic Health Records[J]. *Frontiers in Medicine*, 2019,6.
- [63] Vygotsky L S. Thinking and speech[J]. *The collected works of LS Vygotsky*, 1987,1:39-285.
- [64] Lyons J. *Language and linguistics*[M]. Cambridge university press, 1981.
- [65] Van Dijk T A. *Critical discourse studies: A sociocognitive approach*[J]. *Methods of Critical Discourse Analysis*, 2009,2(1):62-86.
- [66] Kramersch C. Language and culture[J]. *AILA Review*, 2014,27(1):30-55.
- [67] Chomsky N. *Syntactic structures*[M]. Mouton de Gruyter, 2002.
- [68] Deerwester S, Dumais S T, Furnas G W, et al. Indexing by latent semantic analysis[J]. *Journal of the American Society for Information Science*, 1990,41(6):391-407.
- [69] Jurafsky D, Martin J H. *Speech and Language Processing (2nd Edition) (Prentice Hall Series in Artificial Intelligence)*[J]. 2009.
- [70] Bengio Y, Ducharme R, Vincent P. A neural probabilistic language model[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2000,13.
- [71] Collobert R, Weston J, Bottou L, et al. Natural language processing (almost) from scratch[J]. *Journal of machine learning research*, 2011,12(ARTICLE):2493-2537.
- [72] Collins M, Roark B. Incremental parsing with the perceptron algorithm: Proceedings of the 42nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL-04)[C], 2004.
- [73] Cohn T, Blunsom P. Semantic role labelling with tree conditional random fields: Proceedings of the Ninth Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL-2005)[C], 2005.
- [74] Devlin J, Chang M, Lee K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. *Computation and Language*, 2018.
- [75] Radford A, Wu J, Child R, et al. Language models are unsupervised multitask learners[J]. *OpenAI blog*, 2019,1(8):9.
- [76] Grice H P. *Logic and conversation*[M]. *Speech acts*. Brill, 1975:41-58.
- [77] Collins A M, Loftus E F. A spreading-activation theory of semantic processing[J]. *Psychological Review*, 1975,82(6):407.
- [78] Tausczik Y R, Pennebaker J W. *The Psychological Meaning of Words: LIWC and*

- Computerized Text Analysis Methods[J]. *Journal of Language and Social Psychology*, 2010,29(1):24-54.
- [79] Pennebaker J W, Mehl M R, Niederhoffer K G. Psychological Aspects of Natural Language Use: Our Words, Our Selves[J]. *Annual Review of Psychology*, 2003,54(1):547-577.
- [80] Mehl M R, Gosling S D, Pennebaker J W. Personality in its natural habitat: Manifestations and implicit folk theories of personality in daily life.[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2006,90(5):862-877.
- [81] Heylighen F, Dewaele J. Variation in the contextuality of language: An empirical measure[J]. *Foundations of Science*, 2002,7:293-340.
- [82] Castanheira L, Silva C, Cheniaux E, et al. Neuroimaging Correlates of Depression-Implications to Clinical Practice[J]. *Frontiers in Psychiatry*, 2019, 10: 483071.
- [83] Chung C, Pennebaker J W. The psychological functions of function words[J]. *Social Communication*, 2007,1:343-359.
- [84] Watkins E R. Constructive and unconstructive repetitive thought.[J]. *Psychological Bulletin*, 2008,134(2):163-206.
- [85] Ehlers A, Clark D M. A cognitive model of posttraumatic stress disorder[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 2000,38(4):319-345.
- [86] Holmes E A, Mathews A. Mental Imagery and Emotion: A Special Relationship?[J]. *Emotion*, 2005,5(4):489-497.
- [87] Semple R J, Lee J. Mindfulness-based cognitive therapy for anxious children: A manual for treating childhood anxiety[M]. New Harbinger Publications, 2007.
- [88] Treynor W, Gonzalez R, Nolen-Hoeksema S. Rumination reconsidered: A psychometric analysis[J]. *Cognitive therapy and research*, 2003,27:247-259.
- [89] Elliott R, Zahn R, Deakin J F, et al. Affective cognition and its disruption in mood disorders[J]. *Neuropsychopharmacology*, 2011,36(1):153-182.
- [90] Wilson-Mendenhall C D, Barrett L F, Barsalou L W. Situating emotional experience[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2013,7.
- [91] Barrett L F. The theory of constructed emotion: an active inference account of interoception and categorization[J]. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 2017, 12(1): 1-23.

- [92] Yadav N, Noble C, Niemeyer J E, et al. Prefrontal feature representations drive memory recall[J]. *Nature*, 2022,608(7921):153-160.
- [93] Kapp K M. The gamification of learning and instruction: game-based methods and strategies for training and education[M]. John Wiley & Sons, 2012.
- [94] Huang H, Rauch U, Liaw S. Investigating learners' attitudes toward virtual reality learning environments: Based on a constructivist approach[J]. *Computers & Education*, 2010,55(3):1171-1182.
- [95] Rizzo A S, Shilling R. Clinical virtual reality tools to advance the prevention, assessment, and treatment of PTSD[J]. *European Journal of Psychotraumatology*, 2017, 8(sup5): 1414560.
- [96] Lyubomirsky S, Nolen-Hoeksema S. Self-perpetuating properties of dysphoric rumination[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1993, 65(2): 339.
- [97] Donges U S, Kersting A, Suslow T. Women's greater ability to perceive happy facial emotion automatically: gender differences in affective priming[J]. *PLOS ONE*, 2012,7(7):e41745.
- [98] Mor N, Winquist J. Self-focused attention and negative affect: a meta-analysis.[J]. *Psychological Bulletin*, 2002,128(4):638.
- [99] Segal Z V, Gemar M, Williams S. Differential cognitive response to a mood challenge following successful cognitive therapy or pharmacotherapy for unipolar depression[J]. *Journal of Abnormal Psychology (1965)*, 1999,108(1):3.
- [100] Nolen Hoeksema S. The response styles theory[J]. *Depressive rumination: Nature, theory and treatment*, 2003:105-123.
- [101] Kross E, Ayduk O. Facilitating Adaptive Emotional Analysis: Distinguishing Distanced-Analysis of Depressive Experiences From Immersed-Analysis and Distraction[J]. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 2008,34(7):924-938.
- [102] Beck J S, Beck A T. Cognitive behavior therapy: Basics and beyond (2nd ed.).[J]. *Journal of Autism & Developmental Disorders*, 2011,17(1):81-93.
- [103] Rachman S. Emotional processing[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 1980,18(1):51-60.
- [104] Kabat-Zinn J. Full Catastrophe Living: Using the Wisdom of Your Body and Mind to Face Stress, Pain, and Illness By Jon Kabat-Zinn[J]. delta trade paperback, 1990.
- [105] Harrison S I. Therapeutic Communication with Children: The Mutual Story telling

- Technique .[J]. Journal of the American Academy of Child Psychiatry, 1973.
- [106] Drewes A A. Blending play therapy with cognitive behavioral therapy : evidence-based and other effective treatments and techniques[J]. Journal of Social Work Education, 2009.
- [107] Rayner K. Eye movements in reading and information processing: 20 years of research[J]. Psychol Bull, 1998,124(3):372-422.
- [108] Holmqvist K, Nyström M, Andersson R, et al. Eye tracking: A comprehensive guide to methods and measures[M]. OUP Oxford, 2011.
- [109] Liversedge S P, Findlay J M. Saccadic eye movements and cognition[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2000,4(1):6-14.
- [110] Risko E F, Kingstone A. Eyes wide shut: implied social presence, eye tracking and attention[J]. Attention, Perception, & Psychophysics, 2011,73(2):291-296.
- [111] Krejtz K, Duchowski A T, Niedzielska A, et al. Eye tracking cognitive load using pupil diameter and microsaccades with fixed gaze[J]. PLOS ONE, 2018,13(9):e203629.
- [112] Wang Q, Yang S, Liu M, et al. An eye-tracking study of website complexity from cognitive load perspective[J]. Decision Support Systems, 2014,62:1-10.
- [113] Laubrock J, Engbert R, Kliegl R. Fixational eye movements predict the perceived direction of ambiguous apparent motion[J]. Journal of Vision, 2008,8(14):13.
- [114] Arenliu A, Konjufca J, Meiran N, et al. Attentional Bias Among High and Low Ruminators: Eye Tracking Study in a Non-Clinical Population[J]. SAGE Open, 2023,13(2):1935504116.
- [115] Sanchez-Lopez A, Everaert J, Van Put J, et al. Eye-gaze contingent attention training (ECAT): Examining the causal role of attention regulation in reappraisal and rumination[J]. Biological Psychology, 2019,142:116-125.
- [116] Kebin J. Eye movements and their role in visual and cognitive processes[J]. Reviews of Oculomotor Research, 1990,4.
- [117] Liversedge S, Gilchrist I, Everling S. The Oxford handbook of eye movements[M]. OUP Oxford, 2011.
- [118] Richardson D C, Spivey M J. Eye tracking: Characteristics and methods[J]. Encyclopedia of Biomaterials and Biomedical Engineering, 2004,3:1028-1042.
- [119] Rayner K, Ashby J, Clifton C, et al. The 35th Sir Frederick Bartlett lecture: Eye movements

- and attention in reading, scene perception, and visual search[J]. Handbook of Health Communication, 2009.
- [120] Rayner K, Chace K H, Slattery T J, et al. Eye movements as reflections of comprehension processes in reading[J]. Scientific Studies of Reading, 2006,10(3):241-255.
- [121] Blythe H I, Liversedge S P, Joseph H S S L, et al. Visual information capture during fixations in reading for children and adults[J]. Vision Research, 2009,49(12):1583-1591.
- [122] Benson P J, Beedie S A, Shephard E, et al. Simple Viewing Tests Can Detect Eye Movement Abnormalities That Distinguish Schizophrenia Cases from Controls with Exceptional Accuracy[J]. Biological Psychiatry, 2012,72(9):716-724.
- [123] Anderson C J, Colombo J, Jill Shaddy D. Visual Scanning and Pupillary Responses in Young Children with Autism Spectrum Disorder[J]. Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology, 2007,28(7):1238-1256.
- [124] Rommelse N N, Van der Stigchel S, Sergeant J A. A review on eye movement studies in childhood and adolescent psychiatry[J]. Brain and Cognition, 2008,68(3):391-414.
- [125] Fernandez G, Mandolesi P, Rotstein N P, et al. Eye movement alterations during reading in patients with early Alzheimer disease[J]. Investigative Ophthalmology & Visual Science, 2013, 54(13): 8345-8352.
- [126] Maruff P, Purcell R, Tyler P, et al. Abnormalities of internally generated saccades in obsessive-compulsive disorder[J]. Psychological Medicine, 1999,29(6):1377-1385.
- [127] Perlman S B, Almeida J R, Kronhaus D M, et al. Amygdala activity and prefrontal cortex-amygdala effective connectivity to emerging emotional faces distinguish remitted and depressed mood states in bipolar disorder[J]. Bipolar Disorders, 2012,14(2):162-174.
- [128] Schwedes C, Wentura D. The revealing glance: Eye gaze behavior to concealed information[J]. Memory & Cognition, 2012,40(4):642-651.
- [129] Leigh R J, Zee D S. The neurology of eye movements[M]. Contemporary Neurology, 2015.
- [130] Ekman P, Friesen W V, Hager J C. A technique for the measurement of facial action[J]. Facial Action Coding System (FACS), 1978: 22.
- [131] Cohn J F, Ekman P. Measuring facial action[J]. The new handbook of methods in nonverbal behavior research, 2005, 525(9-64): 1.

- [132] Bartlett M S, Littlewort G C, Frank M G, et al. Automatic Decoding of Facial Movements Reveals Deceptive Pain Expressions[J]. *Current Biology*, 2014,24(7):738-743.
- [133] Kappas A, Krumhuber E, D. K. Facial behavior[M]. *Handbook of Nonverbal Communication*, 2013.
- [134] Lewinski P. Automated facial coding software outperforms people in recognizing neutral faces as neutral from standardized datasets[J]. *Frontiers in Psychology*, 2015,6.
- [135] Cohn J F, De la Torre F. Automated face analysis for affective computing.[J]. 2015.
- [136] Farnsworth B. Facial Action Coding System (FACS)-A Visual Guidebook. iMotions.[EB/OL]. <https://imotions.com/blog/learning/research-fundamentals/facial-action-coding-system/>
- [137] Heller A S, Johnstone T, Shackman A J, et al. Reduced capacity to sustain positive emotion in major depression reflects diminished maintenance of fronto-striatal brain activation[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2009, 106(52): 22445-22450.
- [138] Joormann J, Gotlib I H. Is this happiness I see? Biases in the identification of emotional facial expressions in depression and social phobia.[J]. *Journal of Abnormal Psychology*, 2006,115(4):705-714.
- [139] Melfsen S, Florin I, Campanella P. Do socially anxious children show deficits in classifying facial expressions of emotions?[J]. *Journal of Nonverbal Behavior*, 2002,26(2):109.
- [140] Trevisan D A, Hoskyn M, Birmingham E. Facial Expression Production in Autism: A Meta-Analysis[J]. *Autism Research*, 2018,11(12):1586-1601.
- [141] Girard J M, Cohn J F, Jeni L A, et al. Spontaneous facial expression in unscripted social interactions can be measured automatically[J]. *Behavior Research Methods*, 2015,47(4):1136-1147.
- [142] Valstar M, Gratch J, Schuller B, et al. Avec 2016: Depression, mood, and emotion recognition workshop and challenge: Proceedings of the 6th international workshop on audio/visual emotion challenge[C], 2016.
- [143] Dhall A, Goecke R, Gedeon T. Automatic Group Happiness Intensity Analysis[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2015,6(1):13-26.
- [144] McDuff D, Kodra E, Kaliouby R E, et al. A large-scale analysis of sex differences in facial expressions[J]. *PLOS ONE*, 2017,12(4):e173942.

- [145] Guntuku S C, Li M, Tay L, et al. Studying cultural differences in emoji usage across the east and the west: Proceedings of the international AAAI conference on web and social media[C], 2019.
- [146] Cohn J F, Sayette M A. Spontaneous facial expression in a small group can be automatically measured: An initial demonstration[J]. Behavior Research Methods, 2010,42(4):1079-1086.
- [147] Drummond P D, Mirco N. Staring at one side of the face increases blood flow on that side of the face[J]. Psychophysiology, 2004,41(2):281-287.
- [148] Minson C T, Berry L T, Joyner M J. Nitric oxide and neurally mediated regulation of skin blood flow during local heating[J]. Journal of Applied Physiology, 2001,91(4):1619-1626.
- [149] Wu S, Lin W, Xie S. Skin heat transfer model of facial thermograms and its application in face recognition[J]. Pattern Recognition, 2008,41(8):2718-2729.
- [150] Xie Z, Liu G, Wu S, et al. Pennes Equation based blood perfusion model and its application in face recognition[C]. IEEE International Conference on Information & Automation, 2010.
- [151] Poh M, McDuff D J, Picard R W. Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation[J]. Optics Express, 2010,18(10):10762-10774.
- [152] McDuff D, Gontarek S, Picard R. Remote measurement of cognitive stress via heart rate variability[C]//2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2014.
- [153] Shastri D, Merla A, Tsiamyrtzis P, et al. Imaging Facial Signs of Neurophysiological Responses[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009,56(2):477-484.
- [154] Cuiqun H, Guodong L, Zhihua X. Infrared Face Recognition Based on Blood Perfusion and Weighted Block-DCT in Wavelet Domain[C], 2010. IEEE, 2010.
- [155] 何森. 基于 rPPG 的局部血流分布检测技术与系统设计[D]. 天津工业大学, 2019.
- [156] 焦佳琛. 面部血流活动信号感知与悲伤情绪分析[D]. 汕头大学, 2021.
- [157] Nakayama K, Goto S, Kuraoka K, et al. Decrease in nasal temperature of rhesus monkeys (*Macaca mulatta*) in negative emotional state[J]. Physiology & Behavior, 2005,84(5):783-790.
- [158] Tsiamyrtzis P, Dowdall J, Shastri D, et al. Imaging Facial Physiology for the Detection of Deceit[J]. International Journal of Computer Vision, 2007,71(2):197-214.

- [159] Arbabshirani M R, Plis S, Sui J, et al. Single subject prediction of brain disorders in neuroimaging: Promises and pitfalls[J]. *NeuroImage*, 2017,145:137-165.
- [160] Dwyer D B, Falkai P, Koutsouleris N. Machine Learning Approaches for Clinical Psychology and Psychiatry[J]. *Annual review of clinical psychology*, 2018,14(1):91-118.
- [161] Kessler R C, Warner C H, Ivany C, et al. Predicting Suicides After Psychiatric Hospitalization in US Army Soldiers[J]. *JAMA Psychiatry*, 2015,72(1):49.
- [162] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015,521(7553):436-444.
- [163] Orrù G, Pettersson-Yeo W, Marquand A F, et al. Using Support Vector Machine to identify imaging biomarkers of neurological and psychiatric disease: A critical review[J]. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2012,36(4):1140-1152.
- [164] Shen D, Wu G, Suk H. Deep learning in medical image analysis[J]. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 2017,19:221-248.
- [165] Vieira S, Pinaya W H L, Mechelli A. Using deep learning to investigate the neuroimaging correlates of psychiatric and neurological disorders: Methods and applications[J]. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2017,74:58-75.
- [166] Zhang D, Shen D. Multi-modal multi-task learning for joint prediction of multiple regression and classification variables in Alzheimer's disease[J]. *NeuroImage*, 2012,59(2):895-907.
- [167] Shen H, Wang L, Liu Y, et al. Discriminative analysis of resting-state functional connectivity patterns of schizophrenia using low dimensional embedding of fMRI[J]. *NeuroImage*, 2010,49(4):3110-3121.
- [168] Williamson J, Quatieri T, Helfer B, et al. Vocal and Facial Biomarkers of Depression based on Motor Incoordination and Timing[C], 2014. ACM, 2014.
- [169] Zhang Z, Lin W, Liu M, et al. Multimodal deep learning framework for mental disorder recognition: 2020 15th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2020)[C], 2020. IEEE.
- [170] Wang M, Guo J, Wang Y, et al. Multimodal Autism Spectrum Disorder Diagnosis Method Based on DeepGCN[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2023.
- [171] Liu R, Huang Z, Hu Y, et al. Attention-like multimodality fusion with data augmentation for

- diagnosis of mental disorders using MRI[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022.
- [172] Zhou H, Chen X, Shen Y, et al. Rumination and the default mode network: Meta-analysis of brain imaging studies and implications for depression[J]. NeuroImage, 2020,206:116287.
- [173] Yuan S, Ding C, Yang W, et al. Gray matter volume of the dorsolateral prefrontal cortex moderates the relationship between rumination and depressed mood[J]. Current Psychology, 2020,39:1116-1125.
- [174] Suslow T, Wildenauer K, Günther V. Ruminative response style is associated with a negative bias in the perception of emotional facial expressions in healthy women without a history of clinical depression[J]. Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, 2019,62:125-132.
- [175] Westlund Schreiner M, Roberts H, Dillahunty A K, et al. Negative association between non-suicidal self-injury in adolescents and default mode network activation during the distraction blocks of a rumination task[J]. Suicide and Life-Threatening Behavior, 2023,53(3):510-521.
- [176] Sutherland K, Bryant R A. Rumination and overgeneral autobiographical memory[J]. Behaviour Research and Therapy, 2007,45(10):2407-2416.
- [177] Wilson-Mendenhall C D, Henriques A, Barsalou L W, et al. Primary Interoceptive Cortex Activity during Simulated Experiences of the Body[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 2019,31(2):221-235.
- [178] Roberts H, Jacobs R H, Bessette K L, et al. Mechanisms of rumination change in adolescent depression (RuMeChange): study protocol for a randomised controlled trial of rumination-focused cognitive behavioural therapy to reduce ruminative habit and risk of depressive relapse in high-ruminating adolescents[J]. BMC Psychiatry, 2021,21(1):1-14.
- [179] Bernstein E E, Heeren A, McNally R J. Reexamining trait rumination as a system of repetitive negative thoughts: A network analysis[J]. Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, 2019,63:21-27.
- [180] Gao W, Biswal B, Yang J, et al. Temporal dynamic patterns of the ventromedial prefrontal cortex underlie the association between rumination and depression[J]. Cerebral Cortex, 212

- 2023,33(4):969-982.
- [181] Wilson-Mendenhall C D, Barrett L F, Simmons W K, et al. Grounding emotion in situated conceptualization[J]. *Neuropsychologia*, 2011,49(5):1105-1127.
- [182] Barrett L F, Kensinger E A. Context Is Routinely Encoded During Emotion Perception[J]. *Psychological Science*, 2010,21(4):595-599.
- [183] 黄丽, 杨廷忠, 季忠民. 正性负性情绪量表的中国人群适用性研究[J]. *中国心理卫生杂志*, 2003,17(1):54-56.
- [184] Crawford J R, Henry J D. The Positive and Negative Affect Schedule (PANAS): Construct validity, measurement properties and normative data in a large non-clinical sample[J]. *British Journal of Clinical Psychology*, 2004,43(3):245-265.
- [185] 王力, 柳恒超, 李中权, 等. 情绪调节问卷中文版的信效度研究[J]. *中国健康心理学杂志*, 2007,15(6):503-505.
- [186] Spaapen D L, Waters F, Brummer L, et al. The emotion regulation questionnaire: validation of the ERQ-9 in two community samples.[J]. *Psychological Assessment*, 2014,26(1):46.
- [187] Ainsworth M D S, Blehar M C, Waters E, et al. Patterns of attachment: A psychological study of the strange situation[M]. Psychology Press, 2015.
- [188] Bowen M. Family therapy in clinical practice[M]. Jason Aronson, 1993.
- [189] Cohen S, Wills T A. Stress, social support, and the buffering hypothesis.[J]. *Psychological Bulletin*, 1985,98(2):310.
- [190] Lazarus R S, Folkman S. Stress, appraisal, and coping[M]. Springer publishing company, 1984.
- [191] Brewin C R, Dalgleish T, Joseph S. A dual representation theory of posttraumatic stress disorder.[J]. *Psychological Review*, 1996,103(4):670.
- [192] Lave J, Wenger E. Situated learning: Legitimate peripheral participation[M]. Cambridge university press, 1991.
- [193] Gross J J. The emerging field of emotion regulation: An integrative review[J]. *Review of General Psychology*, 1998,2(3):271-299.
- [194] Beck A T. Cognitive models of depression[J]. *Clinical advances in cognitive psychotherapy: Theory and application*, 2002,14(1):29-61.

- [195] Carver C S, Scheier M F, Weintraub J K. Assessing coping strategies: a theoretically based approach.[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1989,56(2):267.
- [196] Hayes S C, Strosahl K D, Wilson K G. Acceptance and Commitment Therapy: An Experiential Approach to Behavior Change[J]. *Cognitive and Behavioral Practice*, 1999,9.
- [197] Desimone R, Duncan J. Neural mechanisms of selective visual attention[J]. *Annual Review of Neuroscience*, 1995,18(1):193-222.
- [198] 钱深华, 刘靓. 基于情感词典的中国英语学习者写作文本的情感挖掘研究[J]. *天津外国语大学学报*, 2020,27(4):14.
- [199] 邬明强, 张奎. 结合 TFIDF 方法与 Skip-gram 模型的文本分类方法研究[J]. *电子技术与软件工程*, 2018(6):2.
- [200] 黄春梅, 王松磊. 基于词袋模型和 TF-IDF 的短文本分类研究[J]. *软件工程*, 2020,23(3):3.
- [201] Blei D M, Ng A, Jordan M I. Latent dirichlet allocation[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2003.
- [202] Papageorgiou C, Wells A. Process and meta-cognitive dimensions of depressive and anxious thoughts and relationships with emotional intensity[J]. *Clinical Psychology and Psychotherapy*, 1999,6(2):156-162.
- [203] Wells A, Papageorgiou C. Worry and the incubation of intrusive images following stress[J]. *Behaviour Research and Therapy*, 1995,33(5):579-583.
- [204] Edwards S L, Rapee R M, Franklin J. Postevent rumination and recall bias for a social performance event in high and low socially anxious individuals[J]. *Cognitive Therapy and Research*, 2003,27:603-617.
- [205] Kross E, Ayduk O, Mischel W. When asking “why” does not hurt distinguishing rumination from reflective processing of negative emotions[J]. *Psychological Science*, 2005,16(9):709-715.
- [206] Kuznetsova A, Brockhoff P B, Christensen R H B. lmerTest Package: Tests in Linear Mixed Effects Models[J]. *Journal of Statistical Software*, 2017,82(13).
- [207] Hurlburt R T, Alderson-Day B, Fernyhough C, et al. What goes on in the resting-state? A qualitative glimpse into resting-state experience in the scanner[J]. *Frontiers in Psychology*,

- 2015,6.
- [208] Campbell R S, Pennebaker J W. The secret life of pronouns: Flexibility in writing style and physical health[J]. *Psychological Science*, 2003,14(1):60-65.
- [209] Paradiso S, Johnson D L, Andreasen N C, et al. Cerebral blood flow changes associated with attribution of emotional valence to pleasant, unpleasant, and neutral visual stimuli in a PET study of normal subjects[J]. *American Journal of Psychiatry*, 1999,156(10):1618-1629.
- [210] Smith J M, Alloy L B, Abramson L Y. Cognitive vulnerability to depression, rumination, hopelessness, and suicidal ideation: Multiple pathways to self-injurious thinking[J]. *Suicide and Life-threatening behavior*, 2006,36(4):443-454.
- [211] Johnson S L, McKenzie G, McMurrich S. Ruminative Responses to Negative and Positive Affect Among Students Diagnosed with Bipolar Disorder and Major Depressive Disorder[J]. *Cognitive Therapy and Research*, 2008,32(5):702-713.
- [212] Lang P J, Bradley M M, Cuthbert B N. International affective picture system (IAPS): Technical manual and affective ratings[J]. NIMH Center for the Study of Emotion and Attention, 1997,1(39-58):3.
- [213] Mikels J A, Fredrickson B L, Larkin G R, et al. Emotional category data on images from the International Affective Picture System[J]. *Behavior Research Methods*, 2005,37(4):626-630.
- [214] Rubin D C. The Basic-Systems Model of Episodic Memory[J]. *Perspectives on Psychological Science*, 2006,1(4):277-311.
- [215] Marchetti I, Koster E H W, Klinger E, et al. Spontaneous Thought and Vulnerability to Mood Disorders[J]. *Clinical Psychological Science*, 2016,4(5):835-857.
- [216] Roese N J. Counterfactual thinking.[J]. *Psychological Bulletin*, 1997,121(1):133-148.
- [217] Koster E H W, De Lissnyder E, Derakshan N, et al. Understanding depressive rumination from a cognitive science perspective: The impaired disengagement hypothesis[J]. *Clinical Psychology Review*, 2011,31(1):138-145.
- [218] DeVellis R F, Thorpe C T. Scale development: Theory and applications[M]. Sage publications, 2021.
- [219] Watkins E R, Mullan E, Wingrove J, et al. Rumination-focused cognitive-behavioural therapy for residual depression: phase II randomised controlled trial[J]. *British Journal of*

- Psychiatry, 2011,199(4):317-322.
- [220] Siegle G J, Steinhauer S R, Thase M E, et al. Can't shake that feeling: event-related fMRI assessment of sustained amygdala activity in response to emotional information in depressed individuals[J]. *Biological Psychiatry* (1969), 2002,51(9):693-707.
- [221] Bishop C M, Nasrabadi N M. *Pattern recognition and machine learning*[M]. Springer, 2006.
- [222] Wen-Hui Y, Shao-Liang L, Ting Z, et al. Reliability and Validity of Chinese Version of the Beck Depression Inventory-II in Chinese Adolescents[J]. *Chinese Journal of Clinical Psychology*, 2014.
- [223] Joormann J, Gotlib I H. Emotion regulation in depression: Relation to cognitive inhibition[J]. *Cognition and Emotion*, 2010,24(2):281-298.
- [224] Stys P K, Ashby P. An automated technique for measuring the recovery cycle of human nerves[J]. *Muscle & Nerve: Official Journal of the American Association of Electrodiagnostic Medicine*, 1990,13(8):750-758.
- [225] Zhang W, Luck S J. Discrete fixed-resolution representations in visual working memory[J]. *Nature*, 2008,453(7192):233-235.
- [226] Just M A, Carpenter P A. A theory of reading: from eye fixations to comprehension.[J]. *Psychological review*, 1980,87(4):329.
- [227] Salvucci D, Goldberg J. Identifying fixations and saccades in eye-tracking protocols[C], 2000. ACM, 2000.
- [228] Jacob R J, Karn K S. Eye tracking in human-computer interaction and usability research: Ready to deliver the promises[M]//*The mind's eye*. Elsevier, 2003:573-605.
- [229] Zweig M H, Campbell G. Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine[J]. *Clinical Chemistry*, 1993,39(4):561-577.
- [230] Schacter D L, Gilbert D T, Wegner D M. *Psychology (2nd Edition)*[J]. Worth, 2011.
- [231] Tangney J P, Stuewig J, Mashek D J. Moral emotions and moral behavior[J]. *Annual Review of Psychology*, 2007,58:345-372.
- [232] Barrett L F, Mesquita B, Smith E R. The context principle[J]. *The mind in context*, 2010,1:2.
- [233] Yeh W, Barsalou L W. The situated nature of concepts.[J]. University of Illinois Press, 2006(3).

- [234] Fiske S T, Gilbert D T, Lindzey G. Handbook of Social Psychology, Volume 2[M]. John Wiley & Sons, 2010.
- [235] Breiman L. Random forests[J]. Machine learning, 2001,45:5-32.
- [236] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995,20:273-297.
- [237] Bednarik R, Tukiainen M. An eye-tracking methodology for characterizing program comprehension processes: Proceedings of the 2006 symposium on Eye tracking research & applications[C], 2006.
- [238] Frank E, Hall M. A simple approach to ordinal classification: Machine Learning: ECML 2001: 12th European Conference on Machine Learning Freiburg, Germany, September 5–7, 2001 Proceedings 12[C], 2001. Springer.
- [239] Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE transactions on information theory, 1967,13(1):21-27.
- [240] Pugach C P, Campbell A A, Wisco B E. Emotion regulation in posttraumatic stress disorder (PTSD): Rumination accounts for the association between emotion regulation difficulties and PTSD severity[J]. Journal of Clinical Psychology, 2020,76(3):508-525.
- [241] Wu Q, Feng X, Gerhardt M, et al. Maternal depressive symptoms, rumination, and child emotion regulation[J]. European Child & Adolescent Psychiatry, 2020,29:1125-1134.
- [242] Enrique A, Eilert N, Wogan R, et al. Are changes in beliefs about rumination and in emotion regulation skills mediators of the effects of internet-delivered cognitive-behavioral therapy for depression and anxiety? Results from a randomized controlled trial[J]. Cognitive Therapy and Research, 2021,45:805-816.
- [243] Taghvaeinia A, Zarei F. The effectiveness of emotion regulation training on promoting mental health and rumination of divorce women[J]. Shenakht Journal of Psychology and Psychiatry, 2022,9(3):44-56.
- [244] Bean C A, Heggeness L F, Ciesla J A. Ruminative inertia, emotion regulation, and depression: A daily-diary study[J]. Behavior Therapy, 2021,52(6):1477-1488.
- [245] Garnefski N, Kraaij V. The cognitive emotion regulation questionnaire[J]. European Journal of Psychological Assessment, 2007,23(3):141-149.
- [246] Henderson J M, Luke S G, Schmidt J, et al. Co-registration of eye movements and

- event-related potentials in connected-text paragraph reading[J]. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 2013,7.
- [247] Skaramagkas V, Giannakakis G, Ktistakis E, et al. Review of eye tracking metrics involved in emotional and cognitive processes[J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2021,16:260-277.
- [248] Rizzo A, Ermini S, Zanca D, et al. A Machine Learning Approach for Detecting Cognitive Interference Based on Eye-Tracking Data[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2022,16.
- [249] Fang L, Sanchez-Lopez A, Koster E H. Attentional scope, rumination, and processing of emotional information: An eye-tracking study.[J]. *Emotion*, 2019,19(7):1259.
- [250] Shen R, Zhan Q, Wang Y, et al. Depression detection by analysing eye movements on emotional images: ICASSP 2021-2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)[C], 2021. IEEE.
- [251] Wang Q, Wei X, Dang R, et al. An Eye Tracking and Event-Related Potentials Study With Visual Stimuli for Adolescents Emotional Issues[J]. *Frontiers in Psychiatry*, 2022,13:933793.
- [252] Bourgeon L, Tardan V, Dozias B, et al. Understanding Situation Awareness development processes through self-confrontation interviews based on eye-tracking videos: Proceedings of the 20th Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2018) Volume VI: Transport Ergonomics and Human Factors (TEHF), Aerospace Human Factors and Ergonomics 20[C], 2019. Springer.
- [253] Skulmowski A, Bunge A, Kaspar K, et al. Forced-choice decision-making in modified trolley dilemma situations: a virtual reality and eye tracking study[J]. *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, 2014,8.
- [254] Dougal S, Rotello C M. “Remembering” emotional words is based on response bias, not recollection[J]. *Psychonomic Bulletin & Review*, 2007,14(3):423-429.
- [255] Rimé B, Philippot P, Boca S, et al. Long-lasting cognitive and social consequences of emotion: Social sharing and rumination[J]. *European review of social psychology*, 1992,3(1):225-258.
- [256] Thomsen D K, Mehlsen M Y, Christensen S, et al. Rumination-relationship with negative mood and sleep quality[J]. *Personality and Individual Differences*, 2003,34(7):1293-1301.

- [257] Curci A, Lanciano T, Soleti E, et al. Negative emotional experiences arouse rumination and affect working memory capacity.[J]. *Emotion*, 2013,13(5):867.
- [258] Ma Y. Effect of mental resilience of left-behind children on self-esteem and emotional processing bias and social coping styles[J]. *Work*, 2021,69(2):559-571.
- [259] Morlino M, Bolzan M. Eating and Weight Disorders. Studies on Anorexia, Bulimia and Obesity[J]. *EATING AND WEIGHT DISORDERS*, 2007,12:e64-e67.
- [260] Smith K E, Mason T B, Lavender J M. Rumination and eating disorder psychopathology: A meta-analysis[J]. *Clinical Psychology Review*, 2018,61:9-23.
- [261] Owens M, Gibb B E. Brooding rumination and attentional biases in currently non-depressed individuals: An eye-tracking study[J]. *Cognition and Emotion*, 2017,31(5):1062-1069.
- [262] Grol M, Hertel P T, Koster E H, et al. The effects of rumination induction on attentional breadth for self-related information[J]. *Clinical Psychological Science*, 2015,3(4):607-618.
- [263] Brookes M L, Sharpe L, Dear B F. Rumination induces a pattern of attention characterized by increased vigilance followed by avoidance of affective pain words[J]. *European Journal of Pain*, 2017,21(7):1197-1208.
- [264] Huffziger S, Ebner-Priemer U, Eisenbach C, et al. Induced ruminative and mindful attention in everyday life: An experimental ambulatory assessment study[J]. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 2013,44(3):322-328.
- [265] Whiteman R C, Mangels J A. State and trait rumination effects on overt attention to reminders of errors in a challenging general knowledge retrieval task[J]. *Frontiers in Psychology*, 2020,11:2094.
- [266] Capobianco L, Morris J A, Wells A. Worry and rumination: do they prolong physiological and affective recovery from stress?[J]. *Anxiety, Stress, & Coping*, 2018,31(3):291-303.
- [267] Breiman L. Statistical modeling:The two cultures[J]. *Quality Control and Applied Statistics*, 2003(1):48.
- [268] Dietterich T G. Ensemble methods in machine learning: International workshop on multiple classifier systems[C], 2000. Springer.
- [269] Anisimov V, Chernozatonsky K, Pikunov A, et al. ML-based classification of eye movement patterns during reading using eye tracking data from an Apple iPad device: Perspective

- machine learning algorithm needed for reading quality analytics app on an iPad with built-in eye tracking: 2021 International Conference on Cyberworlds (CW)[C], 2021. IEEE.
- [270] Murugappan M, Maruthapillai V, Khariunizam W, et al. Virtual markers based facial emotion recognition using ELM and PNN classifiers: 2020 16th IEEE International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)[C], 2020. IEEE.
- [271] Twisha Patel E A. Deception/Truthful Prediction Based on Facial Feature and Machine Learning Analysis[J]. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, 2023,11(10):797-803.
- [272] Oppelt M P, Foltyn A, Deuschel J, et al. ADABase: A Multimodal Dataset for Cognitive Load Estimation[J]. Sensors, 2022,23(1):340.
- [273] Yuan X, Cui Z, Xu D, et al. Occluded Facial Pain Assessment in the ICU using Action Units Guided Network[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2023.
- [274] Mistry K K. Intelligent facial expression recognition with unsupervised facial point detection and evolutionary feature optimization[M]. University of Northumbria at Newcastle (United Kingdom), 2016.
- [275] Chen J, Wang C, Wang K, et al. Lightweight network architecture using difference saliency maps for facial action unit detection[J]. Applied Intelligence, 2022:1-22.
- [276] Haase D, Kemmler M, Guntinas-Lichius O, et al. Efficient Measuring of Facial Action Unit Activation Intensities using Active Appearance Models.: MVA[C], 2013.
- [277] Davidson R J. Anxiety and affective style: role of prefrontal cortex and amygdala[J]. Biological psychiatry, 2002,51(1):68-80.
- [278] Alkhouli M, Al-Nerabieah Z, Dashash M. Analyzing facial action units in children to differentiate genuine and fake pain during inferior alveolar nerve block: a cross-sectional study[J]. Scientific Reports, 2023,13(1):15564.
- [279] Paredes N, Caicedo-Bravo E F, Bacca B, et al. Emotion Recognition of Down Syndrome People Based on the Evaluation of Artificial Intelligence and Statistical Analysis Methods[J]. Symmetry, 2022,14(12):2492.
- [280] Fogel C. Facial Action Coding System and Induced Compassion[J]. 2021.
- [281] Smirnov D V, Muraleedharan R, Ramachandran R P. A comparison of facial features and

- fusion methods for emotion recognition: Neural Information Processing: 22nd International Conference, ICONIP 2015, November 9-12, 2015, Proceedings, Part IV 22[C], 2015. Springer.
- [282] Peters G A, Peters B J. Human error: Causes and control[M]. CRC press, 2006.
- [283] Belhouchette K. Facial action units detection to identify interest emotion: An application of deep learning[J]. Advances in Data Science and Adaptive Analysis, 2022,14(01n02):2250006.
- [284] Masur P B S, Costa W, Figueredo L S, et al. Leveraging Previous Facial Action Units Knowledge for Emotion Recognition on Faces: 2023 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI)[C], IEEE, 2023: 1-6.
- [285] Chavan M J P, Lonavala, Jadhav M H M. Facial emotional feature selection based on rough set theory[J]. 2012.
- [286] Davison A K, Lansley C, Costen N, et al. Sann: A spontaneous micro-facial movement dataset[J]. IEEE transactions on affective computing, 2016,9(1):116-129.
- [287] Ghoualmi L, Benkechache M E A. Feature Selection Based on Machine Learning Algorithms: A weighted Score Feature Importance Approach for Facial Authentication: 2022 3rd International Informatics and Software Engineering Conference (IISEC)[C], 2022. IEEE.
- [288] Giannakakis G, Koujan M R, Roussos A, et al. Automatic stress analysis from facial videos based on deep facial action units recognition[J]. Pattern Analysis and Applications, 2022:1-15.
- [289] Clark E A, Kessinger J, Duncan S E, et al. The facial action coding system for characterization of human affective response to consumer product-based stimuli: a systematic review[J]. Frontiers in Psychology, 2020,11:920.
- [290] Shvimmer S, Simhon R, Gilead M, et al. Classification of emotional states via transdermal cardiovascular spatiotemporal facial patterns using multispectral face videos[J]. Scientific Reports, 2022,12(1):11188.
- [291] Gao C, Li X, Yao Y, et al. Students' emotion recognition and psychological stress during the exam[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021:1-11.
- [292] Liakopoulos L, Stagakis N, Zacharaki E I, et al. CNN-based stress and emotion recognition in ambulatory settings: 2021 12th international conference on information, intelligence,

- systems & applications (IISA)[C], 2021. IEEE.
- [293] Geiger M, Wilhelm O. Computerized facial emotion expression recognition[M]//Digital phenotyping and mobile sensing: new developments in psychoinformatics. Springer, 2022:43-56.
- [294] Wang J G, Sung E. Frontal-view face detection and facial feature extraction using color and morphological operations[J]. Pattern Recognition Letters, 1999,20(10):1053-1068.
- [295] Contreras R, Starostenko O, Pulido L F. An improved method for facial features extraction in images: 2008 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'08)[C], 2008. IEEE.
- [296] Prajapati G I, Patel N M. DToLIP: Detection and tracking of lip contours from human facial images using Snake's method: 2011 International Conference on Image Information Processing[C], 2011. IEEE.
- [297] Luo S, Chen Z. The Research on Facial Segmentation Algorithm for Facial Diagnosis in Traditional Chinese Medicine: 2019 2nd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE)[C], 2019. IEEE.
- [298] Kim J B, Moon C H, Kim H J. Wavelet-based morphological approach for detection of human face region: 2002 International Conference on Pattern Recognition[C], 2002. IEEE.
- [299] Zhang Y, Luo Z, Wang S, et al. A Micro-Vascular Image Segmentation Method Based on the Improved Adaptive Region Growing: 2016 Sixth International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)[C], 2016. IEEE.
- [300] Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2010,33(5):898-916.
- [301] Kuraoka K, Nakamura K. The use of nasal skin temperature measurements in studying emotion in macaque monkeys[J]. Physiology & Behavior, 2011,102(3-4):347-355.
- [302] Drummond P D. Sweating and vascular responses in the face: normal regulation and dysfunction in migraine, cluster headache and harlequin syndrome[J]. Clinical Autonomic Research, 1994,4:273-285.

- [303] Gur R C, Skolnick B E, Gur R E. Effects of emotional discrimination tasks on cerebral blood flow: regional activation and its relation to performance[J]. *Brain and cognition*, 1994,25(2):271-286.
- [304] Kashima H, Hayashi N. Basic taste stimuli elicit unique responses in facial skin blood flow[J]. *PLOS ONE*, 2011,6(12):e28236.
- [305] Geday J, Gjedde A, Boldsen A, et al. Emotional valence modulates activity in the posterior fusiform gyrus and inferior medial prefrontal cortex in social perception[J]. *Neuroimage*, 2003,18(3):675-684.
- [306] Matsukawa K, Asahara R, Yoshikawa M, et al. Deactivation of the prefrontal cortex during exposure to pleasantly-charged emotional challenge[J]. *Scientific Reports*, 2018,8(1):14540.
- [307] Geday J, Kupers R, Gjedde A. As time goes by: Temporal constraints on emotional activation of inferior medial prefrontal cortex[J]. *Cerebral Cortex*, 2007,17(12):2753-2759.
- [308] Zajonc R B, Murphy S T, Inglehart M. Feeling and facial efference: implications of the vascular theory of emotion.[J]. *Psychological Review*, 1989,96(3):395.
- [309] Matsukawa K, Endo K, Asahara R, et al. Prefrontal oxygenation correlates to the responses in facial skin blood flows during exposure to pleasantly charged movie[J]. *Physiological Reports*, 2017,5(21):e13488.
- [310] Ozawa S, Kanayama N, Hiraki K. Emotion-related cerebral blood flow changes in the ventral medial prefrontal cortex: an NIRS study[J]. *Brain and Cognition*, 2019,134:21-28.
- [311] Van Dillen L F, Heslenfeld D J, Koole S L. Tuning down the emotional brain: an fMRI study of the effects of cognitive load on the processing of affective images[J]. *Neuroimage*, 2009,45(4):1212-1219.
- [312] Gur R C, Schroeder L, Turner T, et al. Brain activation during facial emotion processing[J]. *Neuroimage*, 2002,16(3):651-662.
- [313] Hariri A R, Mattay V S, Tessitore A, et al. Neocortical modulation of the amygdala response to fearful stimuli[J]. *Biological Psychiatry*, 2003,53(6):494-501.
- [314] Berggren N, Richards A, Taylor J, et al. Affective attention under cognitive load: reduced emotional biases but emergent anxiety-related costs to inhibitory control[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2013,7:188.

- [315] Kawasaki Y, Furuichi A, Nakamura K, et al. PW01-147-Diminished limbic activation associated with face perception in patients with schizophrenia[J]. *European Psychiatry*, 2010,25(S1):1.
- [316] Derbyshire S W, Jones A K, Devani P, et al. Cerebral responses to pain in patients with atypical facial pain measured by positron emission tomography.[J]. *Journal of neurology, neurosurgery, and psychiatry*, 1994,57(10):1166.
- [317] Teves D, Videen T O, Cryer P E, et al. Activation of human medial prefrontal cortex during autonomic responses to hypoglycemia[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2004,101(16):6217-6221.
- [318] Blood A J, Zatorre R J. Intensely pleasurable responses to music correlate with activity in brain regions implicated in reward and emotion[J]. *Proceedings of the national academy of sciences*, 2001,98(20):11818-11823.
- [319] Hall G B, Szechtman H, Nahmias C. Enhanced salience and emotion recognition in autism: A PET study[J]. *American Journal of Psychiatry*, 2003,160(8):1439-1441.
- [320] Garfinkel S N, Minati L, Gray M A, et al. Fear from the heart: sensitivity to fear stimuli depends on individual heartbeats[J]. *Journal of Neuroscience*, 2014,34(19):6573-6582.
- [321] Combettes P L, Pesquet J. Fixed point strategies in data science[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021,69:3878-3905.
- [322] Saleem A, Asif K H, Ali A, et al. Pre-processing methods of data mining: 2014 IEEE/ACM 7th International Conference on Utility and Cloud Computing[C], 2014. IEEE.
- [323] Mohd M N H. Mental Stress Recognition based on Non-invasive and Non-contact Measurement from Stereo Thermal and Visible Sensors[J]. *International Journal of Affective Engineering*, 2015,14(2015)(1):9-17.
- [324] Masaki A, Nagumo K, Lamsal B, et al. Anomaly detection in facial skin temperature using variational autoencoder[J]. *Artificial Life and Robotics*, 2021,26:122-128.
- [325] Xu G, Long Y, Liu S, et al. BPLF: A Bi-Parallel Linear Flow Model for Facial Expression Generation from Emotion Set Images[J]. 2021.
- [326] Hayes G. The Role of Oxytocin in Older Adults' Facial Emotion Recognition Difficulties[D]. Australian Catholic University, 2021.

- [327] Muhammad G, Hossain M S. Emotion recognition for cognitive edge computing using deep learning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021,8(23):16894-16901.
- [328] Vyvey T, Castellar E N, Van Looy J. Loaded with fun? The impact of enjoyment and cognitive load on brand retention in digital games[J]. Journal of Interactive Advertising, 2018,18(1):72-82.
- [329] Cháfer Pericás C, Álvarez L, Gandía Ferrero M T, et al. Imaging diagnosis and emotion recognition relationship in mild cognitive impairment[J]. Alzheimer's & Dementia, 2023,19:e74577.
- [330] Wei J, Luo H, Wu S J, et al. Transdermal optical imaging reveal basal stress via heart rate variability analysis: a novel methodology comparable to electrocardiography[J]. Frontiers in Psychology, 2018,9:98.
- [331] Drummond P D, Su D. Increases in psychological stress precede flares of rosacea: A prospective study[J]. Journal of Clinical & Experimental Dermatology Research, 2017,8(4).
- [332] Derakhshan A, Mikacili M, Nasrabadi A M, et al. Network physiology of “fight or flight” response in facial superficial blood vessels[J]. Physiological measurement, 2019,40(1):14002.
- [333] Zajonc R B. Emotion and facial efference: A theory reclaimed[J]. Science, 1985,228(4695):15-21.
- [334] Nakamura K, Kawashima R, Sato N, et al. Functional delineation of the human occipito-temporal areas related to face and scene processing: a PET study[J]. Brain, 2000,123(9):1903-1912.
- [335] Eisenberg N, Fabes R A, Murphy B, et al. The relations of emotionality and regulation to dispositional and situational empathy-related responding.[J]. Journal of personality and social psychology, 1994,66(4):776.
- [336] Willis M L, Windsor N A, Lawson D L, et al. Situational context and perceived threat modulate approachability judgements to emotional faces[J]. PLOS ONE, 2015,10(6):e131472.
- [337] Namlisesli D, Coşkun B, Barkana D E. Comparison of Machine Learning Based Emotion Recognition Models Trained Using Physiological Signals: 2023 31st Signal Processing and

- Communications Applications Conference (SIU)[C], 2023. IEEE.
- [338] Stajić T, Jovanović J, Jovanović N, et al. Comparison of machine learning approaches to emotion recognition based on deep database physiological signals[J]. *Telfor Journal*, 2022,14(2):73-78.
- [339] Yang K, Wang C, Gu Y, et al. Behavioral and physiological signals-based deep multimodal approach for mobile emotion recognition[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2021.
- [340] Koizumi K, Hirao N, Yamanami H, et al. Effects of Mild Psychological Stress on Facial Impressions[J]. *Frontiers in Psychology*, 2023,14:1186046.
- [341] Simon M, Nagy S, Kürtös Z, et al. MDD patients with early life stress deactivate the frontostriatal network during facial emotion recognition paradigm: A functional MRI study[J]. *European Psychiatry*, 2022,65(S1):S78-S79.
- [342] Mott J M. Consistency of written trauma narratives over a course of trauma-focused therapy[M]. University of Missouri-Saint Louis, 2010.
- [343] Tao X, Liu S, Chen X. Dual Flow Framework on Bimodality Emotion Recognition Based on Facial Expression and Eye Movement: 2020 International Conference on Artificial Intelligence and Education (ICAIE)[C], 2020. IEEE.
- [344] Poncet F, Soussignan R, Jaffiol M, et al. The spatial distribution of eye movements predicts the (false) recognition of emotional facial expressions[J]. *PLOS ONE*, 2021,16(1):e245777.
- [345] Stacchi L, Ramon M, Lao J, et al. Neural representations of faces are tuned to eye movements[J]. *Journal of Neuroscience*, 2019,39(21):4113-4123.
- [346] Chatzichristos C, Davies M, Escudero J, et al. Fusion of EEG and fMRI via soft coupled tensor decompositions: 2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)[C], 2018. IEEE.
- [347] Qi Y, Zou Y, Peng K, et al. The avatar-prioritization effect among online gamers: A perspective from self-avatar identity relevance.[J]. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition*, 2023.
- [348] Liu Z, Shen Y, Lakshminarasimhan V B, et al. Efficient low-rank multimodal fusion with modality-specific factors[C].*Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for*

- Computational Linguistics (Long Papers), 2018.
- [349] Chen T, Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system: Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining[C], 2016.
- [350] Almogadwy B, Taylor N K, Burger A. Multimodal Machine Learning for 2D to 3D Mapping in Biomedical Atlases[J]. Journal of Image and Graphics, 2022,10(2):64-69.
- [351] Xian D, Ding J, He Z, et al. State recognition of motor pump based on multimodal homologous features and XGBoost: 2021 IEEE International Conference on Manipulation, Manufacturing and Measurement on the Nanoscale (3M-NANO)[C], 2021. IEEE.
- [352] Huang Y, Huang S, Wang Y, et al. A novel lower extremity non-contact injury risk prediction model based on multimodal fusion and interpretable machine learning[J]. Frontiers in Physiology, 2022:1920.
- [353] Adali T, Levin-Schwartz Y, Calhoun V D. Multimodal data fusion using source separation: Two effective models based on ICA and IVA and their properties[J]. Proceedings of the IEEE, 2015,103(9):1478-1493.
- [354] Zhang G, Ghamisi P, Zhu X X. Fusion of heterogeneous earth observation data for the classification of local climate zones[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019,57(10):7623-7642.
- [355] Zhang P, Ma X, Zhang W, et al. Multimodal fusion for sensor data using stacked autoencoders: 2015 IEEE tenth international conference on intelligent sensors, sensor networks and information processing (ISSNIP)[C], 2015. IEEE.
- [356] Gao Y, Yu X, Su Y, et al. Intelligent Identification Method for Drilling Conditions Based on Stacking Model Fusion[J]. Energies, 2023,16(2):883.
- [357] Atrey P K, Hossain M A, El Saddik A, et al. Multimodal fusion for multimedia analysis: a survey[J]. Multimedia systems, 2010,16:345-379.
- [358] Zhang Y, Zhang H, Xiao L, et al. Multi-modal imaging genetics data fusion via a hypergraph-based manifold regularization: Application to schizophrenia study[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2022,41(9):2263-2272.
- [359] Zhu Q, Xu X, Yuan N, et al. Latent correlation embedded discriminative multi-modal data fusion[J]. Signal Processing, 2020,171:107466.

- [360] Liu S, Chen Z, Li P, et al. A multimodal emotion recognition model based on deep neural network with cross-media data feature fusion: International Conference on Electronic Information Engineering and Computer Communication (EIECC 2021)[C], 2022. SPIE.
- [361] Sun X, Song Y, Wang M. Toward sensing emotions with deep visual analysis: a long-term psychological modeling approach[J]. IEEE MultiMedia, 2020,27(4):18-27.
- [362] Zhang L, Fan Y, Jiang J, et al. Adolescent Depression Detection Model Based on Multimodal Data of Interview Audio and Text[J]. International Journal of Neural Systems, 2022,32(11):2250045.
- [363] Calhoun V D, Sui J. Multimodal fusion of brain imaging data: a key to finding the missing link (s) in complex mental illness[J]. Biological psychiatry: cognitive neuroscience and neuroimaging, 2016,1(3):230-244.
- [364] Sui J, Adali T, Yu Q, et al. A review of multivariate methods for multimodal fusion of brain imaging data[J]. Journal of neuroscience methods, 2012,204(1):68-81.
- [365] Stahlschmidt S R, Ulfenborg B, Synnergren J. Multimodal deep learning for biomedical data fusion: a review[J]. Briefings in Bioinformatics, 2022,23(2):b569.
- [366] Dähne S, Biessmann F, Samek W, et al. Multivariate machine learning methods for fusing multimodal functional neuroimaging data[J]. Proceedings of the IEEE, 2015,103(9):1507-1530.
- [367] Zhang C, Yang Z, He X, et al. Multimodal intelligence: Representation learning, information fusion, and applications[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2020,14(3):478-493.
- [368] 苗丹民, 曹爽, 刘治, 等. 多质融合心理测量技术的发展与挑战[J]. 空军军医大学学报, 2023,44(10):909-915.
- [369] Locke S, Bashall A, Al-Adely S, et al. Natural language processing in medicine: a review[J]. Trends in Anaesthesia and Critical Care, 2021,38:4-9.
- [370] Yim W, Yetisgen M, Harris W P, et al. Natural language processing in oncology: a review[J]. JAMA oncology, 2016,2(6):797-804.
- [371] Praveen R G, Granger E, Cardinal P. Cross attentional audio-visual fusion for dimensional emotion recognition: 2021 16th IEEE International Conference on Automatic Face and

Gesture Recognition (FG 2021)[C], 2021. IEEE.

- [372] Russell B, Mussap A J. Rumination and threat-biased interpretation mediate posttraumatic stress and growth responses to military stressors[J]. *Military Psychology*, 2023, 35(5):451-466.

附 录

附录 1 反刍特质半结构化访谈提纲

反刍特质半结构化访谈提纲

1. 在回答这道题目时，您想到了什么？请尽可能详细地描述整个事件的过程和细节。

记录：_____

2. 您的睡眠状况如何？请描述睡眠质量变化的原因及其对您日常生活的影响。

记录：_____

3. 您与父母及家人的关系如何？这种关系是如何影响您的情感状态的（例如，是否感到被支持或孤立）？

记录：_____

4. 请谈谈您家人的身体状况以及您对此的担心或牵挂。您是如何应对这种担心和牵挂的？

记录：_____

5. 请描述您目前的人际关系状态（例如，是否恋爱）。在您的亲密关系中，您的感受和态度如何？

记录：_____

6. 您能描述一下您是否经常感到孤独或寂寞吗？您是否有知心朋友？您认为自己擅长社交吗？请解释您的看法。

记录：_____

7. 您在班排、训练或生活中与战友或上级的关系如何？原因是什么？这种关系对您的感觉有何影响？

记录：_____

8. 您能谈谈您对当前环境（如训练、学习、社交等）的适应情况吗？在适应过程中，内心是否存在巨大落差？请描述这种落差及其对您的影响。

记录：_____

9. 您能分享一下因为某件事（如 5 公里跑、爬绳等）未做好而感到羞愧或难过的经历吗？在这种情况下，您感到自卑吗？请详细描述。

记录：_____

10. 您是否会反复想起某件事？这种反复的频率是多少？请尝试量化频度（例如，每天想起多少次）。

11. 您能谈谈您是否有连续不断地回忆某件事的经历吗？这种持续回忆通常会持续多长时间？

记录：_____

12. 当您回忆时，是否会引发一系列相关或不相关的想法？请描述这些联想的广度和深度。

记录：_____

13. 当您回忆时，是否会感觉身临其境或出现画面感？请描述这种体验的生动度。

记录：_____

14. 在回忆过程中，是否感觉自己陷入其中无法自拔，感到不受控制？请描述这种失控的感觉。

记录：_____

15. 您是否因回忆某件事而感到后悔或自责？是否有“如果当时我不这么做”的想法？请描述这种假设的体验。

记录：_____

16. 您认为这件事是您经常回忆的、对您影响较大的消极事件之一吗？请描述它对您的影响。

17. 您每天大约花多长时间去反复思考这件事？请尽可能准确地估计时间并描述这种情况。

记录：_____

18. 每当想起这件事，您会有什么样的情绪感受？这种情绪的强烈程度有多高？请使用 0-10 的分数进行评估，其中 0 表示无感，10 表示非常强烈，并解释您的评分。

记录：_____

19. 每次反刍之后，您通常会采取什么行为（如寻求帮助、进行自我反省）？这些行为或解决方案是否有效？请详细描述。

记录：_____

20. 反刍对您的日常生活（如训练、学习、社交活动）产生了哪些具体影响？例如，是否因反刍而难以专注于其他事情？请描述反刍的具体影响及其程度。

记录：_____

附录2 反刍思维量表 (RRS)

每个人或多或少都会经历一些郁闷的事情,这时就会去想或做一些不同的事。请想象你在郁闷的时候,会想或会做的一些事,注意不是你觉得应该做的,请根据符合程度在相应的答案上划“√”。

序号	题 目	选 项			
		从不	有时	经常	总是
1	我常常想我是多么孤独	从不	有时	经常	总是
2	我常常想“如果我不能停止想这些,那么我就不能继续做手头的事”	从不	有时	经常	总是
3	我常常想我疲劳、痛苦的感觉	从不	有时	经常	总是
4	我常常想“集中注意力是多么困难”	从不	有时	经常	总是
5	我常常想我究竟做了什么会导致这样	从不	有时	经常	总是
6	我常常想自己是多么消极被动、毫无动力	从不	有时	经常	总是
7	我常常分析最近发生的事以便理解为什么感到郁闷	从不	有时	经常	总是
8	我常常想我对其他事情感到麻木	从不	有时	经常	总是
9	我常常想我为什么如此不顺心	从不	有时	经常	总是
10	我常常想我为什么总是这样	从不	有时	经常	总是
11	我常常独自思考为什么会这样	从不	有时	经常	总是
12	我常常写下自己正在想的事情并加以分析	从不	有时	经常	总是
13	我常常思考现状,希望它有所好转	从不	有时	经常	总是
14	我常常想如果这种感觉持续的话,就无法集中注意	从不	有时	经常	总是
15	我常常想为什么我有这些问题,而别人却没有	从不	有时	经常	总是
16	我常常想我为什么不能把事情处理得更好	从不	有时	经常	总是
17	我常常想我为什么感到如此伤心	从不	有时	经常	总是
18	我常常想我的缺点、失败、错误和过失	从不	有时	经常	总是
19	我常常想,“我对做任何事都提不起劲来”	从不	有时	经常	总是
20	我常常分析自己的性格以便理解为何感到压抑	从不	有时	经常	总是
21	我会常常单独到某个地方去想我的感受	从不	有时	经常	总是
22	我常常想我是多么地生自己的气	从不	有时	经常	总是

附录3 情绪调节问卷

请仔细阅读每一道题目,在符合你情况的项目上打“√”	完全不同意	很不同意	有点不同意	中性	有点同意	很同意	完全同意
1. 当我想感受一些积极的情绪(如快乐或高兴)时,我会改变自己思考问题的角度	1	2	3	4	5	6	7
2. 我不会表露自己的情绪	1	2	3	4	5	6	7
3. 当我想少感受一些消极的情绪(如悲伤或愤怒)时,我会改变自己思考问题的角度	1	2	3	4	5	6	7
4. 当感受到积极情绪时,我会很小心的不让它们表露出来	1	2	3	4	5	6	7
5. 在面对压力情景时,我会使自己以一种有助于保持平静的方式来考虑它	1	2	3	4	5	6	7
6. 我控制自己情绪的方式是不表达它们	1	2	3	4	5	6	7
7. 当我想多感受一些积极的情绪时,我会改变自己对情景考虑方式	1	2	3	4	5	6	7
8. 我会通过改变对情景的考虑方式来控制自己的情绪	1	2	3	4	5	6	7
9. 当感受到消极的情绪时,我确定不会表露它们	1	2	3	4	5	6	7
10. 当我想少感受一些消极的情绪时,我会改变自己对情景的考虑方式	1	2	3	4	5	6	7

附录4 正性负性情绪量表 (PANAS)

下面是描述不同情绪的词汇，请根据你近 1-2 个星期的实际情况在相应的答案上划“√”。

词汇	几乎没有	比较少	中等程度	比较多	极其多	词汇	几乎没有	比较少	中等程度	比较多	极其多
1. 感兴趣的	1	2	3	4	5	11 易怒的	1	2	3	4	5
2. 心烦的	1	2	3	4	5	12 警觉性高的	1	2	3	4	5
3. 精神活力高的	1	2	3	4	5	13 害羞的	1	2	3	4	5
4. 心神不宁的	1	2	3	4	5	14 备受鼓舞的	1	2	3	4	5
5. 劲头足的	1	2	3	4	5	15 紧张的	1	2	3	4	5
6. 内疚的	1	2	3	4	5	16 意志坚定的	1	2	3	4	5
7. 恐惧的	1	2	3	4	5	17 注意力集中的	1	2	3	4	5
8. 敌意的	1	2	3	4	5	18 坐立不安的	1	2	3	4	5
9. 热情的	1	2	3	4	5	19 有活力的	1	2	3	4	5
10. 自豪的	1	2	3	4	5	20 害怕的	1	2	3	4	5

附录 5 贝克抑郁量表第二版 (BDI-II)

根据您近两周(包括今天)的感觉,从每一组中选择一条最适合您情况的项目,并在选项上打“√”

1	A	我不觉得悲伤	2	A	我没有对未来失去信心
	B	很多时候我都感到悲伤		B	我比以往更加对未来没有信心
	C	所有时间我都感到悲伤		C	我感到前景黯淡
	D	我太悲伤或太难过,不堪忍受		D	我觉得将来毫无希望,且只会变得更糟
3	A	我不觉得自己是个失败者	4	A	我和过去一样能从喜欢的事情中得到乐趣
	B	我的失败比较多		B	我不能像过去一样从喜欢的事情中得到乐趣
	C	回首往事,我看到一大堆的失败		C	我从过去喜欢的事情中获得的快乐很少
	D	我觉得自己是一个彻底的失败者		D	我完全不能从过去喜欢的事情中获得快乐
5	A	我没有特别的内疚感	6	A	我没觉得自己在受惩罚
	B	我对自己做过或该做但没做的许多事感到内疚		B	我觉得自己可能会受到惩罚
	C	在大部分时间里我都感到内疚		C	我觉得自己会受到惩罚
	D	我任何时候都感到内疚		D	我觉得正在受到惩罚
7	A	我对自己的感觉同过去一样	8	A	与过去相比,我没有更多的责备或批评自己
	B	我对自己丧失了信心		B	我比过去责备自己更多
	C	我对自己感到失望		C	只要我有过失,我就责备自己
	D	我讨厌我自己		D	只要发生不好的事情,我就责备自己
9	A	我没有任何自杀的想法	10	A	和过去比较,我哭的次数并没有增加
	B	我有自杀的想法,但我不会去做		B	比过去哭的多
	C	我想自杀		C	现在任何小事都会让我哭
	D	如果有机会我就会自杀		D	我想哭,但哭不出来
11	A	我现在没有比过去更加烦躁	12	A	我对其他人或活动没有失去兴趣
	B	我现在比过去更容易烦躁		B	和过去相比,我对其他人或事的兴趣减少了
	C	我非常烦躁或不安,很难保持安静		C	我失去了对其他人或事的大部分兴趣
	D	我非常烦躁不安,必须不停走动或做事情		D	任何事情都很难引起我的兴趣
13	A	我现在能和过去一样作决定	14	A	我不觉得自己没有价值
	B	我现在作决定比以前困难		B	我认为自己不如过去有价值或有用了
	C	我作决定比以前困难了很多		C	我觉得自己不如别人有价值
	D	我作任何决定都很困难		D	我觉得自己毫无价值
15	A	我和过去一样有精力	16	A	我没觉得睡眠有什么变化
	B	我不如从前有精力		B	我的睡眠比过去略少,或略多
	C	我没有精力做很多事情		C	我的睡眠比以前少了很多,或多了很多
	D	我做任何事情都没有足够的精力		D	我根本无法睡觉,或我一直想睡觉
17	A	我并不比过去容易发火	18	A	我没觉得食欲有什么变化
	B	与过去相比,我比较容易发火		B	我的食欲比过去略差,或略好
	C	与过去相比,我非常容易发火		C	我的食欲比过去差了很多,或好很多
	D	我现在随时都很容易发火		D	我完全没有食欲,或总是非常渴望吃东西
19	A	我和过去一样可以集中精神	20	A	我没觉得比过去累或乏力
	B	我无法像过去一样集中精神		B	我比过去更容易累或乏力
	C	任何事情都很难让我长时间集中精神		C	因为太累或者太乏力,许多过去常做的事情不能做了
	D	任何事情都无法让我集中精神		D	因为太累或者太乏力,大多数过去常做的事情都不能做了
21	A	我没觉得最近对性的兴趣有什么变化	再次感谢您的参与!		
	B	我对性的兴趣比过去少了			
	C	现在我对性的兴趣少多了			
	D	我对性的兴趣已经完全丧失			

附录 6 自编反刍刺激材料 (37 道题)

1.你在连务会上听到了班级落后的考核成绩。一个战友在耳后发出了刺耳的抱怨和牢骚。你感到无地自容,正因为是你给班里拖了后腿。内疚和委屈充斥着你的内心,脚上的伤似乎更疼了。班长的眼神也透露出失望与不满。你感到自己的手心在出汗。

2.你提前到达你们第一次约会的地点,脑子里都是曾经的点点滴滴。你听到她靠近的脚步声,这是分手后你们第一次见面。你强压着内心的痛苦,将她送你的所有物品交还到她手中。她接过东西,转身头也不回地离开。你清楚地看到不远处的男生赶忙上前接过东西。你的眼泪止不住地往下流。

3.你垂头丧气地走在放学的路上,这次考试又排在了年级倒数。你仿佛已经听到回家后父母气急败坏的辱骂,你害怕极了。忽然你感到背部一阵火辣的刺痛。你下意识地回头,看到父亲正怒气冲冲挥舞着手中的皮带。路边经过的学生全部都看着你们。你感到自己已经喘不过气来。

4.你走在校园里,迎面走来了昔日最好的朋友。耳边似乎又响起他在你们共同朋友面前造谣诋毁你的那些话。你低头加快了脚步,不愿跟这个曾经“背叛”你的人有任何瓜葛。恍惚间你不小心撞掉了他手中的书本。和他一起的班长眼神里充满了对你的失望。你感到自己的喉咙发紧。

5.你正在训练,心里却依然在想关于即将下连的事情。近日身边的战友都在议论关于你的事。生活中本就有“选择困难症”的你同时答应了要跟随班长和排长。他们两人也因此闹得不可开交,这令你极其内疚。你意识到你已经“得罪”了所有人。你感到一口气噎在你的喉咙。

6.晚上你正在房间里准备睡觉。又一次听到隔壁传来父母激烈的吵架声,这已经是本周的第二次了。尽管你内心恐惧,但你还是决定要过去看看。此时你看到父亲抓起母亲的头发,一拳打在她脸上。母亲害怕极了,跪在地上乞求父亲的原谅。你感到胸中的怒火正在燃烧。

7.节日会餐,你面前焦急等待的火锅终于热腾腾地滚了起来。白色的鱼丸是你的最爱,你迫不及待地夹起来准备下锅。冒失的你不小心把鱼丸掉进了沸腾的火锅里。油汤四处飞溅。溅到同桌战友手上,他尖叫着站立起来,却将整张桌子连锅掀翻。你感到一股热浪从火锅中倾泻出来。

8.你独自坐在营区的高台上抽烟,这周你一共睡了不到二十个小时。整个人都充满幻觉,对外界没有任何感觉。你用火红的烟头捻了一下自己的手臂。刺烫之后很多负面情绪好像一下子都消失了。你突然有种特别解脱的感觉。你感觉现在脑子里就只有疼痛。

9.本应属于你的嘉奖却给了班长的小老乡。当你把这个消息告诉隔壁宿舍你最好的朋友时,你已经很努力地去控制嗓门的大小了。你气不打一处来,抱怨这有多不公平。此时班长突然推门

进来，你朋友赶紧站起来。班长脸上的冷漠说明了一切。你的头顶在冒汗。

10.你刚进家门，母亲一脸严肃地询问考试成绩。你如实告诉她此次未能如愿进入班级前列。母亲的精神疾病再次发作，像变了一个人似的勃然大怒。晾衣竿重重地打在你的身上，直到断成两截才停手。你看着身上青一块紫一块的伤口心如死灰。你艰难地咬着牙齿。

11.你走下人行道，顾不上看是否有车便急忙穿过一条繁忙的街道。突然，你从余光中看到有车辆向你驶来。你向后跳，试图避开这辆速度很快的汽车。车子撞到你，把你的腿撞飞了地面。你翻倒在引擎盖上。你感觉到汽车在滑行，最终停了下来。

12.你当兵两年没有回过家，怀着对父母身体的担心与牵挂走在回乡探亲的路上。快到家门口时传来父亲一阵猛烈的咳嗽声，原来父亲的哮喘并未好转。你一把推开家里的门。父亲看到你，激动地站了起来。一旁常年患病的母亲也激动得说不出话来。你感到你的脸上变得温暖。

13.在野外对抗中，你注意到一种奇怪的、爬行的藤蔓，叶子是红褐色的。你觉得非常好奇，你从未见过这种植物。你冲动地触摸了一片叶子。没多久一个凹凸不平的红色皮疹开始在你的手臂上蔓延。你掀起上衣，看到皮疹已经蔓延到你的胸部。你触摸自己的脸，感觉脸颊上有大块的疙瘩。

14.此刻，你开始意识到自己的交往障碍。自你两岁时父母离异后，你逐渐变得沉默寡言。初中时班里同学对你进行了持续一学期的欺凌，现在时常想起仍不寒而栗。那时的你每天去学校都会担惊受怕，成绩也严重下滑。压抑的你产生了轻生的想法，用刀刺向自己的肚子...你感到腹部一阵尖锐的疼痛。

15.医生开的安眠药吃完了，家里那些糟心的事令你根本无法入眠。早已离异却仍住在一起的父母终日吵架，使你早就想逃离家庭。你至今都无法接受父亲对于家庭的背叛。母亲也因此患上了抑郁症。想起母亲在你初三时母亲差点因此自杀。你的手臂就开始抖动。

16.半夜你又一次醒来，这已是今晚的第二次了。听着空调出风口“呼呼”的声音，你开始思绪万千。由于自己孤僻的性格，你很难敞开心扉与战友交朋友。房间里大家酣睡的呼气声令你感到更加落寞。你蜷缩在被窝里，努力想让自己快速入睡。你觉得自己在憋了一口气后终于呼出了一口气。

17.你被班长用背包绳将双手绑在单杠上，手已经青紫。你感到自己的手已经快要抓不住了，想要下来。班长并不同意，让两名战友拉扯住你的双脚。终于你实在没力气了，整个腰和背重重地磕在地面。你痛苦地在地上嚎叫，双腿发麻。你感觉自己的腰椎已经断裂。

18.你正在操场上训练，突然文书叫你去连部接电话。拿起电话，对面传来了父亲熟悉的声音。

音。你得知奶奶去世的噩耗，瞬间瘫坐在地上失声痛哭。脑子里全都是小时候奶奶照顾你的情景。你觉得自己好像失去了一切。你感到自己的心脏在被用力撕扯。

19.你刚从外面回来，又看到父亲在打母亲。父亲喜怒无常，想到那张恐怖的脸让你不禁毛骨悚然。多年来你与母亲被他家暴已成为“家常便饭”。这次你终于忍无可忍，鼓起勇气对父亲还手...父亲破口大骂，但停止了动手，你感到他心中的畏惧。你长舒了一口气。

20.今天夜训增加了强度，结束后你已汗流浹背。隔壁班的战友喊你去洗澡，你正要去。班长却安排你们全班加练体能。此时你怒火中烧，对这种“一人得病全家吃药”的做法感到不满。身为南方人的你无法忍受这种不让洗澡的安排。你的两颗眼珠气得快要掉下来。

21.你坐在饭堂自顾自地吃着饭，同桌的战友无人理你。孤独感充满了整个身躯，你想起了家乡唯一的朋友。你感到饭菜索然无味，端起餐盘起身准备离开。此刻同桌的人都停止说话望向你。你觉得整个饭堂的人都用异样的眼神看着你。你感到心脏在胸口剧烈跳动。

22.刚训练结束的你渴得要命，从暖壶中倒出开水。水杯中冒着热腾腾的雾气，你用嘴吹想水快速降温。此时你听到集合的哨声，所有人都赶紧往外冲。你也慌乱中将水杯放下，却将水杯整个砸在脚上。滚烫的热水全部洒在你的脚上，它渗入你的胶鞋。你感到灼热的液体灼伤着你的皮肤。

23.被班长又一顿狠批令你挫败感十足。在亲友眼中你一直是个优秀的孩子，特别在爷爷心里。想到这里，强烈的内疚感涌上心头，你流泪不止。在你心中一直将爷爷因意外摔倒去世归咎于自己的失误。长期压抑的状态也让你显得并不合群。你感觉你似乎停止了呼吸。

24.班长不在，指导员宣布将此次演练任务交给你。你仿佛已经听到了观摩领导们的唏嘘和不满。从小家长对你不断地否定和打压，令你如今做任何事都毫无勇气和自信。你觉得战友们似乎都在看你的笑话。且这次同样也会辜负领导的期望，认为自己烂透了。你感到胸口闷得要命。

25.凌晨三点，父亲开货车在高速上行驶，你躺在后排。车突然一阵急刹，你重重撞到了前排座位上。巨大的声响令你心惊肉跳，玻璃碎片充满了车厢。追尾事故夺走了父亲的生命，你清楚地记得父亲最后的样子。你撕心裂肺地呐喊。你感觉你的喉咙猛力拉扯。

26.体育课上你正独自坐在操场角落，不希望被人发现。不远处一群人一边叫着你的外号一边哄堂大笑，慢慢地向你靠近。你站起来想扭头走掉，躲避这场“厄运”的到来。你被一脚踹倒在地，他们一个个叠罗汉似的压在你的身上。余光里你看到经过的女同学们都在看着你。你感到自己脸颊滚烫。

27.你正在参加400米障碍的年终考核，这关乎你全年的荣誉。你仿佛已经看到父母在收到

嘉奖喜报时脸上开心的笑容。你在圆木上加快步伐以节省时间。你没能用上劲一脚滑了下来。你的脚踝在摔落时扭伤了。你感到腿上一阵钝痛。

28.这次驻训是你生平第一次来到高原。在不远处的天际，你看到雄壮巍峨的雪山，兴奋了起来。尽管感觉到自己产生了高原反应，你仍继续跟着大部队前行。你感到眼前一片模糊，在人群中晕倒。战友们扶起你坐在地上，你做着深呼吸。你感到你的四肢开始麻木。

29.刚刚母亲的通话让你更加想家，你又变得沉闷起来。当初入伍荣光的场景记忆犹新，那时的你怀抱一腔热血。然而这里一成不变的训练与生活却令你厌恶至极。你开始万分后悔自己最初的决定。这种强烈的落差感是你无法控制的。你发出一声声的长叹。

30.你正在进行爬绳训练，这一直是你的弱项。你用双手紧握绳子，你抬头望向八米高的器械顶端。你身上没有任何的保护设备，你开始紧张起来。即将接近顶端时，你精疲力尽，突然眼前一片漆黑。你意识到绳子在你手中快速滑动。你感到手掌一阵持续的灼热之痛。

31.你骑摩托车经过一段崎岖狭窄的山路，没有戴头盔。你能够看到你右侧就是悬崖，下面的河水湍急地流着。此时前方拐弯处突然窜出一辆货车。你紧急刹车并向右打方向，人连同车子一起飞了起来。你的头撞上了水泥护桩。你能感觉到血从你的脸上流淌下来。

32.休假走在家乡的街道，你不禁又想起前女友。回想高中到大学三年多时光，直到一年前你们分手。恋爱时你脾气很坏，经常吼她或摔东西。回想一直以来她对你的包容与忍耐，令你至今自责内疚不已。你仍放不下她，如今性情也因她改变。你感到胸口像堵了一块石头。

33.你正拼尽全力参加三公里的考核。听到考官报出体测的全部成绩，你意识到自己又一次不合格。“落后”使得没人愿意跟你交朋友，班长也常常把你“忽略”。此刻你的内心无限失落与自卑。你请教别人，总会看到那张冷冰冰、不耐烦的面孔……你感到你的胃里正在翻涌。

34.今日的饭前小演讲轮到了你。你提出的想法非常新颖，你明显能听到大家赞同的回应。当你讲到高潮部分时。前排有人开始用力摇头表示不耐烦。此刻其他战友们都去关注他强烈的负面反应，他的举动几乎吸引了所有人的注意力。你停下来深吸了一口气。

35.于你而言，高考失利的阴影依然挥之不去。战友们又开始询问你满脸青春痘的情况。感觉他们无时无刻不关注着你的脸，令你无地自容。你变得更加消沉内向，不愿出去见人更不想和人说话。别人的窃窃私语你都看成对你的讥讽与挑衅。你感到心如刀绞般的疼痛。

36.刚公布的高考成绩令你大失所望，你已经不可能上军校了。身旁父亲一脸失望，你的情绪也陷入了低谷。从小父母离异后，你便开始与他们疏远，关系也越来越差。逐渐你也不会与人正常相处，总要通过一些出格的举动来引人注意。你大声喧哗、满口脏话且打架闹事，没有人喜

欢你。你心里憋得难受。

37.你被一阵阵急促的紧急集合哨音从梦中吵醒。所有人都在一片漆黑中仓皇乱撞。慌乱中的你竟一直找不到装备。你急忙中随便一扣便冲了出去，其他人早已装备整齐列队站好。当你冲进队列时，大家开始窃窃私语和讥笑。你感到自己的身体僵住了。