

情感分析和人格评估研究方法框架

朱宸旸, 袁铭泽, 花欣源, 柯善坤, 刘 鹏

江苏警官学院刑事科学技术系, 江苏 南京

收稿日期: 2026年4月6日; 录用日期: 2026年5月8日; 发布日期: 2026年5月18日

摘 要

在实践中, 心理分析长期依赖人工经验, 不仅效率低下, 研判结果还容易受个人主观判断影响, 存在较大偏差。针对这一实际问题, 文章提出了一种可以帮助心理分析的多模态情感分析与人格评估理论框架。通过实际调研发现, 心理分析场景的核心需求是精准捕捉人的情感波动, 而现有单一模态分析方法, 要么只关注图像, 要么只依赖文本, 无法全面覆盖审讯中的多维度信息, 局限性十分明显。研究首先深入分析了实际场景的核心需求, 指出现有单一模态分析方法的局限性。在此基础上, 构建了一个融合微表情、肢体姿态与语言文本的多模态动态特征指标体系, 并提出了一种基于注意力机制的渐进式跨模态融合模型理论框架。研究发现, 该框架能够有效捕捉不同模态信息间的内在关联, 通过引入互信息约束优化特征表示, 为更精准、稳定地分析个体情感波动与人格特质提供了可行的技术路径。最后, 提出了一个轻量级的智能分析原型系统框架, 明确了情感与人格分析的协同融合思路。研究能为心理分析策略的动态调整提供客观的理论支撑, 具有重要的理论研究价值和心理分析实战应用前景。

关键词

情感分析, 人格评估, 多模态融合, 注意力机制

Research Methodological Framework for Sentiment Analysis and Personality Assessment

Chenyang Zhu, Mingze Yuan, Xinyuan Hua, Shankun Ke, Peng Liu

Department of Forensic Science and Technology, Jiangsu Police Institute, Nanjing Jiangsu

Received: April 6, 2026; accepted: May 8, 2026; published: May 18, 2026

Abstract

In practice, psychological analysis excessively depends on manual experience, leading to low efficiency

文章引用: 朱宸旸, 袁铭泽, 花欣源, 柯善坤, 刘鹏. 情感分析和人格评估研究方法框架[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(5): 41-48. DOI: 10.12677/csa.2026.165162

and subjective deviation. To solve this problem, this paper proposes a multimodal emotion analysis and personality assessment method for public security. Through field research, it was found that the core demand of interrogation is to accurately capture suspects' emotional changes. However, existing unimodal analysis methods—whether focusing solely on images or relying exclusively on text—fail to comprehensively cover the multidimensional information in interrogation contexts, exhibiting obvious limitations. This study first conducts an in-depth analysis of the core requirements in practical scenarios and identifies the limitations of current unimodal analysis methods. On this basis, a multimodal dynamic feature index system integrating micro-expressions, body posture, and linguistic text is constructed, and a theoretical framework for an attention-based progressive cross-modal fusion model is proposed. The research finds that this framework can effectively capture intrinsic correlations among different modal information. By introducing mutual information constraints to optimize feature representations, it provides a feasible technical path for more accurate and stable analysis of individual emotional fluctuations and personality traits. Furthermore, a lightweight intelligent analysis prototype system is developed, clarifying the collaborative integration approach for sentiment and personality analysis. This research provides objective theoretical support for the dynamic adjustment of psychological analysis strategies and holds significant theoretical research value and practical application prospects in psychological analysis.

Keywords

Emotion Analysis, Personality Assessment, Multimodal Fusion, Attention Mechanism

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景及意义

随着信息技术快速发展，社会已进入海量数据爆发的数字时代。在这一背景下，心理分析工作正迫切需要从传统模式向智能化、精准化转型。结合实际工作观察发现，社交媒体、视频监控等渠道产生的文本、图像、视频等多模态数据，不仅记录了个体的行为轨迹，更潜藏着其内在的情感状态与稳定的人格特质。传统的情报分析手段，主要依靠人工研判，面对海量非结构化的多模态数据，很难高效、精准地挖掘出深层的社会心理信息，这也是当前心理分析工作的主要痛点。

情感分析的核心是识别主体的情绪状态，比如积极、消极等；人格评估则用于刻画个体相对稳定的内在心理特质，比如外向性、神经质等。将这两项技术结合，应用到实际工作场景中，价值显著。在实战层面，它能为重点人员的动态管控提供心理依据——通过分析其发布内容的情感倾向和人格画像，能更精准地评估其潜在风险；为网络舆情的精准引导提供支撑，帮助工作人员洞察群体情感的演化规律；在心理分析案件中，通过识别对方的微表情变化，能精准推断其心理压力和真实情绪，帮助工作人员调整询问策略，这也是本研究在前期调研中发现的实战核心需求之一。在理论层面，本研究探索多模态信息融合与深度学习模型在复杂心理分析场景中的应用方式，能推动社会计算与心理领域的交叉研究。基于此，本文将从理论层面系统探讨情感分析与人格评估技术在心理分析业务中的可行性，为后续技术落地与实战应用奠定理论基础。

1.2. 视觉情感分析研究现状

视觉情感分析旨在让计算机理解图像所传达的情感信息，这种技术演进经历了从传统特征工程到深

度学习方法的转变。早期研究主要依赖人工设计的底层特征，如颜色、纹理、形状等，通过支持向量机等分类器进行情感预测。Yanulevskaya 等人通过提取图像的纹理特征实现了对情感效价的分类[1]；Borth 等人构建了包含 1200 个形容词名词对(ANP)的视觉情感本体库[2]，提出了 SentiBank 情感模型，通过中层语义表示来学习情感分类器。

随着深度学习的兴起，基于卷积神经网络(CNN)的方法逐渐成为主流。You 等人提出了渐进式 CNN (PCNN)架构[3]，通过逐步训练的策略解决了大规模噪声数据下的情感分类问题。Campos 等人利用迁移学习，在 Flickr 数据集上微调预训练的分类网络，显著提升了情感分析的性能。Chen 等人开发了 DeepSentiBank [4]，在 SentiBank 基础上利用深度卷积神经网络实现了更精准的视觉情感概念分类。

然而，上述方法大多侧重于从图像整体提取特征，对图像中局部情感显著区域的关注不足。针对这一问题，蔡国永等人提出了一种融合图像整体特征与局部对象特征的视觉情感分析方法[5]，通过 Faster R-CNN 定位图像中的对象区域，并将局部特征与全局特征拼接，共同训练情感分类器。该方法在 Twitter 数据集上取得了优于单一特征方法的效果，为后续研究提供了重要参考。Sun 等人利用深度学习框架自动发现包含物体并携带大量情感的局部区域，进一步验证了局部区域特征在视觉情感分析中的重要性。

在特征融合方面，注意力机制的应用成为近年来的研究热点。Hu 等人提出的 Squeeze-and-Excitation Networks (SENet)通过显式建模通道间的依赖关系，实现了特征的自适应重新校准。杨丽莎等人将多尺度语义感知与注意力融合相结合，提出了面向多模态方面级情感分析的新模型，验证了注意力机制能够有效关联捕捉多模态信息[6]。这些研究为本课题引入注意力通道机制提供了坚实的理论基础。

1.3. 人格评估研究现状

人格评估旨在通过可计算模型从个体行为数据中自动推断其人格特质。大五人格模型(Big Five)是目前最广泛采用的理论框架，包含开放性、尽责性、外向性、宜人性与神经质五个维度。Costa 和 McCrae 开发的 NEO-PI-R 量表是该领域的经典工具，为后续计算研究提供了理论基础。

在基于文本的人格推断方面，研究者通过分析社交媒体文本、博客文章等语言材料，提取词汇特征、句法特征和语义特征，建立与人格维度的映射关系。LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count)等工具被广泛用于统计反映心理过程的词汇类别，如情感词、第一人称代词、认知词的出现频率，这些特征与人格特质存在有很强的关联性。

在基于视觉的人格推断方面，研究者从用户的头像、自拍照片等图像中提取非语言行为特征。Guntuku 等人发现，图像的美学特征(如色彩分布、亮度、对比度)与用户的外向性、神经质等特质存在相关性；人脸表情、头部姿态等社会信号特征也被证明能够间接反映用户的宜人性与外向性。然而，现有研究大多使用单一模态数据，在跨领域泛化能力和实战应用方面存在局限。

1.4. 多模态融合与协同分析研究现状

多模态融合旨在整合来自不同模态的信息。在情感分析领域，研究者尝试将文本、图像、语音等多模态信息进行融合。特征级融合将各模态的特征向量拼接后输入分类器；决策级融合则分别对各模态进行预测，再通过投票或加权方式综合判断。近年来，基于注意力机制的融合方法成为研究热点，能够动态学习不同模态在不同情境下的重要性权重。

在情感与人格的协同分析方面，现有研究较为有限。但部分学者已经开始关注情感状态与人格特质之间的交互关系，例如探究不同人格特质个体在情感表达上的差异，或研究情感状态如何调节人格对行为的影响。但将两者系统性地纳入统一分析框架，并应用于实际心理分析场景的研究仍属空白。

2. 视觉情感分析模型理论框架

本文提出的视觉情感分析模型框架，专门用于分析图像中的情感信息。核心思路十分明确，即同时利用图像的整体信息和图像中关键物体的局部信息。此外，参考蔡国永等人提出的整体与局部特征融合思路时，结合实战场景图像数据的特点进行了优化——心理分析场景中的图像往往包含敏感对象，需要更精准的局部定位，因此在本研究中更强调目标检测技术，确保局部特征提取的准确性。

如图 1 所示，本研究提出的视觉情感分析模型框架包含三个核心模块：图像整体特征提取模块、局部区域特征提取模块、基于注意力通道的特征融合模块。其中，整体特征通过 VGGNet-16 网络从原始图像中提取；局部特征通过 Faster R-CNN 定位敏感对象区域后，再经 VGGNet-16 网络提取；融合模块通过通道注意力机制对特征进行加权重组，最终输入分类器输出情感极性。

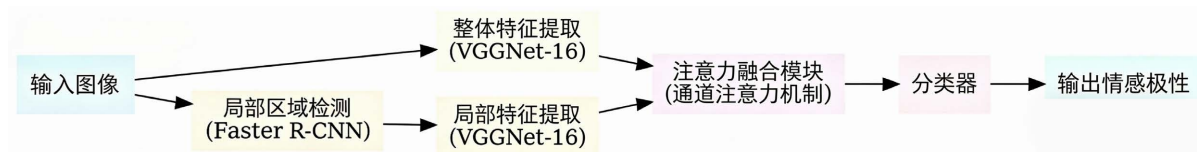


Figure 1. Framework of visual sentiment analysis model

图 1. 视觉情感分析模型框架图

2.1. 监督学习框架与数据标注原理

本研究设计的情感分析模型，建立在监督学习框架之上。核心原理很简单，就是利用“输入-输出”配对的数据，训练一个数学模型，让它学会从输入的人脸图像，映射到输出的情感状态。

数据标注与数字化是基础步骤。这一步依赖高质量的标注数据，以本研究采用的 CASME II 数据库为例，每一段微表情视频序列，都由领域专家根据面部动作编码标准，标注其对应的核心情感类别。在模型设计中，将这些文本形式的情感类别(如开心、惊喜等)，转化为独热编码等数值形式的标签，同时人为标注其微表情类别(如嘴角上扬、抿嘴、皱眉等)和微表情细节。

模型学习过程就是不断优化参数的过程，将成对的“人脸图像-数字标签”输入深度卷积神经网络，网络通过前向传播计算当前参数下的预测结果，再通过损失函数衡量预测标签与真实数字标签之间的差距。随后，利用反向传播算法和梯度下降优化器，自动调整网络内部数百万的参数，让预测结果不断逼近真实标签。

模型训练完成后，从图像到情感类别的映射函数就被确定。面对新的、未标注的人脸图像，模型通过前向传播，就能输出一个概率分布向量，其中最大值对应的情感类别，就是模型的预测情绪。

2.2. 图像整体与局部区域特征提取

分别从整张图片和识别出的物体中提取特征。整张图片会输入 VGGNet-16 网络，从网络中提取出代表整体信息的特征向量。每个识别出的物体区域，都会单独输入同一个网络，各自生成特征向量。这样一来，就能同时获得整体特征和多个局部特征。对局部物体区域的特征提取，需要先通过目标检测技术精准定位，否则会影响后续特征融合的效果——这也是本研究对模型优化过程总结的一个关键细节。

2.3. 基于注意力通道的特征融合与分类

注意力加权的特征融合，是提升模型精度的关键。简单的特征拼接，会平等对待所有特征通道。但在情感分析任务中，不同通道编码的语义信息，重要性并不相同。比如判断“消极”情感时，与“尖锐

形状”、“昏暗色调”相关的特征通道，就比“平滑纹理”通道更关键。受 Squeeze-and-Excitation Networks (SENet)中通道注意力机制的启发，在理论框架中引入了一个轻量级的通道注意力模块。该模块的计算过程可形式化描述如下：

设输入特征向量为 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_C]$ ，其中 C 为通道数， \mathbf{u}_c 为第 c 个通道的特征。首先通过全局平均池化操作，将每个通道的特征压缩为一个标量，得到通道描述子 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^C$ ：

$$z_c = \left(\frac{1}{H \times W} \right) \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_{c(i,j)}$$

其中 $H \times W$ 为特征图的空间尺寸。

随后，通过两个全连接层构成的门控机制，学习通道间的非线性依赖关系，生成注意力权重 $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^C$ ：

$$\mathbf{s} = \sigma(W^2 \cdot \delta(W^1 \cdot \mathbf{z}))$$

其中 δ 为 ReLU 激活函数， σ 为 Sigmoid 激活函数， W_1 和 W_2 为可学习的权重矩阵，分别实现通道降维与恢复。

最后，将原始特征与注意力权重逐通道相乘，得到重新校准后的特征 $\tilde{\mathbf{U}}$ ：

$$\tilde{\mathbf{u}}_c = s_c \cdot \mathbf{u}_c$$

这个模块会分析全局特征向量和每一个局部特征向量，自动学习并生成一组权重系数，用来重新校准各个特征通道——增强重要通道的影响，抑制不重要通道的干扰。经过注意力加权后的特征再进行拼接，就能形成更具判别性的联合特征表示。这一过程，其实是让模型模仿人类的注意力机制，把有限的“认知资源”集中在最相关的视觉线索上，比如分析人物表情时，重点关注面部关键区域的特征，而非无关的背景信息。从理论层面分析，引入注意力机制有助于模型聚焦关键特征，提升对细微情感的捕捉能力，更符合实际分析场景对精准情感分析的需求。

3. 人格评估模型理论框架

人格特质是理解个体行为模式的关键。在实际分析场景中，评估人员的稳定人格倾向，能帮助工作人员预测其行为，也能为风险评估提供深层次的心理画像。虽然构建高精度的人格计算模型，面临数据获取与标注的难题——心理分析场景中，涉及个体人格的多模态数据获取需要严格遵循合规要求，标注成本也较高——但将其作为理论框架纳入分析体系，依然具有重要价值。

3.1. 人格理论基础与评估维度

本研究采用大五人格模型作为理论基础。这个模型包含五个人格维度，各自的含义和研判价值十分明确：开放性反映一个人喜欢尝试新事物的程度；尽责性体现做事的条理性和责任感；外向性衡量社交能力和活力水平；宜人性表现合作和助人的倾向；神经质显示情绪稳定程度。需要说明的是，本章节聚焦于人格评估的理论框架构建，其工程化实现需在后续研究中，结合合规数据采集与模型训练逐步推进。

3.2. 多模态数据的人格推断可行性

现有研究已经明确，人格特质能够从个体的行为痕迹中得以推断。理论上，文本数据和视觉数据，都可以作为人格特征的间接信号。尽管本研究目前不实现具体的人格计算模型，但我们明确了未来的技术路径——通过融合多源行为数据，结合大五人格模型的维度要求，构建适配实战场景的人格计算模块，既保证数据合规，又能提升人格推断的准确性。

3.3. 情感与人格分析的协同融合框架

情感分析能捕捉一个人即时的心理状态，可能受场景、情绪波动等因素影响，具有临时性；人格评估能描绘一个人稳定的性格特质，短期内不会发生明显变化。本研究将两者结合，目标是建立一个协同分析框架。这个框架的核心，是让“当前状态”和“长期特质”相互参照，提升研判的准确性和深度。

这个框架的核心也蕴含着交叉印证和风险放大的逻辑。它的应用不依赖人格模型的具体数字，而是依靠它的分析思路。单纯的情感分析，只能反映个体当下的情绪，无法解释情绪背后的深层原因；而结合人格特质分析，就能更好地判断情绪的潜在影响——比如同样是消极情绪，高神经质个体的风险远高于情绪稳定的个体，这也是协同框架的核心价值所在。

4. 模型验证与应用研究

本章重点对视觉情感分析模型进行全面的实验验证，评估其在真实场景下的性能与有效性。同时，对人格评估的理论模型及其协同应用框架，进行可行性分析与前景探讨，重点明确其在实际业务中的理论价值与应用路径，确保研究成果能贴合实际需求。

4.1. 数据基础与可行性分析

为了论证视觉情感分析模型在实际场景中的可行性，需要依托高质量的数据基础。本研究选取中国科学院微表情数据库 II (CASME II) 作为核心参照数据集。该数据库是情感计算与微表情识别领域广泛认可的权威标准数据集，专门用于捕捉和分析人类细微、快速的面部表情——这些表情，往往能真实反映个体的情感状态，和实际分析人员的微表情特征高度契合。本研究已按照该数据库的严格使用协议，向数据持有团队正式申请并获得授权，承诺所有数据仅用于本学术研究，并遵守其关于数据保密、使用范围及发表标注的相关规定。在心理分析相关研究中，数据合规是首要前提，这也是选择该数据库并严格履行授权流程的核心原因。

这个数据库包含实验室环境下录制的微表情视频，专家为这些视频提供了精确的情感标签。这些数据的情感是真实诱发的，标签也更准确，有助于测试模型识别真实细微情感的能力——公安审讯中，嫌疑人的微表情往往十分细微、真实，因此 CASME II 数据库为本研究论证技术可行性提供了可靠的数据参照。

该数据库包含与开心、失望、惊喜、压抑、恐惧等多种情感相关的微表情样本。在技术路径设计上，可以挑选表情最明显的帧，能有效减少无关信息的干扰，让模型更精准地捕捉情感特征。然后，按不同的人来划分数据，确保训练和测试为不同的对象，这样可以检验模型的泛化能力，避免模型出现“过拟合”问题——也就是只擅长识别训练过的对象，无法适配新的人脸，这也是后续工程化实现中需要重点关注的技术要点。

4.2. 人格评估数据基础说明

人格评估作为本研究的理论扩展与协同分析模块，其有效性建立在成熟的人格计算理论与多模态数据融合方法之上。人格评估理论可行性主要基于两方面：大五人格模型是心理学界公认的、具有坚实理论基础和广泛应用的人格框架，其维度划分贴合人类人格的真实特征，适合用于实战场景的人格研判；且现有研究表明，个体的语言风格与视觉自我呈现特征，能够有效预测其人格特质，这为我们构建人格评估理论框架提供了坚实的学术支撑。

需要指出的是，当前心理分析场景下的人格相关多模态数据获取仍面临合规性挑战。本研究聚焦于理论框架构建，未来工作需在此基础上，逐步构建专用的、符合伦理规范的多模态人格数据集，推动人

格评估模型从理论走向实践。

4.3. 模型训练过程与精度分析

本研究提出的视觉情感分析模型的核心设计理念是融合全局场景信息和局部关键特征。从理论层面分析,这种融合方式能够有效弥补单一特征提取的不足——在识别嫌疑人的压抑情绪时,既能关注面部整体的表情,也能捕捉到皱眉、抿嘴等局部微表情。

引入通道注意力机制是模型设计的另一关键创新。该机制使模型能够自适应地学习不同特征通道的重要性权重,自动聚焦于最与情感关联的特征信息。从理论上讲,这种设计能够增强模型对细微情感变化的敏感度,很适合微表情分析这类对局部细微变化要求较高的任务。

从算法原理角度分析,采用分阶段训练策略(先预训练单模态特征提取网络,再联合微调融合模块)缓解多模态任务中常见的梯度不稳定问题,保障平稳的模型训练。同时,注意力机制本身具有正则化效应,理论上能够降低过拟合风险,提升模型对新样本的泛化能力。

在理论评估框架中,可采用准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)和 F1 分数作为核心评估指标。这些指标能够全面衡量模型在各类别上的分类性能,其计算公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

其中 TP 、 FP 、 FN 分别表示真正例、假正例和假负例的数量。

模型虽然以标准微表情数据为参照进行设计,但整体架构有很好的实战应用潜力——能够适配监控图像、网络图像等多种视觉数据。当前研究阶段重在验证模型架构的合理性,未来通过扩充场景化数据、优化学习策略,可进一步提升模型在真实案件环境中的泛化能力。

4.4. 人格评估模型的协同价值

本研究的一个重要目标是构建一个协同分析框架,融合动态情感与稳定人格。虽然完整的人格评估模型验证,还需要后续工作支持,但这个框架的理论价值很明确。

借助一个逻辑案例来说明人格评估模型的价值:假设系统分析发现某嫌疑人持续呈现“消极”情感特征。如果同时能推断出嫌疑人具有高“神经质”人格倾向,则协同框架可给出比单纯情感分析更高的风险提示。因为高神经质人格可能意味着个体情绪更不稳定,会放大当前消极情绪的潜在风险。这种交叉分析模式,能有效避免单一情感分析的局限性,帮助分析人员更全面地判断个体风险,这也是本文提出协同框架的核心初衷。

4.5. 在其他业务中的典型应用场景

视觉情感分析模型和人格评估协同如果成功工程化实现,能在多个业务场景中发挥作用。

网络空间敏感图像与舆情情感监测,是重要应用场景之一。这种系统可以对重点网络平台中的海量图像进行自动化扫描,快速对图像进行情感分类与敏感对象识别。在舆情监测工作中,海量图像的人工分析耗时耗力,而且容易遗漏关键信息,但该系统能有效解决这一痛点,提升舆情监测的效率和精准度,为舆情预警和态势感知提供即时数据支撑。

5. 结语

心理分析的智能化升级,需要从海量多模态数据中,精准感知个体与群体的心理状态。传统分析方法,往往只关注单一维度的信息研判,很难应对复杂场景下“动态情绪”与“稳定特质”相互交织的深

层认知挑战。针对这一现实需求,本研究提出了视觉情感分析与人格评估协同研究框架,目的是为风险预警、人员评估及舆情引导等实战任务,提供更立体、更具前瞻性的理论支撑。结合工作的实际需求来看,本研究框架重点为传统人工研判效率低、主观性强的问题提供解决方案,强调心理分析需通过智能化技术为工作者提供客观、量化的数据支撑,这也是本研究的核心价值所在。

然而,研究尚处于初步探索阶段,有诸多待完善之处。当前研究以理论框架构建与可行性分析为主,模型验证数据集与实战场景仍存在差异。未来,将从以下方向推进研究:一是构建覆盖场景广、标注精细的实际工作场景专用多模态数据集,弥补数据集与实战场景脱节问题,提升模型实战适配能力。二是研究适配心理分析工作场景的跨域迁移与小样本学习算法,解决数据稀缺、场景复杂问题,提升模型实战适配能力。三是落地情感与人格协同计算模型,完善分析体系,推动理论转化为应用。最终目标是形成科学、可靠、实用的智能化心理态势感知技术体系,为心理分析工作智能化、精准化发展提供技术支撑。

参考文献

- [1] Yanulevskaya, V., van Gemert, J.C., Roth, K., Herbold, A. K., Sebe, N. and Geusebroek, J. M. (2008) Emotional Valence Categorization Using Holistic Image Features. 2008 15th IEEE International Conference on Image Processing, San Diego, 12-15 October 2008, 101-104. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2008.4711701>
- [2] Borth, D., Ji, R., Chen, T., Breuel, T. and Chang, S.-F. (2013) Large-Scale Visual Sentiment Ontology and Detectors Using Adjective Noun Pairs. *Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*, Barcelona, 21-25 October 2013, 223-232. <https://doi.org/10.1145/2502081.2502282>
- [3] You, Q., Luo, J., Jin, H. and Yang J.C. (2015) Robust Image Sentiment Analysis Using Progressively Trained and Domain Transferred Deep Networks. *Proceedings of the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Austin, 25-30 January 2015, 381-388.
- [4] Chen, T., Borth, D., Darrell, T. and Chang S.-F. (2014) DeepSentiBank: Visual Sentiment Concept Classification with Deep Convolutional Neural Networks. arXiv:1410.8586.
- [5] 蔡国永, 贺敬灏, 储阳阳. 图像整体与局部区域嵌入的视觉情感分析[J]. 计算机应用, 2019, 39(8): 2181-2185.
- [6] 杨丽莎, 马常霞, 仲兆满, 周子豪, 周志耀, 胡文彬, 赵雪峰. 多尺度语义感知和注意力融合的多模态方面级情感分析模型[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2025, 61(2): 223-236.