中图法分类号:TP18;TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1006-8961(2026)03-0769-14

论文引用格式:Chang H Y, Yang J Z, Gao G W, Zhang J and Zheng H. 2026. Micro-expression recognition method based on multi-optical flow fusion and KAN. Journal of Image and Graphics, 31(3):0769-0782(常合友, 杨佳铮, 高广谓, 张键, 郑豪. 2026. 融合多光流与KAN的微表情识别方法. 中国图象图形学报, 31(3):0769-0782)[DOI:10.11834/jig.240572]

融合多光流与KAN的微表情识别方法

常合友[1,2],杨佳铮[1,2],高广谓[3,4],张键[1],郑豪[2*]

1. 江苏海洋大学计算机工程学院,连云港　222005; 2. 南京晓庄学院信息工程学院,南京　211171;
3. 南京邮电大学先进技术研究院,南京　211112; 4. 人工智能教育部重点实验室,上海　200240

摘　要:**目的**　微表情是由个体的内在情感反应引发的面部肌肉活动,在心理诊断、医学以及刑侦测谎等领域有着广泛应用场景。现有微表情识别方法大都利用单一光流获取面部运动差异,无法有效应对光照变化或表情强度不一致等问题。为了解决上述问题,提出一种融合多光流与KAN(Kolmogorov-Arnold network)的微表情识别方法(multiple optical flow feature fusion, MOFFFN),通过捕获多层次、多角度的面部运动差异,提高微表情识别性能。**方法**　首先,提取3种不同的光流特征,并构造光流融合模块以捕获这些光流特征水平和垂直方向的信息;其次,构造一个新颖的特征提取模型,利用KAN与卷积注意力机制捕捉微表情的细微变化,提取更具鉴别能力的特征;最后,设计了一个高效的注意力下采样自注意力特征融合模块,能够在融合多光流特征的同时突出微表情变化的关键区域特征。**结果**　使用主流的留一交叉验证法(leave-one-subject-out-cross-validation, LOSOCV)在公开数据集CASME Ⅱ(Chinese Academy of Sciences micro-expression Ⅱ)、SAMM(spontaneous actions and micro-movements)和SMIC-HS(spontaneous micro-expression corpus-high speed)以及复合数据集(composite dataset, CD)上进行验证,本文方法的未加权平均召回率(unweighted average recall, UAR)分别为91.79%、85.69%、86.56%和85.03%,未加权F1分数(unweighted F1-score, UF1)分别为92.95%、89.10%、91.78%和87.63%,性能优于主流的微表情识别方法。**结论**　本文提出的方法通过融合多种光流特征,利用KAN和注意力机制提取更具鉴别能力和鲁棒性的特征,显著提高了微表情识别的结果。本文公开代码地址:https://github.com/useless12138/mofffn。

关键词:微表情识别;光流;特征融合;KAN;自注意力机制

Micro-expression recognition method based on multi-optical flow fusion and KAN

Chang Heyou[1,2], Yang Jiazheng[1,2], Gao Guangwei[3,4], Zhang Jian[1], Zheng Hao[2*]

1. School of Computer Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang　222005, China; 2. School of Information Engineering, Nanjing Xiaozhuang University, Nanjing　211171, China; 3. Institute of Advanced Technology, Nanjing University of Post and Telecommunications, Nanjing　211112, China; 4. Key Laboratory of Artificial Intelligence, Ministry of Education, Shanghai　200240, China

Abstract: **Objective**　Micro-expressions are rapid, involuntary facial muscle movements that occur when individuals

收稿日期:2024-09-30;**修回日期**:2025-04-07;**预印本日期**:2025-04-15

*通信作者:郑豪　zhh710@163.com

基金项目:国家自然科学基金项目(61976118,61806098);高维信息智能感知与系统教育部重点实验室开放基金项目(2023-3,2023-10);人工智能教育部重点实验室开放基金项目(AI202404)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61976118, 61806098); Open Fund of Key Laboratory of Intelligent Perception and Systems for High-Dimensional Information, Ministry of Education(2023-3, 2023-10); Open Fund of Key Laboratory of Artificial Intelligence, Ministry of Education(AI202404)

attempt to suppress or conceal their genuine emotions. These fleeting facial cues typically last less than half a second and are often imperceptible to the naked eye. Despite their subtlety, micro-expressions convey significant emotional information and have shown considerable potential in various real-world applications, including psychological evaluation, medical diagnosis, law enforcement, and deception detection. However, accurately recognizing micro-expressions remains a highly challenging task due to their low intensity, brief duration, and sensitivity to environmental conditions such as lighting variations and inconsistent facial expression strength. Most existing micro-expression recognition methods rely on a single optical flow algorithm to capture motion information. This dependence often leads to suboptimal performance in real-world scenarios because individual flow models struggle to fully capture the subtle and diverse motion patterns of micro-expressions. Aiming to overcome these limitations, this paper proposes a novel approach called the multiple optical flow feature fusion network (MOFFFN). This method leverages the advantages of multiple optical flow types combined with advanced attention mechanisms to improve the recognition performance of micro-expressions. **Method** A novel micro-expression recognition framework based on MOFFFN, specifically designed to capture the subtle spatiotemporal variations inherent in micro-expressions, is proposed. This framework comprises three key components: the optical flow fusion module, the mobile residual KAN CBAM block net (MRKCBN), and the attention pooling self-attention block (APSB). First, the OFFM module integrates multiple types of optical flow features——total variation L1 (TVL1), dense inverse search (DIS), and principal component analysis (PCA) optical flow——each capturing different motion characteristics across pixels. To retain directional cues, the horizontal and vertical components are extracted from each optical flow type. These components are then fused to construct three composite flow images: global fusion, horizontal fusion, and vertical fusion. This multi-flow fusion strategy enables the model to capture comprehensive motion information and enhances robustness to variations in lighting and expression intensity, thereby improving recognition performance. Second, to extract discriminative features from the fused flow images, a novel MRKCBN architecture that integrates Kolmogorov-Arnold network (KAN) into a lightweight residual backbone is introduced. KAN has recently attracted attention for its strong generalization capabilities and interpretability, particularly in scientific computing and image analysis. Within MRKCBN, KAN modules are embedded in the channel and spatial attention submodules of the classic convolutional block attention module (CBAM), where the original MLP and convolution layers are replaced by KANLinear and KAN_Conv2d, respectively. These KAN-based components enhance adaptability by leveraging B-spline approximations, group convolutions, and dropout, thereby improving the network's ability to model fine-grained spatiotemporal variations in facial micro-expressions. Finally, the APSB module is designed to fuse the multisource features extracted from the TVL1, DIS, and PCA flows. Unlike conventional self-attention mechanisms that operate on a single feature sequence, the APSB module learns an effective fusion strategy across diverse optical flow representations. This fusion process runs in parallel across multiple attention heads, capturing feature relationships at different dimensions and semantic levels. By integrating an Attention Pooling layer, the APSB module dynamically learns the importance weights of different facial regions, emphasizing key regions to enhance recognition performance and robustness. Collectively, these modules synergistically contribute to state-of-the-art performance in micro-expression recognition, particularly in challenging scenarios characterized by subtle motions and limited data availability. **Result** Aiming to evaluate the effectiveness and generalizability of MOFFFN, experiments are conducted on three publicly available benchmark datasets: CASME II, SAMM, SMIC-HS, as well as on a composite dataset (CD) that combines all three. The widely used leave-one-subject-out cross-validation protocol is adopted to ensure robust, subject-independent evaluation in micro-expression research. The proposed method achieves unweighted average recall scores of 91.79%, 85.69%, 86.56%, and 85.03% on CASME II, SAMM, SMIC-HS, and CD, respectively. Furthermore, the corresponding unweighted F1-scores (UF1) are 92.95%, 89.10%, 91.78%, and 87.63%. These results consistently outperform existing state-of-the-art methods, demonstrating the superior performance of the MOFFFN framework across multiple datasets with different characteristics and challenges. In addition to the quantitative results, qualitative visualizations of attention maps further confirm that the proposed model effectively highlights the most discriminative facial regions and captures the most relevant motion patterns. **Conclusion** This paper introduces a novel micro-expression recognition method that fuses multiple optical flow features while leveraging the representational power of KAN and advanced attention mechanisms to improve recognition performance. By integrating diverse motion representations, learning discriminative features through KAN, and employing

attention-guided fusion, the method effectively addresses the challenges posed by the subtle and complex nature of micro-expressions. The incorporation of KAN within the attention modules ——replacing traditional MLP and convolutional layers —— notably improves the network's capability to model subtle spatiotemporal facial dynamics, enabling the extraction of discriminative and interpretable features from complex micro-expression patterns. In addition, the APSB facilitates cross-stream feature fusion, learning to emphasize critical facial regions across different motion representations. These innovations jointly yield substantial performance gains on benchmark datasets, particularly under the challenging conditions of subtle motion and limited data. The proposed framework demonstrates strong generalization and robustness, making it a promising approach for real-world micro-expression recognition applications. The publicly code of this paper is available at https://github.com/useless12138/mofffn.

Key words: micro-expression recognition; optical flow; feature fusion; Kolmogorov-Arnold network(KAN); self-attention mechanism

0 引 言

微表情指在非常短暂时间内(通常为1/25～1/5 s)闪现在面部的微小表情,这些表情往往会被人们忽略,但却包含丰富的情感信息(李博凯 等,2024;Zheng等,2016;Zhang等,2020)。微表情涉及到人类情感与认知的深层次理解,在心理学、医学以及安全监控等领域有着至关重要的作用。如,在儿童心理健康领域,由于心智尚未成熟,医生往往难以通过正常交流获得准确的信息,容易导致误诊。基于深度学习的微表情识别可以作为心理诊断的辅助工具,有效缓解这一问题。

微表情领域的研究主要包含两个任务:微表情定位和微表情识别。微表情定位旨在以一个微表情视频序列中找到微表情发生的峰值帧。峰值帧(apex frame)是微表情发生过程中面部抖动最为剧烈的一帧,包含最为丰富的信息;微表情识别的目标是对微表情数据进行分类,识别出当前微表情所对应的情感。起始帧(onset frame)是微表情发生过程的第1帧。

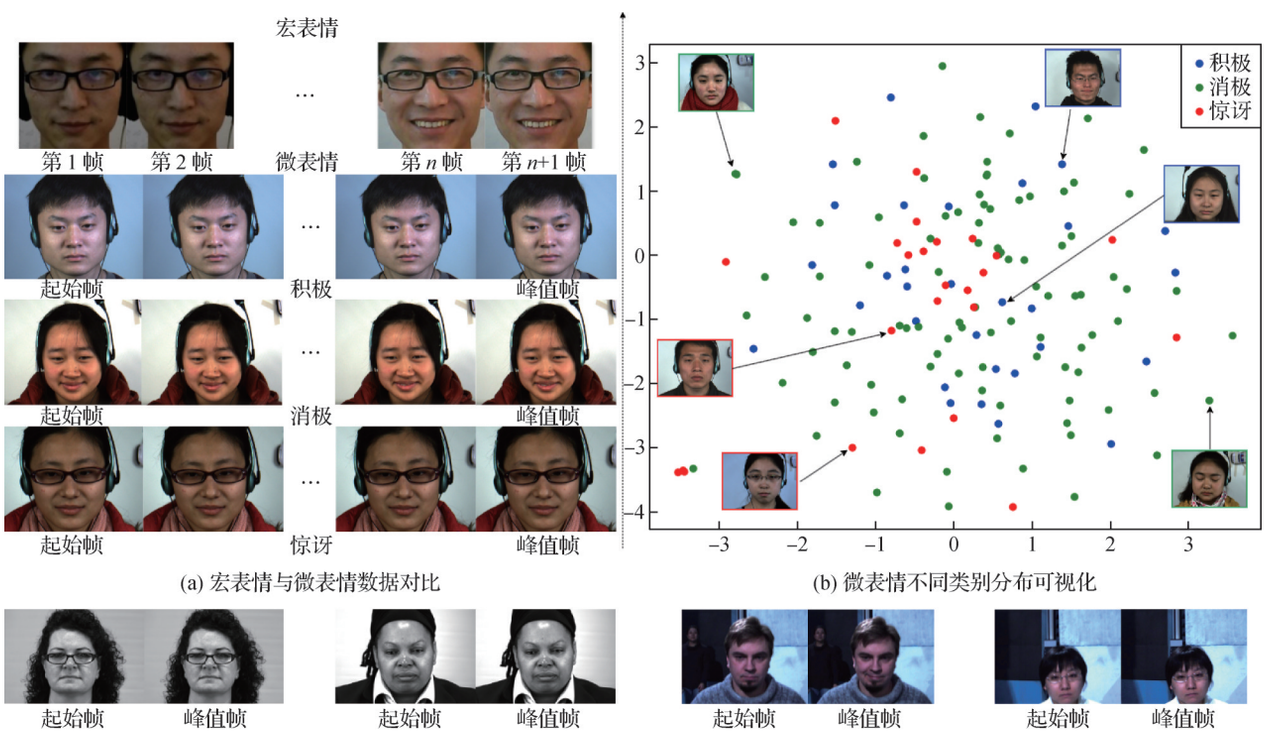
目前,微表情识别方法分为传统方法和基于深度学习方法两大类。在传统方法中,Zhao和Pietikainen(2007)提出一种动态纹理分析的方法,使用三正交面局部二值模式(local binary pattern from three orthogonal planes, LBP-TOP)处理视频中的动作和表情识别。Liu等人(2016)提出一种主方向平均光流法(main directional mean optical flow,MDMO)来提取微表情时序中的面部信息。在图像序列中,每个像素点的运动可以视为一个向量,这些向量的方向和大小代表了物体的运动。MDMO方法试图找到这些向量的一个主要方向,这个方向可以代表整个图像序列中物体运动的总体趋势。然而这些传统方法提取的特征表达能力有限,不仅无法提取微表情图像的高维特征,也无法有效利用图像序列的时间和空间信息。近年来,深度学习广泛应用于各个领域并取得显著性优势(Chang等,2021,2024;李国豪等,2020)。在微表情领域,Kim等人(2016)使用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和长短期记忆网络(long short-term memory,LSTM)依次从关键帧序列中学习空间和时间的微表情特征。Zhou等人(2022)采用初始网络从峰值帧的光流信息中提取空间特征。Gan等人(2019)提出一种基于CNN的微表情识别方法,构造一个从峰值帧获取光流特征的模型(off-apexnet on micro-expression recognition system,OFF-ApexNet)。Nguyen等人(2023)提出一种基于BERT(bidirectional encoder representations from Transformers)的面部微表情识别(BERT-based facial micro-expression recognition,Micron-BERT),通过对角微注意力机制(diagonal micro-attention,DMA)和关注区域块(patch of interest,POI)在端到端深度网络中实现无监督捕捉微表情。赵明华等人(2024)提出一种注意力引导的三流卷积神经网络用于微表情识别。然而,由于大都利用单一光流特征,在采集环境和图像质量较差情况下,上述方法的性能大幅下降。

当前,微表情识别研究面临的最大问题在数据集本身,原因有以下3点:1)面部肌肉在微表情发生时的细微变化,单一光流无法有效提取面部运动特征;2)由于存在受试者不同人种和不同的拍摄条件等问题,导致现有方法在执行跨数据集任务时性能大幅下降;3)由于微表情识别数据集样本稀少,基于

深度学习的微表情识别方法往往存在过拟合现象。

图1(a)展示了宏表情图像序列与不同类别微表情图像序列的对比。可以看出,宏表情(例如高兴)的表现比微表情更为显著,微表情从起始帧到峰值帧的变化极其微小。此外,利用t-分布随机邻居嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)算法对3类微表情数据进行可视化处理,如图1(b)所示,可以看出3类微表情的数据分布过于随机,类内差异大于类间差异,进一步增加了微表情识别的难度。本文展示了不同微表情数据集之间的巨大差异。如图1(c)所示,不同微表情数据集的拍摄光线、角度,以及受试者的年龄、人种均有巨大差异。

为了解决上述问题,本文提出融合多光流与KAN(Kolmogorov-Arnold network)的微表情识别方法(multiple optical flow feature fusion, MOFFFN)。主要创新点如下:1)为了解决单一光流无法有效捕获面部肌肉细微变化的问题,提出一种多光流融合模块(optical flow fusion module, OFFM)。通过融合多种光流信息,OFFM在缓解不同拍摄角度、光照带来影响的同时,可以多层次、多角度地捕获面部肌肉运动差异,提取更丰富的微表情特征。2)首次将KAN(Liu等,2025)引入到微表情识别领域,构造基于残差KAN的特征提取模块(mobile residual KAN CBAM block net, MRKCBN),利用KAN可学习的边激活函数提取更具表示能力的特征,有效缓解模型过拟合问题。3)设计一个改进的多头注意力机制模块(attention pooling self-attention block, APSB)用以特征融合,通过嵌入注意力下采样提高模型对关键区域特征的权重。



(a) 宏表情与微表情数据对比

(b) 微表情不同类别分布可视化

(c) 微表情跨数据集对比

图1 微表情数据集分析

Fig. 1 Analysis of micro expression datasets ((a) comparison between macro-expression and micro-expression data; (b) visualization of micro-expression category distribution; (c) cross-dataset comparison of micro-expressions)

1 相关工作

1.1 基于光流的微表情识别方法

最初,研究人员大都使用基于局部二值模式(local binary pattern, LBP)特征的方法识别微表情。虽然LBP特征可以较好地表征微表情纹理变化的局部信息,但由于缺乏全局信息而且无法表征面部纹理信息之间的差异,这些方法的性能仍有较大提升空间。微表情通常持续时间非常短,并且涉及面部肌肉的细微运动,传统的静态图像处理方法难以准确捕捉和分析这些动态特征。光流法通过分析图像序列中像素点的移动,能够有效计算出图像中的运动信息。Liong等人(2014)提出将光流法运用于微

表情识别。该方法提出一种新的基于光应变的加权特征提取方案，通过时空池化运动信息为图像平面上的块区域分配权重。然而，该方法在建模高维非线性特征方面仍存在不足，难以适应复杂背景或头部轻微运动的干扰。Huang等人(2015)结合光流和局部二值模式提取微表情的时空特征，提出一种基于新的时空面部表示框架。Liu等人(2019)提出利用光流法(optical flow)提取的光流特征表示面部肌肉运动。该方法利用迁移学习技术和光流算法，取得了较好的识别性能，验证了光流特征的有效性。尽管取得了较好的性能，这些方法大多依赖单一光流形式，在面对复杂场景(如光照波动、表情不对称、视频压缩)时仍缺乏鲁棒性。如图2所示，对起始帧和峰值帧进行光流估计，并进行可视化。光流可视化使用颜色空间的色调和明度表示光流特征的方向和强度。

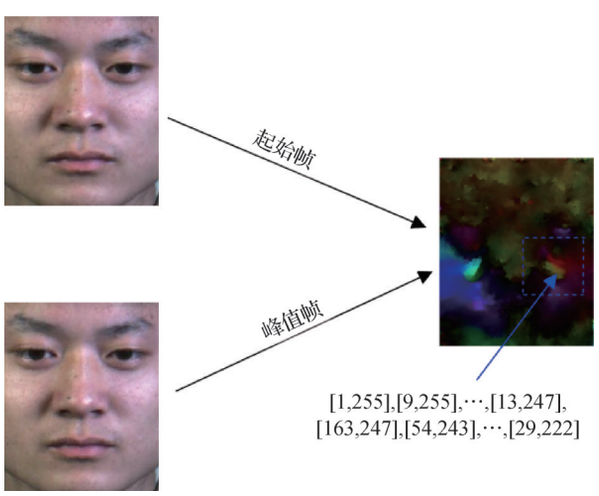


图2　光流图像

Fig. 2　Optical flow images

1.2　基于深度学习的方法

随着深度学习和卷积神经网络的兴起，很多深度学习与光流相结合的方法相继提出。Peng等人(2017)提出一种利用三维光流特征结合三维卷积的网络模型捕捉微表情的时空动态变化。Liong等人(2019)构造了经典的浅层三流三维卷积神经网络模型(shallow triple stream three-dimensional CNN，STSTNet)，利用3个光流特征(光应变、水平和垂直光流场)从视频的起始和顶峰帧中提取区分性高阶特征和微表情细节，在当时取得了最佳性能。Nguyen(2023)提出一种新型微表情识别方法，利用DMA和POI模块实现自动将注意力集中在面部最能体现微表情变化的部分，进一步提高对微表情的检测和识别精度。特征融合通过结合多种特征类型和信息源，实现了更加全面和精准的表情识别。但该方法计算成本较高，且在小样本学习场景中稳定性有待进一步验证。Liong等人(2024)提出一种基于场景流注意力的微表情网络(scene flow attention-based micro-expression network，SFAMNet)，利用RGB图像和深度信息的方法(RGB-Depth，RGB-D)计算的场景流作为输入，并将输入数据中不同维度的特征进行融合，提高模型微表情识别和定位的能力。

总体而言，主流的微表情识别方法依靠单一光流特征难以提取微表情细微的运动变化，对光照变化、背景变化等较为敏感。考虑到微表情数据采集困难、样本稀少等情况，本文所提方法通过提取并融合多种光流特征刻画面部多元运动信息，利用KAN捕获微表情局部运动细节，进而提升模型的识别性能。

2　融合多光流与KAN的微表情识别方法

本文提出的MOFFFN结构如图3所示，主要包括光流融合模块(OFFM)、基于残差KAN的特征提取模块(MRKCBN)以及注意力下采样自注意力特征融合模块(APSB)。

2.1　OFFM模块

由于微表情发生过程面部肌肉运动十分细微，主流方法大都先提取图像的光流特征，如总变差L1光流算法(total variation L1，TVL1)(Zach等，2007)、稠密逆向搜索算法(dense inverse search，DIS)(Kroeger等，2016)或主成分分析算法(principal component analysis，PCA)(Wulff和Black，2015)等。不同的光流特征能够刻画每个像素点不同维度的变化信息。相较于单一光流，利用多种光流特征可以有效提升微表情的识别率(杜含月 等，2025)。与杜含月等人(2025)方法不同，本文构造的多光流融合模块创新性地提出将3种光流信息进行融合，并提取水平和垂直分量的光流信息进行融合，能够提取微表情变化的多层次信息。OFFM结构如图4所示。

首先，将每一个微表情视频序列裁剪成图像帧

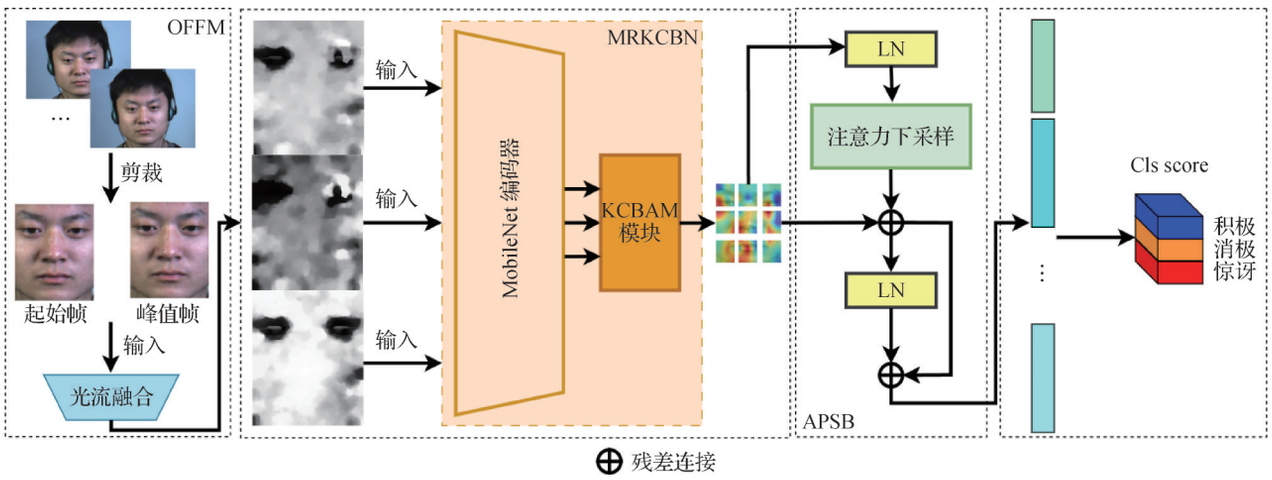


图3　多光流特征融合网络模型示意图

Fig. 3　The diagram of multiple optical flow feature fusion network

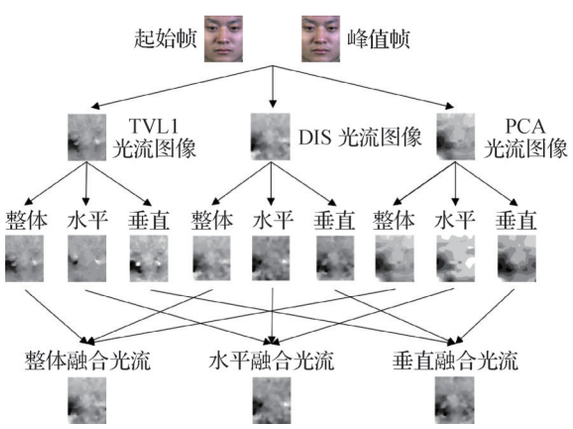


图4　光流融合模块示意图

Fig. 4　Diagram of optical flow fusion module

的格式，使用dlib库提供的68个人脸关键点检测的模型来实现面部对齐和剪裁操作。然后，根据起始帧和峰值帧分别计算TVL1、DIS和PCA 3种光流特征，得到3种光流图像，即TVL1光流图像、DIS光流图像和PCA光流图像。接着，分别提取3种光流图像的水平和垂直光流信息，并将3种光流图像的光流信息按照一定的比例进行融合，得到3种融合光流图像：整体融合光流图像、水平融合光流图像和垂直融合光流图像。

通过融合多种光流算法提取的光流信息，OFFM可以获得微表情变化的多维度信息，提高模型对光照和表情变化等场景的鲁棒性，有助于提高微表情识别的准确率。此外，水平融合光流和垂直融合光流可以提供额外的线索信息，在复杂的面部表情中，有助于区分真实的表情和伪装的表情，减少识别误差。

2.2　MRKCBN模块

由于微表请识别数据稀少且微表请变化极其微弱，传统的多层感知机（multi-layer perception，MLP）不仅容易发生过拟合，而且难以捕捉复杂的表情边缘或肌肉变化。KAN因其自适应性与可解释性受到越来越多的关注，并在科学计算、图像分割以及时间序列分析等领域获得验证。受此启发，本文首次将KAN引入到微表情识别领域，构造了一个新颖的MRKCBN特征提取网络。MRKCBN主要包括3个模块，即MobileNetV3、KAN卷积注意力模块（KAN convolutional block attention module，KCBAM）和自适应平均池化（adaptive AvgPool）模块，其结构如图5所示。

输入光流图像，MRKCBN先对其进行卷积（卷积核大小为3×3，数量为16）、归一化和Hardwish非线性变换操作，然后将特征图输入到MobileNetV3模型中，利用MobileNetV3提取光流图像的特征。然后，利用本文构造的KCBAM模块提取图像的时空特征，KCBAM结构图如图6所示。

卷积注意力模块（convolutional block attention module，CBAM）是一种结合通道注意力和空间注意力的深度学习模块，广泛应用于各种卷积神经网络。CBAM通常使用MLP压缩通道（Woo等，2018），然而MLP容易陷入局部最优解。此外，CBAM中的空间注意力机制模块使用普通2D卷积对拼接后的特征图进行特征提取，2D卷积只捕获局部领域内信息的局限性，这导致CBAM难以捕获光流图像的全局信息。Liu等人（2025）证明KAN通过卷积操作进行局部特征提取，能够更好地捕捉图像中像素之间的空

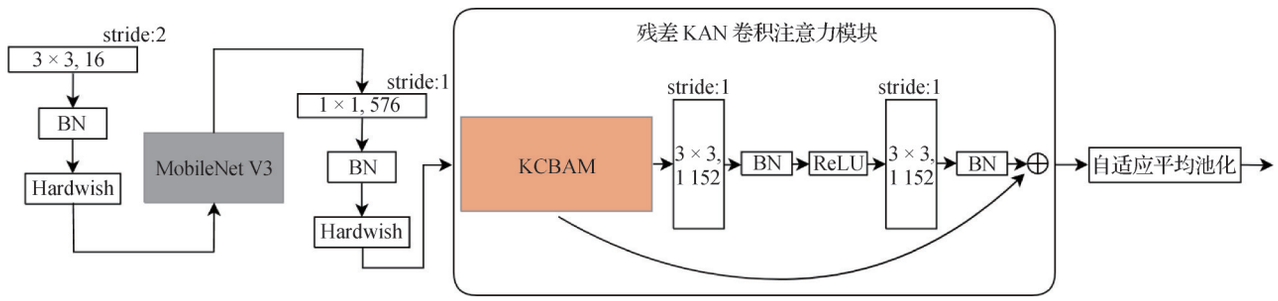


图 5　MRKCBN 网络模型结构图

Fig. 5　Structure of the MRKCBN network model

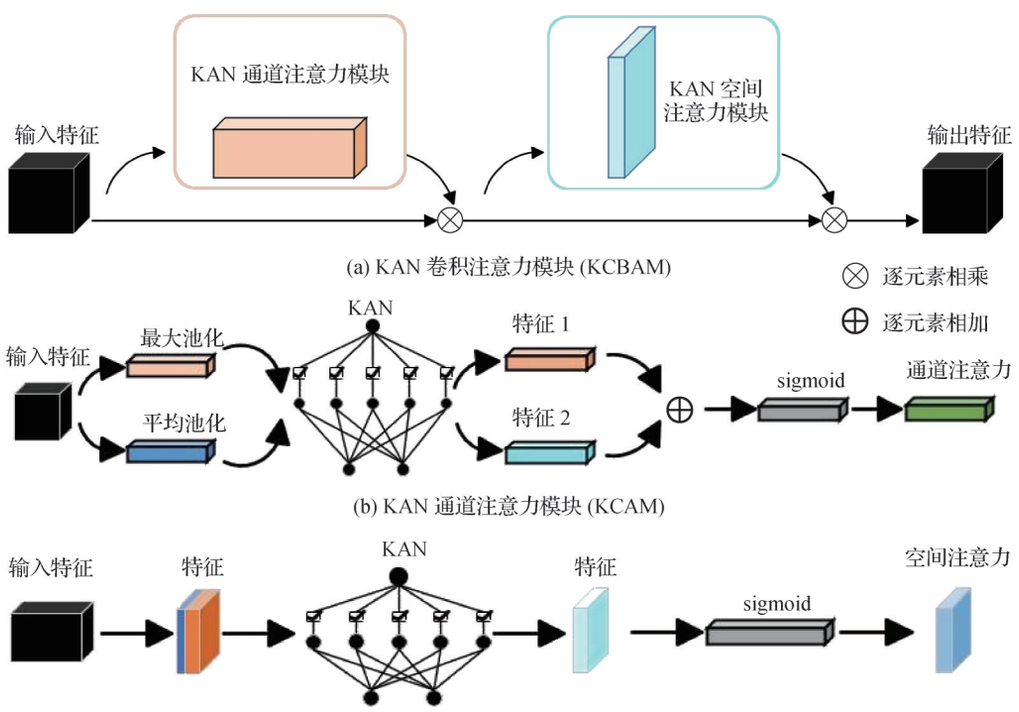


图 6　KAN 卷积注意力模块（KCBAM）框架图

Fig. 6　KAN convolutional block attention module（KCBAM）（（a）KCBAM；（b）KAN channel attention module；（c）KAN spatial attention module）

间关系。受此启发，本文将 KAN 分别嵌入到 CBAM 中的通道注意力模块和空间注意力模块中，利用 KAN 的自适应性提高特征的时空信息表征能力。

KAN 是一种基于 Kolmogorov-Arnold 定理的神经网络结构。Kolmogorov-Arnold 定理提出如果 $f(\cdot)$ 是一个有界域上的多连续函数，那么 $f(\cdot)$ 可以表示为单个变量的连续函数和加法运算的有限合成，其数学表达式为

$$f(\boldsymbol{x}) = f(x_1, \cdots, x_n) = \sum_{q=1}^{2n+1} \boldsymbol{\Phi}_q \left(\sum_{p=1}^{n} \boldsymbol{\Phi}_{q,p} (x_p) \right) \quad (1)$$

式中，$\boldsymbol{x} = [x_1, \cdots, x_n] \in \mathbf{R}^{1 \times n}$，$\boldsymbol{\Phi}_{q,p}$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_q$ 都是单变量连续函数，$\boldsymbol{\Phi}_{q,p}: [0, 1] \in \mathbf{R}$，$\boldsymbol{\Phi}_q: \mathbf{R} \to \mathbf{R}$。

如图 6（b）所示，KAN 通道注意力模块（KAN channel attention module，KCAM）使用 KANLinear 模块优化通道注意力机制中原始的 Linear 模块，KAN-Linear 通过引入 B 样条 $\boldsymbol{\Phi}$ 函数（B-splines）来近似传统的激活函数，提供了一种自适应的线性层（Liu 等，2025）。KCAM 能够根据输入数据动态调整其行为，并且通过正则化损失来控制模型的复杂度。KCAM 模型的核心运算表示为

$$M_c(\boldsymbol{F}_1) = \sigma(KAN(AvgPool(\boldsymbol{F}_1) + KAN(MaxPool(\boldsymbol{F}_1)))) \quad (2)$$

式中，$\boldsymbol{F}_1$ 表示 KCAM 的输入序列，$AvgPool$ 表示平均池化操作，$MaxPool$ 表示最大池化操作，σ 表示激活

函数，$M_c(\boldsymbol{F}_1)$表示KCAM的输出序列。KCAM模型使用KAN_Conv2d替换空间注意力机制CBAM中的卷积模块，KAN_Conv2d通过B样条来近似传统的激活函数，通过分组卷积、归一化和dropout等特性，提供了一种更加灵活和强大的卷积层实现。这些特性使得KCAM能够更好地适应数据的特征，提高模型的表达能力和泛化性能。

类似地，在空间注意力模块中引入KAN，得到KAN空间注意力模块（KAN spatial attention module，KSAM），如图6（c）所示。KSAM的核心运算表示为

$$M_s(\boldsymbol{F}_2) = \sigma(KANConv([AvgPool(\boldsymbol{F}_2); MaxPool(\boldsymbol{F}_2)])) \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{F}_2$表示KSAM的输入序列，$KANConv$表示卷积操作，$M_s(\boldsymbol{F}_2)$表示KSAM的输出序列。

为了缓解梯度消失和模型收敛困难的问题，本文在KCBAM中加入残差模块，包括两个3×3卷积层、两个归一化层和一个ReLU（rectified linear unit）非线性变换层。最后对特征图进行自适应平均池化操作，通过减少特征图的空间维度（如高度和宽度）提取更有意义的特征，同时减小计算量，提升模型的性能。与传统的最大池化和平均池化不同，自适应平均池化可以根据给定的目标输出尺寸动态调整池化操作，使输出尺寸与目标匹配。KCBAM的具体配置如表1所示。

表1　MRKCBN模块具体配置

Table 1　MRKCBN module configuration

层	输入形状	输出形状	内核
Conv2d	3×224×224	16×112×112	3
BatchNorm2d	16×112×112	16×112×112	–
Hardswish	16×112×112	16×112×112	–
MobileNetV3	16×112×112	96×7×7	–
Conv2d	96×7×7	576×7×7	1
BatchNorm2d	576×7×7	576×7×7	–
Hardswish	576×7×7	576×7×7	–
RKCB	576×7×7	1152×7×7	–

注："–"表示没有数值。

2.3　APSB模块

在特征融合阶段，为了强化模型对面部关键区域的关注度，本文对自注意力机制（self-attention）进行改进，提出一种注意力下采样自注意力特征融合模块（APSB）。不同于传统的自注意力机制仅处理单一特征序列，APSB能够在多个光流特征中学习融合策略，其结构如图7所示。APSB接收3个光流特征：$\boldsymbol{F}_{\mathrm{TVL1}}$、$\boldsymbol{F}_{\mathrm{DIS}}$和$\boldsymbol{F}_{\mathrm{PCA}}$。这3组特征通过通道维度拼接组成新的特征张量$\boldsymbol{F}_{\mathrm{concat}}$。

APSB首先按下式得到每个向量$\boldsymbol{k}_i$的注意力分数，具体为

$$score_i = \sigma(\boldsymbol{W} \cdot \boldsymbol{k}_i + b) \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{k}_i$是键值$\boldsymbol{K}$的第i个向量，$\boldsymbol{W}$和b分别表示线性层的权重和偏置。接着，对序列进行softmax操作得到归一化后的注意力分数α_i，表示在计算输出结果时第i个元素对整体的贡献权重。然后，使用注意力分数对输入序列进行加权聚合，并通过线性层进行生成的最终输出，计算式为

$$\boldsymbol{K}' = AttentionPooling(\boldsymbol{K}) = \sum_i \alpha_i \cdot \boldsymbol{k}_i \tag{5}$$

式中，$AttentionPooling$表示对于键值$\boldsymbol{K}$使用上述注意力下采样，得到聚合后的$\boldsymbol{K}'$，并使用矩阵乘法计算$\boldsymbol{Q} \cdot \boldsymbol{K}'$，具体为

$$\boldsymbol{\Lambda} = \frac{\boldsymbol{Q} \cdot \boldsymbol{K}'}{\sqrt{d}} + b \tag{6}$$

式中，d表示注意力头的维度大小，是用于稳定数值计算的缩放因子。b为偏置项，帮助模型更好地适应数据的分布。最后使用归一化的注意力分数$\boldsymbol{\Lambda}$与键值$\boldsymbol{V}$进行加权求和，得到注意力矩阵$\boldsymbol{\Omega}$，计算式为

$$\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}) = softmax(\boldsymbol{\Lambda}) \cdot \boldsymbol{V} \tag{7}$$

将经过注意力加权后的特征进行残差连接，再经过Layer Normalization归一化，得到最终输出特征$\boldsymbol{F}_{\mathrm{output}}$。

整个特征融合过程在多个注意力头上并行进行，能够捕捉不同维度和语义层次的特征关系。通过嵌入Attention Pooling层，APSB能够学习面部不同区域的权重。通过提高关键区域的权重提升模型识别的性能和鲁棒性。$\boldsymbol{I}$表示输入，下角start和apex为输入的起始帧和峰值帧。本文提出的MOFFFN算法如下：

输入：微表情图像序列（$\boldsymbol{I}_{\mathrm{start}}$，$\boldsymbol{I}_{\mathrm{apex}}$）；

输出：微表情类别y_{pred}；

//光流特征融合模块OFFM

1）$O_{\mathrm{TV}} \leftarrow \mathrm{OpticalFlow}_{\mathrm{TVL1}}(\boldsymbol{I}_{\mathrm{start}}, \boldsymbol{I}_{\mathrm{apex}})$；

2）$O_{\mathrm{DIS}} \leftarrow \mathrm{OpticalFlow}_{\mathrm{DIS}}(\boldsymbol{I}_{\mathrm{start}}, \boldsymbol{I}_{\mathrm{apex}})$；

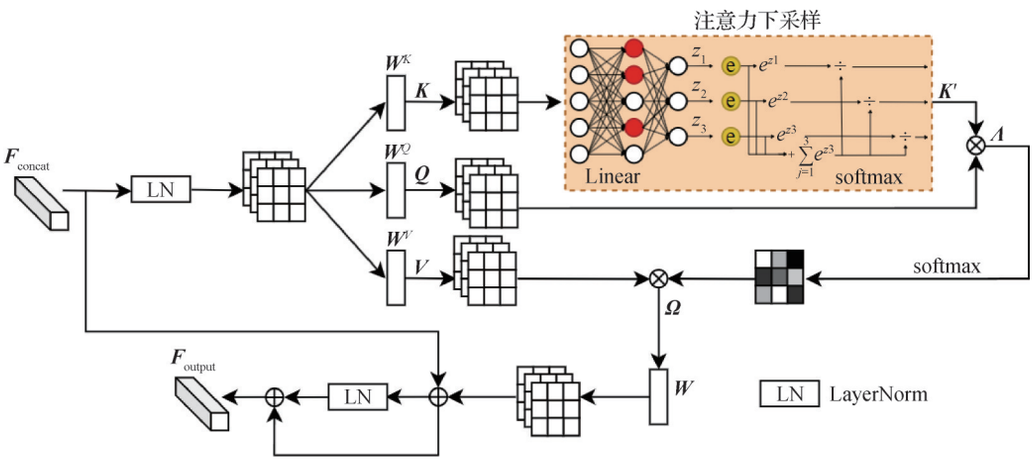


图7　APSB模块结构

Fig. 7　Structure of APSB

3）O_{PCA}←OpticalFlow$_{PCA}$（I_{start}，I_{apex}）；

4）O_{fused}←0.2×O_{TVL1}+0.4×O_{DIS}+0.4×O_{PCA}；

//特征提取模块MRKCBN

5）$\boldsymbol{F}$←MobileNetV3（O_{fused}）；

6）$\boldsymbol{F}$←KCBAM（$\boldsymbol{F}$）；

7）$\boldsymbol{F}$←Residual（$\boldsymbol{F}$）；

8）$\boldsymbol{F}$←AdaptiveAvgPool（$\boldsymbol{F}$）；

9）$\boldsymbol{F}_{concat}$←Concat（$\boldsymbol{F}$）；

//特征融合模块 APSB

10）$\boldsymbol{F}$←LayerNorm（$\boldsymbol{F}_{concat}$）；

11）$\boldsymbol{Q}$←$\boldsymbol{F}\cdot\boldsymbol{W}^Q$；

12）$\boldsymbol{K}$←$\boldsymbol{F}\cdot\boldsymbol{W}^K$；

13）$\boldsymbol{V}$←$\boldsymbol{F}\cdot\boldsymbol{W}^V$；

14）$\boldsymbol{K}$←AttentionPooling（$\boldsymbol{K}$）；

15）$\boldsymbol{A}$←softmax（（$\boldsymbol{Q}\cdot\boldsymbol{K}'$）/ sqrt（$d$））；

16）$\boldsymbol{Z}$←$\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{V}+\boldsymbol{F}_{concat}$；

17）$\boldsymbol{F}_{output}$←LayerNorm（$\boldsymbol{Z}$）+$\boldsymbol{Z}$；

//分类与输出

18）$\boldsymbol{F}_{output}$←Linear（$\boldsymbol{F}_{output}$）；

19）y_{pred}←softmax（Classifier（$\boldsymbol{F}_{output}$））；

20）return y_{pred}。

3　本文实验

3.1　实验数据集

为了验证所提方法的有效性，本文分别与LBP-TOP（Zhao和Pietikainen，2007）、基于顶点帧的视频微表情识别（micro-expression recognition from video using apex frame，Bi-WOOF）（Liong等，2018）、用于微表情识别的胶囊网络（CapsuleNet for micro-expression recognition，CapsuleNet）（van Quang等，2019）、STSTNet（Liong等，2019）、OFF-ApexNet（Gan等，2019）、神经微表情识别器（neural micro-expression recognizer，EMR）（Liu等，2019）、循环卷积网络（recurrent convolutional network，RCN）（Xia等，2020）、特征细化模型（feature refinement，FeatRef）（Zhou等，2022）、结合光流和动态图像卷积神经网络双流微表情识别新算法（dual-stream combining optical flow and dynamic image convolutional neural networks，FDCN）（Tang等，2023）和注意力引导的三流卷积神经网络（attention-guided three-stream convolutional neural network，ATSCNN）（赵明华 等，2024）在CASME II（Yan 等，2014）、SAMM（Davison 等，2018）和SMIC-HS（Davison 等，2023）3个主流公开数据集上进行对比。

CASME II（Chinese Academy of Sciences micro-expression II）数据集由中国科学院心理研究所发布，包含35名中国受试者在观看情感刺激视频时的微表情视频。该数据集包括5类情感：愤怒、厌恶、恐惧、快乐和悲伤。SAMM（spontaneous actions and micro-movements）数据集由英国曼彻斯特大学发布。该数据集包含32名来自不同种族和性别的受试者在观看情感刺激视频时的微表情视频，微表情涵盖了包括愤怒、厌恶、恐惧、快乐、悲伤、惊讶和其他类别。SMIC-HS（spontaneous micro-expression corpus-high speed）由芬兰奥卢大学发布，包含3种主要情

感:正面、负面和惊讶。按照Liong等人(2019)的设置,本文将情绪类别统一设置为3类,即正面情绪类别(包括快乐);负面情绪类别(包括悲伤、厌恶、蔑视、恐惧和愤怒);惊喜情绪类别(仅包括惊喜)。此外,本文将3个数据集整合成1个复合数据集(composite dataset, CD)进行验证。图8展示了3个数据集部分样本的起始帧和峰值帧图像,可以看出,3个数据集的样本差异显著:CASME II数据集的受试者均为中国人、背景干净;SAMM数据集的受试者跨年龄段大、光照变化明显、人种差异大;而SMIC-HS数据集的样本则分辨率低、背景更复杂。4个数据集的详细信息如表3所示。

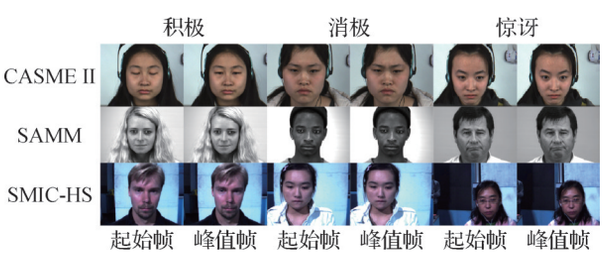


图8 微表情数据集部分样本

Fig. 8 Some samples of micro expression datasets

表3 数据集统计信息

Table 3 Datasets statistics

分类	CASME II	SAMM	SMIC-HS	CD
消极	88	92	70	250
积极	32	26	51	109
惊讶	25	15	43	83
总和	145	133	163	442

3.2 实验设置

实验采用微表情识别领域主流的留一交叉验证法(leave-one-subject-out-cross-validation, LOSO CV)。该方法分别将每个受试者作为验证集,所有剩余的样本作为训练集。模型初始学习率(learning_rate)设置为0.000 1,批大小(batch_size)设置为128,训练轮次(epoch)设置为300轮,训练过程需要15 h左右。实验环境为Windows 11操作系统、PyTorch2.3.0、Intel Core i7-12700、64 GB内存和NVDIA GeForce RTX 4080。

实验使用主流的未加权F1分数(unweighted F1-score, UF1)和未加权平均召回率(unweighted average recall, UAR)作为衡量指标。UF1也称为宏观平均F1分数,是一种通常用于评估具有不平衡类分布的多类分类任务的性能的指标,计算式为

$$F1_C = \frac{2 \times TP_C}{2 \times TP_C + FP_C + FN_C} \tag{8}$$

$$f_{\mathrm{UF1}} = \frac{F1_C}{C} \tag{9}$$

式中,FP_C为第c类假阳性,FN_C为第c类假阴性,TP_C为第c类真阳性,C为类别数。

UAR是一种在存在不平衡类比率的情况下评估模型有效性时特别有用的指标,计算式为

$$f_{\mathrm{UAR}} = \frac{1}{C}\sum_C \frac{TP_C}{n_c} \tag{10}$$

式中,n_c为每个类别的样本总数。

3.3 实验结果

表4列出了本文方法和对比方法的实验结果。可以看出,本文方法在4个数据集上都取得了最好的结果。具体而言,在CASME II数据集上,本文方法的UF1和UAR分别达到了91.79%和92.95%,比排名第2的FeatRef分别提升了2.64%和4.22%,比STSTNet分别提升了7.97%和6.09%。本文方法在CASME II上取得的结果体现了本文模型优异的特征提取能力。在SAMM和SMIC-HS数据集上,性能较好的是EMR和FeatRef,UF1和UAR都超过了70%。本文方法的UF1和UAR较次优方法分别提升8.15%和17.55%。由于SAMM和SMIC-HS数据集受拍摄环境、受试者面部差异等影响,大多方法的性能出现大幅下降,但本文方法的性能下降幅度较少,体现了本文方法面对数据集图像本身干扰问题更具鲁棒性。在SMIC-HS数据集上,本文方法的UF1和UAR分别较次优方法EMR提升了11.95%和16.48%,证明本文提出的光流融合模块相较于其他方法能够提取更丰富的光流特征,提高模型性能。在复合数据集CD上,本文方法的UF1和UAR分别较次优方法提升了6.18%和9.31%。说明本文方法在多种族多年龄段的复合微表情识别任务中具有更强的鲁棒性。

图9展示了本文方法在4个数据集上的混淆矩阵。图中的0、1、2分别表示积极、消极和惊讶3类微表情类别。可以看出,本文提出方法在CASME II数据集上取得最好性能,对于积极、消极和惊讶都有较高准确率,其中,识别消极类别的准确率达到97%。然而,本文方法在识别SAMM和SMIC-HS数据集中

表 4　不同方法在 4 个数据集上的性能

Table 4　Performance of different methods on the four datasets

/%

方法	CASME II		SAMM		SMIC-HS		CD	
	UF1 ↑	UAR ↑	UF1 ↑	UAR ↑	UF1 ↑	UAR ↑	UF1 ↑	UAR ↑
LBP-TOP	70.26	74.29	39.54	41.02	20.00	52.80	58.82	57.85
Bi-WOOF	78.05	80.26	52.11	51.39	57.27	58.29	62.96	62.27
CapsuleNet	70.68	70.18	62.09	59.89	58.20	58.77	65.20	65.06
ATSCNN	–	–	–	–	–	–	73.51	72.05
FDCN	73.09	72.00	58.07	57.00	–	–	–	–
STSTNet	83.82	*86.86*	65.88	68.10	68.01	70.13	73.53	76.05
OFFApexNet	*87.64*	86.81	54.09	53.92	68.17	66.95	71.96	70.96
EMR	82.93	82.09	77.54	*71.52*	74.61	75.30	78.85	*78.24*
RCN	85.12	81.23	*76.01*	67.15	63.26	64.41	74.32	71.90
FeatRef	89.15	88.73	73.72	71.55	*70.11*	*70.83*	*78.38*	78.32
MOFFFN(本文)	**91.79**	**92.95**	**85.69**	**89.10**	**86.56**	**91.78**	**85.03**	**87.63**

注：加粗、下划线、倾斜字体分别表示各列最优、次优、第三优结果。↑表示数值越高越优。“–”表示无对应实验结果。

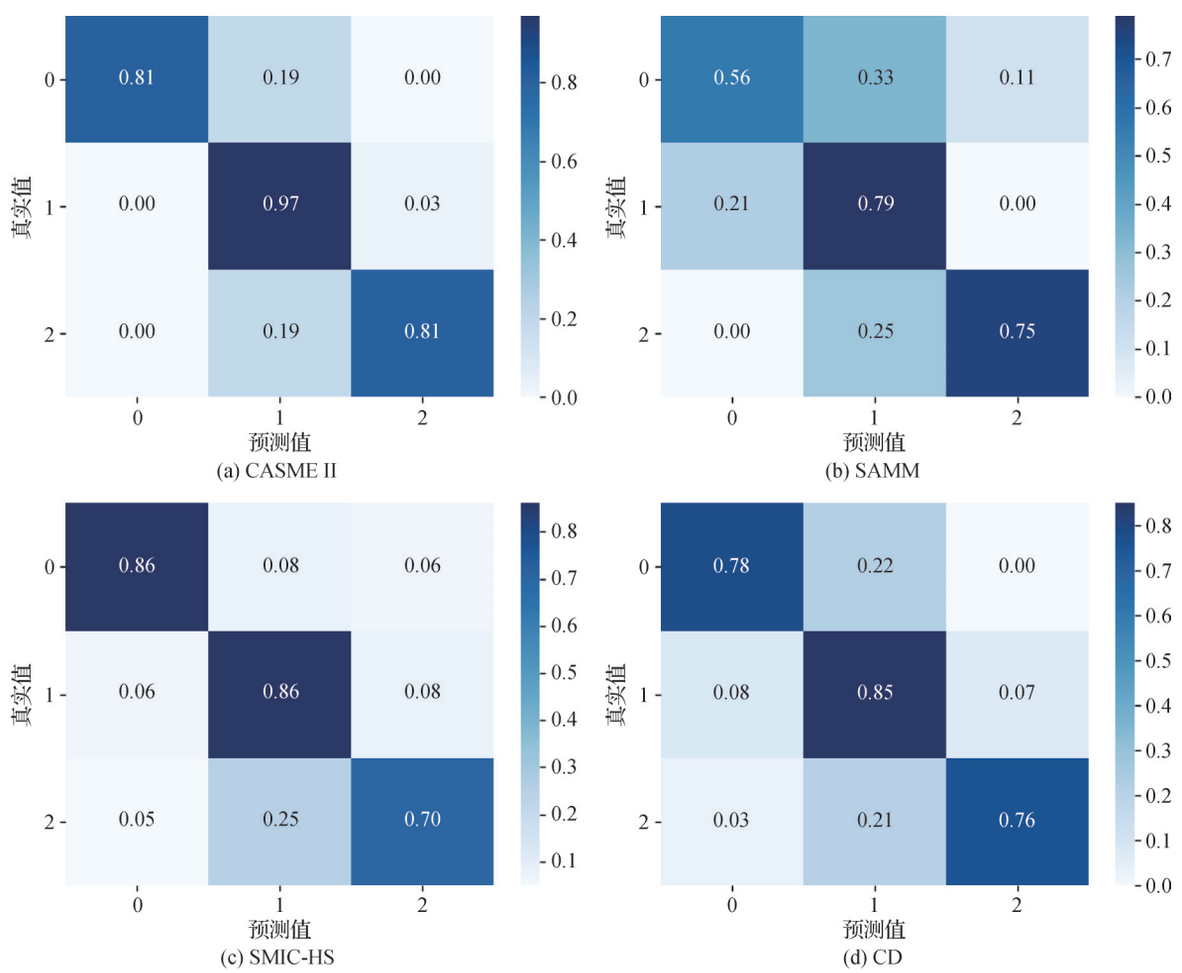


图 9　混淆矩阵

Fig. 9　Confusion matrices((a)CASME II;(b)SAMM;(c)SMIC-HS;(d)CD)

的积极和惊讶类别时仍存在问题。在SAMM数据集上，识别积极类别准确率最低，仅有56%。在SMIC-HS数据集上识别惊讶类别时得到了最低的准确率70%。从混合数据集的混淆矩阵可以看出，本文方法能够较好地处理3个类别，惊讶情感的正确率最低，消极情感的正确率最高，达到85%。无论惊讶还是积极，被错误识别为消极的比例均超过20%，说明通过整合数据集虽然在整体上减小了类别不均带来的影响，但消极类别相对于识别其他两类的结果依旧有着不小的干扰。

导致这种不一致性能有3个主要原因：首先，由于SAMM数据集是从具有更多种族和更广泛的年龄属性分布的不同参与者收集的，这导致模型识别更具挑战性。其次，在SAMM数据集上，由于SAMM存在大量的消极样本，导致类别不平衡的问题。因此微表情类别为积极时，识别准确率不高。最后，与其他两个数据集相比，SMIC-HS数据集以更低的帧速率和人脸分辨率捕获，丢失了一些关键的表达信息。

表5列出了本文所提出网络模型和对比方法的浮点运算次数（floating point operations，FLOPs）和总参数量两个指标。与STSTNet相比，在总参数量和FLOPS相近的情况下，本文方法的UF1和UAR评估指标分别提高11.5%和11.58%。与Dual-Inception（Zhou等，2019）相比，本文方法不仅总参数量和FLOPS各低1个数量级，UF1和UAR均有较大提升。与ATSCNN相比，尽管本文方法的总参数量和FLOPS较大，但UF1和UAR评估指标提升显著。

表5　模型复杂度对比

Table 5　Model complexity comparison

方法	UF1↑/%	UAR↑/%	FLOPs/M↓	总参数量↓
STSTNet	73.53	76.05	57.45	4.98×10^7
Dual-Inception	73.22	72.78	264.15	1.34×10^8
ATSCNN	73.51	72.05	19.01	4.21×10^6
MOFFFN（本文）	85.03	87.63	50.58	5.06×10^7

注：↑表示值越高越优，↓表示值越低越优。

3.4　消融实验

消融实验结果如表6所示。第1行表示基础模型MobileNetV3在不提取多元光流特征、不进行特征融合情况下取得的结果。加入光流融合模块后，UF1和UAR分别大幅提升17.7%和13.69%，表明光流融合算法相较于原始的微表情数据集，多光流方法能够提取更加丰富的面部运动特征，可以提高模型的识别性能。继续加入MRKCBN模块后，UF1和UAR进一步提升2.09%和1.4%，说明KAN能够凭借其独特的自适应性提高特征的时空信息表征能力。嵌入APSB模块后，方法的UF1和UAR分别达到91.79%和92.95%，进一步提升了2.06%和4.74%。

表6　消融实验

Table 6　Ablation experiments

/%

光流融合模块	MRKCBN模块	APSB模块	UF1↑	UAR↑
×	×	×	69.94	73.12
√	×	×	87.64	86.81
√	√	×	89.73	88.21
√	√	√	**91.79**	**92.95**

注：加粗字体表示各列最优结果。↑表示数值越高越优。√和×分别表示使用和未使用对应模块。

图10对本文方法的部分中间结果进行可视化。前两列分别表示微表情样本的起始帧和峰值帧，中间两列表示TVL1光流和本文提出的融合光流图像，最后两列表示未使用KCBAM模块和使用KCBAM模块的注意力可视化图像。可以看出，相较于单一的TVL1光流，多光流融合后的图像包含更多的面部运动信息。未使用KCBAM时，模型的注意力关注区域大而散，并没有集中到微表情发生的关键部位。使用KCBAM后，模型的注意力更加集中在面部运动区域。

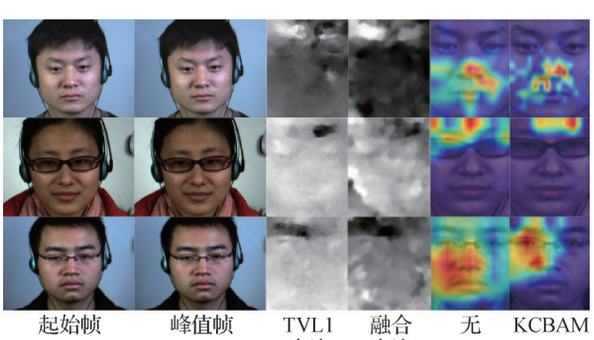


图10　注意力可视化对比图像

Fig. 10　Comparison images of attention visualization

4 结 论

本文提出一种融合多光流与KAN的微表情识别方法(MOFFN)。MOFFN主要包括3个模块,分别是多光流融合模块(OFFM)、基于残差KAN的特征提取模块(MRKCBN)和注意力下采样自注意力特征融合模块(APSB)。通过融合3种光流信息,OFFM能够捕获面部肌肉变化的多维度信息;借助KAN和MobileNetV3,MRKCBN能够在微表情数据较少的情况下提取更鲁棒和具有鉴别能力的特征;APSB利用多头注意力机制学习特征权重,进一步提升模型性能。本文所提的MOFFN在4个主流微表情识别数据集上进行验证,均取得最好性能。然而,本文方法仍存在以下局限性:首先,由于融合了多种光流信息,模型的时间复杂度较高,制约着本文方法在实际场景中的应用;其次,微表情数据集较少且存在显著的类别不平衡问题,虽然数据增广和类别整合能够一定程度上缓解上述问题,但是本文方法对积极和惊讶的误识率仍然较高。在后续研究中,将尝试构建更高效的微表情识别模型,同时融入多模态特征,将微表情识别应用到实际场景中,包括谎言检测、情感识别和心理健康评估。

参考文献(References)

Chang H Y, Gao G W, Chen Y and Zheng H. 2024. Multi-task contexture learning network for automated vertebrae segmentation and tumor diagnosis from MRI. Computers and Electrical Engineering, 113: #109032 [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2023.109032]

Chang H Y, Zhang F L, Ma S, Gao G W, Zheng H and Chen Y. 2021. Unsupervised domain adaptation based on cluster matching and Fisher criterion for image classification. Computers and Electrical Engineering, 91: #107041 [DOI: 10.1016/j. compeleceng. 2021. 107041]

Davison A K, Lansley C, Costen N, Tan K and Yap M H. 2018. SAMM: a spontaneous micro-facial movement dataset. IEEE Transactions on Affective Computing, 9(1): 116-129 [DOI: 10.1109/TAFFC.2016.2573832]

Davison A K, Li J T, Yap M H, See J, Cheng M H, Li X B, et al. 2023. MEGC2023: ACM multimedia 2023 ME grand challenge// Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia. Ottawa, Canada: ACM: 9625-9629 [DOI: 10.1145/3581783.3612833]

Du H Y, Zhang P, Lin Q, Li X T, Xu S and Ben X Y. 2025. Micro-expression recognition algorithm based on a visual Transformer with motion feature selection and fusion. Journal of Signal Processing, 41(2): 267-278 (杜含月, 张鹏, 林强, 李晓桐, 徐森, 贲晛烨. 2025. 基于视觉Transformer的运动特征选择融合微表情识别算法. 信号处理, 41(2): 267-278) [DOI: 10.12466/xhcl. 2025. 02.006]

Gan Y S, Liong S T, Yau W C, Huang Y C and Tan L K. 2019. OFF-ApexNet on micro-expression recognition system. Signal Processing: Image Communication, 74: 129-139 [DOI: 10.1016/j.image.2019.02.005]

Huang X H, Wang S J, Zhao G Y and Piteikainen M. 2015. Facial micro-expression recognition using spatiotemporal local binary pattern with integral projection//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop. Santiago, Chile: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/ICCVW.2015.10]

Kim D H, Baddar W J and Ro Y M. 2016. Micro-expression recognition with expression-state constrained spatio-temporal feature representations//Proceedings of the 24th ACM International Conference on Multimedia. Amsterdam, the Netherlands: ACM: 382-386 [DOI: 10.1145/2964284.2967247]

Kroeger T, Timofte R, Dai D X and Van Gool L. 2016. Fast optical flow using dense inverse search//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam, the Netherlands: Springer: 471-488 [DOI: 10.1007/978-3-319-46493-0_29]

Li B K, Wu C Z, Xiang B Y, Zang H J, Ren Y S and Zhan S. 2024. Apex frame spotting and recognition of micro-expression by optical flow. Journal of Image and Graphics, 29(5): 1447-1459 (李博凯, 吴从中, 项柏杨, 臧怀娟, 任永生, 詹曙. 2024. 微表情峰值帧定位引导的分类算法. 中国图象图形学报, 29(5): 1447-1459) [DOI: 10.11834/jig.230537]

Li G H, Yuan Y F, Ben X Y and Zhang J P. 2020. Spatiotemporal attention network for microexpression recognition. Journal of Image and Graphics, 25(11): 2380-2390 (李国豪, 袁一帆, 贲晛烨, 张军平. 2020. 采用时空注意力机制的人脸微表情识别. 中国图象图形学报, 25(11): 2380-2390) [DOI: 10.11834/jig.200325]

Liong G B, Liong S T, Chan C S and See J. 2024. SFAMNet: a scene flow attention-based micro-expression network. Neurocomputing, 566: #126998 [DOI: 10.1016/j.neucom.2023.126998]

Liong S T, Gan Y S, See J, Khor H Q and Huang Y C. 2019. Shallow triple stream three-dimensional CNN (STSTNet) for micro-expression recognition//Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Lille, France: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/FG.2019.8756567]

Liong S T, See J, Phan R C W, Le Ngo A C, Oh Y H and Wong K. 2014. Subtle expression recognition using optical strain weighted features//Computer Vision — ACCV 2014 Workshops. Singapore, Singapore: Springer: 644-657 [DOI: 10.1007/978-3-319-16631-5_47]

Liong S T, See J, Wong K S and Phan R C W. 2018. Less is more: micro-expression recognition from video using apex frame. Signal

Processing: Image Communication, 62: 82-92 [DOI: 10.1016/j.image.2017.11.006]

Liu Y C, Du H M, Zheng L and Gedeon T. 2019. A neural micro-expression recognizer//Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Lille, France: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/FG.2019.8756583]

Liu Y J, Zhang J K, Yan W J, Wang S J, Zhao G Y and Fu X L. 2016. A main directional mean optical flow feature for spontaneous micro-expression recognition. IEEE Transactions on Affective Computing, 7(4): 299-310 [DOI: 10.1109/TAFFC.2015.2485205]

Liu Z M, Wang Y X, Vaidya S, Ruehle F, Halverson J, Soljačić M, et al. 2025. KAN: Kolmogorov-Arnold networks//Proceedings of the 13th International Conference on Learning Representations. Singapore, Singapore: ICLR

Nguyen X B, Duong C N, Li X, Gauch S, Seo H S and Luu K. 2023. Micron-BERT: BERT-based facial micro-expression recognition//Proceedings of 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, Canada: IEEE: 1482-1492 [DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00149]

Peng M, Wang C Y, Chen T, Liu G Y and Fu X L. 2017. Dual temporal scale convolutional neural network for micro-expression recognition. Frontiers in Psychology, 8: #1745 [DOI: 10.3389/fpsyg.2017.01745]

Tang J L, Li L X, Tang M W and Xie J H. 2023. A novel micro-expression recognition algorithm using dual-stream combining optical flow and dynamic image convolutional neural networks. Signal, Image and Video Processing, 17(3): 769-776 [DOI: 10.1007/s11760-022-02286-0]

Van Quang N, Chun J and Tokuyama T. 2019. CapsuleNet for micro-expression recognition//Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Lille, France: IEEE: 1-7 [DOI: 10.1109/FG.2019.8756544]

Woo S, Park J, Lee J Y and Kweon I S. 2018. CBAM: convolutional block attention module//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: Springer: 3-19 [DOI: 10.1007/978-3-030-01234-2_1]

Wulff J and Black M J. 2015. Efficient sparse-to-dense optical flow estimation using a learned basis and layers//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE: 120-130 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298607]

Xia Z Q, Peng W, Khor H Q, Feng X Y and Zhao G Y. 2020. Revealing the invisible with model and data shrinking for composite-database micro-expression recognition. IEEE Transactions on Image Processing, 29: 8590-8605 [DOI: 10.1109/TIP.2020.3018222]

Yan W J, Li X B, Wang S J, Zhao G Y, Liu Y J, Chen Y H, et al. 2014. CASME II: an improved spontaneous micro-expression database and the baseline evaluation. PLoS One, 9(1): #e86041 [DOI: 10.1371/journal.pone.0086041]

Zach C, Pock T and Bischof H. 2007. A duality based approach for real-time TV-L^1 optical flow//Proceedings of the 29th DAGM Symposium. Heidelberg, Germany: Springer: 214-223 [DOI: 10.1007/978-3-540-74936-3_22]

Zhang J, Zhang H, Bo L L, Li H R, Xu S and Yuan D Q. 2020. Subspace transform induced robust similarity measure for facial images. Frontiers of Information Technology and Electronic Engineering, 21(9): 1334-1345 [DOI: 10.1631/FITEE.1900552]

Zhao G Y and Pietikainen M. 2007. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(6): 915-928 [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.1110]

Zhao M H, Dong S S, Hu J, Du S L, Shi C, Li P, et al. 2024. Attention-guided three-stream convolutional neural network for microexpression recognition. Journal of Image and Graphics, 29(1): 111-122 (赵明华, 董爽爽, 胡静, 都双丽, 石程, 李鹏, 等. 2024. 注意力引导的三流卷积神经网络用于微表情识别. 中国图象图形学报, 29(1): 111-122) [DOI: 10.11834/jig.230053]

Zheng H, Geng X, Tao D C and Jin Z. 2016. A multi-task model for simultaneous face identification and facial expression recognition. Neurocomputing, 171: 515-523 [DOI: 10.1016/j.neucom.2015.06.079]

Zhou L, Mao Q R and Xue L Y. 2019. Dual-inception network for cross-database micro-expression recognition//Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Lille, France: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/FG.2019.8756579]

Zhou L, Mao Q R, Huang X H, Zhang F F and Zhang Z H. 2022. Feature refinement: an expression-specific feature learning and fusion method for micro-expression recognition. Pattern Recognition, 122: #108275 [DOI: 10.1016/j.patcog.2021.108275]

作者简介

常合友,男,副教授,主要研究方向为特征提取、图像识别和医学影像分割。E-mail: hychang@njxzc.edu.cn

郑豪,通信作者,男,教授,主要研究方向为人工智能、计算机视觉、图像处理、模式识别和大数据。

E-mail: zhh710@163.com

杨佳铮,男,硕士研究生,主要研究方向为微表情识别。

E-mail: 1435213094@qq.com

高广谓,男,研究员,主要研究方向为计算机视觉和模式识别,包括图像处理、图像和视频分析、鲁棒模型拟合。

E-mail: csgwgao@njupt.edu.cn

张键,男,教授,主要研究方向为模式识别与智能系统、机器学习、人工智能及其应用、数据挖掘与大数据分析。

E-mail: zhangjian@jou.edu.cn