

# 基于多特征融合及背景建模的 微表情Apex帧检测

马韵洁<sup>1,2\*</sup>, 王佐成<sup>1</sup>, 吴艳平<sup>1</sup>, 王飞<sup>1</sup>

<sup>1</sup>合肥综合性国家科学中心数据空间研究院, 安徽 合肥

<sup>2</sup>合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽 合肥

收稿日期: 2023年12月26日; 录用日期: 2024年1月24日; 发布日期: 2024年1月31日

## 摘要

微表情是人们在情感在波动时体现在面部的细微变化。根据心理学的研究, 微表情在心理治疗等领域有着广泛应用, 而Apex帧能够表达微表情的最丰富信息, 为了更准确地提取Apex帧, 本文研究了图像序列中面部微表情中的Apex帧检测问题。本文提出了一个新的检测Apex帧方法, 在频率域中对面部区域采用分块方法进行背景建模, 检测出脸部运动区域, 随后通过统计运动区域的面积达到检测Apex帧的目的。将提出的方法应用于CASME、CASME II等数据集中, 实验结果表明本文提出的方法能够有效地探测定位到Apex帧。

## 关键词

微表情, 特征融合, Apex帧, 分块方法, 计算机视觉

# Micro-Expression Apex Frame Detection Based on Multi Feature Integration and Background Modeling

Yunjie Ma<sup>1,2\*</sup>, Zuocheng Wang<sup>1</sup>, Yanping Wu<sup>1</sup>, Fei Wang<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Data Space Research Institute, Hefei Comprehensive National Science Center, Hefei Anhui

<sup>2</sup>School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei Anhui

Received: Dec. 26<sup>th</sup>, 2023; accepted: Jan. 24<sup>th</sup>, 2024; published: Jan. 31<sup>st</sup>, 2024

## Abstract

Micro-expressions are subtle facial changes that reflect fluctuations in emotions. According to psychological research, micro-expressions find widespread application in areas such as psycho-

\*通讯作者。

文章引用: 马韵洁, 王佐成, 吴艳平, 王飞. 基于多特征融合及背景建模的微表情 Apex 帧检测[J]. 计算机科学与应用, 2024, 14(1): 147-157. DOI: 10.12677/csa.2024.141016

therapy. Among these expressions, the Apex frame encapsulates the richest information. In order to accurately extract Apex frames, this study investigates the detection problem within facial micro-expressions in image sequences. This paper proposes a novel method for detecting Apex frames. In the frequency domain, a block-based approach is employed for background modeling in facial regions, identifying regions of facial movement. Subsequently, the detection of Apex frames is achieved by statistically analyzing the area covered by the moving regions. The proposed method is applied to datasets such as CASME and CASME II, with experimental results demonstrating its effectiveness in detecting and locating Apex frames.

## Keywords

Micro-Expression, Feature Integration, Apex Frame, Chunking Method, Computer Vision

Copyright © 2024 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

根据心理学的研究[1]人们通过以下信息传播情感: 55%的信息通过脸部表情传递。微表情是一种持续不到 0.5 秒的短暂面部表情[2], 并且可以在 0.5 秒内传递出丰富的情感和信息。这种微妙而敏捷的表达方式在交流中扮演着不可忽视的角色。因此, 微表情在谎言测试和行为分析领域表现出潜在的巨大应用前景[3] [4] [5] [6] [7]。这些微小而瞬时的面部变化不仅可以作为信号指示谎言, 还可用于对精神疾病等疾病的评估诊断。在教学评估方面, 微表情的识别可以为教育工作者提供更全面的学生情感反馈, 从而优化教学方法。此外, 在交流谈判中, 对微表情的解读也可以为参与者提供额外的洞察力, 促进更有效地沟通。在公安侦查领域, 微表情分析有望成为一种新型的犯罪调查工具, 帮助警方更准确地理解被调查者的真实意图。这种多领域的潜在应用使得微表情研究不仅仅是心理学领域的一项重要工作, 更是跨学科合作中的关键组成部分。

1966 年, Haggard 和 Isaacs 发现瞬间微表情, 随后 Ekman 等人提出 BART 短表情识别方法[8] [9] [10]。Ekman 随后在对日本人和高加索人进行的短暂表情识别测试中, 引入了 JACBART 方法[11]。1978 年, Ekman 创建了 Action Unit (AU)与情感的面部动作编码系统, 精准记录 AU 时间、Onset、Offset 和 Apex [12] [13]。当前研究中, 许多学者选择使用微表情视频序列进行研究。Apex 帧的准确定位对微表情识别的准确性产生重要影响, 因此准确定位 Apex 帧一直是研究者们追求的目标。

微表情识别算法根据特征提取的时刻位置不同可划分为两个类别[14]。首先是基于序列的方法, 从微表情图像序列的每一帧或采样帧中提取特征[15] [16] [17] [18]。而另一类是基于峰值帧(Apex)的方法, 以起始帧(On-set)为基准, 相对于基于序列的方法, 基于峰值帧的微表情识别方法专注于提取关键时刻, 以最小帧数保留最显著的微表情信息, 突显情感传达的关键瞬间[19] [20], 因此在实际应用中更为优越。因此, 目前许多学者倾向于基于 Apex 帧进行面部微表情识别研究。

对于 Apex 帧的检测, 当前研究主要分为两个方向。一方面是基于时空域提取微表情 Apex 帧的方法, 其中 Patel 等学者[21]采用在小的局部空间区域上计算的积分光流向量, 以识别视频的起始帧和偏移帧。S.-T. Liong 等研究者[22]则采用局部二值模式和光流的二值搜索策略, 在有趣的面部子区域上辨识微表情视频序列中的峰值帧。Liong 等人[23] [24]提出了特征提取算法 Bi-WOOF 和 OFF-ApexNet, 用于识别人脸微表达视频序列的起始帧和峰值帧。Xu 等人[25]通过结合双重注意力模型和迁移学习提升微表情识别准确性。温等人[26]则使用顶峰帧光流和卷积自编码器。峰值帧图像采用[27]等人的帧间差分方法提取。

另一方面是基于频率域提取微表情 Apex 帧的方法。Zhao 等学者[28]提出了 3D 快速傅里叶变换来辨认微表情视频的峰值帧，结合了频域和时空连续变化信息。Li Y 等研究者[29]则提出了基于频率的方法，通过分析面部肌肉变化在频域的变化表示来确定峰值帧。

由于微表情的公开数据样本规模小，一些算法，如 CMED-3DFFT [25]和 DCNN [28]，需要大量的样本进行训练。为了弥补这一不足，本文提出了一种创新性的方法，结合了多特征融合和背景建模的思想，以在有效减少计算量的同时，实现对微表情 Apex 帧的准确检测。这一方法引入了背景建模和离散傅里叶变换，是本文的主要创新点之一。

## 2. 基于多特征融合及背景建模的微表情 Apex 帧检测

本文提出的基于多特征融合及背景建模的微表情 Apex 帧检测其技术框架如下，包括人脸检测、面部特征提取、微表情 Apex 帧提取三个阶段，如图 1 所示，首先对原始微表情视频或图像序列通过深度残差网络模型对图像进行人脸检测；其次进行面部特征提取，在面部特征提取时需考虑眼镜边框对提取人脸图像特征的影响，本文使用基于 RGB 颜色特征方法从人脸图像中提取出人脸肤色区域，通过使用基于关键点检测的算法，我们能够从人脸图像中提取关键点的坐标信息。这些关键点通常包括人脸的眼睛和鼻子等特定位置。将这些关键点映射到肤色区域之后，我们进行了二值化处理，接着提取最大连通域，以获取人脸面部的特征信息。这一过程有助于准确捕捉人脸在图像中的关键特征。然后在最大连通域内对图像进行背景建模，提取前景变化区域，获取运动区域图像；最后对变化区域进行统计，得出最大前景区域所在的帧序号，作为微表情 Apex 帧。图 2 为相应的流程示意图。

### 2.1. 基于深度学习的残差网络的人脸检测

基于深度学习的残差网络对输入的微表情视频或微表情图像序列进行人脸检测，截取图像中的人脸并进行尺寸归一化。

本文中所用的深度学习模型为 resnet10 网络模型，该模型具有检测人脸效果好、速度快等优点。

### 2.2. 最大连通域的面部特征提取

为了更准确地检测脸部微表情，本文将肤色提取和人脸关键点检测相融合。通过融合基于 RGB 颜色特征的方法和基于关键点检测算法，我们能够在人脸图像中更有效地提取人脸肤色区域，并准确获取人脸关键点的位置。这种综合的方法有助于定位微表情发生的区域，同时正确分离无关的信息，使我们能够专注于提取与微表情相关的关键信息。

1、基于 RGB 颜色的肤色检测方法。

对于给定的包含人脸的图像  $I$ ，人脸前景分割问题定义如下：

定义 1 对于给定的人脸彩色图像  $I$ ，表示如下：

$$I = \{p(x, y) \in R^3, (x, y) \in \Omega\} \quad (1)$$

其中： $p(x, y)$  表示  $(x, y)$  处的像素值； $\Omega$  为整个图像区域。

肤色前景定义如下：

定义 2 将肤色前景  $S$  定义为人脸图像的一个子集  $S \subset I$ ，该子集中包含了尽可能多的肤色点。以下是模型的表示：

$$S = \arg \max_{S \subset I} \sum_{p^i \in S} s(p^i) \quad (2)$$

其中  $s(p^i)$  是  $S$  中肤色点的像素数，表达式如下：

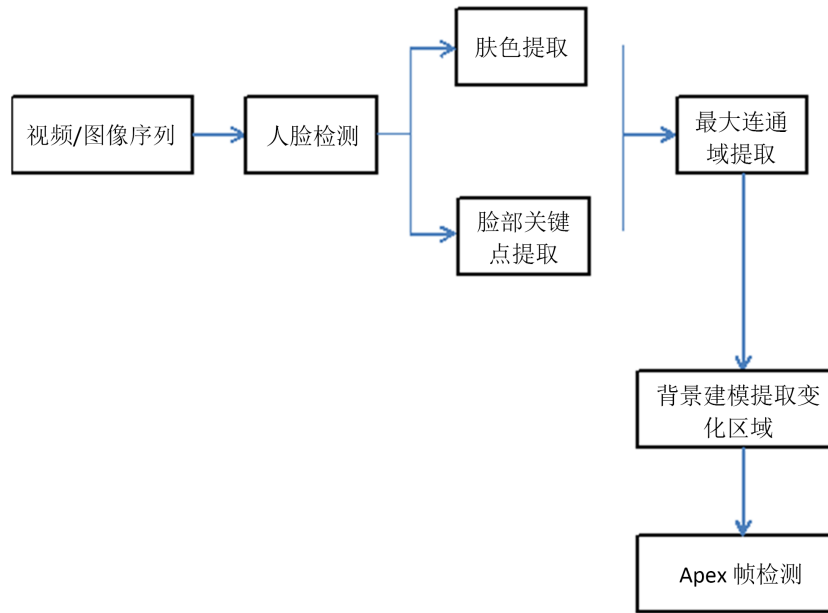


Figure 1. Micro-expression Apex frame detection framework based on multi-feature integration and background modeling

图 1. 基于多特征融合及背景建模的微表情 Apex 帧检测框架

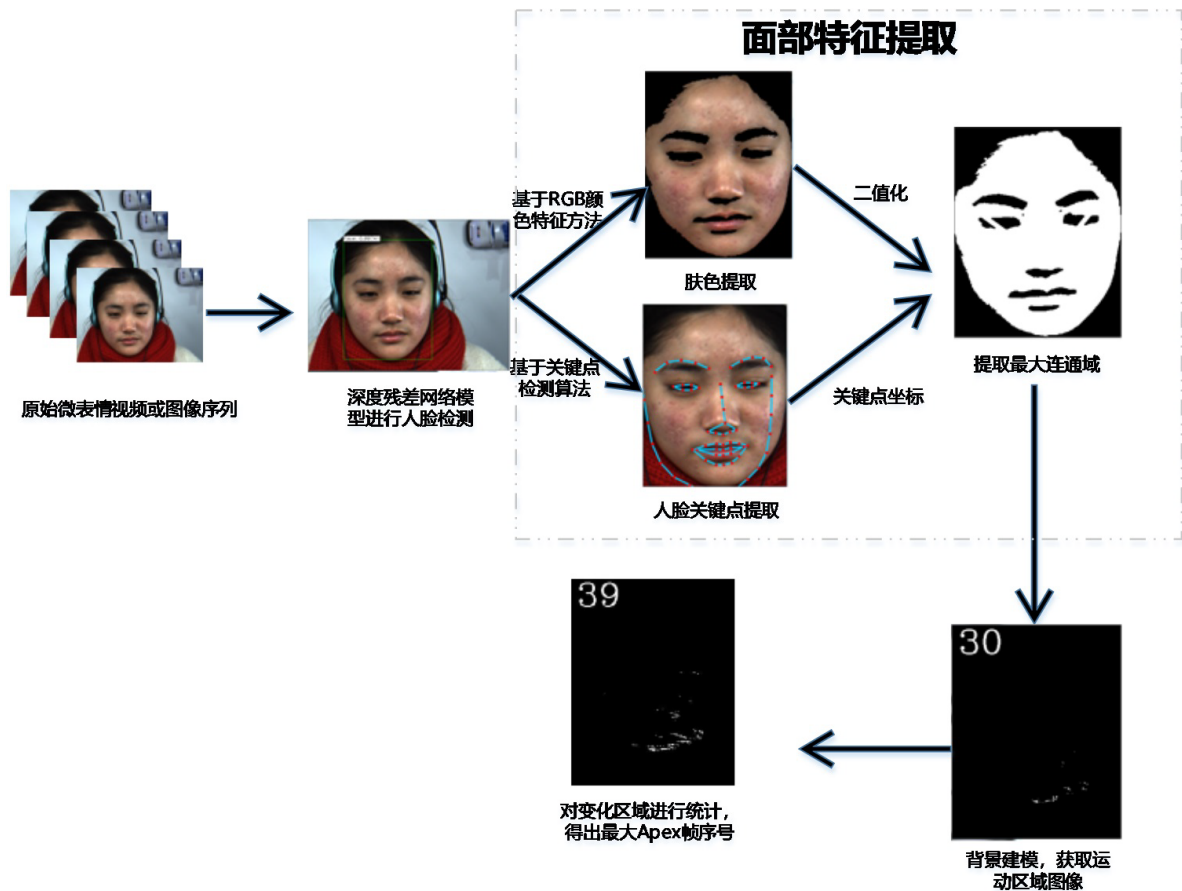


Figure 2. Flow chart of our method

图 2. 流程示意图

$$s(p^i) = \begin{cases} 1, & p^i \text{ 是肤色点} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

在 RGB 彩色模型中, 由于肤色的呈现受到亮度变化的显著影响, 我们采用了一系列复杂的约束条件, 以精确筛选出图像中的皮肤区域。在这一模型中, 肤色的取值范围需符合以下约束条件:

$$\begin{aligned} (R,G,B) &> (95,40,20) \\ \max(R,G,B) - \min(R,G,B) &> 15 \\ |R - G| &> 15 \\ R &> G \\ R &> B \end{aligned}$$

2、基于关键点定位方法。

人脸关键点检测主要用于处理上述经过归一化的人脸图像, 以精确定位人脸的 68 个关键区域。这些关键区域被划分为内部关键点和轮廓关键点。通过定位人脸 68 个关键区域, 内部关键点包括眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴(51 点), 轮廓关键点包括 17 点, 通过对这些关键点检测, 我们能够准确捕捉人脸面部的关键特征, 为进一步的分析和处理提供了有力支持。

使用 OpenCV3.4 中提供的 Facial Landmark Detection 人脸关键点检测 API, 提取面部 68 个关键点。提取到的关键点将有助于戴眼镜中面部区域被割裂现象的弥补, 有效提高微表情 Apex 帧检测准确率。

3、面部区域二值化及最大连通域提取。

研究发现, 眼镜对面部微表情识别有严重的负面影响。为了消除眼镜框在二值化后变为黑色使得脸部被分成两块区域, 导致提取最大联通区域时丢失脸的上部分或下部分, 提取面部关键点中的眼睛和鼻子在图像中的坐标, 将其与面部肤色图像中坐标进行映射, 给面部肤色图像中的这些位置坐标进行连线并赋予白色像素值。

### 2.3. 离散余弦变换背景建模

对最大连通域面部特征中提取到的轮廓内的图像进行分块背景建模, 使用 DCT 进行背景建模, 提取运动区域; 最后在运动区域中使用加权方法, 检测 Apex 帧, 从而提取到人脸微表情发生的 Apex 帧。

1、块模型及初始化

通过视频首帧信息为每块  $x$  创建包含  $N$  个样本的背景样本集  $M(x)$ , 其中  $v(x)$  为块  $x$  的 8 邻域内的 DCT 直流分量  $M(x)$ ,

$$M(x) = \{v_1, v_2, \dots, v_N\} \quad (4)$$

在首帧中, 基于[30]的相似分布假设, 每块通过 DCT 变换提取直流分量构建块模型, 以 8 邻域块的 DCT 直流分量作为背景模型样本集, 确保样本多样性。通过(5)式初始化背景模型。  $N_G(x)$  代表  $x$  块的空间 8 邻域, 通过(5)式来初始化背景模型。

$$M^0(x) = \{v^0(N_G(x))\} \quad (5)$$

2、运动物体检测

在欧式空间, 计算背景块与块  $x_1$  相同位置的直流分量。通过欧氏距离和相似匹配阈值判断前景/背景, 记录最大差异样本序号, 更新样本集, 具体来说就是使用以  $v(x_1)$  为圆心、 $R$  为半径的圆, 计算圆内与  $v(x_1)$  相同值的样本数, 比较#value 与相似匹配阈值#min, 根据结果归类。

$$\#\{S_R(v(x_1)) \cap \{v_1, v_2, \dots, v_N\}\} \quad (6)$$



通过实验证明,在灰度图像中,选择块大小为 $3 \times 3$ ,圆的半径 $R = 40$ ,相似匹配阈值 $\#min = 2$ ,以及前景连续匹配块阈值 $threshnum = 3$ 时,模型表现较好。详细参数讨论见第3.4节。

### 3、模型更新

从视频第二帧开始,视频背景模型更新分为:背景、前景区域更新,确保精准建模和平滑过渡。

#### A、背景区域更新

视频背景模型更新涉及背景区域和前景区域更新。背景区域更新采用最不相似样本替换策略,通过DCT直流分量值替换背景块样本集中最不相似的样本,确保平滑过渡。对邻域块采用与文献[30]相似的随机更新策略,生成随机数决定更新哪个块,再生成整数确定更新哪个样本,以块的DCT直流分量值替换该样本。

#### B、前景区域更新

对前景块 $x$ , $fcount$ 记录其前景次数。当 $fcount \geq threshnum$ 时,替换背景样本值;否则,不替换。具体公式如下:

$$Mf_i(x,y) = \begin{cases} 0(\text{不替换背景样本值}); & fcount < threshnum \\ 1(\text{替换背景样本值}); & fcount \geq threshnum \end{cases} \quad (7)$$

前景区域判断是否替换背景样本,替换时使用块的DCT值替换第 $ind$ 个样本,同时去除最不相似样本, $fcount$ 重置为0。实验证明 $threshnum = 3$ 时检测准确率较高。

## 3. 实验与结果分析

### 3.1. 实验数据

实验中采用中国科学院心理研究所提供的微表情测试数据集CASME和CASME2[31]进行实验。

### 3.2. 深度学习的残差网络

本文选择深度残差网络(ResNet)作为人脸检测基础模型,通过引入残差单元和短路连接,继承VGG19的优势并在下采样时采用 $stride = 2$ 卷积,保持高分辨率特征提取。使用全局平均池化替代全连接层,设计原则保持网络层复杂度。在微表情图像高分辨率的情况下,ResNet在人脸信息提取方面表现卓越,实验中取得显著成果。

### 3.3. 最大连通域的面部特征提取

如图3所示,当图像中的个体戴着眼镜时,基于RGB颜色的肤色检测时会把脸分成两个比较大的连通域,在筛选连通域时会丢失一个次最大连通域,使得会失去部分微表情。本文使用关键点提取技术,提取出脸部的眼睛、鼻子、眉毛等坐标信息,将其坐标信息映射到肤色提取到的图像中,在映射后图像的关键点坐标内的像素值置为全白色,这样在对肤色进行二值化时能够有效消除眼镜框导致的面部图像断裂情况的发生,为后续进行准确的轮廓提取提供了基础。



Figure 3. Connected domain extraction results  
图3. 连通域提取结果

### 3.4. 背景建模

在背景建模中,跟踪问题可被视为一个二分类问题,即前景为运动物体和背景为非运动物体。本文采用 PCC 曲线对各类算法的分类性能进行评估。PCC 的计算公式如下:

$$PCC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

这四个参数(TP, FP, TN, FN)分别表示正确分类的前景像素点数、将背景错误分类为前景的数量、正确分类的背景像素点数以及将前景错误分类为背景的数量。

#### A、实验参数讨论

通过实验确定算法参数:圆半径  $R = 40$ , 相似匹配阈值#min 与文献[30]保持一致设为 2, 连续匹配块阈值 threshnum 设为 3, 块大小固定。在这样的设置下,实现了较好的跟踪效果,特别是当连续 3 次判定为前景块时,使用 DCT 后的直流分量值更新样本集,取得高分类正确率。图 4 展示了在不同连续匹配块阈值下的分类准确度。

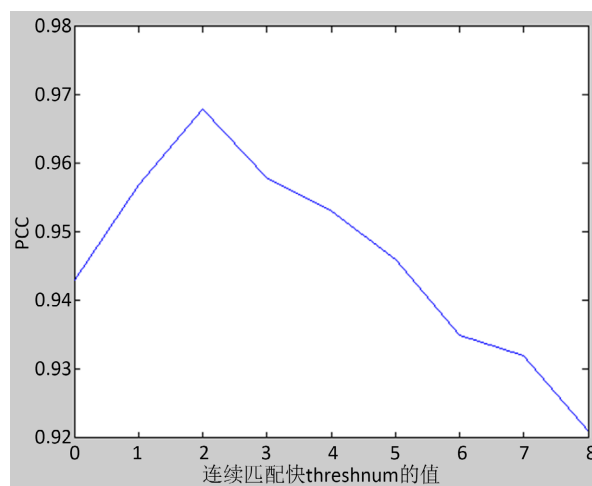


Figure 4. Classification accuracy under different consecutive matching block threshold

图 4. 不同连续匹配块阈值下的分类精度

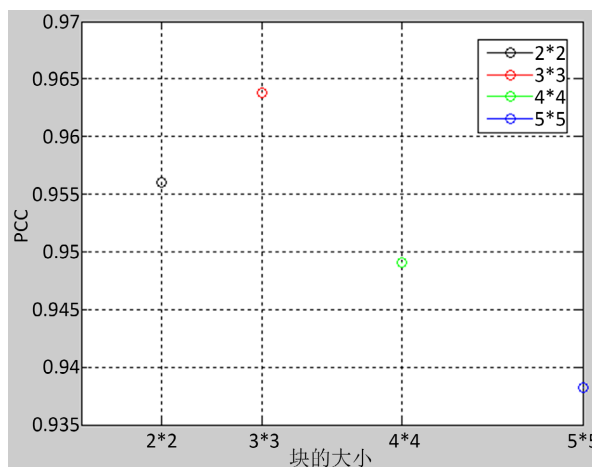


Figure 5. Classification accuracy under different block size

图 5. 块的大小与分类正确率

通过实验统计块大小为 $2 \times 2$ 、 $3 \times 3$ 、 $4 \times 4$ 、 $5 \times 5$ 时的分类正确率，绘制 PCC 曲线。结果显示，在块太小 $2 \times 2$ 和太大( $4 \times 4$ 、 $5 \times 5$ )时，分类准确率较低。在这项工作中，块的大小选择是基于图 5 中显示的块大小与准确性之间的关联，选择 $3 \times 3$ 的块大小，因为在此配置下，兼顾了对光照变化的抵抗力，避免了将背景块错误分类为前景，实现了较高的分类准确率。

### 3.5. 结果对比

使用中国科学院心理研究所提供的微表情测试数据集 CASME2 和 CASME 使用本文提出的算法分别进行探测 Apex 帧实验，在 CASME2 中图像序列中发现 Apex 帧效果如图 6 所示；图中 a 为 disgust (厌恶) 微表情的 Apex 帧，b 为 fear (恐惧) 微表情的 Apex 帧，c 为 happiness (快乐) 微表情的 Apex 帧，d 为 repression (压抑) 微表情的 Apex 帧，e 为 sadness (悲伤) 微表情的 Apex 帧，f 为 surprise (惊讶) 微表情的 Apex 帧。

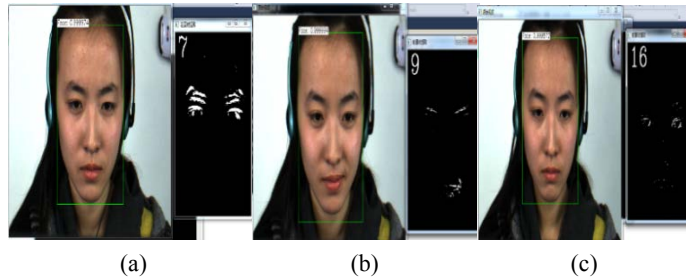


Figure 6. Apex frame detection results on CASME II  
图 6. 在 CASME II 上的顶点帧检测结果

在 CASME 中图像序列中发现 Apex 帧效果如图 7 所示；图中 a 为 tense (紧张) 微表情的 Apex 帧，b 为 surprise (惊讶) 微表情的 Apex 帧，c 为 disgust (厌恶) 微表情的 Apex 帧。

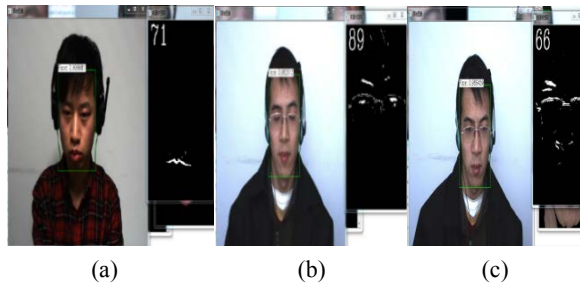


Figure 7. Apex frame detection results on CASME  
图 7. 顶点帧检测结果为 CASME

Table 1. Experimental results of each peak detection algorithm on the microexpression datasets  
表 1. 各个峰值检测算法在微表情数据集上的实验结果

算法	CASME II		CASME	
	MAE	SE	MAE	SE
CLM	17.21	0.89	18.05	0.89
LBP	13.55	0.79	14.25	0.86
OS	14.43	0.83	14.93	0.78
RHOOF	10.97	0.73	11.37	0.71
本文算法	<b>9.36</b>	<b>0.69</b>	<b>9.69</b>	<b>0.70</b>



为了验证本文所提算法的效果,我们使用平均绝对值误差(MAE) [32]和标准错误[32]来评估峰值检测的性能。现有的频率域微表情峰值检测的算法有: CLM [33]、LBP [33]、OS [34]和 RHOOF [35]的比较见表 1。

各算法对测试集中样本进行微表情提取所需的平均时间对比如表 2 所示。

**Table 2.** Average time consumed by each algorithm

**表 2.** 各算法消耗的平均时间

算法	CASME II	CASME
	每个样本处理的平均时间/s	每个样本处理的平均时间/s
帧差法	0.421	0.486
LBP-TOP	0.654	0.629
RHOOF	0.485	0.493
FDM	0.557	0.538
<b>本文算法</b>	<b>0.436</b>	<b>0.402</b>

将本文算法与频率域中检测 Apex 帧的 Zhao 等人[25]提出的 CMED-3DFFT 算法以及 Li Y [28]等人提出的 DCNN 算法进行比较,结果在表 3。

**Table 3.** Experimental results of the frequency domain spike detection algorithm on the microexpression dataset

**表 3.** 频率域峰值检测算法在微表情数据集上的实验结果

算法	CASME II		CASME	
	MAE	SE	MAE	SE
CMED-3DFFT	10.43	0.79	12.32	0.77
DCNN	9.97	0.71	10.71	0.75
<b>本文算法</b>	<b>9.36</b>	<b>0.69</b>	<b>9.69</b>	<b>0.70</b>

通过在不同微表情视频序列下,分别运行本文所提算法提取 Apex 帧与其他微表情提取算法的准确率进行比较,本文所提算法优于其他算法,如表 4 所示。

**Table 4.** Comparison of the average recognition accuracy

**表 4.** 比较平均识别精度

算法	CASME	CASME II
<b>本文算法</b>	<b>53.4%</b>	<b>56.6%</b>
帧差法	48.0%	51.6%
LBP-TOP	40.05%	41.35%
HOOOF	46.58%	42.05%
FDM	42.80%	43.5%

## 4. 结束

本文在微表情研究中,提出了一种基于多特征融合及背景建模的微表情 Apex 帧检测,其主要特点是,通过对检测到人脸图像进行肤色提取和人脸中的眼睛、鼻子等关键点的提取后进行二值化,提取脸部区域的最大连通域,在最大连通域内进行背景建模,提取前景,通过统计前景区域中的面积最大值,得到

微表情变化最大的 Apex 所在的帧。实验结果表明, 本算法能够较好地检测出视频序列中微表情发生的 Apex 帧。本算法基于实验室理想条件下进行测试, 然而, 在实际应用中, 人脸的表情容易受到光照变化、非正面头部姿势、遮挡等多种因素的影响。未来的研究方向将专注于在真实且复杂的环境中, 研究如何更有效地进行微表情识别。

## 参考文献

- [1] Mehrabia, A. (1968) Communication without Words. *Psychology Today*, **2**, 53-56.
- [2] Li, X., Hong, X., Moilanen, A., *et al.* (2017) Towards Reading Hidden Emotions: A Comparative Study of Spontaneous Micro-Expression Spotting and Recognition Methods. *IEEE Transactions on Affective Computing*, **9**, 563-577. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2017.2667642>
- [3] Frank, M.G. and Ekman, P. (1997) The Ability to Detect Deceit Generalizes across Different Types of High-Stake Lies. *Journal of Personality and Social Psychology*, **72**, 1429-1439. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.72.6.1429>
- [4] Xu, F. and Zhang, J.P. (2017) Facial Microexpression Recognition: A Survey. *Acta Automatica Sinica*, **43**, 333-348.
- [5] Salter, F., Grammer, K. and Rikowski, A. (2005) Sex Difference in Negotiating with Powerful Males. *Human Nature*, **16**, 306-321. <https://doi.org/10.1007/s12110-005-1013-4>
- [6] Pool, L.D. and Qualter, P. (2012) Improving Emotional Intelligence and Emotional Self-Efficacy through a Teaching Intervention for University Students. *Learning and Individual Differences*, **22**, 306-312. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2012.01.010>
- [7] Whitehill, J., Serpell, Z., Lin, Y.C., Foster, A. and Movellan, J.R. (2014) The Faces of Engagement: Automatic Recognition of Student Engagement from Facial Expressions. *IEEE Transactions on Affective Computing*, **5**, 86-98. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2316163>
- [8] Haggard, E.A. and Isaacs, K.S. (1966) Micromomentary Facial Expressions as Indicators of Ego Mechanisms in Psychotherapy. In: Haggard, E.A. and Isaacs, K.S., Eds., *Methods of Research in Psychotherapy*, Springer, Boston, 154-165. [https://doi.org/10.1007/978-1-4684-6045-2\\_14](https://doi.org/10.1007/978-1-4684-6045-2_14)
- [9] Ekman, P. and Friesen, W.V. (1969) Nonverbal Leakage and Clues to Deception. *Psychiatry Interpersonal & Biological Processes*, **32**, 88-106. <https://doi.org/10.1080/00332747.1969.11023575>
- [10] Ekman, P. and Friesen, W.V. (1974) Nonverbal Behavior and Psychopathology. In: Friedman, R.J. and Katz, M.M., Eds., *The Psychology of Depression: Contemporary Theory and Research*, Halsted Press, Sydney, 3-31.
- [11] Matsumoto, D., Leroux, J., Wilson-Cohn, C., *et al.* (2000) A New Test to Measure Emotion Recognition Ability: Matsumoto and Ekman's Japanese and Caucasian Brief Affect Recognition Test (JACBART). *Journal of Nonverbal Behavior*, **24**, 179-209. <https://doi.org/10.1023/A:1006668120583>
- [12] Ekman, P. and Friesen, W.V. (1978) Facial Action Coding System Investigator's Guide. Consulting Psychologists Press, Palo Alto. <https://doi.org/10.1037/t27734-000>
- [13] Ekman, P. and Friesen, W.V. (1978) Manual for the Facial Action Coding System. Consulting Psychologists Press Palo Alto. <https://doi.org/10.1037/t27734-000>
- [14] Pfister, T., Li, X.B., Zhao, G.Y., *et al.* (2011) Recognising Spontaneous Facial Micro-Expressions. 2011 *International Conference on Computer Vision*, Barcelona, 6-13 November 2011, 1449-1456. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126401>
- [15] Peng, M., Wang, C.Y., Chen, T., *et al.* (2017) Dual Temporal Scale Convolutional Neural Network for Micro-Expression Recognition. *Frontiers in Psychology*, **8**, Article 273835. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01745>
- [16] Peng, M., Wu, Z., Zhang, Z.H., *et al.* (2018) From Macro to Micro Expression Recognition: Deep Learning on Small Datasets Using Transfer Learning. 2018 *13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*, Xi'an, 15-19 May 2018, 657-661. <https://doi.org/10.1109/FG.2018.00103>
- [17] Huang, X., Wang, S.J., Zhao, G., *et al.* (2015) Facial Micro-Expression Recognition Using Spatiotemporal Local Binary Pattern with Integral Projection. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, Santiago, Chile, 07-13 December 2015, 1-9.
- [18] Wang, Y.D., See, J., Phan, R.C.W., *et al.* (2014) LBP with Six Intersection Points: Reducing Redundant Information in LBP-Top for Micro Expression Recognition. In: Cremers, D., Reid, I., Saito, H. and Yang, M.H., Eds., *Computer Vision—ACCV 2014*, Springer, Cham, 525-537. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-16865-4\\_34](https://doi.org/10.1007/978-3-319-16865-4_34)
- [19] Li, Y.T., Huang, X.H. and Zhao, G.Y. (2018) Can Micro-Expression Be Recognized Based on Single Apex Frame? 2018 *25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Athens, 7-10 October 2018, 3094-3098. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2018.8451376>

- [20] Gan, Y.S., Liong, S.T., Yau, W.C., *et al.* (2019) OFF-ApexNet on Micro Expressions Recognition System. *Signal Processing: Image Communication*, **74**, 129-139. <https://doi.org/10.1016/j.image.2019.02.005>
- [21] Patel, D., Zhao, G. and Pietikäinen, M. (2015) Spatiotemporal Integration of Optical Flow Vectors for Micro-Expression Detection. In: Battiato, S., Blanc-Talon, J., Gallo, G., Philips, W., Popescu, D. and Scheunders, P., Eds., *ACIVS 2015: Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Springer, Cham, 369-380. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-25903-1\\_32](https://doi.org/10.1007/978-3-319-25903-1_32)
- [22] Liong, S.T., See, J., Wong, K., Le Ngo, A.C., Oh, Y.H. and Phan, R. (2015) Automatic Apex Frame Spotting in Micro-Expression Database. 2015 *3rd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR)*, Kuala Lumpur, 3-6 November 2015, 665-669. <https://doi.org/10.1109/ACPR.2015.7486586>
- [23] Liong, S.T., See, J., Wong, K.S. and Pan, R.C.W. (2018) Less Is More: Micro-Expression Recognition from Video Using Apex Frame. *Signal Processing: Image Communication*, **62**, 82-92. <https://doi.org/10.1016/j.image.2017.11.006>
- [24] Gan, Y.S., Liong, S.T., Yau, W.C., *et al.* (2019) Off-Apexnet on Micro-Expression Recognition System. *Signal Processing: Image Communication*, **74**, 129-139. <https://doi.org/10.1016/j.image.2019.02.005>
- [25] Xu, W., Zheng, H. and Yang, Z.X. (2021) Apex Frame Micro-Expression Recognition Based Dual Attention Model and Transfer Learning. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, **16**, 1015-1020.
- [26] 温杰彬, 杨文忠, 马国详, 张志豪, 李海磊. 基于 Apex 帧光流和卷积自编码器的微表情识别[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(4): 127-133.
- [27] 韦锦涛, 倪建成, 侯杰, 吴俊清, 魏媛媛. 基于卷积神经网络的微表情识别模型[J]. 曲阜师范大学学报, 2021, 47(1): 64-71.
- [28] Zhao, Y. and Xu, J. (2019) A Convolutional Neural Net Work for Compound Micro-Expression Recognition. *Sensors*, **19**, Article 5553. <https://doi.org/10.3390/s19245553>
- [29] Li, Y., Huang, X. and Zhao, G. (2021) Joint Local and Global Information Learning with Single Apex Frame Detection for Micro-Expression Recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, **30**, 249-263. <https://doi.org/10.1109/TIP.2020.3035042>
- [30] Barnich, O. and Droogenbroeck, M.V. (2011) ViBe: A Universal Background Subtraction Algorithm for Video Sequences. *IEEE Transactions on Image Processing*, **20**, 1709-1724. <https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2101613>
- [31] Yan, W.J., Li, X., Wang, S.J., *et al.* (2014) CASME II: An Improved Spontaneous Micro-Expression Database and the Baseline Evaluation. *PLOS ONE*, **9**, e86041. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0086041>
- [32] Liong, S.T., See, J., Wong, K.S., *et al.* (2015) Automatic Apex Frame Spotting in Micro-Expression Database. 2015 *3rd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR)*, Kuala Lumpur, 3-6 November 2015, 665-669. <https://doi.org/10.1109/ACPR.2015.7486586>
- [33] Yan, W.J., Wang, S.J., Chen, Y.H., *et al.* (2015) Quantifying Micro-Expressions with Constraint Local Model and Local Binary Pattern. In: Agapito, L., Bronstein, M. and Rother, C., Eds., *Computer Vision—ECCV 2014 Workshops*, Springer, Cham, 296-305. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-16178-5\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-319-16178-5_20)
- [34] Liong, S.T., Phan, C.W., See, J., *et al.* (2015) Optical Strain Based Recognition of Subtle Emotions. 2014 *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, Kuching, 1-4 December 2014, 180-184. <https://doi.org/10.1109/ISPACS.2014.7024448>
- [35] 马浩原. 微表情特征提取算法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2018.