

## 微表情自动识别综述

賁晓烨<sup>1,3)</sup>, 杨明强<sup>1)</sup>, 张 鹏<sup>1)</sup>, 李 娟<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(山东大学信息科学与工程学院 济南 250100)

<sup>2)</sup>(山东大学心理健康教育与咨询中心 济南 250100)

<sup>3)</sup>(南京理工大学高维信息智能感知与系统教育部重点实验室 南京 210094)  
(benxianye@163.com)

**摘 要:** 微表情是一种持续时间仅为 1/25~1/5 s 非常快速的表情,它表达了人试图压抑与隐藏的真正情感.文中简要分析了面部行为代码系统,探讨了人工微表情识别方法的实验研究;对现有的微表情自动识别的数据库从采集情况、微表情的产生情况以及用途进行了对比总结,重点综述了现有的微表情自动识别研究进展,从识别结果、所采用的技术、优缺点等方面进行了对比总结,给出了评估方法,论述了微表情线索测谎的典型应用;最后探讨了该领域值得进一步研究的问题和可能的发展方向.

**关键词:** 微表情;微表情自动识别;测谎;面部行为代码系统;微表情识别评估方法

**中图法分类号:** TP391.41

## Survey on Automatic Micro Expression Recognition Methods

Ben Xianye<sup>1,3)</sup>, Yang Mingqiang<sup>1)</sup>, Zhang Peng<sup>1)</sup>, and Li Juan<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250100)

<sup>2)</sup>(Psychology Counseling Center, Shandong University, Ji'nan 250100)

<sup>3)</sup>(Key Laboratory of Intelligent Perception and Systems for High-Dimensional Information, Ministry of Education, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

**Abstract:** Micro expression is a fast facial movement, which usually lasts for 1/25 to 1/5 second. It reveals a real emotion that people try to suppress and conceal. In this paper, facial action coding system (FACS) is firstly analyzed briefly, and then the experimental study of artificial micro expression recognition is explored. Secondly, the acquisition, generation and usage of micro expressions are comparatively summarized based on the existing automatic micro expression recognition database. Thirdly, the comparative studies of recognition results, technologies, advantages and disadvantages with an emphasis on automatic micro expression recognition methods are also reviewed. Fourthly, the evaluation measures of micro expression are discussed. Fifthly, a typical application of using micro expression clues to deception detection is addressed. Finally, several issues worthy of further study and possible directions of development are concluded.

**Key words:** micro expression; automatic micro expression recognition; deception detection; facial action coding system; micro expression recognition evaluation measure

情绪存在于人生活中的时时刻刻,情绪和表情之间是有着某种必然联系的,表情是情绪的外部表现,情绪是某种内心体验,而表情就是它表现在外的面部反应.内心的情绪一定会有外在表现,因为这些

收稿日期:2013-08-20;修回日期:2013-12-03. 基金项目:国家自然科学基金(61201370);教育部博士点基金(20120131120030);中国博士后科学基金(2013M530321);中国博士后科学基金第 7 批特别资助(2014T70636);山东省博士后创新项目专项资金(201303100);高维信息智能感知与系统教育部重点实验室(南京理工大学)基金(30920140122006);山东大学自主创新基金(2012GN043,2012DX007,2012ZD039,IFW09108). 賁晓烨(1983—),女,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向为模式识别、图像处理等;杨明强(1969—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像处理等;张 鹏(1990—),男,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、图像处理等;李 娟(1972—),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为微表情心理学等.

内在的神经系统状态和外在的表现都具有重要的生理意义,不像思维那样可以纯粹地保留在大脑中而不露痕迹;这就使得我们通过表情来研究人的情绪变成了可能。然而,表情有真有假;情绪引发的表情为真,而思维控制的表情为假。有情绪,就一定有表情;有表情,不一定有相应的情绪作为支撑。那么,怎样分辨真假表情以达到判断人的真实情绪的目的,便成为了一个非常重要的研究课题。

人类的面部表情研究起源于 19 世纪达尔文<sup>[1]</sup>,且目前人们仍在研究中。1969 年,Ekman 等<sup>[2]</sup>将跨越不同民族和文化群体的面部表情分成 6 个主要类别:快乐、悲伤、惊讶、恐惧、愤怒、厌恶,如图 1 所示。



图 1 6 种表情

在国外,微表情识别已经有了几十年的历史,研究人员提出且定义了微表情,其在协助司法机关诊断案情、商业谈判、心理咨询等领域多有建树,开始得到了一些应用。Ekman<sup>[2]</sup>研究团队是开展微表情研究的主要力量,他们主要进行了微表情识别能力测验、微表情识别能力实验,即“日本人与高加索人短暂表情识别测验”(Japanese and Caucasian brief affect recognition test, JACBART)以及微表情训练工具。他们认为:微表情与撒谎密切相关,微表情是无意识的。Ekman 等<sup>[3]</sup>进行了面部测绘行为的研究,验证了微表情可提供更全面的隐蔽情感的泄露。微表情是指极大地压缩了正常表现时间的完整情绪性表情,尽管它完整地表现于脸上,但持续时间仅止于一瞬,快到让人难以察觉,往往为人所忽略,但其在测谎中有重要的应用前景。在国内,对微表情的研究也逐渐涉足加深,认知心理学博士傅小兰教授主持了 2011~2013 年的国家自然科学基金面上项目“面向自动谎言识别的微表情表达研究”,成为国内微表情研究的第一人。2010 年,吴奇等<sup>[4]</sup>从心理学角度总结了微表情识别能力测验和早期的微表情训练工具,分析了微表情识别在医学临床、情绪智力、谎言识别、国家安全和政治心理学等领域的应用研究。2011 年,吴冉等<sup>[5]</sup>从心理学角度研究的是微表情的启动效应。2013 年,Yan 等<sup>[6]</sup>仍从心理学角度研究了微表情泄露真实表情的持续时间问题。2013 年,梁静等<sup>[7]</sup>简略地总结了 3 种微表情数据库以及 3 种微表情自动识别方法,并指出心理学和计算机

科学领域专家的协同合作必将有效地促进微表情研究的不断深入及相关成果的广泛应用。微表情自动识别研究刚刚起步,但也有了一些文献报道。因此,本文首先简要分析了微表情的概念,阐述了面部行为代码系统(facial action coding system, FACS),探讨了人工微表情识别方法的实验研究;之后总结了现有的微表情自动识别的数据库,并从采集情况、微表情的产生情况以及用途进行了对比总结,展望了未来在微表情自动识别的建库时需要考虑的因素;将现有的微表情自动识别方法从识别结果、所采用的技术、优缺点上进行了对比总结,特别对微表情自动识别的特有方法——应变模式方法进行了详细介绍与分析;论述了现有微表情自动识别的主要评估方法就是识别精度,预言了将来可能出现的评估方法;最后探讨了用微表情线索来测谎的重要应用;并给出了该领域值得进一步研究的问题和可能的发展方向。

## 1 微表情与微表情实验

一般认为微表情是一种持续时间仅为  $1/25 \sim 1/5$  s 非常快速的表情,其表达了人试图压抑与隐藏的真正情感。微表情最主要的优势在于其充分展露了人的真实情绪,但由于其在表现时间上的压缩及理解上的困难,使得很长一段时间以来对微表情的识别都是靠极少的受过专业训练的人来进行。下面简要分析微表情的概念、FACS,探讨人工微表情识别方法及实验。

### 1.1 微表情

微表情是当人们想要掩盖自己真实情绪时流露出的一种快速而短暂的面部表情,尤其是在高风险的情况下,微表情出现得更多。面部微表情是最重要的隐藏感情的非语言信号,它被认为是识破谎言和危险最有用的线索,对理解人类欺骗行为有着重要作用。不仅是检测,微表情发生期间面部肌肉运动时间的特性被认为是最重要的线索,因此,它在各种领域都有应用的潜力<sup>[8]</sup>。微表情最重要的特征是持续时间非常短,因此,它们并不容易被检测出来;这是因为这些微表情只是在很短的时间内带动那些不存在明显特征的面部区域内很小的肌肉收缩<sup>[9]</sup>。Shen 等<sup>[10]</sup>研究了表情持续时间的长短对微表情识别的影响,是让参与者观看 6 种基本表情中的一个,表情持续的时间大约在  $20 \sim 300$  ms;然后让他们人工来

识别微表情。实验结果表明:随着表情持续的时间越长,微表情识别性能越好,在 200 ms 处有一个转折点,而且微表情的识别能力会随着练习而有所提高。由于一闪而过的微表情极易被观察者所忽略,微表情自动识别系统及其在心理检测中进行辅助应用具有重要的理论意义和实践意义。与微表情相对的是宏表情,宏表情通常要持续 3/4~2 s。图 2 a 所示为悲伤微表情,嘴角微微下陷;图 2 b 所示为厌恶、快乐的宏表情,通常不同的宏表情会呈现在人脸区域的多个子区域上;例如快乐时嘴角向上翘起、眼睛稍微闭合、鱼尾纹增多、眉部肌肉平舒。



图 2 微表情与宏表情

## 1.2 脸部动作编码系统

2002 年,Ekman 研制出第一个微表情训练工具 (micro expression training tool, METT)<sup>[11]</sup>;之后又与 Friesen 等描绘出不同脸部肌肉活动和不同表情的对应关系,完善研究了“脸部动作编码系统”(FACS)<sup>[12]</sup>。FACS 是一个“基于人类观察的系统”,可检测在不同面部区域的特征变化,脸部区域的选择是基于 FACS<sup>[13]</sup>。FACS 由 44 个以解剖学为基础的动作单元组成,每个单元单独或以组合形式呈现所有可见的判别表情。其中存在 8 个基本人脸表情:愤怒、鄙视、厌恶、恐惧、幸福、喜悦、悲伤和惊讶;根据 FACS,它们由不同肌肉的动作单元组合编码而成<sup>[14]</sup>,Ekman 将其总结到表 1 中。

表 1 情感和其等效 FACS 码

情感	FACS 码	
	肌肉描述	不同肌肉组合
愤怒	鼻孔收紧,嘴巴压缩,眉头紧锁,眼睛睁大,头部直立	4,5,24,38
鄙视	嘴唇前突,鼻子出现皱纹,眼睑半闭,转眼,上唇上翘	9,10,22,41,61 或 62
厌恶	下唇向下,上唇前突,嘴唇张开,嘴唇突出,舌头伸出	10,16,22,25 或 26
恐惧	睁眼,张着嘴,嘴唇缩回,眉毛提高	1,2,5,20
幸福	眼睛炯炯有神,眼睛出现皱纹,嘴角下撇	6,12
喜悦	颧骨突出,眼轮匝肌收紧,上唇翘起,鼻唇沟褶皱形成	6,7,12
悲伤	嘴角下陷,眉毛凸	1,15
惊讶	眉毛扬起,嘴张开,眼睛睁大,嘴唇突出	1,2,5,25 或 26

## 1.3 人工微表情识别的实验举例

Porter 等<sup>[15]</sup>设计的实验是这样的:幻灯片包括 29 幅图像,4 种情感(每一种情感类别里有 5 幅图像)和 1 种没有感情色彩的中性情感组(9 幅图像)。每幅图像显示 5 s,2 幅图像之间间隔 5 s,目的是让参与者的表情恢复正常状态。各种情感分类图像的开头有如何应对随后的图像指示,要求参与者根据看到的内容做出反映真实感受的、或虚伪的、或相反的、或没有反应的面部表情;其中:有中性图像,即产生的是伪装的表情;还有高强度和低强度的情感图像。当它们与情感表达是一致的,即是真正的表情;否则,即是伪装的表情。最后让参与者评定各自的等级,诸如高和低强度图像、正(高、低强度高)、负(高、低强度的悲伤、恐惧和厌恶)和中性图像,并显示出差异,论证了欺骗性面部表情中的情感泄露是情感强度的函数,证明了在脸的上部和下部,高强度掩饰的情感泄露比低强度的情感泄露持续的时间长。在情感中立化时,高强度的情感比低强度情感更难以掩饰,在脸上部更容易出现情感泄露;最大和最小的情感泄露量分别出现在恐惧和快乐的表情中。文献[16]的刺激源是美国总统布什对伊拉克入侵科威特发表电视演讲中的 7 个微表情,实验中找了 24 个本科生和研究生来评价总统的表情所带有的情绪。在给他们观看总统的表情时并没有告知这些表情的来源,并让他们在威胁、愤怒、恐惧、焦虑、放心、决心、激励和快乐这几个情绪基础上评估总统的情绪,情绪强度从弱到强分别为 0~100。测试中利用矩阵分析和 FACS 编码分析微表情,并标记每个动作单元所带有的情绪。这项研究提供了探索性的证据,表明了总统的演讲风格会影响听者的反应。在政治性的演讲中,微表情的存在会影响听众对演讲的情感回应。这些表情都是短暂的、稀少的,当独立判断时会让人在情感上模糊混乱,但是它仍然对听众关于演讲的回应有着显著的影响。

目前基于 FACS 的基础研究由于编码效率低,对于微表情研究不能实现有效的自动分析,这使得对微表情的研究进展收效甚微。

## 2 微表情自动识别的数据库

### 2.1 微表情自动识别的数据库简介

下面介绍研究微表情检测和识别算法的几个微表情数据库。

#### 1) USF-HD 数据库

USF-HD 数据库<sup>[17]</sup>包含 100 个分辨率为 720×



1280, 帧频是 29.7 fps 的模拟微表情. 每个视频的长度是大约 1 min (最长是近 2 min, 最短的 20 s). 参与者在正常光照条件下被要求表现宏表情和微表情, 表现微表情时, 首先让这些参与者观看之前录制的含有微表情的视频, 然后再进行模仿, 而且避免头部出现平面运动.

## 2) Polikovsky 数据库

Polikovsky 数据库<sup>[18]</sup>包含 10 个大学生录制的模拟微表情, 分辨率为  $480 \times 640$ , 帧频为 200 fps. 首先, 要求他们做出 7 个面部肌肉略有变化的基本表情, 然后尽可能快地恢复到没有表情的状态, 用这种方法来模拟微表情. 图 3 所示为该数据库的实例图像.



图 3 Polikovsky 数据库的实例图像

## 3) York DDT 数据库

York DDT (纽约测谎测试) 数据库<sup>[19-20]</sup>包含 18 个微表情 (其中, 7 个来自有感情真实场景, 11 个来自没有感情的虚拟场景), 分辨率为  $320 \times 240$ , 帧频是 25 fps, 其中最短的表情有 7 帧, 是在原始的欺骗检测测试视频上进行了真实/欺骗性、情绪/情感的微表情的分段处理, 这些微表情来自于 9 个参与者 (三男六女). 图 4 所示为该数据库的实例图像.



图 4 York DDT 数据库的实例图像

## 4) SMIC 数据库

SMIC 数据库<sup>[20]</sup>的前 10 个的记录中, 使用了一个 100 fps 的高速摄像机来记录微表情; 后 10 个参与者 (5 个月后) 的记录中, 除了这个高速摄像机外, 还有一个一体化摄像机盒, 它包括一个正常视觉摄像机 (VIS) 和一个近红外摄像机 (NIR), 2 个帧频都是 25 fps, 分辨率为  $640 \times 480$ . 添加 VIS 和 NIR 摄像机的原因: 第一, 改善数据库的多样性; 第二, 调查现在的方法是否可以用在普通帧频 25 fps 的摄像机上. 相比 100 fps 数据的下采样版本, 25 fps 的数据与标准网络摄像头相近. 最终的 SMIC 数据库包括 16 个参与者 (平均年龄 28 岁, 6 名女性, 10 名男性, 8 个高加索人, 8 个亚洲人) 的 164 个微表情片段. 所有的片段都是出于 HS 数据组, 也有 VIS 和 NIR 数据组的 8 个参与者的 71 个片段. 这些微表情是在惩罚威胁犯罪者的审讯室里录制的, 仅截取了一些包

含高强度的情绪片段, 而且高强度的情绪波动促使参与者压抑他们的面部表情. 图 5 所示为该数据库的实例图像.



图 5 SMIC 数据库的实例图像

## 5) CASME 数据库

CASME 数据库<sup>[8]</sup>包含 195 个帧频在 60 fps 的微表情序列. 这些微表情样本的起始帧、变化幅度最大的帧、结束帧都被编码, 脸部动作单元被标记, 并且确定了表情属性. 此数据库中的微表情包括持续时间低于 500 ms 的微表情以及面部表情持续时间大于 500 ms 但是开始的持续时间小于 250 ms 的微表情. 由于这些微表情产生的环境配置不同以及使用的摄像机不同, 它们被分为 2 组: A 组是由 BenQ M31 摄像机在 60 fps 的条件下拍摄, 分辨率是  $1280 \times 720$ , 并且是在自然光下拍摄, 如图 6 所示; B 组是由 PointGrey GRAS-03K2C 摄像机在 60 fps 的条件下拍摄, 分辨率是  $640 \times 480$ , B 组的拍摄地点是在有 2 个 LED 灯房间里.



图 6 CASME 数据库的微表情起始帧、变化幅度最大的帧、结束帧

## 6) SDU 数据库

SDU 数据库是我们建立的微表情数据库, 包含 12 个人的 6 种微表情 (快乐、悲伤、惊讶、恐惧、愤怒、厌恶) 视频, 采用工业摄像机 MV2003UC 录制的, 分辨率为  $800 \times 600$ , 帧频在 50 fps. 我们将建库视频转化为反映视觉内容特征的单帧图像, 并与相邻帧之间的反映视觉内容的特征进行度量, 以获取帧与帧之间的视觉相似性信息, 从而实现了在建库视频中非微表情的剔除和微表情视频的自动切段处理. 此库可用于不同受测者的基线微表情分析以及微表情的分类研究, 图 7 所示为该库的实例图像.



图 7 SDU 数据库的实例图像

本文将这 6 个库的采集情况、微表情的产生情况以及用途总结如表 2 所示.

表 2 微表情数据库

数据库名称	采集情况		微表情的产生	用途
	分辨率	帧率/fps		
USF-HD	720×1280	29.7	模拟微表情	区分宏表情和微表情
Polikovsky	480×640	200	模拟微表情	检测分析微表情起始(onset)、变化幅度最大(apex)、结束(offset)等 3 个阶段
York DDT	320×240	25	真实微表情	测谎
SMIC	640×480	100 和 25	真实微表情	微表情检测:区分是否是微表情;微表情识别:区分积极、消极、惊讶
CASME	1280×720,640×480	60	真实微表情	微表情识别:区分厌恶、紧张、惊讶、压抑
SDU	800×600	50	模拟微表情	不同受测者的基线微表情分析,微表情识别:快乐、悲伤、惊讶、恐惧、愤怒、厌恶

2.2 微表情自动识别的建库分析与展望

由于目前针对微表情的科学研究主要集中在微表情数据库的建立、微表情的快速检测以及识别等方面,微表情数据库的建立对于微表情自动识别的科学研究有至关重要的意义,因为目前限制微表情自动识别发展的一个很重要的因素是缺少测试资源,缺少一个具有一定数量和质量的微表情数据库.建立微表情数据库需要考虑的因素讨论如下:

- 1) 微表情的强度.参与者应尽量保持无情绪波动的状态,所以他们会设法压制自己的情绪,这样会导致面部情绪的强度比较强.但是,真实的微表情本身不仅快速而且微妙,建立微表情数据库时也需要考虑动态信息.
- 2) 情绪标签的标准.现有的 6 个微表情数据库对于情绪标签划分的标准不同,而且微表情通常只呈现在人的部分面孔上(上半部分或下半部分).这些微表情强度比较低,建立微表情数据库时,应以 Ekman 的标准作为确定情感标签的基础;但是微表情的情绪标签不应该与传统的面部表情完全一致.
- 3) 样本纳入.由于微表情的基本特点是无意识的、自发的、迅速的,因此,在建立微表情数据库时应给予参与者刺激源(可以是电影片段),让参与者产生微表情,并将摄像机采集的微表情序列保存到样本库中.图 8 所示为微表情样本纳入的示意图.



图 8 微表情样本纳入的示意图

- 4) 数据库规模.应该尽量大,多个摄像机可放置在不同角度上同时采集样本,在不同的季节、时间上采集,还可考虑红外、普通、深度摄像机来采集样本.
- 引出微表情并不容易,而且对它进行编码也很费时,因此,建立微表情数据库是一项很艰巨且需要很长时间的.

3 微表情自动识别方法

目前已存在的微表情自动识别方法有应变模式和机器学习 2 类方法,各种方法的作者、微表情识别结果、所采用的技术、优缺点对比总结如表 3 所示.

3.1 应变模式方法

应变模式方法是利用由于非刚性运动引起的面部皮肤的应变响应.首先介绍一些基本概念:人脸应变、人脸应变测量、应变计算,然后详细阐述 3 种应变模式方法实例.

3.1.1 基本概念

人脸应变指的是人脸做出表情时可测量的软组织应变,每个人每个表情的人脸应变是唯一的;然而,并不是所有的人脸应变都遵循相同的模式.由于眼睛、头发、眉毛都没有统一的弹性,因此它们不能作为人脸应变模式.

人脸应变测量指的是用解剖法来衡量人脸应变,它涉及两帧:一帧表示一个中性的表情,而另一帧用于衡量两帧之间形变.测量包括 2 个步骤:

- Step1. 获取两帧之间的运动场.
- Step2. 计算运动场的应变图像.

获取两帧之间的运动场的方法有:1)基于特征.涉及特征识别、分割以及通过测量特征的位移来确定运动矢量.2)基于光流.涉及到像素的跟踪来确定运动矢量.基于特征的方法可以产生良好的效果,但也

表 3 微表情自动识别方法

方法	文献	识别结果	技术	优点	缺点
应变模式	[21]	检测微表情	光流法	可捕获微小表情变化	表情阈值不好确定
	[17]		人脸图像的区域分割(额头、左右眼、左右面颊,左右的嘴和下巴)+光流法		
	[22]		人脸图像的区域分割(嘴、脸颊、额头、眼睛)+光流法		
分类器	[20]	区分自发的和摆出的面部表情	空时局部纹理描述子+分类器(支持向量机、多核学习和随机森林)	使用图嵌入的方法将时间帧插值到一定数目,它可匹配持续不同时间的微表情	未区分是何种微表情
			图模型的时间插值模型+三方完全局部二值模式+多内核学习(MKL)		
	[23]	识别高兴、难过、生气、惊喜、恐惧、厌恶等微表情	Gabor+特征选择(Gentleboost算法)+分类器(SVM)	该机器学习方法的性能优于受过训练的人	系统忽略了动态信息而逐帧分析静态视频,幅度较小的表情识别或实际应用中较差
	[24]				
	[8]				
	[25]				
聚类	[18]、[26]	检测微表情肌肉的建立、肌肉变化幅度最大、肌肉释放的精度	三维高斯平滑滤波器+k-均值聚类	可度量微表情的3个阶段(onset, apex, offset)持续的时间	聚类数目不定,它依靠检测的不同运动部位的数目

存在很难正确识别的缺点,特征可能不明确(人脸被伪装的),通常需要手动干预.此外,这种方法更适用于大型运动区域.基于光流方法可完全自动化,并产生密度大的运动场.应变大小通过在密度大的光流场中观察到的人脸几个区域(下巴、嘴巴、脸颊、额头)用中心差分算法来求得,该方法能够成功地探测和区分宏表情和微表情.需要指出的是,基于光流方法需要一个恒定的光照条件.

应变计算可分2种类型:三维和二维的应变.三维应变是理想的计算,但需要复杂的高速设备,二维和三维之间的应变精度没有太大的区别.二维应变涉及测量位移的变化,获得的光流场测量是通过计算每个像素的衍生,主要有有限元方法和有限差分法.

1) 有限元方法——涉及建模边值条件满足时的一种近似解决方案,它擅长处理不规则形状,但需要很大的计算量.

2) 有限差分法——应变张量可表示为位移矢量的衍生,其解是有限元方程的近似,可更好地处理规则形状.

考虑一个二维空间里的可变形物体,其运动可

表示为一个位移向量  $u = [u, v]^T$ . 假设存在一个小运动,有限应变张量可定义为  $\epsilon = \frac{1}{2}[\nabla u + (\nabla u)^T]$ , 或者存在一个扩展形式

$$\epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_{xx} = \frac{\partial u}{\partial x} & \epsilon_{xy} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} \right) \\ \epsilon_{xy} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} \right) & \epsilon_{yy} = \frac{\partial v}{\partial y} \end{bmatrix},$$

其中  $(\epsilon_{xx}, \epsilon_{yy})$  为正常应变组件,  $(\epsilon_{xy}, \epsilon_{yx})$  为剪切应变组件.

由于应变定义在连续空间的位移向量  $(u, v)$ , 为了从离散光流数据上估计应变  $(p, q)$ , 因此做出以下近似  $p = \frac{dx}{dt} \doteq \frac{\Delta x}{\Delta t} = \frac{u}{\Delta t}$ ,  $u = p\Delta t$ ; 其中,  $\Delta t$  是2个图像帧的间隔时间.

如果计算光流和应变在特定视频序列上,并且帧间隔也是固定的,可将  $\Delta t$  作为常数计算偏导数,即

$$\frac{\partial u}{\partial x} = \frac{\partial p}{\partial x} \Delta t, \quad \frac{\partial u}{\partial y} = \frac{\partial p}{\partial y} \Delta t, \quad \frac{\partial v}{\partial x} = \frac{\partial q}{\partial x} \Delta t, \quad \frac{\partial v}{\partial y} = \frac{\partial q}{\partial y} \Delta t \quad (1)$$

式(1)可通过使用任何空间有限数量点的导数来计算,如前向差分法、中心差分法,理查森外推法.

均匀压力下应变值大对应低弹性模, 应变值小对应高弹性模. 因此, 基于绝对应变值或相对应变率可以用来揭示潜在的弹性变化. 基于此, 应变大小计算得到为  $\epsilon_m = \sqrt{\epsilon_{xx}^2 + \epsilon_{yy}^2 + \epsilon_{xy}^2 + \epsilon_{yx}^2}$ .

3. 1. 2 光流法

Godavarthy<sup>[21]</sup>将微表情自动识别分成 2 个阶段: 训练阶段和测试阶段. 在训练阶段中, 首先读入

训练视频, 然后对视频解码, 再对帧标记中性表情、微表情和宏表情, 并使用这些帧计算确定光流微表情的阈值和光流应变阈值(凭此设定测试阶段的范围). 在测试阶段中, 读入测试视频, 首先标记中性表情, 然后在测试视频中计算各帧与中性表情帧的光流与光流应变值, 如果满足设定范围, 则判断此表情帧为微表情帧. 该方法的流程图如 9 所示.

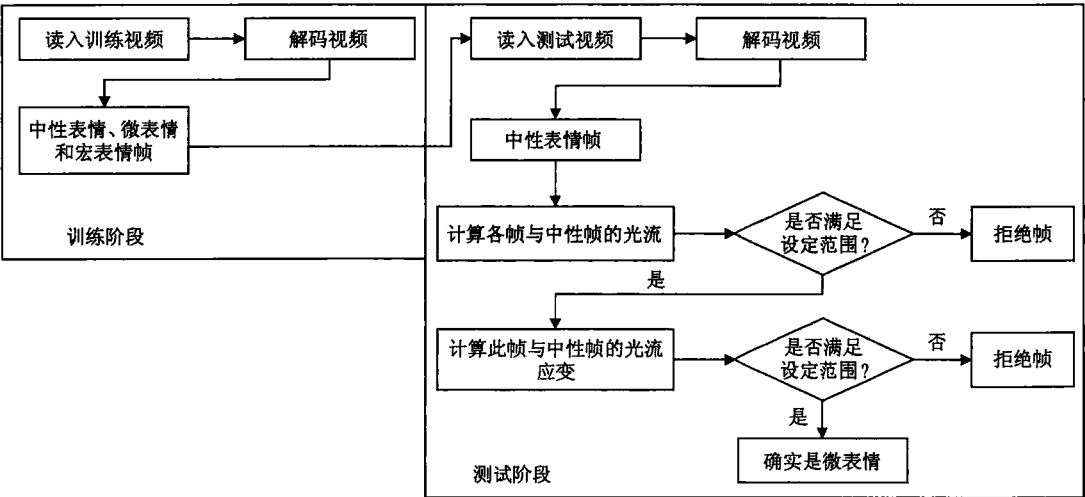


图 9 Godavarthy 的微表情识别方法的流程图

3. 1. 3 人脸图像的区域分割结合光流法

Shreve 等<sup>[17]</sup>确定微表情流程如下:  
Step1. 采用 Adaboost-Haar 分类器定位人眼, 计算人眼质心的位置, 并检测出两眼的质心连线位置; 然后通过对齐两眼的质心连线将所有帧记录到起始帧, 为了增加稳定性, 匹配左上角皮肤像素.

Step2. 将人脸图像空间分割成 8 个区域, 即额头、左右眼、左右面颊, 左右的嘴和下巴.

Step3. 计算光流应变及阈值. 为了减少宏表情的影响, 将宏表情部分分离出来并剔除.

识别的微表情遵循以下 2 个标准: 1) 应变大小必须明显比周围区域大; 2) 应变持续时间必须大于 0.2 s; 其中, 涉及计算每个区域  $R=1, 2, \dots, 8$  的平均应变  $\mu_R = \frac{1}{N} \sum_{f=1}^N S_f^R$ , 其中,  $N$  为总帧数,  $S_f^R$  是第  $f$  帧的区域  $R$  的应变值. 每  $n$  帧(如  $n=9$ , 大约 1/3 s)检测局部峰值, 每  $n$  帧中一个微表情的峰值  $P_f^R$  被检测到的条件为  $P_f^R > 2\mu_R$ , 在峰值  $\pm 4$  帧的所有值满足  $S_f^R > \alpha \times P_f^R$ ,  $S_f^R > \mu_R$ , 其中  $\alpha \in (0, 1)$ .

Shreve 等<sup>[22]</sup>又将人脸被分成子区域(嘴、脸颊、额头、眼睛), 然后分段使用局部阈值策略计算每个区域的应变模式来识别微小的变化. 视频序列从第一帧开始每  $m$  帧序列  $S_i$  分为单独的区间  $[a, b]$ , 其

中最大值和最小值分别为  $S_{\max} = \max\{S_i\}_{i=a}^b$ ,  $S_{\min} = \min\{S_i\}_{i=a}^b$ . 在每个间隔的阈值为  $T = S_{\min} + p \times (S_{\max} - S_{\min})$ ,  $p \in (0, 1)$ . 因此, 应变值高于阈值被认为是宏表情. 为了减少假阳性小高峰和低谷, 通过整个序列的最大应变量级的百分比来确定接受最小数量级. 识别微表情与识别宏表情相类似, 但是存在一些差别: 1) 需要考虑空间区域, 额头、脸颊和嘴等区域的应变值需分别计算; 而且, 还去除了时间域上的宏表情. 这样, 应变量级的可变性减小了, 同时增加了时间短的人脸移动的敏感性. 2) 微表情应持续一定数量的帧, 因此, 时间阈值用来定义微表情持续最长的帧数. 3) 微表情只能出现在脸的 1~2 个区域. 这样, 即使脸上的 2 个以上区域出现很高的应变值时也不认为该表情是微表情.

在 USF-HD 数据库上进行区分宏表情和微表情实验, 结果如表 4 所示.

文献	宏表情			微表情		
	检测率	误检率	漏检率	检测率	误检率	漏检率
[22]	72.5	20	27.5	100	14.5	—
[17]	85.1	3.9	14.9	80.2	37.5	19.8



### 3.1.4 分析

采用光流法对于大多数帧都可以正确地捕获面部的微小表情变化,但是也存在本应判断为拒绝帧而被误判为微表情帧的情况.解决该问题的方法可将人脸分割成几个局部来处理.由于人脸表情含有宏表情,设定的阈值不合理时,将导致错误的识别结果.大量和快速的面部运动仍对采集和识别样本构成困难,这是由于微小运动是基于假设的固有光流来计算的.因此,使用跟踪算法准确地分割出面部区域应是解决这一问题的最佳途径.

## 3.2 机器学习方法

表情识别技术日趋成熟,其中的分类、聚类方法可被微表情自动识别借鉴.

### 3.2.1 分类器方法

Pfister 等建立了无意识的微表情识别框架<sup>[20]</sup>,其使用时间插值来解决视频过短的问题,用时空局部纹理描述子来处理动态特征,用支持向量机(SVM)、多核学习(MKL)和随机森林(RF)来解决分类问题.文献[20]方法在 SMIC 库上实验结果如下:采用 RF 得到 70.3% 的识别率, SVM 的识别率为 70.3%. MKL 的识别率为 71.4%. Pfister 等<sup>[23]</sup>又应用基于图模型的时间插值模型对不同长度的微表情序列归一化处理,提取微表情序列 XY, XT 和 YT 方向(如图 10 标识了这 3 个方向)的完全局部二值模式;接着使用 MKL 辨别自发的和摆出的面部表情.采用的完全局部二值模式方法<sup>[23]</sup>比采用的局部二值模式方法<sup>[20]</sup>在平均识别性能上高 17.2%.

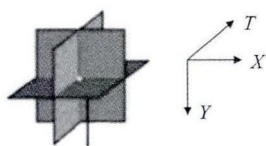


图 10 XY, XT 和 YT 方向

Wu 等<sup>[24]</sup>逐帧分析视频流,自动定位人脸,并使用 Gabor 滤波器提取人脸特征,特征选择采用 Gentleboost 算法,使用 SVM 分类器来识别高兴、难过、生气、惊喜、恐惧、厌恶等类别的微表情.后来, Yan 等<sup>[8]</sup>在处理微表情视频剪辑时,将多线性主成分分析(multilinear principal component analysis, MPCA)作为基线算法, Wang 等提出了一种判别张量分析(discriminant tensor subspace analysis, DTSA)算法<sup>[25]</sup>,并将其产生的差异特征进一步使用极端学习机(extreme learning machine, ELM)来分类.在 CASME 库上进行实验,文献[24]、文献[8]和文献

[25]得到的识别率分别为 39.6%, 40.6% 和 46.9%, 它们的识别性能虽然不高,但也开辟了真正的微表情识别研究. DTSA 的优点是可保留图像的空间结构信息,具有很高的学习速度,并且不需要调谐因子.这类将微表情视频序列看成 3 阶张量的方法对有不同光线变化的复杂面部数据优点更加明显,通过大量实验才能得到最佳降维数.

### 3.2.2 聚类方法

Polikovsky 等<sup>[18,26]</sup>根据 FACS 划分提取 12 个感兴趣的区域及其各个区域的三维梯度方向直方图作为描述子;然后,每个区域的动作都被用以局部导数向量为基础的三维斜度方位直方图描述符来描述.

如果一个视频数据集被定义为  $v(x, y, t)$ , 沿  $x$  轴、 $y$  轴、 $t$  轴方向的时空梯度记分别为  $\delta_w(x, y, t)$ ,  $\delta_{vy}(x, y, t)$  和  $\delta_w(x, y, t)$ , 每一组时空梯度对  $(\delta_w, \delta_{vy})$ ,  $(\delta_{vy}, \delta_w)$  和  $(\delta_w, \delta_w)$  的幅度分别为

$$m_{xy}(x, y, t) = \sqrt{\delta_w(x, y, t)^2 + \delta_{vy}(x, y, t)^2},$$

$$m_{yt}(x, y, t) = \sqrt{\delta_{vy}(x, y, t)^2 + \delta_w(x, y, t)^2},$$

$$m_{xt}(x, y, t) = \sqrt{\delta_w(x, y, t)^2 + \delta_w(x, y, t)^2};$$

定位  $\theta_{xy}(x, y, t)$ ,  $\theta_{yt}(x, y, t)$ ,  $\theta_{xt}(x, y, t)$  分别记为

$$\theta_{xy}(x, y, t) = \arctan\left(\frac{\delta_w(x, y, t)}{\delta_{vy}(x, y, t)}\right),$$

$$\theta_{yt}(x, y, t) = \arctan\left(\frac{\delta_{vy}(x, y, t)}{\delta_w(x, y, t)}\right),$$

$$\theta_{xt}(x, y, t) = \arctan\left(\frac{\delta_w(x, y, t)}{\delta_w(x, y, t)}\right).$$

对每一帧的这 6 个信号的直方图进行归一化处理,在每个人脸区域通过  $k$ -均值聚类检测微表情肌肉的建立、肌肉变化幅度最大、肌肉的释放的精度.采用聚类方法在 Polikovsky 库上进行实验,可准确地识别 13 种微表情的 onset, apex 和 offset 3 个阶段;该方法聚类数目不定,它由检测不同运动部位的数目所决定.

## 4 微表情自动识别的评估

现有的微表情自动识别的评估方法是识别精度,如当微表情表达为时空数据形式时,评估识别率随帧频变化.在一定帧频区间下,提高帧频可提高识别性能,但更高的帧率可能添加一些无关的信息.再如,同其他模式识别问题一样,测试改变维数的微表情识别率、随每种微表情训练样本数目的增加的识别率变化也是微表情自动识别的评估内容.

其他的可能评估方法还有:1) 方差分析(analysis



of variance, ANOVA),它是一种用来衡量特征区分能力的度量方法;2)累积匹配得分(cumulative match score, CMS),它是一种用来描述搜索前 Rank 个训练样本而得到正确匹配结果的性能,微表情自动识别一般分的类别比较少,CMS可能用到得比较少;3)精度、敏感度、特异度,如果只区分微表情和宏表情或者检测是否是微表情可以用这3种评估方法;4)微表情认证时可用如下评估方法:拒识率(rejection rate, RR)、误识率(false acceptance rate, FAR)、错误拒绝率(false rejection rate, FRR)、认证率(verification rate, VR);还可绘制接收操作特性(receiver operating characteristic, ROC)曲线,它是以 FRR 和 FAR 分别为横、纵坐标的曲线,FRR=FAR 时即为等错误率(equal error rate, EER)。

## 5 微表情的重要应用——测谎

研究微表情表达的基本特点和主要影响因素,并注重发展自动化的微表情识别工具,基于微表情的自动谎言识别系统将是微表情研究未来的重要应用方向之一。微表情自动识别系统的建立涉及心理学与信息科学,只有在心理学与信息科学交叉研究的基础上才可能研究开发出微表情自动识别系统,进而在心理检测中进行探索性应用,可以加大对心理危机的识别,有效地防范自杀等各种事件的发生。

Ekman<sup>[27]</sup>的实验结果表明:行为判断在短时间的样本展示中可以找到线索,长时间的判断并没有提高测谎的精确性。文献[28]表明:肢体语言和面部表情是参与者被判为欺骗性的重要方面,熟练的说谎者可能有一些控制自己非语言行为和情感表露的方法,那些显得不安(避免眼神接触)和不自然(过多的僵硬动作)的参与者可能被认为是欺骗性的。文献[19]是将或真实、或欺骗描述的连续视频设计生成情绪或者非情绪的反应编码,对其真实性进行判断相当于解码,然后实现微表情训练工具(micro expression training tool, METT)和细微表情训练工具(subtle expression training tool, SETT)。虽然测谎的性能不比随机好,发现谎言情绪的判断超过随机值,但是非情绪的谎言判断低于随机值。情绪性测谎的精度与所记录的使用面部表情和 SETT 性能有关系,而不是与 METT 有明确关系。研究突出了在欺骗检测时考虑的谎言类型的评估技能。

测谎在机场安全、公安破案、反恐怖等诸多方面都起着十分重要的作用。测谎中的一个手段就是通

过识别人脸的微表情,人工度量微表情耗费人力、耗费时间,而且准确度低,因此,研究微表情自动识别技术和系统实现尤为重要。

Owayjan 等<sup>[29]</sup>使用微表情设计了自动谎仪系统,并用 LabVIEW 来实现。首先,利用硬件嵌入式视觉系统捕捉参与者的受访过程,然后再用 LabVIEW 程序分析视频帧,同时进行颜色转换和滤波;再使用基于几何特征的动态模板在每一帧人脸的主要结构特征上进行标记。该过程在读入帧的同时,还包含2个循环处理过程,即第一循环将视频回放 to 计算机屏幕上,第二个循环将帧以图像的形式放入已经指定路径的模板中。然后,根据预定义的标准处理保存的图像,该预定义模板是基于 FACS 的。系统检测标注特征点之间的距离,并根据这个距离可得相应的微表情;系统再反复检测其他表情点,并记录每种表情所用的时间。如果相同的表情连续重复少于5次,就认为是微表情,LED 灯将开启提示微表情的存在。因此,此程序可以判定参与者是否在撒谎或者保存一些真实信息。

## 6 总结与展望

微表情是一种持续时间仅为 1/25~1/5 s 的非常快速的表情,其表达了人试图压抑与隐藏的真正情感。本文的主要工作包括阐述了 FACS,它是以解剖学为基础的动作单元组成的分析微表情的基础,很多微表情研究都是基于 FACS 的。在分析人工微表情识别方法的实验后,得出结论:FACS 编码效率低,对于微表情研究不能实现微表情的有效自动分析。本文又对 USF-HD,Polikovsky, York DDT, SMIC, CASME 和 SDU 等微表情自动识别的数据库的采集情况、微表情的产生情况以及用途进行了对比总结,阐述了未来在微表情自动识别建库时应考虑的因素有:1)微表情的强度,2)情绪标签的标准,3)样本纳入,4)数据库规模。本文最重要的工作就是对现有的微表情自动识别方法从应变模式和机器学习方式2类方法上进行分类,并对其中的各种方法从识别结果、所采用的技术以及优缺点进行了对比总结。接着阐明了现有微表情自动识别的主要评估方法就是识别精度,并分析得出未来可能出现的评估方法有:1)方差分析(ANOVA),2)累积匹配得分(CMS),3)精度、敏感度、特异度,4)拒识率(RR)、误识率(FAR)、错误拒绝率(FRR)、认证率(VR)、接收操作特性(ROC)曲线;最后还探讨了用微表情线索来测谎的重要典型应用。

微表情自动识别技术刚刚起步并在向前发展,下面对未来工作做进一步展望:

1) 需要更大的微表情数据库来评估微表情自动识别算法. 借鉴现有人脸数据库考虑的因素来建立微表情自动识别数据库,例如 AR 考虑的是光照、遮挡、时间, BANCA 考虑的是图像质量以及时间, CAS-PEAL 考虑的是光照、背景、距离、时间, CMU Hyperspectral 考虑的是光照和时间, Yale B 和 PIE 考虑的是姿态和光照, FERET 考虑的是光照、姿态、时间, University of Texas 考虑的是姿态和说话时的人脸表情<sup>[30]</sup>;在建库时可考虑采用结构光<sup>[31]</sup>生成人脸深度的映射,类似于地形图投影的正弦波模式,以人脸丝网图像呈现;建库时还应采用图像对齐方法<sup>[32-33]</sup>来解决头部旋转以及图像变换问题.

2) 需要微表情的合理描述. 微表情样本是一个时间序列,可寻找微表情的关键帧作为微表情主要特征的表达. 每个微表情持续的时间长短都有所差异,语音识别上的动态时间规整方法也可作为微表情样本的归一化表达方法. 再者,隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)经常会用在时间序列问题上,它也可引入到微表情自动识别中. 还可以将一段微表情图像序列以某种规则累积构成一张模板图像来表达微表情样本.

3) 需要有效的微表情样本的特征提取方法. 若将微表情每一帧图像的横轴和纵轴作为张量的 2 个模式,以时间轴作为第 3 个模式,那么微表情样本即为张量样本,因此选择有效的张量降维方法也是有待解决的问题之一. 每一帧微表情图像的像素点很多,但是真正表达表情的像素点数目却并不多,也就是说理解后的微表情图像应当是一幅稀疏图像,用于微表情自动识别的稀疏表示方法也是未来的研究热点方向.

4) 需要调查分类器融合的方法是否能改善识别性能. 用在表情识别的分类器方法有 2 类:基于空间的方法和基于时间-空间的方法. 前者主要包含神经网络、SVM, AdaBoost,  $k$ -近邻分类器,后者主要包括 HMM、回归神经网络. 如何结合表情识别分类器的研究,将分类器融合以提高微表情识别的性能,也是在未来的工作中需要探讨的.

#### 参考文献(References):

[1] Darwin C. The expression of the emotions in man and animals [M]. Chicago: University of Chicago Press, 1965

- [2] Ekman P, Friesen W V. The repertoire of nonverbal behavior: categories, origins, usage, and coding [J]. *Semiotica*, 1969, 1: 49-98
- [3] Ekman P, Rosenberg E L. What the face reveals: basic and applied studies of spontaneous expression using the facial action coding system (FACS) [M]. New York: Oxford University Press, 1997
- [4] Wu Qi, Shen Xubing, Fu Xiaolan. Micro-expression and its applications [J]. *Advances in Psychological Science*, 2010, 18 (9): 1359-1368 (in Chinese)  
(吴奇, 申寻兵, 傅小兰. 微表情研究及其应用[J]. *心理科学进展*, 2010, 18(9): 1359-1368)
- [5] Wu Ran, Ren Yanju. Study on priming effect of micro-expression [J]. *Chinese Journal of Applied Psychology*, 2011, 17(3): 241-248 (in Chinese)  
(吴冉, 任衍具. 微表情的启动效应研究[J]. *应用心理学*, 2011, 17(3): 241-248)
- [6] Yan W J, Wu Q, Liang J, *et al.* How fast are the leaked facial expressions: the duration of micro-expressions [J]. *Journal of Nonverbal Behavior*, 2013, 37(4): 217-230
- [7] Liang Jing, Yan Wenjing, Wu Qi, *et al.* Recent advances and future trends in micro-expression research [J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2013, 27(2): 75-78+82 (in Chinese)  
(梁静, 颜文靖, 吴奇, 等. 微表情研究的进展与展望[J]. *中国科学基金*, 2013, 27(2): 75-78+82)
- [8] Yan W J, Wu Q, Liu Y J, *et al.* CASME database: a dataset of spontaneous micro-expressions collected from neutralized faces [C] // *Proceedings of the 10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition*. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2013: 1-7
- [9] Polikovsky S, Kameda Y, Ohta Y. Facial micro-expression detection in hi-speed video based on facial action coding system (FACS) [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2013, 96(1): 81-92
- [10] Shen X B, Wu Q, Fu X L. Effects of the duration of expressions on the recognition of microexpressions [J]. *Journal of Zhejiang University Science B*, 2012, 13(3): 221-230
- [11] Ekman P. Micro expression training tool (METT) [OL]. [2002-08-20]. <http://www.paulekman.com>
- [12] Ekman P, Friesen W V, Hagar J C. Facial action coding system [R]. Salt Lake City: Network Information Research, 2002
- [13] Cohn J F, Elmore M. Effect of contingent changes in mothers' affective expression on the organization of behavior in 3-month-old infants [J]. *Infant Behavior and Development*, 1988, 11(4): 493-505
- [14] Ekman P, Friesen W V, Hagar J C. Facial action coding system investigator's guide [R]. Salt Lake City: A Human Face, 2002

- [15] Porter S, Brinke L, Wallace B. Secrets and lies; involuntary leakage in deceptive facial expressions as a function of emotional intensity [J]. *Journal of Nonverbal Behavior*, 2012, 36(1): 23-37
- [16] Stewart P, Waller B, Schubert J. Presidential speechmaking style; emotional response to micro-expressions of facial affect [J]. *Motivation and Emotion*, 2009, 33(2): 125-135
- [17] Shreve M, Godavarthy S, Goldgof D, *et al.* Macro-and micro-expression spotting in long videos using spatio-temporal strain [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition and Workshops*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 51-56
- [18] Polikovsky S, Kameda Y, Ohta Y. Facial micro-expressions recognition using high speed camera and 3D-gradient descriptor [C] // *Proceedings of the 3rd International Conference on Imaging of Crime Detection and Prevention*. Stevenage: Institution of Engineering and Technology Press, 2009, 2: 1-6
- [19] Warren G, Schertler E, Bull P. Detecting deception from emotional and unemotional cues [J]. *Journal of Nonverbal Behavior*, 2009, 33(1): 59-69
- [20] Pfister T, Li X B, Zhao G Y, *et al.* Recognising spontaneous facial micro-expressions [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 1449-1456
- [21] Godavarthy S. Micro expression detection using strain patterns [OL]. [2013-08-20]. [http://www. Questia. com/ Online\\_Library](http://www.Questia.com/Online_Library)
- [22] Shreve M, Godavarthy S, Manohar V, *et al.* Towards macro-and micro-expression spotting in video using strain patterns [C] // *Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 1-6
- [23] Pfister T, Li X B, Zhao G Y, *et al.* Differentiating spontaneous from posed facial expressions within a generic facial expression recognition framework [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 868-875
- [24] Wu Q, Shen X B, Fu X L. The machine knows what you are hiding: an automatic micro-expression recognition system [M] // *Lecture Notes in Computer Science*. Heidelberg: Springer, 2011, 6975: 152-162
- [25] Wang S J, Chen H L, Yan W J, *et al.* Face recognition and micro-expression recognition based on discriminant tensor subspace analysis plus extreme learning machine [J]. *Neural Processing Letters*, 2014, 39(1): 25-43
- [26] Polikovsky S, Kameda Y, Ohta Y. Detection and measurement of facial micro-expression characteristics for psychological analysis [J]. *Kameda's Publication*, 2010, 110: 57-64
- [27] Ekman P. Lie catching and microexpressions [M] // Clancy W. Martin. *The Philosophy of Deception*. New York: Oxford University Press. 2009: 118-133
- [28] Isenberg A N. Personality type and the successful liar [D]. Cullowhee: Western Carolina University. Department of Psychology, 2011
- [29] Owayjan M, Kashour A, Al Haddad N, *et al.* The design and development of a lie detection system using facial micro-expressions [C] // *Proceedings of the 2nd International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications*. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2012: 33-38
- [30] Li S Z, Jain A K. *Handbook of Face Recognition* [M]. New York: Springer-Verlag, 2005
- [31] Bruner W A, Chakravarthy T, Jones K E, *et al.* A systems engineering approach to micro expression facial motion capture with structured light [C] // *Proceedings of the IEEE Systems and Information Engineering Design Symposium*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 133-136
- [32] Ben X Y, Meng W X, Yan R, *et al.* An improved biometrics technique based on metric learning approach [J]. *Neurocomputing*, 2012, 97: 44-51
- [33] Ben X Y, Meng W X, Yan R, *et al.* Kernel coupled distance metric learning for gait recognition and face recognition [J]. *Neurocomputing*, 2013, 120(S1): 577-589