

人脸疼痛表情识别综述

彭进业¹ 杨瑞靖¹ 冯晓毅² 王文星³ 彭先霖²

(1. 西北大学信息科学与技术学院, 西安, 710127; 2. 西北工业大学电子与信息学院, 西安, 710072; 3. 中国飞行试验研究院中航工业飞行仿真航空科技重点实验室, 西安, 710089)

摘要: 自动疼痛识别技术在医疗保健, 特别是在对无法用语言表达疼痛的病人的治疗和护理中具有广泛的应用前景, 因此逐步受到研究者的关注。由于人的面部线索是很重要的疼痛评估依据, 并且基于计算机视觉技术的人脸表情识别研究已取得很大进展, 因此利用面部表情信息实现自动疼痛识别成为了一条有效的途径。本文首先简要介绍了目前常用的 STOIC 表情数据库、婴儿疼痛表情分类 (COPE) 数据库、UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库和 BioVid 热疼痛数据库, 然后从静态图像疼痛表情识别、视频序列疼痛表情识别、特定人物疼痛识别以及多信息融合疼痛识别 4 个方面对近 10 年的疼痛表情识别主要方法进行了详细的介绍, 最后对目前人脸疼痛表情识别现状进行总结和分析, 并阐述了其存在的挑战和未来的发展方向。

关键词: 人脸识别; 表情识别; 疼痛表情; 疼痛识别; 数据库

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Survey on Facial Expression Recognition of Pain

Peng Jinye¹, Yang Ruijing¹, Feng Xiaoyi², Wang Wenxing³, Peng Xianlin²

(1. School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an, 710127, China; 2. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnic University, Xi'an, 710072, China; 3. AVIC Aeronautical Science and Technology Key Lab of Flight Simulation, CFTE, Xi'an, 710089, China)

Abstract: In recent years, research on automatic pain recognition is of increased attention, due to its wide application in clinics, especially for the treatment and nursing of patients who cannot express their pain vocally. Since the face is the vital cue for evaluating pain and the great progress has been made in facial expression recognition with computer vision technique, it is an effective way to recognize pain automatically utilizing facial information. Here, four existing databases used for pain recognition are firstly introduced, namely, the STOIC database, the Infant COPE database, the UNBC-McMaster Shoulder Pain Expression Archive database, and the BioVid Heat Pain database. Then, the proposed methods in the last decade can be divided into four categories depending on the use of either static images, video sequences, person specific strategy or multimodal methods. Finally, the current state of the art in pain detection research, open issues and future directions are highlighted.

Key words: face recognition; expression recognition; pain expression; pain recognition; databases

引言

疼痛评估是疼痛控制的重要组成部分^[1],主要包括自我评估和观察者评估两种主流方法。自我评估方法具有便利性、主观性等特点,是目前应用最为广泛的评估方法,但自我评估不能保证每次评估都准确可信,而且一些特殊人群(如痴呆症患者、新生儿、精神受损或在重症监护中的病人等)往往无法准确表达自己的疼痛程度。相比自我评估方法,观察者评估方法对特殊人群会更加有效,但是观察者评估方法的效果依赖于专业人员实施持续的观察和辨别,效率较低,会给医院工作人员带来巨大负担。因此,研究自动识别疼痛的方法对疼痛评估具有重要意义。近年来,随着机器学习和计算机视觉技术的发展,人脸表情识别的准确性和效率不断提高,尤其是 Ekman 和 Friesen^[2]建立了面部动作编码系统(Facial action coding system, FACS)并定义了人类的 6 种基本表情:高兴(Happy)、生气(Angry)、吃惊(Surprise)、恐惧(Fear)、厌恶(Disgust)以及悲伤(Sad),利用 FACS 系统描述了面部运动和人脸表情的关系,使人脸基本表情的相关研究有了突破性进展^[3-8]。疼痛表情虽然不属于基本表情,但疼痛确实会反映在面部表情上,因此把疼痛表情看作一种特殊的更为复杂的面部表情,利用人的面部信息进行疼痛识别是一种可能的方案。1991 年, Craig 等^[9]开创性地研究了由急剧增加的慢性下背部疼痛而引起的面部反应,开启了人脸疼痛表情识别领域的大门。Prkachin 和 Solomon^[10-11]研究了疼痛和面部活动单元的关系并提出了 Prkachin 和 Solomon 疼痛程度度量标准(Prkachin and Solomon pain intensity scale, PSPI),进一步推动了人脸疼痛表情识别的发展。Prkachin^[12]对近 10 年之前的人脸疼痛表情识别的工作进行了分类与总结。本文以人脸疼痛表情识别的发展过程为主线,对近 10 年来结合计算机视觉技术的人脸疼痛表情识别的相关研究进行了总结分析,并探讨其发展趋势。

1 人脸疼痛表情数据库

根据文献报导,目前与疼痛相关的人脸表情数据库主要有 4 个,即 STOIC 数据库^[13]、婴儿疼痛表情类数据库(The infant classification of pain expression database, COPE)^[14]、UNBC-McMaster 肩部疼痛表情数据库^[15]和 BioVid 热疼痛数据库^[16]。

1.1 STOIC 数据库

STOIC 数据库^[13]包含 1 088 个分辨率为 720×480 的彩色视频段和 1 088 幅从视频段提取的图片,如图 1 所示^[17]。34 名来自蒙特利尔戏剧学院、年龄在 20~45 岁的学生志愿者按要求位于 Canon XL 1S 摄像机前 1.5 m 处,重复表演多次不同强度(强,中,弱)的 8 种表情(高兴,厌恶,恐惧,惊讶,伤心,生气,中立表情,疼痛表情),经分割后共得到大约 7 000 个原始表情视频段,每个视频段持续时间大约 1 s。4 个观测者从每个志愿者的每种表情中选择表情最真实、身体和头部运动最少的 4 个视频段,共选出 $34 \times 8 \times 4 = 1\,088$ 个视频段,对视频段中的人脸进行对齐,并提取每个视频段中的峰值表情帧作为相应的静态表情图像。这个数据库的不足之处是视频中所有的表情都是志愿者按要求扮演的,扮演的表情会夸大大部分脸部特征,因此它并不能完全表达自发产生的疼痛信息。



图 1 STOIC 数据库中疼痛表情视频序列示例^[17]

Fig. 1 Examples of pain sequence in STOIC database^[17]

1.2 婴儿疼痛表情分类数据库

COPE 数据库^[14]是目前首个公开的针对婴儿的疼痛表情分类数据库,包括 26 个年龄为出生 18 h~

3 d 不等的健康的白种新生儿(13 个男婴,13 个女婴)的 204 张彩色照片,如图 2 所示。对这些新生儿依次进行 4 种不同刺激,并进行拍照,拍照前最后一次哺乳时间从 45 min~5 h 不等。204 张照片被分为 5 类,其中 67 张为安静表情照片,18 张为哭表情照片,23 张为空气刺激表情照片,36 张为摩擦表情照片,60 张为疼痛表情照片。该数据库中照片也可分为两类,即 60 张疼痛表情照片和 144 张非疼痛照片。尽管在 COPE 数据库上的研究已经取得了相对较好的疼痛识别效果^[14,18-25],但 COPE 数据库仍然存在不足:它是一个相对较小的数据库,并且只有剧痛表情照片,没有任何有关疼痛程度的信息。此外,它是一个静态图像数据库,可提供的疼痛信息有限。

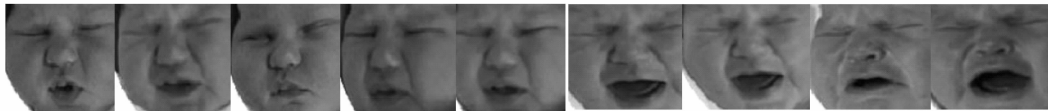


图 2 COPE 数据库中婴儿面部图像示例^[14]

Fig. 2 Examples of infant face images in COPE database^[14]

1.3 UNBC-McMaster 肩部疼痛表情数据库

UNBC-McMaster 肩部疼痛表情数据库^[15](下文统一记为 UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库)记录了 129 名(63 名男性,66 名女性)来自不同职业、不同年龄的志愿者在主动或被动转动其受伤和未受伤的肩部时的面部表情视频,这些参与者都是自我鉴定有肩部疼痛的人,如图 3 所示。视频分辨率是 320 × 240,人脸区域大约为 140 × 200。该数据库目前已公开的部分数据包括:(1)25 个志愿者的 200 个自发产生的面部表情视频;(2)48 398 个经 FACS 编码的图像帧;(3)相应图像帧的疼痛情况评分、视频序列疼痛情况的自我报告和观察者评估;(4)主动外观模型(Active appearance model, AAM)的 66 个特征标记点。UNBC 肩部疼痛数据库是目前被广泛应用的疼痛识别数据库^[15,26-34]。但它仍然存在一些问题:整个数据库是在实验场景下拍摄的,并不能完全模拟真实场景;此外,尽管 UNBC 肩部疼痛数据库中已经包含大量的帧数据,但是参与者的数目仍然非常有限。



图 3 UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库中一个视频序列中图像帧示例^[15]

Fig. 3 Example of frames in a sequence in UNBC-McMaster shoulder pain database^[15]

1.4 BioVid 热疼痛数据库

BioVid 热疼痛数据库^[16]是一个多模态数据库,由 90 个志愿者的表情视频和生理学数据(皮肤导电率、心电图、肌电信号以及脑电信号等)构成。这 90 个参与者分为 3 个年龄组(18~35 岁,36~50 岁,51~65 岁),每组 15 个男性,15 个女性。志愿者的疼痛是由右侧小臂上的热刺激引起,刺激强度分为 4 个等级,每个等级的疼痛刺激作用 20 次,如图 4 所示^[16]。在实验中,采用 3 个分辨率为 1 388 × 1 038 的彩色摄像机、一个 Kinect 相机(深度图像分辨率为 640 × 480、彩色图像分辨率为 1 280 × 1 024)用来记录视频信息,采用生物生理学放大器记录生理学信号。BioVid 热疼痛数据库是一个数据相对全面的疼痛数据库,近两年被许多研究所应用^[16,35-38]。由于年龄也是影响疼痛表情的一个因素^[35],BioVid 热疼痛数据库将参与者根据年龄进行分组,以减小年龄因



图 4 BioVid 热疼痛数据库的疼痛刺激^[16]

Fig. 4 Pain stimulation of BioVid heat pain database^[16]

素对疼痛识别的影响。但该数据库也是在实验环境中拍摄,仍然缺乏真实场景信息。

2 面部动作编码系统和疼痛程度度量标准

2.1 面部动作编码系统

FACS^[2]是 Ekman 和 Friesen 在 1978 年提出的,用于描述不同面部肌肉动作和表情间的对应关系。该系统将面部动作由 44 个独立的行动单元(Action units, AU)描述,每种表情都是若干活动单元的组合,并分析了这些活动单元的运动特征、主要区域及相关表情。由于 FACS 提供了人脸基本表情与活动单元间的关系,它被广泛应用于人脸表情识别和情感分析等领域^[39]。

2.2 Prkachin & Solomon 疼痛程度度量标准

Prkachin 和 Solomon^[11]发现并证实了压低眉毛而且使眉毛聚拢(AU4)、眼窝收紧(AU6 和 AU7)、提肌收缩(AU9 和 AU10)以及闭眼(AU43)这 4 个动作携带大量有关疼痛的信息,并通过评估 AU 的剧烈程度来评价疼痛的程度。因此他们将疼痛定义为这 4 个动作剧烈程度的总和,并定义了 Prkachin & Solomon 疼痛程度度量式,其表达式为

$$\text{PSPI} = \text{AU4} + \max(\text{AU6}, \text{AU7}) + \max(\text{AU9}, \text{AU10}) + \text{AU43} \quad (1)$$

总的疼痛程度为 AU4 的剧烈程度、AU6 和 AU7 剧烈程度取最大值、AU9 和 AU10 剧烈程度取最大值以及 AU43(取 0 或 1)这 4 项之和。图 5^[30]举例说明了 UNBC 肩部疼痛数据库中的 4 张包含疼痛表情的图像帧对应的 PSPI 值。PSPI 疼痛度量标准是目前仅有的可以用来评估图像帧疼痛程度的度量方法。但是它必须离线进行,需要费时、费力地人工观测^[28-29]。PSPI 所提供的信息可为训练实时的自动疼痛识别系统提供参考^[28-29]。



图 5 UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库中的疼痛图像及其对应 PSPI 疼痛值^[30]

Fig. 5 Examples from UNBC-McMaster shoulder pain database with corresponding pain intensities using PSPI^[30]

3 疼痛表情识别的主要方法

3.1 疼痛表情识别

在过去 10 年间,人脸疼痛表情识别的发展经历了从静态图像^[14,18-25,40-43]到动态的视频^[17,26-38,44-49],从扮演的疼痛表情^[17,45,46]到自发产生的疼痛表情^[14,18-38,44,47-49],从识别二值状态(疼痛或非疼痛)^[14,19,21,22,26-28]或是从众多表情中区分出疼痛^[49]到评估疼痛的强度^[24,25,29,30-32,36-38]这样一个过程。同时,识别的方法也从仅利用面部表情(如文献[26])的单模态发展到结合了生物生理学特征的多模态^[16,35-38]。然而,这几部分并不是孤立的,而是相互结合、共同发展的,最新的研究更倾向于利用融合技术针对特定人物模型在视频序列中进行疼痛程度的分析。

基于计算机视觉的人脸表情识别主要包括原始图像/视频的获取、人脸检测及图像/视频预处理、特征提取和分类等几个步骤。其中,表情特征的提取和分类是最重要的两个步骤。人脸表情特征非常细腻,有效的特征提取工作能够大幅度提升疼痛的识别效率,而恰当的表情分类方法可以降低算法复杂度,提升系统性能。表情特征提取方法主要分为 3 类:整体特征提取算法、局部特征提取算法以及基于模型的特征提取算法。主成分分析(Principal component analysis, PCA)^[50]和局部二元模式(Local bina-

ry patterns, LBP)^[51]是表情特征提取的两种经典算法,它们分别属于整体特征提取算法和局部特征提取算法。局部特征提取方法还包括基于 Gabor 小波变换^[52]、Gabor 小波变换与离散余弦变换(Discrete cosine transform, DCT)结合^[53]、Gabor 小波变换与 LBP 结合^[54]以及基于 3 个正交平面的局部二元模式(Local binary patterns on three orthogonal planes, LBP-TOP)^[55]的空时特征提取算法等。基于模型的特征提取算法主要有基于主动形状模型(Active shape model, ASM)^[56]和主动外观模型(Active appearance model, AAM)^[57]的特征提取算法,疼痛表情识别中常用的特征提取算法为 PCA, LBP, Gabor, AAM 以及 LBP-TOP 等。表情分类方法主要分为两类:一类是基于空间分析的方法,比较常用的有基于神经网络的算法^[58](Neural network, NN)、线性判别分析法(Linear discriminant analysis, LDA)^[59]、支持向量机(Support vector machine, SVM)^[60]、相关向量机(Relevance vector machine, RVM)^[61]、AdaBoost 算法^[62]以及随机森林(Random forest, RF)^[63]等;另一类是基于时空相结合的分类算法,主要是隐马尔科夫模型算法(Hidden markov model, HMM)^[64]。疼痛表情识别中常用的特征分类算法为 NN, SVM, RVM, Adaboost 和 RF 等。本文将疼痛表情的识别分为在静态图像中识别、在视频序列中识别、针对特定人物进行的识别以及融合多种信息源的识别 4 种。

3.2 基于静态图像的疼痛表情识别

早期的疼痛表情识别研究在静态的图像中进行,主要流程如图 6 所示。由于静态图像疼痛表情数据库有限,静态图像疼痛表情识别的研究基本上是针对儿童自发产生的疼痛表情开展的,主要包括图像预处理、特征提取和分类等过程,其中特征提取和分类是研究重点。国外主要的研究团队有美国密苏里州立大学 Brahnam 教授团队^[14,18-23]和美国佐治亚理工学院的 Haddad 教授团队^[24-25],这两个团队研究所用的数据库都是 COPE 数据库,国内主要的研究团队是南京邮电大学卢官明教授团队^[40-43],研究所用的数据库是其自建的儿童表情图像数据库。

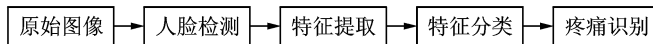


图 6 静态图像的疼痛表情识别系统基本流程图

Fig. 6 Flow chart of pain expression recognition system based on static images

Brahnam 团队提出的疼痛识别方法中的图像预处理阶段主要通过旋转和尺寸变换使得所有图像中的眼睛对齐,然后将原始图像裁剪为 100×120 大小,并进一步裁剪出椭圆形面部图像。算法的评价办法有两种:第 1 种是采用交叉验证方法,将所有样本随机分为 10 份,选择其中 9 份进行训练,剩余 1 份进行测试,该过程重复 10 次,计算平均准确率;第 2 种是将每个新生儿的所有表情图像作为一次测试集,剩余其他新生儿的表情图像作为训练集,计算准确率,重复 26 次,最后计算平均准确率。为了提高疼痛表情识别的准确率,该团队研究了不同的特征提取方法和分类方法。在文献[18~20]中,特征向量主要由图像灰度构成,并用 PCA 进行降维,然后分别用 PCA, LDA, SVMs 以及神经网络同步算法(Neural network simultaneous algorithm, NNSOA)进行分类。实验结果表明,采用第 1 种评价方法,识别率依次为 80.33%, 83.67%, 88.00% 和 100%, 这里 88.00% 是采用三阶多项式核 SVM 分类的识别率,在不同核函数 SVM 分类器中效果最佳;采用第 2 种评价方法,识别率依次为 80.39%, 76.96%, 82.35% 和 90.20%, 这里 82.35% 是采用线性核支持向量机(Linear support vector machine, LSVM)的识别率,在不同核函数 SVM 分类器中效果最佳。对于不同的分类器,实验表明采用 NNSOA 算法识别率最高。在文献[21]中,利用图像灰度构成初始特征向量,再分别利用 DCT 变换结合方差(Variance, VAR)和顺序前向浮动选择(Sequential floating forward selection, SFFS)进行特征降维,然后利用 NNSOA 和 LSVM 进行表情分类,采用第 2 种评价方法,LSVM+VAR, LSVM+SFFS, NNSOA+VAR 和 NNSOA+SFFS

的识别率分别为 87.53%, 89.17%, 95.38% 和 93.14%, 实验表明用 NNSOA+VAR 的识别率最高。在文献[22, 23]中分别比较了几种基于局部二元模式(LBP)的纹理描述子, 并提出几种新的基于 LBP 的特征描述方法, 在 COPE 数据库上的实验结果表明, 与传统的 LBP 方法和已有的基于 LBP 的纹理描述子比较, 所提出的基于拉伸的局部三元模式(Elongated ternary patterns, ELTP)、基于拉伸的局部五元模式(Elongated quinary pattern, EQP)的特征提取方法可以更好地刻画纹理信息。

Haddad 团队^[24-25]同样对数据库中的图像进行了预处理, 他们把图像裁剪为 70×93 大小, 由图像灰度值构成 6 510 维特征向量, 然后利用 SVM 和 RVM 算法进行疼痛分类。与 Brahmam 团队工作不同的是, 他们进一步研究了基于 RVM 的疼痛强度估计, 并证明其结果与医学专业人士和非专业人士的主观评分有很强的相关性。

卢官明团队在文献[40]中, 采用将 Gabor 特征提取、基于 Adaboost 算法的特征选择和 SVM 分类相结合的方法, 对 510 幅新生儿表情图像进行测试的结果表明, 疼痛与非疼痛表情的分类识别率达到 85.29%, 疼痛与安静表情的分类识别率达到 94.24%, 疼痛与哭表情的分类识别率达到 78.24%。在文献[41]中, 研究了不同核函数的 SVM 对新生儿疼痛与非疼痛面部表情进行分类的效果, 对 210 幅新生儿表情图像进行测试的结果表明, 采用三阶多项式核 SVM 分类的识别率最高。在文献[42]中, 提出一种不相关局部敏感鉴别分析特征提取方法(Uncorrelated locality sensitive discriminant analysis, ULS-DA), 在 800 幅新生儿表情图像进行测试的结果表明, 当每类表情的训练样本图像为 150 幅时, 采用 ULS-DA 算法获得的平均识别率达到了 82.07%, 优于 PCA, LDA 及局部敏感鉴别分析(Locality sensitive discriminant analysis, LSDA)等特征提取方法。在文献[43]中, 提出一种基于 LBP 特征描述符和稀疏表示分类器的新生儿疼痛表情识别方法, 在 800 幅新生儿表情图像进行测试的结果表明了方法的有效性。

静态图像中进行疼痛表情的识别有算法简单易操作、复杂度低以及易于应用等优点, 但是单幅图像提供的信息量有限, 难以进一步大幅提高识别率。

3.3 基于视频序列的疼痛表情识别

视频序列与静态图像的不同之处在于, 视频序列反映了人脸疼痛表情发生的完整过程, 同时也反映了相应的人脸形变及不同区域的面部肌肉运动信息, 相比于静态图像, 视频序列能够提供更多有关疼痛表情的动态信息。因此, 越来越多的研究转向在视频序列中进行疼痛表情识别。基于视频序列的疼痛表情识别研究主要分为两类: 一类是对视频中的图像帧, 分别对其活动单元或整体进行疼痛表情的识别, 如图 7 所示, 这与静态图像中疼痛表情的识别类似; 另一类是对视频序列直接进行疼痛表情的识别或进行疼痛强度的估计, 如图 8 所示, 但当前此类方法中人脸检测也多为帧级别的人脸检测。

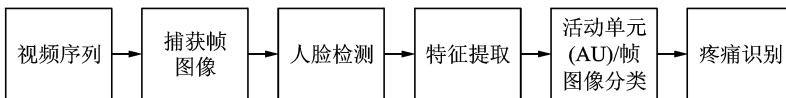


图 7 基于图像帧的疼痛表情识别流程

Fig. 7 Flow chart of pain expression recognition based on video frames

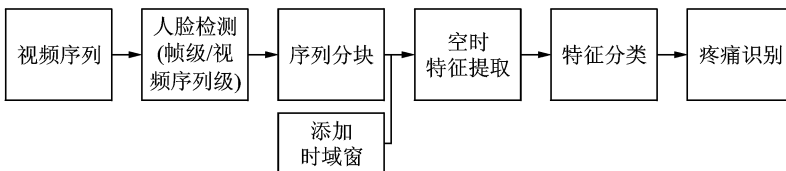


图 8 基于视频序列的疼痛表情识别流程

Fig. 8 Flow chart of pain expression recognition based on sequences

基于视频序列的疼痛表情识别主要是针对 UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库、BioVid 热疼痛数据库或自建疼痛视频数据库开展的。研究团队主要包括加拿大北英属哥伦比亚大学的 Prkachin 团队^[47,48]、美国加州大学圣地亚哥分校的 Bartlett 团队^[34,44-46]、美国匹兹堡大学的 Cohn 团队^[15,26-30]以及罗马尼亚布加勒斯特理工大学的 Florea 团队^[31]等。另外,英国帝国理工大学的 Pantic 团队^[32]、丹麦奥胡斯大学的 Pedersen 团队^[33]以及德国马格德堡大学的 Hamadi 团队^[49]等也开展了相关工作。

Prkachin 团队对 UNBC 心理生理学实验室早期的一个包含 38 个不同种族、不同年龄个体的和分辨率为 96×96 的疼痛视频数据作了一系列识别疼痛的实验^[47,48]。在文献^[47]中,将数据库中视频序列的中间图像帧作为表情图像进行分析,利用皮肤颜色模型进行人脸检测,然后提取人脸位置和形状特征,并利用人工神经网络(Artificial neural network, ANN)进行面部疼痛表情识别。文献^[48]提出了一种结合了 PCA 的特征脸的疼痛表情识别方法,将新图像投影到由特征脸产生的特征空间中,并与已知疼痛表情的个体比较其在特征空间中的位置,从而进行疼痛表情的识别。

Bartlett 团队最早基于来自 26 个个体的真假疼痛表情以及无表情的视频数据研究真假疼痛表情,利用 Gentleboost 进行实时人脸检测,利用 Gabor 小波变换进行脸部特征提取,利用 SVM 分别对活动单元及独立个体进行疼痛分类,实验表明这种自动的疼痛识别系统辨别真假疼痛表情的准确率比非专业的人工辨别方法效果更好^[44-46]。针对 UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库中,每个视频都被标注为出现疼痛或者没有出现疼痛,但是没有任何有关疼痛表情出现的位置以及疼痛表情持续时间的信息,分类器训练困难的问题,文献^[34]提出了一种基于词包表示方法(Bag of words, BoW)的多段多示例学习框架(Multiple-segment multiple instance learning, MS-MIL),将每一视频序列看做包含多个片段的包,利用多示例学习(Multiple instance learning, MIL)来解决在训练视频序列中弱标签数据的问题,结合 Mil-Boost 算法训练数据,MS-MIL 方法仅利用序列级的标签实现了对疼痛表情的预测,并提高了识别率。

美国匹兹堡大学的 Cohn 教授所领导的团队主要基于 UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库展开活动单元、图像帧以及视频序列的疼痛表情及疼痛强度的识别研究^[15,26-30],特征提取方法主要是基于 AAM 提取相似度标准化形状(Similarity normalized shape, SPTS)、相似度标准化外观(Similarity normalized appearance, SAPP)以及经典外观(Canonical appearance, CAPP)3 种特征,特征分类主要利用 SVM 分类器。在文献^[26]中,利用 AAM 及线性 SVM 的方法分别进行帧级和序列级的疼痛表情识别。在文献^[27]中,基于 DCT 变换压缩空域信号而不是时域信号,从而减少外观特征维数并更好利用时域信息,提高了疼痛识别效果。在文献^[28]中,研究了利用 AAM 减少头部运动对疼痛表情识别的影响,提高活动单元识别和疼痛表情识别的效果。在文献^[29]中,进一步利用 AAM 提取每个图像帧中的 66 个脸部特征点的位置,进行帧级的活动单元识别和疼痛表情识别,并且研究了基于 AAM 的三维头部参数的获取,以及基于三维头部运动信息和面部表情的序列级疼痛强度识别。在文献^[30]中研究了利用基于能量的表示方法来衡量脸部的形变。将基于 AAM 的 CAPP 特征通过一系列 Log-Normal 滤波器过滤后提取出 9 216 个特征,分别训练 4 个线性 SVM 分类器实现对疼痛强度的 4 级识别。

Florea 团队引入图像的形态直方图(Histograms of topographical features, HoT)来识别人脸动作及疼痛表情,在 AAM 提取的 66 个脸部特征点中选取与疼痛表情相关的 22 个特征点,确定 5 个感兴趣的区域,然后提取 HoT 特征,再通过迁移学习方法选取重要维度的脸部特征,最后结合径向基核的支持向量回归(Support vector regression, SVR)分别在无疼痛(Cohn-Kanada database, CK)和有疼痛(UNBC-McMaster 肩部疼痛数据库)的数据库上识别疼痛的强度^[31]。考虑到闭眼这一重要疼痛信息,进一步提出了用 3 种不同的时域滤波方法识别疼痛时的闭眼,并利用 Prkachin-Solomon 度量公式、均方差及皮尔逊相关系数对系统进行评价。

Pantic 团队^[32]利用 3 种特征提取方法:LBP, DCT 以及基于 AMM 的形状特征(Facial landmark points, PTS)分别对 UNBC 肩部疼痛数据库中的视频序列提取特征,通过相关向量回归(Relevance vec-

tor regression, RVR)的方法评估活动单元的疼痛强度,或直接对视频序列的疼痛强度进行评估。随后利用决策级融合的方法对不同的特征进行组合后再进行评估。实验表明:训练时利用基于外观的特征(DCT或LBP)比PTS效果更好;只用一种特征作为输入特征时,LBP的效果最好;当结合DCT和LBP两种特征进行识别时准确率最高。实验还表明,直接评估疼痛强度比先评估活动单元的疼痛强度再评估整体的疼痛强度准确率更高。Pedersen等^[33]提出了一种利用AAM来解决头部运动问题,将所有的人脸图像调整为正面姿势,然后采用自动编码的特征提取方法,利用线性SVM进行分类,获得了在UNBC-McMaster肩部疼痛数据库上目前最好的效果。

以上研究局限于识别中立表情和疼痛表情,然而在真实场景中,其他表情诸如沮丧、生气等会伴随疼痛一起出现。因此,如何在众多表情中精准地区分出疼痛表情是将自动疼痛识别系统应用于现实中亟需解决的一个问题。Hamadi团队^[49]利用一个缓慢增加疼痛程度的模型模拟术后疼痛,对21个医学学生实施疼痛刺激并录制视频进行疼痛表情的识别,提出了一种利用颜色、梯度信息及头部轮廓模型提取脸部距离及角度特征的方法,并用摄影测绘学的技术获取3D几何特征,最后用基于径向基高斯核的SVM从5个表情集中区分疼痛。实验表明,该系统不仅能识别出疼痛表情,也能够识别出几种基本表情并做出区分。

视频序列比单帧图像的信息量更加丰富,因此基于视频的疼痛表情识别率一般会高于基于单帧图像的识别率。但是,疼痛是一种很复杂的生理和心理现象,很多情况下单从视觉特征来识别疼痛还是不够的,人们自然想到如果能综合一些视觉以外的信息可能会取得更好的识别效果。

3.4 基于特定人物模型的疼痛表情识别

疼痛表情识别的一个难点是不同个体之间表达同一感情,相同个体在不同状态下表达同一感情时产生的表情都会有所差异,即个体间差异和个体内差异。因此,许多疼痛表情识别的研究开始考虑将识别系统建模为一般模型还是特定人物模型,一般模型能够对从未见过的个体进行疼痛表情识别,适用于大多数疼痛表情识别对象。而疼痛表情由于受主观因素影响较大且个体间差异较大,如在真实场景中,不同人疼痛的面部表情可能会大有不同,有些人在经受轻微疼痛时表现出很夸张的疼痛表情,而有些人在经受很强烈疼痛时面部却没有表情。且已有研究表明通过学习充足的特定人物数据可以提高识别率^[35]。因此对于疼痛表情的识别,建立基于特定人物模型的系统将更有针对性。当前基于特定人物模型识别疼痛的研究团队主要有:美国通用电气全球研究实验室的Chen团队^[65],所用数据库为UNBC-McMaster肩部疼痛数据库;德国马格德堡大学的Hamadi团队^[35-38],所用数据库为BioVid热疼痛数据库。

Cohen等^[66]指出:在表情识别中,当有足够的特定人物数据时,基于特定人物模型的识别方案效果更好。然而在现实中对特定的人进行数据收集和标注会耗费大量人力、物力,因此特定人物数据在现实中通常非常稀疏,当训练数据非常有限时,学习特定人物模型会增加过拟合的风险。Chen团队^[65]提出了一个通过迁移学习的方法学习特定人物模型,并利用LBP特征,结合Adaboost分类器对一般模型和两种特定人物模型进行分类,实验表明该系统能够对一个只有少量数据的新样本学习出一个精确的表情识别模型,减缓了因为数据稀疏问题带来的过拟合现象。在疼痛表情识别中,针对特定人物模型的研究才刚刚起步,文献^[35~38]针对特定人物模型进行了疼痛程度的识别,该方法中还用到多种信息融合。

3.5 基于多信息融合的疼痛表情识别

多信息融合的疼痛表情识别是指识别系统不仅利用视频所提供的信息,同时还结合其他信息源提供的信息,如生物生理学信号(如心率、皮肤导电率等)、背景信息或语音信号进行分类识别。由于近来基于多信息融合的疼痛识别方法被证实有效,并且比大多数单一信号能够取得更好的效果^[36,38],因此,融合不同信息源的疼痛表情识别及疼痛强度估计方法也越来越受到关注。以结合生物信息为例,基于多信息融合的疼痛表情识别系统如图9,10所示,包括对视频序列中的人脸检测、生物信号检测、视频特

征提取以及生物信号特征提取(主要是对各类生物信号提取统计特征)、分类等几个过程。为了结合不同的特征,当前研究大多利用不同的融合策略,如特征级融合和决策级融合,来进一步分析比较疼痛表情的识别效果。特征级融合指的是在分类器学习前融合几种不同的特征;决策级融合是指对不同特征的分类结果进行融合。图9为利用特征级融合技术进行疼痛表情识别的系统流程图,而图10则表示基于决策级融合的疼痛表情识别系统流程。当前基于多信息融合的疼痛表情识别的研究,利用融合策略时对每一种特征用的都是相同的分类器。

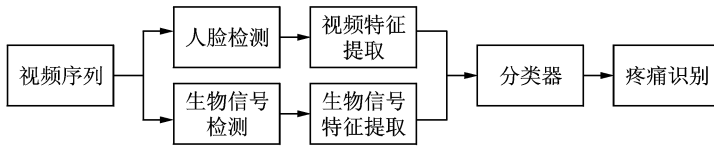


图9 特征级融合的疼痛表情识别系统流程图

Fig. 9 Flow chart of pain expression recognition system using feature fusion

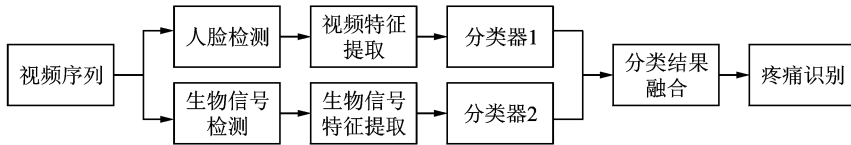


图10 决策级融合的疼痛表情识别系统流程图

Fig. 10 Flow chart of pain expression recognition system using decision fusion

Bio-Vid 热疼痛数据库的出现,为多信息融合的疼痛表情识别提供了丰富的资源。近几年研究人员基于多信息融合开展了一系列的研究。研究团队主要包括美国卡内基梅隆大学的 Hammal 团队^[17]和德国马格德堡大学的 Hamadi 团队^[16,35-38],前者所用数据库为 STOIC 疼痛表情数据库,后者是基于最新的 Bio-Vid 热疼痛数据库进行研究。

Hammal 团队^[17]提出了一种利用可转移信念模型(Transferable belief model, TBM),将脸部固定特征(如眼睛,眉毛等)、短暂特征(如鼻根处的皱眉)以及背景信息融合起来进行分类识别的方法。基于 STOIC 数据库,该疼痛识别系统在扮演的两种表情(疼痛和中立表情)中,识别疼痛的分类准确率为92.3%。这个结果比识别自发表情(70%)要高出很多,说明扮演的疼痛表情和自发产生的疼痛表情所提供的信息不完全一样。当该系统结合了背景信息并在8种表情中进行分类识别时,自发疼痛的视频分类准确率达到了77%,比之前提高了7%,这说明在识别时考虑背景因素可以提供更多的有关疼痛的信息。

Hamadi 团队^[35]提出了一种结合面部表情与头部姿势的疼痛程度估计方法。通过对图像帧提取一系列距离及梯度特征,利用时域窗描述子描述头部姿势及人脸表情,采用基于径向基核函数的 SVM 进行分类,实现了利用特定人物模型很好地区分剧烈的疼痛和无疼痛。文献[36]扩展了文献[35]中的工作,通过降低特征噪声改进了检测方法,并增加了诸如皮电反应信号(Galvanic skin response, GSR),肌电信号(Electromyography, EMG)等生物信号,同时用随机森林(RF)分类器替换 SVM 分类器对5种疼痛级别(BLN, PA1—PA4)进行分类,得到了比文献[35]中第2~4级疼痛的总体识别率高出3%~6%的结果。然而,这样的融合技术并不适用于不太剧烈的疼痛。这是由于疼痛程度较低(PA1)时的表情及生物信号和无疼痛时差异太小,系统难以区分疼痛和噪声,或者根本识别不了疼痛,需要提出更加先进的数据融合技术来精准地识别低强度的疼痛。文献[37]通过融合由66个特征点提取图像帧的几何特征,基于这些特征点计算面部区域,对不同区域利用均匀模式的LBP-TOP算子描述反映了面部区域动态变化的外表特征,并生成相应的特征向量,再结合EMG、心电图以及皮肤导电率等生物特征信号对

独立个体进行特征描述,最后用随机森林分类器对其分类。实验表明,相互独立的个体在经受强烈疼痛时,可以被系统灵活地识别出来。此外,相比于其他生物特征信号,SCL 信号结合视频特征能够得到比较理想的结果。文献[38]通过 IntraFace 及深度图提取视频中脸部特征和头部姿势特征,结合生物特征信号,并利用线性 SVM 分类器及随机森林分类器进行分类,实验结果表明针对特定人物模型,融合了视频信号和生物特征信号识别疼痛程度的效果比单一信号的更好,实验也证实了影响成功识别疼痛的因素在不同的个体间具有高度相似性。

4 结束语

疼痛表情的识别是以医学的相关应用为背景而开展的研究,虽然目前已经取得了一些成果,但距离实际应用还有一定距离,需要更加深入的研究。(1) 尽管静态图像中的疼痛表情识别由于信息量相对缺乏且方法相对成熟,识别率难以提高,但是高效、自动的人脸特征点检测、特征提取与分类方法仍然值得进一步研究,它不仅能提高静态图像中的疼痛表情识别率,也是基于视频及信息融合的疼痛表情识别的基础。(2) 由于视频序列能够提供更多反映疼痛表情的信息,基于视频序列的疼痛表情研究仍然是目前备受关注的研究方向。特别是针对视频序列,结合时间和空间信息,提出新的能够充分利用子序列(图像帧集)之间时域连续信息的人脸检测及疼痛表情识别方法。(3) 自动疼痛识别之所以富有挑战,还因为疼痛的感觉是一种主观感受,它受很多因素的影响,如性格、社交环境和疼痛源的类型或是先前的疼痛经验。这些都是现有的技术无法精确评估的,因此需要针对不同群体或个人建立一般模型或特定人物模型分别进行疼痛表情识别的研究。(4) 多信息融合的手段可以进一步提高疼痛表情的识别准确率,并且在识别疼痛状态的基础上,能够辅助在视频中识别疼痛强度。但是多信息融合方法目前刚刚起步,获取生物信号往往需要在受试者脸部施加探测器,这对初期研究会很有帮助,但将来在实际应用中,可能并不适用于家庭护理。因此,未来还需要提出更多非接触式的方式进行多信息融合。(5) 结合深度信息建立三维人脸模型进行疼痛表情识别也是值得研究的内容。(6) 目前的疼痛表情数据库的数量和规模都很小,不能满足未来更高效精准的识别任务,并且这些数据库大多都在实验环境下进行采集,在真实场景中的疼痛表情样本非常有限,难以应用于实际中。因此建立数据量充足、能够模拟真实场景的疼痛表情数据库对于自动疼痛识别技术的发展具有重要意义。(7) 随着大数据时代的到来,需要实时处理的人脸表情数量急剧增加,为了使自动疼痛识别这一课题更具有应用价值,提高海量数据中疼痛识别算法的效率,也是下一步研究的方向之一。由于深度网络处理海量数据效果非常好,一旦大规模疼痛表情库建成,构造深度网络、利用深度学习的方法处理海量疼痛表情数据也会成为趋势。

参考文献:

- [1] Wong D L, Baker C M. Pain in children: Comparison of assessment scales[J]. *Journal for Specialists in Pediatric Nursing*, 1988, 14(1): 9-17.
- [2] Ekman P, Friesen W. Facial action coding system: A technique for the measurement of facial movements[M]. *Plato Alto: Consulting Psychologist Press*, 1978: 271-302.
- [3] Fasel B, Luettin J. Automatic facial expression analysis: A survey[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(1): 259-275.
- [4] Khatri N N, Shah Z H, Patel S A. Facial expression recognition: A Survey[J]. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 2014, 5(1): 149-152.
- [5] Pantic M, Rothkrantz L J. Automatic analysis of facial expressions: The state of the art[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(12): 1424-1445.
- [6] Sariyanidi E, Gunes H, Cavallaro A. Automatic analysis of facial affect: A survey of registration, representation and recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(6): 1113-1133.
- [7] 蒋斌, 贾克斌, 杨国胜. 人脸表情识别的研究进展[J]. *计算机科学*, 2011, 38(4): 25-31.
Jiang Bin, Jia Kebin, Yang Guosheng. Research advance of facial expression recognition[J]. *Computer Science*, 2011, 38

(4): 25-31.

- [8] 王大伟, 周军, 梅红岩, 等. 人脸表情识别综述[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(20): 149-157.
Wang Dawei, Zhou Jun, Mei Hongyan, et al. Summary of facial expression recognition[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(20): 149-157.
- [9] Craig K D, Hyde S A, Patrick C J. Genuine, suppressed and faked facial behavior during exacerbation of chronic low back pain[J]. Pain, 1991, 46(2): 161-171.
- [10] Prkachin K M. The consistency of facial expressions of pain; A comparison across modalities[J]. Pain, 1992, 51(3): 297-306.
- [11] Prkachin K M, Solomon P E. The structure, reliability and validity of pain expression: Evidence from patients with shoulder pain[J]. Pain, 2008, 139(2): 267-274.
- [12] Prkachin K M. Assessing pain by facial expression: Facial expression as nexus[J]. Pain Research and Management: The Journal of the Canadian Pain Society, 2009, 14(1): 53-58.
- [13] Roy S, Roy C, Ethier-Majcher C, et al. STOIC: A database of dynamic and static faces expressing highly recognizable emotions[J]. Journal of Vision, 2007, 7(9): 944.
- [14] Brahnam S, Nanni L, Sexton R. Introduction to neonatal facial pain detection using common and advanced face classification techniques[M]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007: 225-253.
- [15] Lucey P, Cohn J F, Prkachin K M, et al. Painful data; The UNBC-McMaster shoulder pain expression archive database[C]//The 9th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition and Workshops (FG 2011). Santa Barbara, USA: IEEE Computer Society, 2011: 57-64.
- [16] Walter S, Gruss S, Ehleiter H, et al. The BioVid heat pain database; Data for the advancement and systematic validation of an automated pain recognition system[C]//2013 IEEE International Conference on Cybernetics (CYBCONF). Lausanne, Switzerland; IEEE, 2013: 128-131.
- [17] Hammal Z, Kunz M, Arguin M, et al. Spontaneous pain expression recognition in video sequences[C]//International Academic Conference on Visions of Computer Society (BCS). London, UK; British Computer Society, 2008: 191-210.
- [18] Brahnam S, Chuang C-F, Sexton R S, et al. Machine assessment of neonatal facial expressions of acute pain[J]. Decision Support Systems, 2007, 43(4): 1242-1254.
- [19] Brahnam S, Chuang C F, Shih F Y, et al. SVM classification of neonatal facial images of pain[C]//The 6th International Workshop on Fuzzy Logic and Applications (WILF 2005), Revised Selected Papers. Crema, Italy: Springer, 2006: 121-128.
- [20] Brahnam S, Chuang C F, Shih F Y, et al. Machine recognition and representation of neonatal facial displays of acute pain[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2006, 36(3): 211-222.
- [21] Brahnam S, Nanni L, Sexton R S. Neonatal facial pain detection using NNSOA and LSVM[C]//Proceedings of the 2008 International Conference on Image Processing and Computer Vision (IPCV). Las Vegas Nevada, USA: CSREA Press, 2008: 352-357.
- [22] Nanni L, Brahnam S, Lumini A. A local approach based on a local binary patterns variant texture descriptor for classifying pain states[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 7888-7894.
- [23] Nanni L, Lumini A, Brahnam S. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2010, 49(2): 117-125.
- [24] Gholami B, Haddad W M, Tannenbaum A R. Agitation and pain assessment using digital imaging[C]//Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Minneapolis, USA; IEEE, 2009: 2176-2179.
- [25] Gholami B, Haddad W M, Tannenbaum A R. Relevance vector machine learning for neonate pain intensity assessment using digital imaging[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(6): 1457-1466.
- [26] Ashraf A B, Lucey S, Cohn J F, et al. The painful face-pain expression recognition using active appearance models[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(12): 1788-1796.
- [27] Lucey P, Howlett J, Cohn J, et al. Improving pain recognition through better utilisation of temporal information[C]//International Conference on Auditory-Visual Speech Processing. Queensland, Australia; ISCA, 2008: 167-172.
- [28] Lucey P, Cohn J F, Matthews I, et al. Automatically detecting pain in video through facial action units[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2011, 41(3): 664-674.
- [29] Lucey P, Cohn J F, Prkachin K M, et al. Painful monitoring: Automatic pain monitoring using the UNBC-McMaster shoulder pain expression archive database[J]. Image and Vision Computing, 2012, 30(3): 197-205.
- [30] Hammal Z, Cohn J F. Automatic detection of pain intensity[C]//The 14th ACM International Conference on Multimodal In-

teraction (ICMI). Santa Monica, USA: ACM, 2012: 47-52.

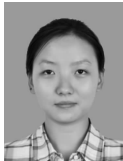
- [31] Florea C, Florea L, Vertan C. Learning pain from emotion: Transferred hot data representation for pain intensity estimation [C]//European Conference on Computer Vision Workshops on ACVR. Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 778-790.
- [32] Kaltwang S, Rudovic O, Pantic M. Continuous pain intensity estimation from facial expressions[C]//The 8th International Symposium on Advances in Visual Computing (ISVC). Rethymnon, Greece: Springer, 2012: 368-377.
- [33] Pedersen H. Learning appearance features for pain detection using the UNBC-McMaster shoulder pain expression archive database[C]//The 10th International Conference on Computer Vision Systems. Copenhagen, Denmark: Springer, 2015: 128-136.
- [34] Sikka K, Dhall A, Bartlett M. Weakly supervised pain localization using multiple instance learning[C]//The 10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG). Shanghai, China: IEEE Computer Society, 2013: 1-8.
- [35] Werner P, Al-Hamadi A, Niese R, et al. Towards pain monitoring: Facial expression, head pose, a new database, an automatic system and remaining challenges[C]//The British Machine Vision Conference. Bristol, UK: BMVA Press, 2013: 1-13.
- [36] Werner P, Al-Hamadi A, Niese R, et al. Automatic pain recognition from video and biomedical signals[C]//The 22nd International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Stockholm, Sweden: IEEE, 2014: 4582-4587.
- [37] Kachele M, Thiam P, Amirian M, et al. Multimodal data fusion for person-independent, continuous estimation of pain intensity[C]//16th International Conference on Engineering Applications of Neural Networks (EANN). Rhodes, Greece: Springer, 2015: 275-285.
- [38] Kachele M, Werner P, Al-Hamadi A, et al. Bio-visual fusion for person-independent recognition of pain intensity[C]//12th International Workshop on Multiple Classifier Systems (MCS). Heidelberg, Germany: Springer, 2015: 220-230.
- [39] Zeng Z, Pantic M, Roisman G, et al. A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(1): 39-58.
- [40] 卢官明, 李晓南, 李海波. 新生儿疼痛面部表情识别方法的研究[J]. *光学学报*, 2008, 28(11): 2109-2114.
Lu Guanming, Li Xiaonan, Li Haibo. Research on recognition for facial expression of pain in neonates[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, 28(11): 2109-2114.
- [41] 卢官明, 郭旻, 李晓南, 等. 基于 SVM 的新生儿疼痛表情识别[J]. *南京邮电大学学报: 自然科学版*, 2008, 28(6): 6-11.
Lu Guanming, Guo Min, Li Xiaonan, et al. Recognition for expression of pain in neonate using support vector machine[J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition*, 2008, 28(6): 6-11.
- [42] 卢官明, 左加阔. 基于不相关局部敏感鉴别分析的新生儿疼痛表情识别[J]. *南京邮电大学学报: 自然科学版*, 2013, 33(6): 1-7.
Lu Guanming, Zuo Jiakuo. Neonatal pain expression recognition based on uncorrelated locality sensitive discriminant analysis [J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition*, 2013, 33(6): 1-7.
- [43] 卢官明, 石婉婉, 李旭, 等. 基于 LBP 特征和稀疏表示的新生儿疼痛表情识别[J]. *南京邮电大学学报: 自然科学版*, 2015, 35(1): 19-25.
Lu Guanming, Shi Wanwan, Li Xu, et al. Recognition methods for neonatal pain expression based on LBP feature and sparse representation[J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition*, 2015, 35(1): 19-25.
- [44] Bartlett M S, Littlewort G C, Frank M G, et al. Automatic recognition of facial actions in spontaneous expressions[J]. *Journal of Multimedia*, 2006, 1(6): 22-35.
- [45] Littlewort G C, Bartlett M S, Lee K. Faces of pain: Automated measurement of spontaneous facial expressions of genuine and posed pain[C]//The 9th International Conference on Multimodal Interfaces. Nagoya, Japan: ACM, 2007: 15-21.
- [46] Littlewort G C, Bartlett M S, Lee K. Automatic coding of facial expressions displayed during posed and genuine pain[J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(12): 1797-1803.
- [47] Monwar M M, Rezaei S. Pain recognition using artificial neural network[C]//International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Burnaby, Canada: IEEE, 2006: 28-33.
- [48] Monwar M, Rezaei S, Prkachin K. Eigenimage based pain expression recognition[J]. *IAENG International Journal of Applied Mathematics*, 2007, 36(2): 1-6.
- [49] Niese R, Al-Hamadi A, Panning A, et al. Towards pain recognition in post-operative phases using 3D-based features from video and support vector machines[J]. *International Journal of Digital Content Technology and Its Applications*, 2009, 3(4): 21-33.

- [50] Calder A J, Burton A M, Miller P, et al. A principal component analysis of facial expressions[J]. *Vision Research*, 2001, 41(9): 1179-1208.
- [51] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face recognition with local binary patterns[C]//The 8th European Conference on Computer vision (ECCV'04). Prague, Czech Republic: Springer, 2004: 469-481.
- [52] Liu C, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminant model for face recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(4): 467-476.
- [53] 许高凤, 丁士圻. 基于小波重构脸的人脸识别[J]. *数据采集与处理*, 2009, 24(5): 626-631.
Xu Gaofeng, Ding Shiqi. Face recognition based on wavelet reconstruction image[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2009, 24(5): 626-631.
- [54] 黄兵, 郭继昌. 基于 Gabor 小波与 LBP 直方图序列的人脸年龄估计[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(03): 340-345.
Huang Bing, Guo Jichang. Age estimation of facial image based on Gabor wavelet and histogram sequence of LBP[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2012, 27(3): 340-345.
- [55] Zhao G, Pietikainen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(6): 915-928.
- [56] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Active shape models-their training and application[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1): 38-59.
- [57] Edwards G J, Cootes T F, Taylor C J. Face recognition using active appearance models[C]//European Conference on Computer Vision (ECCV'98). Freiburg, Germany: Springer, 1998: 581-595.
- [58] Rowley H, Baluja S, Kanade T. Neural network-based face detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(1): 23-38.
- [59] Lyons M J, Budynek J, Akamatsu S. Automatic classification of single facial images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1999, 12: 1357-1362.
- [60] Osuna E, Freund R, Girosi F. Training support vector machines: An application to face detection[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97). San Juan, Puerto Rico: IEEE Computer Society, 1997: 130-136.
- [61] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 211-244.
- [62] Yang P, Liu Q, Metaxas D N. Boosting encoded dynamic features for facial expression recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(2): 132-139.
- [63] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [64] Nefian A V, Hayes M H. An embedded HMM-based approach for face detection and recognition[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Phoenix, USA: IEEE Computer Society, 1999: 3553-3556.
- [65] Chen J, Liu X, Tu P, et al. Person-specific expression recognition with transfer learning[C]//The 19th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Orlando, USA: IEEE, 2012: 2621-2624.
- [66] Cohen I, Sebe N, Garg A, et al. Facial expression recognition from video sequences: Temporal and static modeling[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 91(1): 160-187.

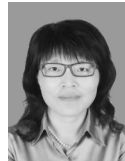
作者简介:



彭进业(1964-),男,博士,教授,博士生导师,研究方向:图像处理与模式识别、多媒体信息检索, E-mail: pjy@nwu.edu.cn.



杨瑞靖(1990-),女,博士研究生,研究方向:人脸图像理解、人脸识别和计算机视觉。



冯晓毅(1969-),女,博士,教授,博士生导师,研究方向:图像处理与模式识别和计算机视觉。



王文星(1985-),男,工程师,研究方向:飞行仿真。



彭先霖(1989-),男,博士研究生,研究方向:图像处理与模式识别和计算机视觉。

