

基于人脸表情变化的身份识别^①

王 颖^② 张国英 王 浩

(中国矿业大学(北京)机电学院 北京 100083)

摘 要 将人脸表情变化作为一种生物识别特征用于身份识别。首次在三维人脸数据上进行了表情变化的身份信息提取,提出了将表情运动方向和运动距离两种新的特征用于身份识别。针对人类普遍存在的六种表情,采用三种不同的特征,以及五种不同的融合策略进行身份识别。在 BU-3DFE 数据库上进行了系统的实验,分析比较了不同表情、不同特征以及不同的融合策略的识别性能。实验结果表明将表情变化作为一种生物识别特征是可接受的,并可作为其他生物识别特征的一种有益补充。

关键词 表情变化,生物特征,融合,识别

0 引 言

由于生理结构、人生经历、文化背景等的不同,人们表达同一表情的方式也不一样,许多生理学研究支持表情表达的个体差异。根据已有生理学研究的支持,本文认为脸部表情可作为一种新的生物识别特征用于身份识别。用人脸表情进行身份识别具有以下优势:(1)表情与外观无关,即使脸部做了伪装或者涂抹,表情依然能够工作;(2)一些人如双胞胎具有非常相似的脸部外观,传统的人脸识别不易处理,但他们的表情或许不同,引入表情信息可以提高识别的精度;(3)表情可作为一种新的生物识别特征用于传统的人脸识别,以提高身份识别的精度。基于上述考虑,我们开展了这项研究,该研究探讨了表情所具有的身份属性,进行了基于脸部表情的身份识别尝试,通过实验验证了研究这种新的身份识别方法的必要性、可行性和应用价值。

1 相关研究

Eckman^[1]研究了微笑的 18 种形态。Briton 和 Hall^[2]研究了男性和女性微笑的不同,指出平均而言女性比男性的表情更有表现力。Schmidt^[3]和 Cohn^[4]基于脸部动作编码(facial action coding,

FACS)^[5]、自动的视频人脸分析以及脸部肌电信号研究了表情的动态特性,指出脸部表情的个体差异具有时间稳定性。在包含 85 人的数据库上仅使用脸部动作进行身份识别达到了 50% 左右的第一排名准确识别率 Rank 1。

计算机领域对基于表情的身份识别的研究还非常有限,所提方法多数是基于图像的。Zhang 等人^[6]对每一个对象训练一个表情分类器,如果一个新的表情能够触发某个对象的分类器,这个对象就被认为是这个表情的所有者,作者只进行了定性分析。Tulyakov 等人^[7]提出使用表情作为一种软生物特征(soft biometric),他们使用脸部特征点的位移进行身份认证,在两个小的图像数据库上进行了实验,只包含了高兴和悲伤的表情,获得了略低于 40% 的等错误率。Ye 和 Sim^[8]研究了基于非特定表情的身份识别,利用局部定向特征(local deformation profile, LDP)在 Cohn-Kanade 数据库上获得了 18.86% 的等错误率。Zafeiriou 和 Pantic^[9]研究了自发的微笑/大笑表情的身份识别性能,基于表情位移的复数形式,并在复数域利用主成分分析(principal component analysis, PCA)、线性鉴别分析(Linear discriminant analysis, LDA)进行降维,在自己采集的数据库上分别获得了 6.3% (PCA) 和 2.5% (LDA) 的等错误率。

以上工作初步表明了用表情作为一种生物识别

① 863 计划(2013AA064303, 2011AA060203)和中央高校基本科研业务费专项资金(2013QJ03)资助项目。

② 女,1982 年生,博士生;研究方向:模式识别,图像处理;联系人,E-mail: wangying1008@163.com
(收稿日期:2013-09-10)

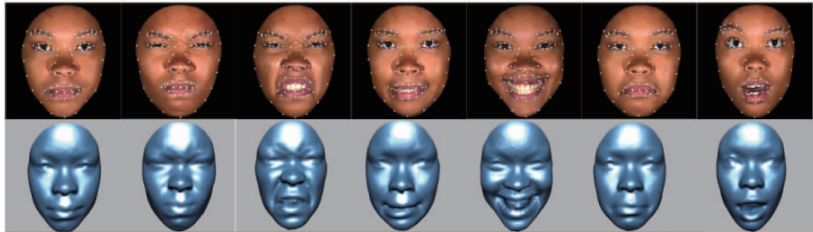
特征的可能性,但以下问题仍未明了:(1)已有的工作多是基于图像的,但是人脸是一个三维弹性表面,在二维图像上提取的脸部特征点受很多因素的影响,例如脸部和摄像头的相对距离和姿态,是否使用扫描的三维模型能够提高性能?(2)Tulyakov 等人在实验中仅使用了表情的顶点,但是表情可以具有不同的表现强度,这会对精度产生影响吗?换句话说,特征点位移具有两个属性:方向和幅度,哪个包含更多的身份信息?(3)有 6 种普遍表情:生气、厌恶、害怕、高兴、悲伤和惊讶,Tulyakov 等人只考察了高兴和悲伤,也没有评价不同表情的区别。这些表情是否表现不同?融合它们是否能够提高性能?

本文将更深入地研究表情作为生物识别特征的各方面,主要贡献包括如下方面:(1)从二维图像扩展到三维模型,从而能够捕捉脸部的真实形状,标记

了三维人脸特征点,计算特征点的位移,评价了其性能;(2)提出了特征点移动方向、移动距离特征,并评价其性能;(3)基于 BU-3DFE 数据库^[10],系统评价对比了 6 种普遍表情的识别和认证性能;(4)研究了五种多表情的融合策略。

2 三维表情数据库

为了研究三维脸部表情,首先需要完整综合的数据库。由 Lijun 等^[10]建立的 BU-3DFE 数据库包含 100 人的 2500 个表情样本。每人均使用三维扫描仪采集了 7 种表情。除了自然表情,其他的 6 种普遍表情(高兴、悲伤、生气、厌恶、惊讶、害怕)包含 4 种表情幅度,因此每个对象共有 25 个样本。图 1 显示了一个对象的 7 种表情样本。



从左至右,分别是自然、生气、厌恶、害怕、高兴、悲伤、惊讶表情

图 1 BU-3DFE 数据库样本

由图 1 可以看出,BU-3DFE 数据库中的样本已经进行了脸部区域裁剪和姿态归一化。同时数据库还手工标记了 83 个脸部特征点,提供了它们的三维坐标信息。

实际环境中产生的自发表情与实验室采集的非自发表情存在一定的区别,但由于目前尚无可用的自发表情三维人脸数据库,实验暂时无法在自发表情上进行验证。

3 特征提取和距离度量

正如文献[7]描述的,为了研究表情作为生物识别特征,我们必须从表情模型中去除与表情无关的信息。例如,不能利用纹理信息或者全局形状信息,因为这些信息与表情无关但包含了很强的身份信息。度量表情变化最直观的特征是脸部特征点在表情变化中的位移,文献[7]基于二维图像提取了位移特征。但正如第 2 节所述,二维特征点坐标受很多因素的影响,例如人脸与摄像机间的相对姿态

和距离。为了克服这一缺点,本文采用三维特征点坐标。

假设有 M 个对象,每人包含 1 个自然表情模型和 N 个非自然表情模型。将手工标记的脸部特征点集表示为 P_i 和 Q_{ij} , 其中 $i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, N$ 。为了方便下面的描述,分别将 P_i 和 Q_{ij} 称为自然和非自然表情模型。每个表情模型由 L 个三维特征点,也就是 $P_i = \{p_{i1}, \dots, p_{iL}\}, Q_{ij} = \{q_{ij1}, \dots, q_{ijL}\}$ 。在计算特征点位移之前,这些三维特征点模型首先需要进行配准。配准过程如下:

(1)首先将自然表情模型 $P_i, i = 1, \dots, m$ 使用文献[4]方法进行配准,但是与文献[4]不同,没有引入尺度变化。

(2)对每一个对象,将每个非自然表情模型 Q_{ij} 和自然表情模型 P_i 进行配准。

配准之后,每个非自然表情模型 Q_{ij} 相对于自然表情模型 P_i 的位移表示为一个列向量集合 $\vec{Q}_{ij} = \{q_{ij1} - p_{i1}, \dots, q_{ijL} - p_{iL}\}$, 由此可以计算另外两种度量,即移动方向 $\vec{D}_{ij}$ 和移动距离 G_{ij} :

$$\vec{D}_{ij} = \left(\left(\frac{q_{ij1} - p_{i1}}{q_{ij1} - p_{i1}} \right)^T, \dots, \left(\frac{q_{ijL} - p_{iL}}{q_{ijL} - p_{iL}} \right)^T \right)^T \quad (1)$$

$$G_{ij} = (\|q_{ij1} - p_{i1}\|, \dots, \|q_{ijL} - p_{iL}\|)^T \quad (2)$$

其中 $\|\cdot\|$ 表示 L_2 范数。 $\vec{Q}_{ij}$ 被重新排列成长度为 $3L$ 的向量 $\vec{Q}_{ij} = ((q_{ij1} - p_{i1})^T, \dots, (q_{ijL} - p_{iL})^T)^T$ 。所以对最终每个非自然表情模型提取三种特征:位移 $\vec{Q}_{ij}$, 移动方向 $\vec{D}_{ij}$ 和移动距离 G_{ij} , 所有特征均表示为列向量。图2显示了对象1和对象2的“害怕”表情的特征点位移,由图可以看到同一个人的表情位移方向更为一致。

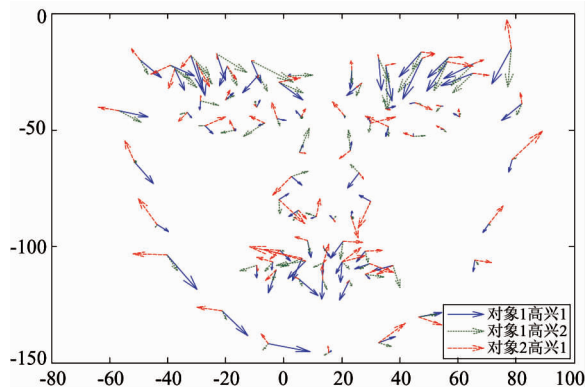


图2 对象1和对象2在“害怕”表情下的脸部特征点位移

给定一个模板模型 T 和一个测试模型 S , 分别计算其三种特征 $\vec{Q}_{ij}$, $\vec{D}_{ij}$ 和 G_{ij} , 然后二者的相似度计算为特征间的欧氏距离。

4 实验和结果

为了更详细地研究表情变化作为一种生物识别特征的性能,进行了三项实验,包括基于特征点位移特征对比了6种普遍表情的性能,对比了移动位移和移动距离特征的性能,以及多种表情的融合性能。

4.1 六种普遍表情的对比

受制于数据库的局限,Tulyakov 等人^[7]仅研究了“悲伤”和“高兴”表情,但是生理学的研究表明存在6种普遍表情:生气、厌恶、害怕、高兴、悲伤和惊讶,因此有必要比较这6种表情的性能。由于BU-3DFE数据库的支持,我们具备了对比6种普遍表情的条件。为了同Tulyakov的工作进行对比,本实验只采用了特征点位移特征。

在1:1的认证中,对每种表情的400个样本(100人,每人每种表情4个样本)计算一个 400×400 的欧式距离矩阵,在此基础上计算受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve,

ROC),图3显示了不同表情的ROC曲线。在1:N的识别中,对每种表情随机选取一个幅度的样本作为测试样本,另外三个幅度的样本作为模板样本,采用最近邻分类器进行识别,这一过程重复20次,计算平均的累计匹配特性(cumulative match characteristic, CMC)曲线,图4显示了各表情的CMC曲线。

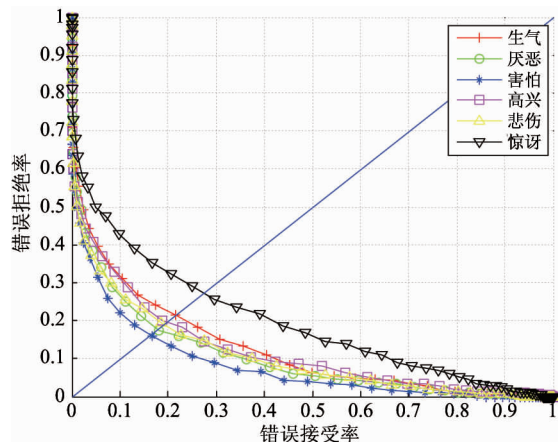


图3 不同表情的 ROC 曲线

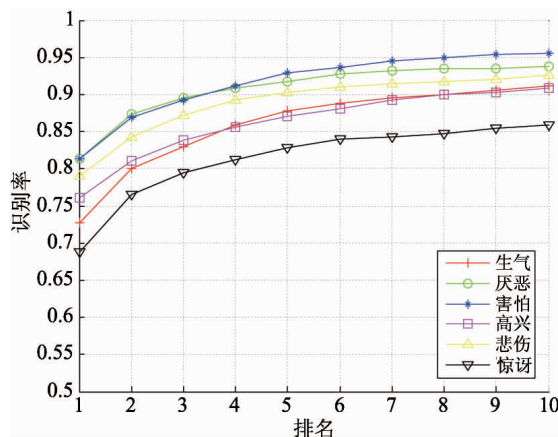


图4 不同表情的 CMC 曲线

由图3和图4可以看到,采用简单的欧氏距离和最近邻分类器获得了16.3%的等错误率(equal error rate),和81.4%的Rank-1识别率。这一结果表明表情变化具有较高的身份识别精度,进而支持了表情变化作为一种生物识别特征的假设。

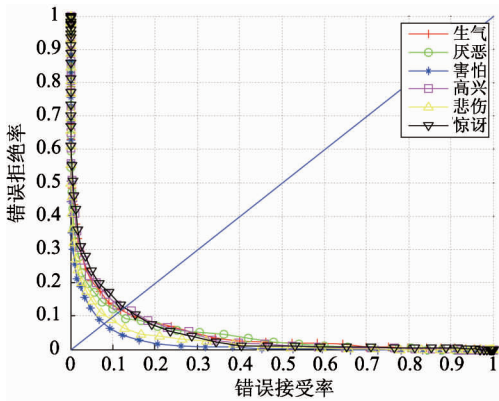
在6种表情中,“害怕”表现出最好的性能,而“惊讶”表现最差。但在表情识别中,“惊讶”通常比“害怕”更容易识别。这个现象或许可以解释为容易混淆的表情比确定的表情包含更多的身份信息。

此外还可以看出,由三维数据获得的表情信息相比二维图像获得的信息更为鲁棒。采用同样的特征本实验获得的等错误率(16.3%)比文献[7]的结

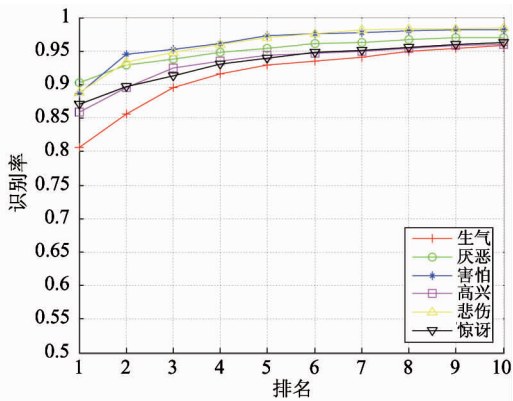
果(40%)低很多。

4.2 移动方向和移动距离的比较

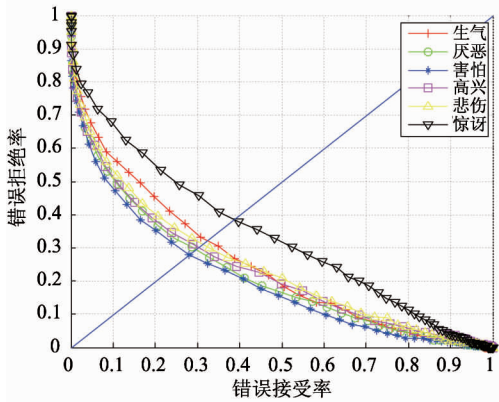
为了做出一种表情,不同的人甚至同一个人在不同时间的脸部曲面都可能会向不同的方向运动不同的距离。特征点位移的两种属性——移动方向和



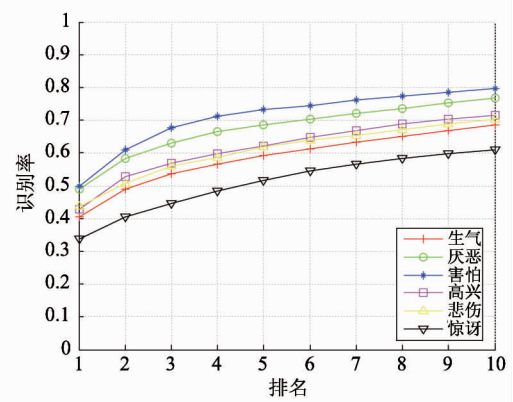
(a) 移动方向的ROC曲线



(b) 移动方向的CMC曲线



(c) 移动距离的ROC曲线



(d) 移动距离的CMC曲线

图 5 不同特征的性能表现

与上一个实验采用的位移特征相比,移动方向特征表现出更好的性能。“害怕”表情获得了最低的等错误率(7.86%),“厌恶”表情获得了最高的 Rank-1 识别率(90.3%)。而移动距离特征获得的性能要低得多。由这一实验结果可以得出清晰的结论,脸部特征点的移动方向比移动距离包含更多的身份信息,也要优于 4.1 节所采用的特征点位移特征。所以最好去除特征点位移的距离信息以提高对不同的表情幅度的鲁棒性。

4.3 不同表情的融合

由以上实验可以看到,不同的表情具有不同的识别和认证性能,它们可能具有互补的身份信息,因此本实验测试了不同表情融合的性能表现。对数据库中的每个对象,从其每种表情中随机选取一个样本构造一个包含 6 种表情的序列,对每个对象共选取 4 个表情序列。在每次匹配中,每个对象的一个

移动距离或许具有不同等级的身份信息,哪个属性具有更强的身份信息?据我们所知,目前还没有人就这个问题进行研究。本实验采用与第一组实验相同的实验策略。图 5 显示了两种不同特征的 ROC 曲线和 CMC 曲线。

表情序列与其他对象的表情序列中的对应表情进行匹配,然后将 6 种表情的匹配距离根据 5 种融合策略结合在一起,分别是“均值”、“中值”、“乘法”、“最大”、“最小”。这 5 种融合策略分别取不同表情匹配分数的均值、中值、乘积、最大值和最小值作为融合后的匹配分数。两个表情序列间的匹配距离由每种表情的匹配距离融合得到。图 6 显示了 5 种融合策略采用 3 种特征获得的 ROC 曲线和 CMC 曲线。

由图 6 可以清楚地看到,与 4.1 和 4.2 节的结果相比,无论采用哪种特征,多表情的融合均显著提高了性能。其中移动方向特征获得了最好的性能。均值融合策略获得了最低的等错误率为 1.45%,乘法和均值融合策略均获得了最高的 Rank-1 识别率,为 99.3%。这强有力地验证了表情动作能够作为一个一种新的生物识别特征。

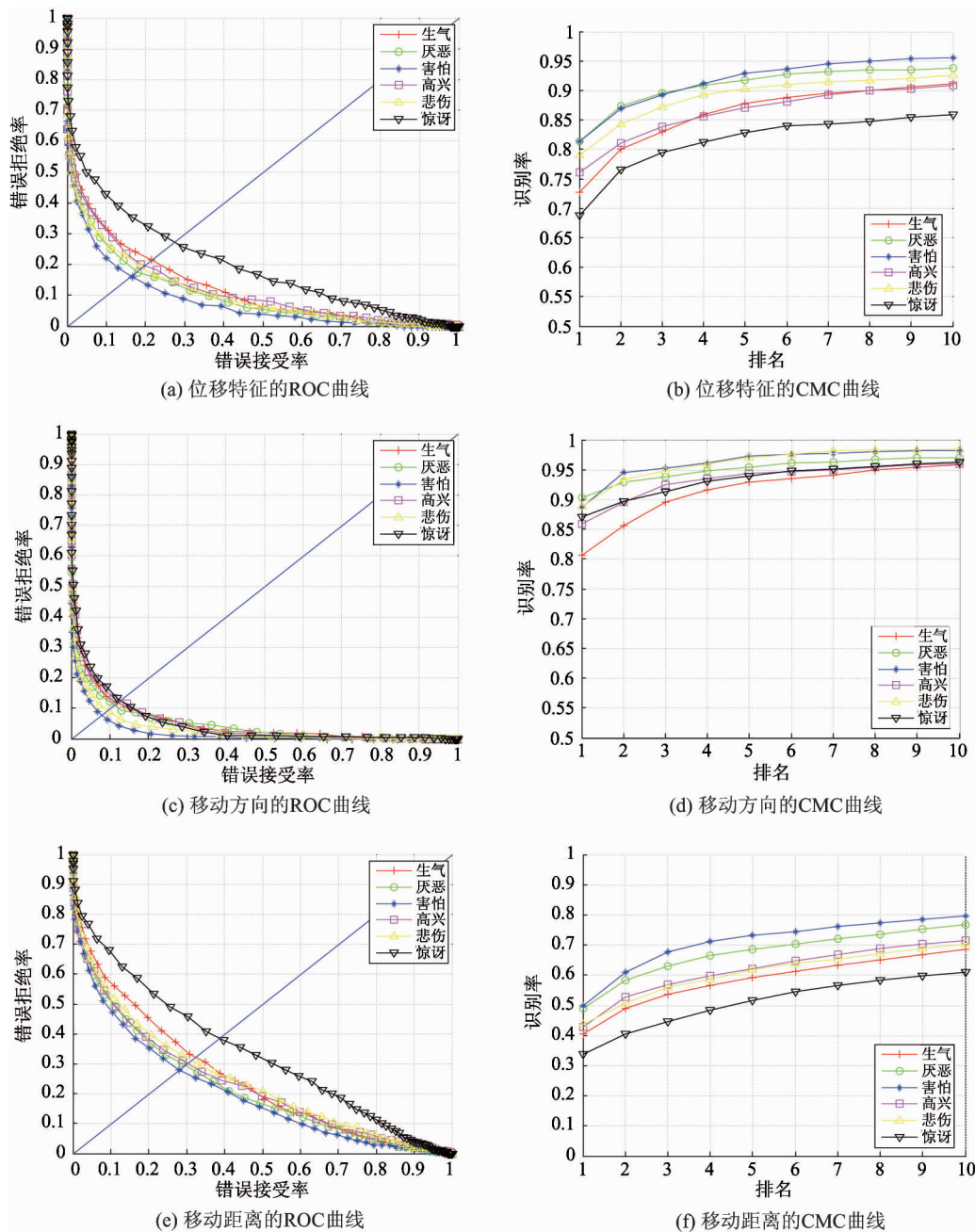


图 6 不同融合策略的性能表现

在这 5 种融合策略中,均值、中值和乘法策略性能相近,最大策略表现最差。仅使用于移动方向特征时,最小策略和最大策略表现相似,但是当采用移动距离特征时,最小策略表现更好。

5 结 论

本文系统地研究了表情动作作为一种生物识别特征的性能。除了文献[7]采用的特征点位移特征,本文还分别研究了移动方向特征和移动距离特

征的表现。由实验结果可以得出以下结论:(1)所有的实验结果均表明三维特征点位移特征比二维特征点位移特征表现更好;(2)第一组实验结果表明不易区分的表情(如害怕)比容易区分的表情(如惊讶)或许具有更多的身份信息;(3)第二组实验表明,移动方向特征比移动距离和位移特征具有更好的身份识别性能;(4)第三组实验表明,多表情的融合能够显著地提高身份识别和认证的性能。本文工作强力支持了表情行为作为一种新的生物识别特征的可能性,当然将来可以做出更多的提高。本文采

用的脸部特征点是手工标记的,在实际使用场景中自动的特征点定位是必需的。多表情的融合仅采用了分数层融合,将来可以研究更多层面的融合策略。表情的动态特征也需要进一步深入研究。表情作为一种新的生物识别特征可以单独使用也可以作为其他生物识别特征的一种补充。

参考文献

[1] Ekman P. Telling Lies: Clues to Deceit in the Marketplace, Politics, and Marriage, New York:WW Norton & Co , 1985. 153-167

[2] Briton N J,Hall J A. Gender-based expectancies and observer judgments of smiling. *Journal of Nonverbal Behavior*, 1995,19(1):49-65

[3] Schmidt K L, Cohn J F. Dynamics of facial expression: Normative characteristics and individual differences. In: Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Tokyo, Japan, 2001.547-550

[4] Cohn J F, Schmidt K, Gross R, et al. Individual differences in facial expression: Stability over time, relation to self-reported emotion, and ability to inform person identification. In: Proceedings of Fourth IEEE International Conference on Multimodal Interfaces, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, 2002. 491-496

[5] Ekman P, Friesen W V. Facial Action Coding System. Palo Alto: Consulting Psychologists Press, 1978. 87-96

[6] Lifeng Z, Korekodat K, Zhimei Y, et al. Face identification using facial expression. In: Proceedings of International Symposium on Communications and Information Technologies, Bangkok, Thailand, 2006. 531-536

[7] Tulyakov S, Slowe T, Zhi Z, et al. Facial expression biometrics using tracker displacement features. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, USA, 2007. 1-5

[8] Ye N, Sim T. Towards general motion-based face recognition. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA , 2010. 2598-2605

[9] Zafeiriou S, Pantic M. Facial behavioristics: the case of facial deformation in spontaneous smile/laughter. In: Proceedings of 2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, Colorado Springs, CO, 2011. 13-19

[10] Liyun Y, Xiaozhou W, Yi S, et al. A 3D Facial expression database for facial behavior research. In: Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Southampton, 2006. 211-216

Face identification using facial expression behavior

Wang Ying, Zhang Guoying, Wang Hao

(School of Mechanical Electronic and Information Engineering,
China University of Mining and Technology, Beijing 100083)

Abstract

Facial expression behavior was applied as a kind of biometric to face identification. Identification information was extracted from 3D facial expression data for the first time, and two novel features, i. e. the moving direction and moving distance were proposed. For the six universal expressions of human beings, three kinds of features and five expression fusion schemes were adopted to conduct face identification. The systematical experiments were carried out on the BU-3DFE database, and the performances of different expressions, features and fusion schemes were analyzed and compared. The experimental results strongly supported the admissibility of the six expressions as a behavioral biometric, which can be a complement to other biometrics.

Key words: facial expression behavior, biometric, fusion, recognition