

# 一种特征融合算法的表情识别

陈锋军<sup>1,2</sup> 王志良<sup>2</sup> 徐正光<sup>2</sup> 王玉洁<sup>3</sup> 刘文定<sup>1</sup>

(北京林业大学工学院 北京 100083)<sup>1</sup> (北京科技大学信息工程学院 北京 100083)<sup>2</sup>

(北京农学院计算机与信息工程系 北京 102206)<sup>3</sup>

**摘要** 对人脸表情图像进行分割得到眉区、眼区和嘴部区域,再对分割出来的表情区域利用高维局部自相关(HLAC)计算特征并得到加权的特征向量,其中加权系数根据心理学中的 FACS 表情测量理论选取,最后利用近邻中心距离分类器进行表情识别。实验基于 CMU-PITTSBURGH 表情图像库,在没有增大计算量的前提下相比 PCA 方法,特征融合(HLAC+WPCA)的方法显著地提高了表情的识别率。

**关键词** 表情识别,特征融合,高维局部自相关,加权主元分析

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

## Feature Fusion Algorithm for Facial Expression Recognition

CHEN Feng-jun<sup>1,2</sup> WANG Zhi-liang<sup>2</sup> XU Zheng-guang<sup>2</sup> WANG Yu-jie<sup>3</sup> LIU Wen-ding<sup>1</sup>

(School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)<sup>1</sup>

(School of Information Engineering, University of Science and Technology, Beijing 100083, China)<sup>2</sup>

(Department of Computer and Information Engineering, Beijing University of Agricultural, Beijing 102206, China)<sup>3</sup>

**Abstract** The facial expression image were segmented to form the eyebrows, eyes and mouth areas, and these areas were computed with Higher-order Local Auto-Correlations method, through which the Weighted Principal Component Analysis values of these areas were obtained according to facial expression measure system Face Action Coding System (FACS) in psychology. In classification part, minimum-distance classifier was used to recognize different expressions. Based on the CMU-PITTSBURGH AU-Coded Face Expression Image Database, the results showed that the features fusing method was superior to PCA-based method.

**Keywords** Facial expression recognition, Feature fusion, Higher-order local auto-correlations (HLAC), Weighted principal component analysis (WPCA)

计算机表情识别技术的研究已经进入新的高潮,各种算法不断涌现,然而计算机自动识别人类的表情甚至由此推断出所表达的情绪,目前仍然处于探讨和研究阶段;尽管实现自动识别人脸表情和情绪描绘了一个更便捷的人机交互时代<sup>[1]</sup>,但人脸表情识别本身极富挑战性,主要困难表现在:1)人脸是一个塑性变形体而不是刚体,很难对人脸表情进行建模;2)人脸表情丰富且变化多样,计算机很难实时自动地捕捉表情细微复杂的变化;3)人脸表情识别涉及多学科的发展,其中一些学科(心理学、生命科学、认知科学等)也处于探索阶段,理论和方法还不成熟;4)没有国际统一的表情库,难于对各种识别方法进行比较和判断<sup>[2]</sup>。

本文利用特征融合算法(HLAC 计算特征并得到加权的特征向量,根据心理学中的 FACS 表情测量理论确定加权系数)进行人脸表情识别。

## 1 特征融合(HLAC+WPCA)的表情识别算法

### 1.1 HLAC 特征的选取

#### 1.1.1 HLAC 简介

从高维自相关方程中派生出来的高维局部自相关(HLAC)特征由 Ostu 提出,曾被应用于计算机视觉等领域<sup>[3]</sup>。而高维自相关方程是由式(1)定义:

$$x(a_1, \dots, a_N) = \int I(r)I(r+a_1) \cdots I(r+a_N) dr = \int h(r) dr \quad (1)$$

其中,  $I(r)$  代表图像,  $r$  是图像中的参考点,  $(a_1, \dots, a_N)$  是一系列偏移量,  $N$  是自相关方程的次序,  $x$  是图像的主要统计特征。可以通过改变上式中的偏移量  $(a_1, \dots, a_N)$  和  $N$  定义一个无穷维的高维自相关方程。实际应用中要将方程的数量压

到稿日期:2008-06-26 本文受国家自然科学基金资助项目(60573059), 863 国家高技术发展计划项目(2007AA04Z218), 北京市自然科学基金项目(KZ200810028016)资助。

陈锋军(1977-),女,讲师,主要研究方向为情感计算等, E-mail: chenfj227@bjfu.edu.cn; 王志良(1956-),男,教授,主要研究方向为人工心理等; 徐正光(1959-),男,教授,主要研究方向为图像处理等; 王玉洁(1955-),女,教授,主要研究方向为虚拟现实等; 刘文定(1960-),女,教授,主要研究方向为智能控制等。

缩到合理的范围,即生成一个小数目有应用意义的高维自相关方程。本文将自相关方程  $N$  的次序限定为  $2(N=0,1,2)$ , 并将偏移量  $a_i$  定为一个像素,通过等式变换可知偏移模式数目减少至 35,利用这些掩模计算出 35 种图像的主要特征被称为 HLAC 特征。图 1 所示为典型的局部偏移模式。其中偏移量并不一定要定义成一个像素,也可以将其定义为一个局部的小区域。

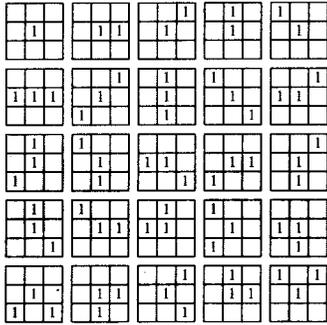


图 1 典型的局部偏移模式

### 1.1.2 HLAC 特征提取

人脸表情识别过程中,首先将整幅图像分割成不同的表情区域并利用局部特征来表示,  $h_k(r)$  代表像素  $r$  的第  $k$  维特征,维数取决于表情区的整体像素数。然后定义矩阵:  $H = (h_1, h_2, \dots, h_d)$ , 其中  $d$  是选取特征的数量,例如求取 HLAC 特征时  $d=35$ , 矩阵  $H$  既包含原始面部图像的几何位置信息,又包含纹理信息,其维数为  $r \times d$ , 也就是下一步进行样本学习和统计特征提取与压缩的基础。

## 1.2 特征融合的 WPCA

### 1.2.1 WPCA 的提出

传统的主元分析以寻找最小化训练样本重建误差的变换  $U$  (主元分析的特征向量) 为目标, 如式 (2) 所示:

$$J_1(U) = \sum_{k=1}^p ||(\bar{a} + Uy_k) - a_k||^2 = \sum_{k=1}^p ((\bar{a} + Uy_k) - a_k)^T ((\bar{a} + Uy_k) - a_k) \quad (2)$$

其中,  $a_k$  为训练样本,  $y_k$  为其低维投影。表情识别中,人脸部件的局部几何形变起到最为重要的作用,也就是说面部不同区域在识别过程中起到的作用明显不同。考虑到各维特征在识别中所起的不同作用,可以为每一维特征确定一个系数代表其重要程度。构造样本  $x_m$  的加权重建误差计算公式如式 (3) 所示:

$$J_2(U', x_m) = \sum_j w_j ((x_{0j} + Uy_{kj}) - x_{mj})^2 = \sum_{k=1}^p ((x_0 + Uy_k) - x_m)^T W ((x_0 + Uy_k) - x_m) \quad (3)$$

其中加权系数对角阵为  $W = \text{Diagonal}[w_1, \dots, w_n]$ ,  $w_1 + \dots + w_n = n$ , 然后需要找到变换矩阵  $U'$ , 使得所有训练样本的加权重建误差和  $J_2(U')$  最小化, 即为式 (4) 所示:

$$J_2(U') = \sum_m J_2(U', x_m) = \sum_m (x_m - x_0)^T (U'U'^T - I) W (U'U'^T - I) (x_m - x_0) \quad (4)$$

即加权主元分析的基是变换矩阵  $U'$  的列向量。

加权主元分析的变换矩阵  $U'$  也可以通过寻优的方法直接计算,但是运算复杂;实践中多选取近似的算法<sup>[4]</sup>,对于加权系数对角阵  $W$ , 定义其加权协方差矩阵如式 (5) 所示:

$$S = \sum_{k=1}^p (x_k - x_0) W (x_k - x_0)^T \quad (5)$$

使用加权协方差矩阵  $S$  的特征向量作为变换矩阵  $U'$ 。

后面的实验证明这样的方法具有很好的效果。

类似于主元分析,定义  $U'$  为加权子空间的基,定义点  $x$  到加权子空间  $U'$  的距离式 (6) 所示为:

$$d = \sqrt{|(U'U'^T x - x)^T W (U'U'^T x - x)|} \quad (6)$$

本文利用点  $x$  到加权子空间  $U'$  的距离进行表情分类。

### 1.2.2 权重系数的确定

Ekman 等人 1978 年提出面部运动编码系统 (FACS, Face Action Coding System) 成为多数人脸分析算法的心理学和生理学依据。该系统基于 44 个独立单元 (AUs, Action Units) 的面部动作包括头部及眼睛的位置和运动<sup>[5]</sup>。为了分析和识别表情,本文通过 FACS 解释规则和 FACS 中的 AU 组合对各种表情进行建模,也就是将每种表情与 AU 的线性加权相对应,如表 1 所列。

表 1 利用 FACS 对于基本表情的建模

表情	AU 组合	详细描述
生气	AU(4+5+7+15+24)	额眉低垂+上眼脸上抬+眼脸紧凑+唇角下压+口唇压紧
厌恶	AU(9+10+17)	鼻纵起+上眼脸上抬+下巴上抬
恐惧	AU(1+2+4+5+7+20+25)	额眉心上抬+额眉梢上抬+额眉低垂+上眼脸上抬+眼脸紧凑+口唇前伸+两唇张开
高兴	AU(6+12+25)	面颊上抬+嘴角后拉+两唇张开
悲伤	AU(1+4+7+15+17)	额眉心上抬+额眉低垂+上眼脸上抬+眼脸紧凑+唇角下压+下巴上抬
惊奇	AU(1+2+5+25+26)	额眉心上抬+额眉梢上抬+上眼脸上抬+两唇张开+下颌下垂

根据表 1 定义的不同表情确定权重:组成各类表情的 AU 在不同表情区域的分布来确定。例如对于表情惊奇包含 5 个 AU, 设定眉区、眼区和嘴部区域的权重依次为: 0.4, 0.2 和 0.4。

### 1.3 特征融合 (HLAC+WPCA) 算法设计

表情识别中应用特征融合的思想,主要的问题就是有效地融合面部表情的几何纹理特征和样本学习过程中提取的统计特征。具体分为以下 3 个步骤:首先将预处理之后的图像利用积分投影的方法提取面部表情区域(眉区、眼区和嘴巴区域);然后通过计算 HLAC 特征得到各个表情区域的纹理特征;最后通过 WPCA 提取训练样本的统计特征进行表情的分类,如图 2 所示。

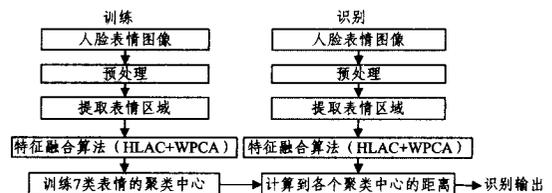


图 2 特征融合算法的表情识别框图

## 2 实验结果和分析

针对上述算法,本文在卡内基梅隆大学的人脸表情数据库 (CMU-PITTSBURGH AU-Coded Face Expression Image Database) 上进行面部表情识别实验。实验中,随机挑选 6 个人,每人 56 幅(包括平静、愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊奇这 7 种表情,每种表情 8 幅图像),共 336 幅人脸表情图像。选取 168 幅人脸表情图像做训练集,来自于 4 个人,7 种表情,每种表情 6 幅图像。另外的 168 幅图像作为测试集,再分

成 A, B 两部分: 测试集 A 由训练集中同样的 6 个人, 7 种表情, 每种表情剩余的 2 幅图像, 共 56 幅图像构成; 测试集 B 由 2 个未经训练的人, 也是每人 7 种表情, 每种表情 8 幅图像, 共 112 幅构成。

首先采用手动方法剪切背景, 然后为了减少光照的影响, 对每幅图像进行了灰度均衡和去噪处理(归一化), 消除了光照对图像的整体影响以及孤立噪声点的干扰, 然后利用积分投影的方法提取面部表情区域(眉区、眼区和嘴巴区域), 如图 3 所示。



图 3 图像的处理

### 2.1 PCA, WPCA 和特征融合(HLAC+WPCA)算法的比较

PCA 算法: 用整幅人脸表情图像作为输入, 进行平静、生气、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊奇这 7 种表情的识别, 识别率仅为 67.2%, 主成分并不能很好地代表图像中的表情特征, 分类结果不够理想。

WPCA 算法: 先对预处理后的图像进行表情区划分, 再对不同表情区按照前面提到的加权主成分分析方法给予不同的权重, 进行降维与分类, 得到 73.5% 的识别率, 有了明显提高。

特征融合(HLAC+WPCA)算法: 在 WPCA 算法的基础上加入了表情区 HLAC 特征的提取, 也就是说利用了面部表情图像的纹理特征, 因此识别率得到了进一步提高为 79.8%, 3 种方法的识别率比较如表 2 所列。

表 2 不同方法的识别率比较

方法	PCA	WPCA	特征融合算法
识别率(%)	67.2	73.5	79.8

### 2.2 特征融合(HLAC+WPCA)算法分类结果比较

利用特征融合的方法以及前面所提到的样本集做训练和

表 3 利用特征融合方法对 7 种表情的识别率(%)

识别结果 实际图像	平静	生气	厌恶	恐惧	高兴	悲伤	惊奇
平静	68.2	7.3	10.4	2.0	1.2	10.9	0
生气	5.9	81.0	3.1	3.3	2.7	4.0	0
厌恶	5.0	2.8	76.9	5.6	5.9	3.8	0
恐惧	1.6	4.9	5.8	79.6	3.3	3.5	1.3
高兴	8.1	1.4	2.0	1.1	86.5	0.9	0
悲伤	0.4	5.4	5.0	12.6	0	76.6	0
惊奇	0	2.3	0	7.9	0	0	89.8

(上接第 237 页)

- [29] Bengio Y, Paiement J-F, Vincent P. Out-of-sample extensions for LLE, Isomap, MDS, Eigenmaps, and Spectral Clustering[C]// NIPS, 2003, 16
- [30] He Xiaofei, Yan Shuicheng, et al. Face Recognition Using Lap-

测试, 对 7 种表情进行分类, 具体结果如表 3 所列。其中对角线上的数表示各种表情的识别率, 可见“惊奇”的识别率最高, 而平静、生气、悲伤的识别率偏低, 除了主成分分析本身的局限性, 表情区的划分和提取也影响了识别率。

### 2.3 近邻中心距离分类器表情识别的结果

本实验采用近邻中心距离分类器进行表情识别: 首先求得已知样本类平均(类中心), 然后将待识别样本归为与之最近类中心所在的类。图 4 为 4 类表情及它们的判别距离条形图。

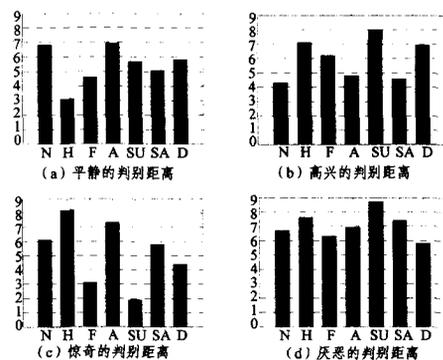


图 4 判别距离条形图

测试样本集中包含了未训练过的人脸表情图像, 实验表明识别结果并没有因为引入了陌生的人脸样本而明显下降。也就是说虽然算法对训练集中样本识别率较高, 对测试集中样本的识别率较低, 但并不是因为陌生的人脸使识别结果显著下降。因此, 可以表明特征融合的表情识别算法独立于人脸, 特征提取较好地保留了表情信息。

结束语 人脸表情识别是模式识别中一个非常挑战性的课题, 目前还有许多问题需要进一步解决。本文通过对比 PCA, WPCA 和特征融合(HLCA+WPCA)3 种算法的仿真实验, 表明特征融合(HLCA+WPCA)算法具有最好的识别效果。

### 参考文献

- [1] 王志良. 人工心理学—关于更接近人脑工作模式的科学[J]. 北京科技大学学报, 2000, 22(5): 478-481
- [2] 杨国亮. 人工心理相关技术研究——面部表情识别与情感建模[D]. 北京: 北京科技大学, 2006
- [3] Kurita T, Otsu N, Sato T. A Face Recognition Method Using Higher Order Local Autocorrelation and Multivariate Analysis [C]// Proceeding of the 11th International Conference on Pattern Recognition. Hague, Netherlands, 1992: 213-216
- [4] Qiao Yu, Huang Xiyue, Chai Yi. Face recognition based on Weighted PCA [J]. Journal of Chongqing University, 2004, 27(3): 60-66
- [5] Ekman P. Emotion in the Human Face [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1982

lacianfaces[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis AND Machine Intelligence, 2005, 27(3): 329-340

- [31] Verbeek J. Learning Nonlinear Image Manifolds by Global Alignment of Local Linear Models[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis AND Machine Intelligence, 2006, 28(8): 1236-1250