

# 基于几何和纹理特征的表情层级分类方法

胡敏<sup>1,2</sup>, 江河<sup>1,2</sup>, 王晓华<sup>1,2</sup>, 许良凤<sup>1</sup>, 黄晓音<sup>1,2</sup>, 程轶红<sup>1,2</sup>

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽合肥 230009; 2. 情感计算与先进智能机器安徽省重点实验室, 安徽合肥 230009)

**摘要:** 针对表情识别, 为提取对个体差异鲁棒性更强的特征, 并有效利用特征自身分布特性, 本文提出基于几何和纹理特征的表情层级分类方法. 首先, 构建基于中性脸相似度的几何特征提取方法, 自动匹配样本相似中性脸, 提取特征点比例系数几何特征; 然后, 利用充分矢量三角形提取纹理特征; 最后, 给出表情层级分类框架, 在三个层级下分别利用提取特征判定表情类别. 所提方法在 JAFFE 库和 CK 库上的实验结果表明, 本文方法取得了比基于一般几何和纹理特征的识别方法更好的效果, 证明了本文方法的有效性.

**关键词:** 表情识别; 几何和纹理特征; 中性脸相似度; 层级分类

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2017)01-0164-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.01.023

## A Hierarchical Classification Method of Expressions Based on Geometric and Texture Features

HU Min<sup>1,2</sup>, JIANG He<sup>1,2</sup>, WANG Xiao-hua<sup>1,2</sup>, XU Liang-feng<sup>1</sup>,  
HUANG Xiao-yin<sup>1,2</sup>, CHENG Yi-hong<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China;

2. Anhui Province Key Laboratory of Affective Computing and Advanced Intelligent Machine, Hefei, Anhui 230009, China)

**Abstract:** In order to strengthen the robustness of the extracted features for individual differences and use the distribution characteristics of the features more effectively, this paper presents a hierarchical classification method of expression based on geometric and texture features. Firstly, a geometric feature extract method is constructed based on the similarity of neutral expression, which automatically matches with the similar neutral expression images of sample images and extract geometric features based on feature points scale factor. Then, texture features are extracted by using sufficient vector triangle pattern. Finally, the facial expression hierarchical classification framework is achieved by using the above features to judge expression categories in the three layers respectively. Experiment results in JAFFE database and CK database show that the proposed method improves the recognition rate compared with the methods based on the typically geometric and texture features.

**Key words:** expression recognition; geometric and texture features; similarity of neutral expression; hierarchical classification

## 1 引言

人脸表情识别是人工智能领域的重要分支, 近年来, 很多研究者对表情识别进行了研究, 主要工作集中于表情特征提取与分类识别<sup>[1,2]</sup>. 表情特征提取包括纹理特征提取方法与几何特征提取方法<sup>[3]</sup>. 纹理特征主要用来描述图像的局部灰度变化, 代表性的方法有 Gabor 小波<sup>[4]</sup>、局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP)<sup>[5]</sup> 及 LBP 的改进算法<sup>[6]</sup>. 几何特征提取方法一般首先对

人脸进行关键点定位, 然后测量定位点间的相对距离, 最后根据距离定义特征, 如: 夏海英等人<sup>[7]</sup> 提出了直接表示关键点位置信息的直接几何特征 (Direct Geometric Feature, DGF) 和间接利用关键点位置信息的间接几何特征 (Indirect Geometric Feature, IDGF), 并将 DGF 和 IDGF 融合, 共同表达几何特征; Anwar Saeed 等人<sup>[8]</sup> 在眉部、眼角、嘴部定位 8 个关键点, 计算获得 6 个归一化几何特征向量作为几何特征, 并通过实验论证了几何

特征对于表情识别的重要性; Song 等人<sup>[9]</sup>利用主动外观模型(Active Appearance Model, AAM)检测预处理后的人脸表情图像特征点; 也有部分研究者首先二值化分割人脸图像, 然后根据分割出器官区域的面积、周长等几何信息进行特征提取, 最后分类识别<sup>[10]</sup>. 上述几何特征提取方法都存在同样的问题, 即没有考虑人脸个体差异给表情识别结果造成的不利影响, 因此易积政等人<sup>[11]</sup>提出特征点距离比例系数, 一定程度上减少了由人脸个体差异带来的表情特征的差异. 然而, 该方法是基于已知测试样本中性脸的表情识别方法, 对于未知中性脸的表情识别不具有推广意义. 故本文提出基于中性脸相似度的面部几何特征提取方法, 在测试过程中, 首先进行测试样本与训练集中的中性表情样本之间的人脸相似度计算, 设定相似度阈值, 筛选出与测试样本相似度较高的中性脸样本, 然后提取图像的特征点距离比例系数, 最后根据中性脸相似度计算权值, 从而获得测试样本的自适应加权几何特征, 不仅增强了几何特征的个体差异鲁棒性, 也提高了算法的推广性.

无论是纹理特征还是几何特征都只能从单方面描述表情图像的特征, 而单一的特征往往会使得识别结果具有一定的偶然性, 鲁棒性与稳定性不理想, 故很多研究者对多特征融合的表情识别方法进行了研究, 如魏冉等人<sup>[12]</sup>通过表情先验知识及大量实验分析, 使用不同的特征提取方法分别提取嘴巴、额头和眉毛部位的特征, 提高了表情识别的正确率; 刘帅师等人<sup>[13]</sup>针对 Gabor 特征的全局特性较弱的问题, 将 Gabor 多个方向的特征进行融合, 并结合分块直方图进行表情特征提取, 获得了较好的效果. 在各种多特征融合的表情识别方法中, 人脸表情特征的自身分布特点往往被人们忽视, Zheng Zhang 等人<sup>[14]</sup>基于表情特征自身分布特性提出人脸表情识别的多特征分层识别方法, 该方法将 LBP 和 Gabor 两种特征结合进行表情图像的双层识别, 在与人脸无关的表情识别中取得了较好的效果. 但 LBP 和 Gabor 特征都属于图像的局部纹理特征, 相似性较大, 将两者相结合互补性较弱. 故本文进一步提出表情图像层级分类方法, 将在表情识别中取得良好表现的基于充分矢量三角形的纹理特征<sup>[15]</sup>与基于中性脸相似度的面部几何特征相结合, 分别从全局层级、局部层级以及混合层级出发, 利用表情特征的自身分布特性进行表情识别, 从而充分发挥单个特征的有效性, 获得更加可靠的表情识别结果.

## 2 几何和纹理特征的提取

### 2.1 基于中性脸相似度的几何特征提取

虽然不同的人类个体具有相同的表情器官, 但是不同人类个体相同表情器官的大小、形状以及拉伸程

度都各不相同, 如图 1 所示, 人在中性表情时眼睛处于正常大小, 惊讶时趋于瞪大眼睛, 而图 1(a)中的个体中性表情时眼睛的大小与图 1(b)和图 1(c)中个体惊讶时眼睛的大小几乎相同; 人在中性表情时眉毛中间高两端低, 悲伤时眉毛内角与中部通常平行, 而图 1(d)中的个体中性表情时眉毛内部与中部也趋于平行. 因此, 在基于面部表情几何特征的表情识别中, 器官的个体差异是导致表情误识别的一个重要因素.



图 1 JAFFE 库人脸表情对比

本文利用 AAM 定位面部表情关键点, 在面部表情图像中选取对表情识别起关键作用且具有较低错误定位率的 23 个点作为特征点, 特征点选取及定位效果如图 2 所示.

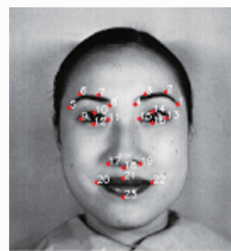


图 2 关键点定位图

根据定位关键点  $p_i$  的坐标  $(x_i, y_i)$ , 利用式(1)求取特征点两两间的欧式距离:

$$d_{ij} = \|p_i - p_j\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, 23; j = 1, 2, \dots, 23$ , 特征点两两间相对距离的变化反映了面部表情器官自身的形变以及相对位置的变化. 为了减小器官的个体差异在表情识别中造成的不利影响, 本文在特征训练过程中将表演者的各种表情图像与自己的中性表情图像的特征点相对距离之比作为该表情的特征点比例系数, 在测试过程中, 先根据中性脸相似度阈值确定与测试样本相似度较大的中性脸图像, 再求取测试样本与相似中性脸的特征

点比例系数:

$$k_d = d_{ij}^c / d_{ij}^n \quad (2)$$

式(2)中,  $d_{ij}^n$ 表示中性表情图像中的特征点相对距离,  $d_{ij}^c$ 表示训练过程中除中性表情外的其他表情图像或测试过程中的未知表情图像特征点间的相对距离.

通过提取特征点比例系数作为几何特征可以有效去除个体差异给表情识别带来的不利影响,但是在识别静态图片时,识别图片对应的中性脸图像未知,无法直接提取特征点比例系数. “相似的人具有相似的表情”<sup>[16,17]</sup>是面部表情合成中被广泛使用的一个假设,故本文从全局出发,通过中性脸相似度计算与面部关键点定位,计算出当前图像和与其相似度较大的中性表情图像间的特征点距离比例系数,从而提取出对个体差异具有一定鲁棒性的几何特征.

文献[18]提出的多尺度矢量三角形从不同的尺度空间描述图像特征,增强了特征的表现力. 本文选用三层图像金字塔,对于测试样本和训练样本都采用文献[18]的方法进行特征统计,依次产生直方图序列,保存到矩阵中,再求取测试样本与训练样本金字塔对应层中的特征矩阵间欧式距离. 由于不同尺度下的图像对于中性脸相似度计算的贡献度不同,所以,对于每层金字塔计算出的特征矩阵求取的欧式距离结果进行加权累加,金字塔从上到下选取权重依次为 0.3、0.5、0.2,并对累加处理后的结果进行最大值最小值归一化,从而获得最终的中性脸相似度:

$$sd_i = (d_i - d_{\min}) / (d_{\max} - d_{\min}), i = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

式(3)中,  $sd_i$ 表示测试图像与训练集中的第  $i$  幅中性脸图像的相似度,  $d_i$ 表示测试图像与第  $i$  幅中性脸图像特征值间的欧式距离,  $k$ 表示训练集中的中性脸图像的数目,  $d_{\min}$ 为  $k$  个欧式距离中的最小值,  $d_{\max}$ 为  $k$  个欧式距离中的最大值.

在大量实验的基础上,本文选定中性脸相似度阈值 0.2,相似度小于 0.2 的中性脸图像都将作为测试图像的相似中性脸. 设每幅测试图像获得  $m$  幅相似中性脸图像,利用式(4)计算测试样本与第  $i$  幅相似中性表情图像的特征点比例系数权重:

$$w_i = \frac{1 - sd_i}{m - \sum_{i=1}^m sd_i} \quad (4)$$

获得权重后,计算测试样本与各幅相似中性脸图像的特征点距离比例系数  $kt_i$ ,从而利用式(5)获得测试样本的加权几何特征:

$$kt = \sum_{i=1}^m w_i \times kt_i \quad (5)$$

加权计算中,中性脸图像与测试样本相似度越高,对应的特征点比例系数的权重越大.

## 2.2 基于充分矢量三角形的纹理特征提取

本文为充分发挥文献[15]矢量三角形模式优势,将对面部表情影响较大的眉、眼和嘴 3 个器官进行局部分割,采用如表 1 所示的不同尺度充分矢量三角形描述局部特征,这样不仅能降低特征维度增加带来的时间消耗,而且能更精确地描述表情信息.

表 1 充分矢量三角形尺度选取

器官	充分矢量三角形尺度(像素)		
眉毛	7×4	7×6	8×8
眼睛	5×7	3×4	
嘴巴	7×7	11×11	

## 3 表情图像的层级分类

本文将基于中性脸相似度的全局几何特征与基于充分矢量三角形的局部纹理特征融合,利用表情特征自身分布特性,分别在三个层级下,对不同的图像特征采用不同的 SVM 分类器进行表情图像类别判定.

### 3.1 层级分类框架

基于中性脸相似度的几何特征和基于充分矢量三角形的纹理特征在 JAFFE 库和 CK 库中各种表情下的平均识别性能分别如表 2 和表 3 所示. 从表 2 中可知,全局几何特征对于七种表情鉴别力的强弱依次为惊讶、高兴、生气、恐惧、中性、厌恶及悲伤;从表 3 中可知,局部纹理特征对于七种表情鉴别力的强弱依次为恐惧、悲伤、中性、高兴、厌恶、惊讶、生气. 由于局部纹理特征关注表情图像细节灰度变化,且所提取的特征维度高于全局几何特征,故除生气与惊讶两种表情下的识别率低于全局几何特征之外,在其余五种表情下的平均识别率均高于全局几何特征,且识别效果普遍较好. 生气、惊讶表情图像示例分别如图 3(a) 和图 3(b) 所示,人处于生气情绪时,特征点互相靠近,相对位置缩小,人处于惊讶情绪时,几何结构拉伸,特征点趋于分散,相对位置增大,故生气与惊讶适合利用全局几何特征描述. 全局几何特征对于悲伤表情的识别精度最低,正如图 3(c) 所示那样,人处于悲伤情绪时,面部表情器官几何结构改变不大,特征点位移较小,因此不适宜利用全局几何特征判别.

表 2 几何特征在七种表情下的识别率统计 (%)

	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
JAFFE	95.24	86.36	92.86	95.23	84.44	76.74	97.62
CK	95.24	87.50	100	100	91.11	75.56	100

表 3 纹理特征在七种表情下的识别率统计 (%)

	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
JAFFE	88.10	95.45	97.62	97.62	97.78	97.67	92.86
CK	92.86	95	100	95.24	95.56	97.78	97.72

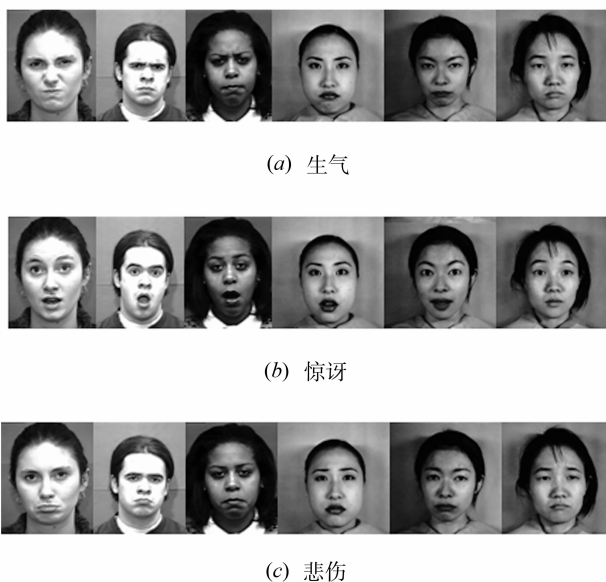


图 3 表情图像示例

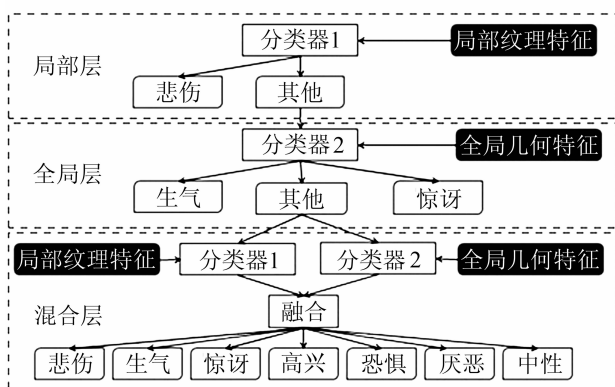


图 4 表情层级分类图

根据上述分析,本文提出表情图像层级分类框架,如图 4 所示,首先在局部层中用局部纹理特征区分出悲伤表情,对于判定为其他表情的表情图像暂不做定论,累积到全局层进行二次判别,然后在全局层中利用全局几何特征区分出生气和惊讶两种表情,对于判定为其余表情的表情图像暂不做定论,累积到混合层中进行基于后验概率的类别决策.图 4 中的“分类器 1”表示选用多项式核函数且多项式次数设定为 4 的 SVM 分类器,“分类器 2”为选用线性核函数的 SVM 分类器.

### 3.2 基于后验概率的类别决策

在全局层和局部层中,根据表情特征自身分布特征已识别出了区分度较高的表情,对于前两个层级中难以判别的表情图像,通过简单的融合规则使用全局特征和局部特征可能不能充分发挥两种特征各自的优势,故本文在混合层中利用两种特征分别训练不同的

SVM 分类器,再通过基于后验概率的类别决策方法得出图像的表情种类.

用  $R_1, R_2$  分别表示分类器 1 和分类器 2 的识别结果,  $Y$  表示样本图像的分类标签,  $C_i$  表示第  $i$  个表情所属类别,假设  $R_1$  与  $R_2$  互相独立,通过交叉实验验证,可以获得每个分类器的混淆矩阵,从而计算得出:  $P(R_1 = C_j | Y = C_i) P(R_2 = C_j | Y = C_i)$ . 假设样本属于七种表情的概率相同,则式(6)成立:

$$\begin{aligned} & P(Y = C_k | R_1 = C_i, R_2 = C_j) \\ &= P(Y = C_k, R_1 = C_i, R_2 = C_j) / P(R_1 = C_i, R_2 = C_j) \\ &\propto P(Y = C_k, R_1 = C_i, R_2 = C_j) \\ &\propto P(R_2 = C_j, R_1 = C_i | Y = C_k) P(Y = C_k) \\ &\propto P(R_2 = C_j, R_1 = C_i | Y = C_k) \\ &\propto P(R_1 = C_i | Y = C_k) P(R_2 = C_j | Y = C_k) \end{aligned} \quad (6)$$

故  $P(Y = C_k | R_1 = C_i, R_2 = C_j)$  正比于  $P(R_1 = C_i | Y = C_k) P(R_2 = C_j | Y = C_k)$ .

由于单个 SVM 分类器的性能是可以保证的,即式(7)和式(8)成立:

$$P(R_1 = C_i | Y = C_i) > P(R_1 = C_i | Y = C_k), K \neq i \quad (7)$$

$$P(R_2 = C_j | Y = C_j) > P(R_2 = C_j | Y = C_k), K \neq j \quad (8)$$

当分类器 1 与分类器 2 的识别结果相同时,则无需通过计算,即可直接把两个分类器的识别结果作为最终的分类结果;当分类器 1 与分类器 2 的识别结果不同时,通过式(6)计算判定情感类别  $K_j$ :

$$\begin{aligned} K_j &= \operatorname{argmax}_k [P(Y = C_k | R_1 = C_i, R_2 = C_j)] \\ &= \operatorname{argmax}_k [P(R_1 = C_i | Y = C_k) \\ &\quad \cdot P(R_2 = C_j | Y = C_k)] \end{aligned} \quad (9)$$

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验相关参数选取

#### 4.1.1 中性脸相似度计算参数选取

本文在 JAFFE 库中每人每种表情选取三幅图像, CK 库中选出具有七种表情的十个表演者的表情图像,每人每种表情同样也选取三幅图像进行实验,以确定中性脸相似度计算中的参数值并验证利用多尺度矢量三角形计算中性脸相似度的可靠性,实验步骤如下:

① 分别将 JAFFE 库和 CK 库中的 30 幅中性表情图像作为训练图像,剩下的 180 幅其他表情图像作为测试图像;

② 获取正确识别出表情图像对应中性脸最优比率时的矢量三角形尺度与分块大小. 不同尺度参数对 JAFFE 库和 CK 库识别结果的影响如图 5 所示,不同分块对 JAFFE 库和 CK 库识别结果的影响如图 6 所示.

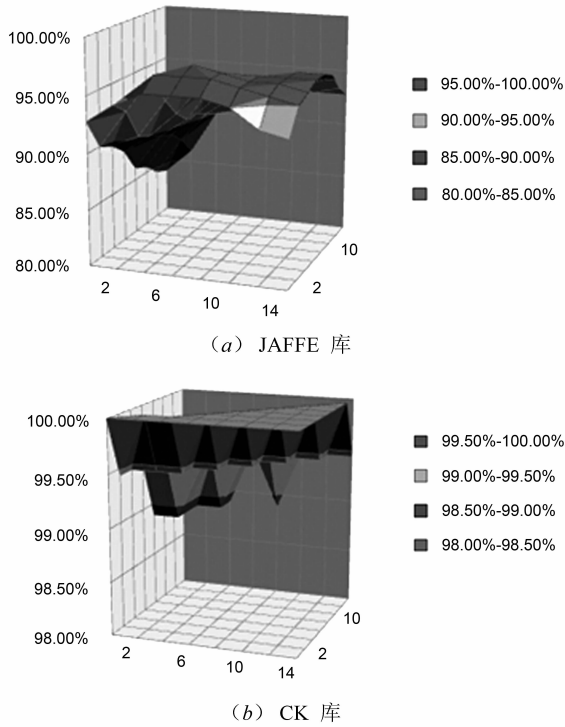


图5 矢量三角形尺度与识别率关系图

综合 JAFFE 库和 CK 库上的实验结果,选取大小为 (8,6) 的矢量三角形对  $4 \times 4$  分块的表情图像进行中性脸识别,由图 6 可知,利用多尺度矢量三角形方法正确识别出中性脸的比率在 JAFFE 库中可达 97% 以上,CK 库中均达 98% 以上,故利用该方法可进行可靠的中性脸识别.由于 JAFFE 库中均为日本女性他人脸,相互间差异较小,区分度较低,CK 库中同时包含男性和女性,相互间差异较大,区分度较高,故 CK 库的中性脸识别率普遍高于 JAFFE 库.

4.1.2 纹理特征提取参数选取

图 7 以 JAFFE 库中实验结果为例,说明使用不同尺度的充分矢量三角形提取嘴部特征对识别率的影响.3 维坐标系中, $x, y$  轴表示所选充分矢量三角形两直角边的长度, $z$  轴表示该尺度下的识别率.从图中可以看出,当  $x, y$  轴的数值相差较小时,曲面颜色较浅,即用两直角边长度相差较小的充分矢量三角形进行特征提取时,识别率较高.同理可获得适用于提取眼睛子图像和嘴巴子图像特征的充分矢量三角形的尺度.

表 4 为单个器官子图像在 2 个表情图像库中 3 次实验的结果,单独使用尺度分别为  $7 \times 4, 5 \times 7, 7 \times 7$  的充分矢量三角形提取眉毛、眼睛、嘴部特征作为图像特征进行测试时,嘴部子图像识别率远高于眼睛子图像和眉毛子图像,即嘴部变化对表情识别影响更大,故我们采用 3 种尺度的充分矢量三角形描述嘴部特征,使用两种尺度

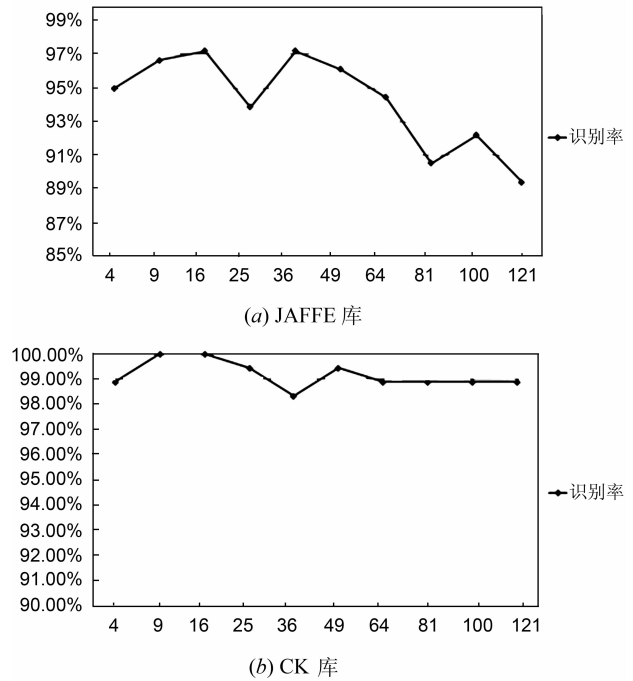


图6 图像分块数目与识别率关系图

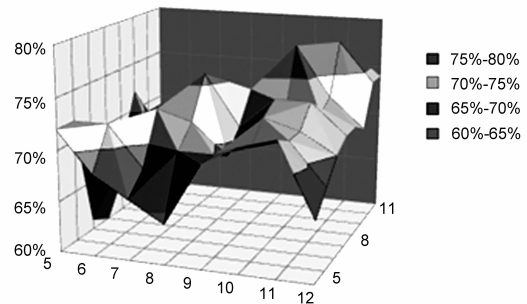


图7 嘴部图像充分矢量三角形尺度设置3维效果图

的充分矢量三角形描述眉毛和眼睛的特征.

表 4 单个器官识别率统计 (%)

	JAFFE			CK		
	1	2	3	1	2	3
嘴巴	74	78	76	92	90	92
眼睛	57	56	58	84	89	85.5
眉毛	65	61	52	83	84.5	82

综上所述,本文在纹理特征提取中选取如表 1 所示的充分矢量三角形尺度.

4.1.3 SVM 参数选取

利用 SVM 对样本分类时,常用的核函数有高斯核函数、多项式核函数和线性核函数.高斯核函数局部特性强,具有较好的学习能力,但泛化能力相对较差;多项式核函数全局特性较好,同时具有很强的泛化能力,故本文中“分类器 1”选用多项式核函数.图 8 为不同多项式次数下 JAFFE 和 CK 库上三次实验的平均识别结果,

横坐标表示多项式次数,纵坐标表示该次数下的平均识别率,由图 8 可知,多项式次数设为 4 时在两个库中的平均识别效果最佳,故本文选取 4 作为分类器 1 的多项式次数,其他参数使用默认值。

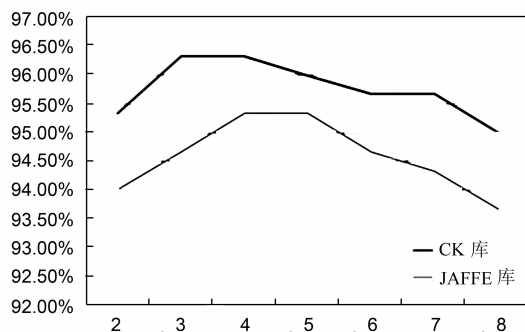


图8 不同多项式次数在JAFEE和CK库上的平均结果

由于本文几何特征维度较低,而线性核函数对于低维度的分类识别效果较好,且速度快,故本文中“分类器 2”选用线性核函数。该核函数无需专门的参数设置。

#### 4.1.4 层级分类框架设定

混淆矩阵是监督学习中评估算法性能的有效方法,在 JAFFE 库和 CK 库中,全局几何特征在分类器 1 上的混淆矩阵分别如表 5、表 6 所示。由表 5 和表 6 可知,利用全局几何特征进行表情识别时,悲伤表情易被误识别为中性,因为人处于悲伤时器官变化较小,特征点移动不明显,与中性表情的特征点相对距离相似,难以区分,故在层级分类时首先在局部层识别出悲伤表情,不再向下积累。

表 5 全局几何特征在 JAFFE 库上的混淆矩阵

	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
生气	40	2	0	0	0	0	0
厌恶	3	38	2	0	0	1	0
恐惧	1	1	39	0	1	0	0
高兴	0	0	1	40	1	0	0
中性	0	0	4	1	38	2	0
悲伤	1	1	3	0	5	33	0
惊讶	0	0	0	1	0	0	41

表 6 全局几何特征在 CK 库上的混淆矩阵

	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
生气	40	2	0	0	0	0	0
厌恶	1	35	0	0	1	3	0
恐惧	0	0	42	0	0	0	0
高兴	0	0	0	42	0	0	0
中性	0	0	0	0	40	5	0
悲伤	2	2	0	0	7	34	0
惊讶	0	0	0	0	0	0	44

JAFFE 和 CK 库中,局部纹理特征在分类器 2 上

的混淆矩阵分别如表 7、表 8 所示,由表 7 和表 8 可知,利用局部纹理特征进行表情识别时,生气表情易被误识别为厌恶,因为当人处于生气和厌恶情绪时,都会有皱眉、微闭眼睛等面部变化,纹理变化相类似,容易发生误判,故层级分类时,在局部层不进行生气表情判定,将判定累积至全局层。

表 7 局部纹理特征在 JAFFE 库上的混淆矩阵

	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
生气	37	2	2	0	0	1	0
厌恶	0	42	1	0	0	1	0
恐惧	0	0	41	0	1	0	0
高兴	1	0	0	41	0	0	0
中性	0	0	0	0	44	1	0
悲伤	0	0	0	0	1	42	0
惊讶	0	0	1	1	1	0	39

表 8 局部纹理特征在 CK 库上的混淆矩阵

	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
生气	39	2	0	0	1	0	0
厌恶	1	38	0	0	0	1	0
恐惧	0	0	42	0	0	0	0
高兴	0	0	2	40	0	0	0
中性	1	0	0	0	43	1	0
悲伤	0	0	0	1	0	44	0
惊讶	0	0	1	0	0	0	43

在混合层中通过混淆矩阵可计算出每种表情的最大后验概率,从而当全局层和局部层判别结果不一致时,利用式(9)可得出最终表情类别。基于后验概率的类别决策充分考虑了不同特征在不同分类器下的表现力,有效减少了表情在判别力较弱的特征下的误识别。例如,图 9 中样本图 9(a)、图 9(b)为累积到混合层中的识别样本,样本图 9(a)在局部纹理特征下被 R1 识别为生气,在全局几何特征下被 R2 识别为高兴,真实表情类别为高兴时被 R1 识别为生气的概率为 0.026,真实表情类别为高兴时被 R2 识别为高兴的概率为 0.95,两者乘积大于真实表情为其他表情时的后验概率乘积,故最终结果为高兴,避免了局部纹理特征下的识别错误;样本图 9(b)在局部纹理特征下被 R1 识别为中性,在全局几何特征下被 R2 识别为悲伤,真实表情类别为中性时被 R1 识别为中性的概率为 0.9772,真实表情类别为中性时被 R2 识别为悲伤的概率为 0.119,两者乘积大于真实表情为其他表情时的后验概率乘积,故最终判别结果为中性,避免了全局几何特征下的识别错误。

## 4.2 算法识别率及运行时间分析

本文中全局几何特征提取实验、局部纹理特征提取实验及层级分类实验都基于 JAFFE 库与 CK 库,在两个库中分别选取 210 幅人脸表情图像,其中每个表演者



图9 混合层样本图像示例

在每种表情下均选取3幅图像,每人每种表情选取1~2幅图像用做训练,剩余的100幅图像用做测试,循环三次验证.

#### 4.2.1 基于中性脸相似度的几何特征提取方法实验分析

单独利用特征点间相对距离作为几何特征进行表情识别将忽略个体差异对表情识别的影响,利用单幅相似中性脸计算特征点比例系数作为几何特征进行表情识别过分依赖于最相似中性脸,本文利用相似度对特征点比例系数进行自适应加权,克服了上述问题,取得了良好的效果. JAFFE库和CK库上的三组实验结果对比如表9和表10所示.

表9 JAFFE库中三组实验结果对比

	1	2	3
距离几何特征	83%	82%	84%
单幅相似脸特征	86%	86%	87%
本文几何特征提取方法	89%	90%	90%

表10 CK库中三组实验结果对比

	1	2	3
距离几何特征	87%	84%	86%
单幅相似脸特征	90%	89%	88%
本文几何特征提取方法	93%	93%	91%

实验环境为WINDOWS XP, CPU为奔腾系列,单核2.10GHZ,2.0GB内存. 本文几何特征提取算法在JAFFE库上的特征提取时间约为173ms,主要时间消耗为AAM模型建立时间82ms与AAM拟合时间90ms;在CK库上的特征提取时间约为228ms,主要时间消耗为AAM模型建立时间117ms与AAM模型拟合时间110ms. 本文几何特征提取算法在JAFFE库上识别时间约为673ms,在CK库上识别时间约为1128ms,主要时间消耗为AAM的建立与拟合以及人脸相似度计算. CK库中图片较大,耗时均高于JAFFE.

本文几何特征提取方法虽然识别时间高于一般基于AAM的几何特征表情识别方法,但是也取得了优于一般基于AAM的几何特征表情识别方法的识别效果,该算法与部分具有代表性的几何特征提取方法的识别率对比如表11所示.

表11 各种算法平均识别率比较

算法	JAFFE
直接几何特征 <sup>[7]</sup>	80%
间接几何特征 <sup>[7]</sup>	66.67%
文献 <sup>[8]</sup> 中的几何特征提取方法	86%
本文几何特征提取方法	89.67%

#### 4.2.2 表情层级分类方法实验分析

表情层级分类方法实验结果如表12、表13所示,该方法在JAFFE库上平均识别率为97%,在CK库上的平均识别率为98%,存在部分误识别表情样本,主要是由于局部层或全局层中的直接判定导致的,如JAFFE库中的样本在全局层下进行识别时,厌恶、恐惧、悲伤都可能被判定为生气,导致识别错误;CK库中的样本在局部层下进行识别时,生气、厌恶、中性都可能被判定为悲伤,导致判别错误,但局部层和全局层中的直接判定一定程度上减少了表情识别时间,提高了识别效率.

表12 JAFFE库中3组实验结果

表情	训练样本数			测试样本数		
	1	2	3	1	2	3
生气	16	16	16	14/14	14/13	14/14
厌恶	16	15	15	14/13	15/13	15/14
恐惧	16	16	16	14/13	14/14	14/14
高兴	15	16	17	15/15	14/14	13/13
中性	15	15	15	15/15	15/15	15/14
悲伤	16	16	15	14/12	14/14	15/15
惊讶	16	16	16	14/14	14/14	14/14
总计	110	110	110	100/96	100/97	100/98

表13 CK库中3组实验结果

表情	训练样本数			测试样本数		
	1	2	3	1	2	3
生气	16	16	16	14/14	14/13	14/14
厌恶	16	18	16	14/11	12/12	14/14
恐惧	16	16	16	14/14	14/14	14/14
高兴	16	16	16	14/14	14/14	14/14
中性	15	15	15	15/15	15/15	15/14
悲伤	16	13	16	14/14	17/17	14/13
惊讶	15	16	15	15/15	14/14	15/15
总计	110	110	110	100/97	100/99	100/98

表14为层级分类与全局几何特征、局部纹理特征的平均识别率在JAFFE库和CK库上的对比,实验结果表明,本文对于局部纹理特征和全局几何特征的融合有效利用了两种特征各自的鉴别能力,提升了识别效果.

不同表情在层级分类方法中的识别时间存在差异,若表情识别为悲伤,则只需局部层的决策时间,在JAFFE库上约为12ms,CK库上约为31ms;若表情识别为其他表情,则需要全局层和局部层的决策时间累加和,在JAFFE库上约为685ms,在CK库上约为1160ms,虽然层级分类方法在识别时间上有所增加,但仍维持在可接受的范围内,并且有效的提高了表情识别能力.

表 14 各算法平均识别率比较

算法	JAFFE 库	CK 库
全局几何特征	89.67%	92.33%
局部纹理特征	95.33%	96.33%
层级分类方法	97%	98%

## 5 结束语

本文提出了基于纹理和几何特征的人脸表情层级分类方法,该方法将几何特征与纹理特征结合构造了表情图像层级分类框架,从全局层、局部层和混合层三个层级进行表情分类,在各层级中充分利用表情特征自身分布特性,有效发挥各种表情特征的鉴别能力,提高了表情图像识别的正确率:

(1)多尺度矢量三角形在中性脸相似度计算中表现良好,根据相似度进行自适应几何特征加权,有效避免了几何特征对于单幅相似人脸图像的过分依赖,使得越相似的人脸几何特征贡献度越大,从而令测试样本的几何特征鲁棒性更强。

(2)本文提出的基于中性脸相似度的面部几何特征提取方法一定程度上减少了个体差异给表情识别造成的不利影响,可在未知中性脸样本的静态图片识别中使用。

(3)全局几何特征对使面部几何结构发生明显变化的表情具有较好的识别效果,局部纹理特征对面部表情的细节变化具有良好的感知力,充分利用两种特征的自身鉴别能力进行表情识别,可取得良好的识别效果。

(4)将表情进行层级分类,首先确定单个特征下鉴别力较好的表情类别,然后将不易判定的表情积累到混合层,通过基于后验概率的类别决策方法进行分析,从而有效避免单个特征下的误识别。

### 参考文献

- [1] Eleftheriadis S, Rudovic O, Pantic M. Discriminative shared Gaussian processes for multiview and view-invariant facial expression recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1): 189 - 204.
- [2] Whitehill J, Serpell Z, Lin Yi-Ching, Foster A, Movellan J R. The face of engagement; automatic recognition of student engagement from facial expressions [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2014, 5(1): 86 - 98.
- [3] 杨飞, 苏剑波. 人脸显性特征的融合构造方法及识别 [J]. *电子学报*, 2012, 40(3): 466 - 471.  
Yang Fei, Su Jianbo. Face recognition based on explicit facial features by fusion construction method [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(3): 466 - 471. (in Chinese)
- [4] Liu Haibin, Zhang Guobao, Huang Yongming, Dong Fei. Multiple features extraction and coordination using Gabor wavelet transformation and fisherfaces with application to facial expression recognition [A]. *Proceedings of Chinese Conference on Pattern Recognition [C]*. Chongqing: IEEE Press, 2010. 1 - 5.
- [5] Shan Caifeng, Gong Shaogang, McOwan Peter W. Robust facial expression recognition using local binary patterns [A]. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C]*. USA: IEEE Press, 2005. 370 - 373.
- [6] 李根, 李文辉. 主方向旋转 LBP 特征的平面旋转人脸检测 [J]. *电子学报*, 2015, 43(1): 198 - 202.  
Li Gen, Li Wenhui. Face detection under rotation in image plane using principal direction rotation LBP [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(1): 198 - 202. (in Chinese)
- [7] 夏海英. 基于纹理和几何特征的表情分类研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.  
Xia Haiying. Research on Texture and Geometric Features for Facial Expression Recognition [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011. (in Chinese)
- [8] Anwar Saeed, Ayoub Al-Hamadi, Robert Niese. The effectiveness of using geometrical features for facial expression recognition [A]. *Proceedings of IEEE International Conference on Cybernetics [C]*. USA: IEEE Press, 2013. 122 - 127.
- [9] Song Mingli, Tao Dacheng, Liu Zicheng, Li Xuelong, Zhou Mengchu. Image ratio features for facial expression recognition application [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2010, 40(3): 779 - 788.
- [10] Parna Kundu, Ravindra Kumar Singh. Geometric feature based recognition of facial expressions using ANN [A]. *Proceedings of IEEE International Conference on Signal Processing [C]*. USA: IEEE Press, 2013. 1 - 6.
- [11] 易积政, 毛峡, Ishizuka Mitsuru, 薛雨丽. 基于特征点矢量与纹理形变能量参数融合的人脸表情识别 [J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(10): 2403 - 2410.  
Yi Jizheng, Mao Xia, Ishizuka Mitsuru, Xue Yuli. Facial expression recognition based on feature point vector and texture deformation energy parameters [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(10): 2403 - 2410. (in Chinese)
- [12] 魏冉, 姜莉, 陶霖密. 融合人脸多特征信息的面表情识别系统 [J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(5): 792 - 800.  
Wei Ran, Jiang Li, Tao Linmi. Facial expression recognition system based on multiple feature integration [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(5): 792 - 800. (in Chinese)
- [13] 刘帅师, 田彦涛, 万川. 基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别 [J]. *自动化学报*, 2011, 37

- (12):1455 – 1463.  
Liu Shuaishi, Tian Yantao, Wan Chuan. Facial expression recognition method based on Gabor multi-orientation features fusion and block histogram [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(12):1455 – 1463. (in Chinese)
- [14] Zhang Zheng, Fang Chi, Ding Xiaoqing. A hierarchical algorithm with multi-feature fusion for facial expression recognition [A]. Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition [C]. USA: IEEE Press, 2012. 2363 – 2366.
- [15] 胡敏, 江河, 王晓华, 陈红波, 李堃, 任福继. 精确局部特征描述的表情识别 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(11):1613 – 1622.  
Hu Min, Jiang He, Wang Xiaohua, Chen Hongbo, Li Kun, Ren Fuji. Precise local feature description for facial expression recognition [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(11):1613 – 1622. (in Chinese)
- [16] Wang Hongcheng, Ahuja N. Facial expression decomposition [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision [C]. USA: IEEE Press, 2003. 958 – 965.
- [17] 谭华春, 章毓晋. 基于人脸相似度加权距离的非特定人表情识别 [J]. 电子与信息学报, 2007, 29(2):455 – 459.  
Tan Huachun, Zhang Yujin. Person-independent facial expression recognition based on person-similarity weighted distance [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(2):455 – 459. (in Chinese)
- [18] Jiang He, Hu Min, Chen Hongbo, Li Kun, Wang Xiaohua, Ren Fuji. Facial expression recognition based on multi-scale vector triangle [A]. Proceedings of IEEE/SICE International Symposium on System Integration [C]. USA: IEEE Press, 2013. 82 – 87.

## 作者简介



胡敏女, 1967年8月出生, 安徽淮北人, 教授、硕士生导师, 2004年获合肥工业大学计算机应用技术博士学位. 主要研究方向: 计算机视觉、数字图像处理, 等.  
E-mail: uhnim@163.com



江河(通讯作者)女, 1989年7月出生, 安徽芜湖人, 硕士研究生. 主要研究方向: 数字图像处理、机器学习等.  
E-mail: jh8975@126.com