

文章编号:1001-9081(2011)03-0736-05

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.00736

# 基于表情子空间多分类器集成的非特定人人脸表情识别

胡步发,陈炳兴,黄银成

(福州大学 机械工程及自动化学院,福州 350108)

(hubufa@21cn.com)

**摘要:**针对非特定人人脸表情平均识别率普遍不高(约 65%)的问题,提出了一种基于表情子空间和多分类器集成的人脸表情识别新方法。通过局部二进制模式(LBP)与高阶奇异值分解(HOSVD)方法对训练集1中的人脸图像的全脸、眼睛(包括眉毛)和嘴巴三个区域进行特征提取与分解,建立相应的表情子空间;利用支持向量机(SVM)方法对训练集2中的人脸图像在表情子空间训练,得到模糊系统参数;最后结合表情子空间与多分类器集成,对测试集中的图像进行表情分类识别。在JAFFE人脸表情库中实验,获得了71.43%的平均识别率。实验结果表明,该方法有效地减少了人脸外观特征和表情表现方式所带来的影响,具有更好的识别效果。

**关键词:**人脸表情;非特定人;多分类器集成;高阶奇异值分解;模糊规则

**中图分类号:** TP391.41    **文献标志码:**A

## Person-independent facial expression recognition based on expression subspace multi-classifiers integration

HU Bu-fa, CHEN Bing-xing, HUANG Yin-cheng

(College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350108, China)

**Abstract:** To the problem that the average recognition rate of person-independent facial expression is not high (about 65%), a new method of facial expression recognition, based on expression subspace and multi-classifiers integration, was proposed. In the training set 1, the features of global face region, eyes (include eyebrows) region and mouth region were respectively extracted and decomposed by Local Binary Pattern (LBP) and Higher Order Singular Value Decomposition (HOSVD), and the corresponding expression subspaces were built. Then the facial images of the training set 2 were trained by Support Vector Machine (SVM) in the expression subspaces and the parameters of fuzzy rule system were conducted. Finally, the expression subspaces and the multi-classifiers ensemble were combined to classify the expressions in test set. The experiments were conducted on JAFFE database and the average recognition rate was 71.43%. The experimental results show that the proposed method effectively reduces the influence caused by facial shape feature and facial expression manner, and it has better recognition rate.

**Key words:** facial expression; person-independent; multi-classifiers integration; Higher Order Singular Value Decomposition (HOSVD); fuzzy rule

## 0 引言

人脸表情识别在人机交互、机器视觉、行为科学和精神分析等领域有着广泛的应用,成为了研究热点<sup>[1-2]</sup>。目前,由于每个人的外观特征及表情表现方式均存在差异,导致当训练集与测试集是不同的人时,即非特定人人脸表情识别,识别率普遍不高,制约了人脸表情识别的实际应用。针对外观特征差异问题,Wang等人<sup>[3]</sup>提出用高阶张量模型来对人脸表情图像进行分解,该方法使用主动外观模型(Active Appearance Model, AAM)获取人脸特征参数,采用一个三阶张量来表示人脸表情图像,并用改进的高阶奇异值分解(Higher-Order Singular Value Decomposition, HOSVD)方法对其进行分解,分别得到身份子空间、表情子空间和AAM特征点子空间。Abboud等人<sup>[4]</sup>提出使用AAM方法获取人脸特征参数,通过双线性分解模型的方法,将其分解为表情特征和其他特征的线性映射的乘积。上述两种方法只提取表情信息作为识别特征,可

以在一定程度上减少外观特征等其他信息的影响,但没有考虑到表情表现方式存在的差异。针对这一问题,Tan等人<sup>[5]</sup>在文献[3]的基础上,提出利用人脸相似度加权距离,作为测试身份的表情特征与标准的表情特征之间的相似性进行分类。该方法可以在一定程度上减少表情表现方式差异的影响,在JAFFE人脸表情库中实验,获得了62%的平均识别率。

通过观察分析发现,不同的人在表达同一种表情时,其表现方式的差异主要集中在眉毛、眼睛和嘴巴区域,而在其他区域基本相同。文献[3,5]等都是对整个脸部区域进行特征分解,没有将差异性与共同性分开,势必影响到识别效果。基于此,本文提出了一种基于表情子空间与多分类器集成的人脸表情识别新方法。实验结果表明,与文献[3,5]等方法相比,该方法对解决非特定人问题具有更好的识别效果。

该方法分为三个阶段:在预处理阶段,将训练集1、训练集2及测试集中的每幅人脸表情图像分为全脸、眼睛(包括眉毛)和嘴巴三个区域;在训练阶段,训练集1的图像经过特

收稿日期:2010-08-06;修回日期:2010-10-03。 基金项目:福州大学科技创新基金资助项目(2008-XQ-15)。

作者简介:胡步发(1963-),男,福建宁德人,副教授,博士,主要研究方向:计算机视觉、模式识别; 陈炳兴(1983-),男,福建漳州人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别; 黄银成(1985-),男,福建福州人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别。

征提取和特征分解后获得三个区域对应的表情子空间,将训练集2的每幅图像经特征提取后映射到相应的表情子空间,获得预分类结果,并通过支持向量机(Support Vector Machine,

SVM)方法训练得到模糊系统参数;在分类识别阶段,通过表情子空间集并结合由模糊系统参数构建的模糊系统,对测试集的图像进行表情分类识别,如图1所示。

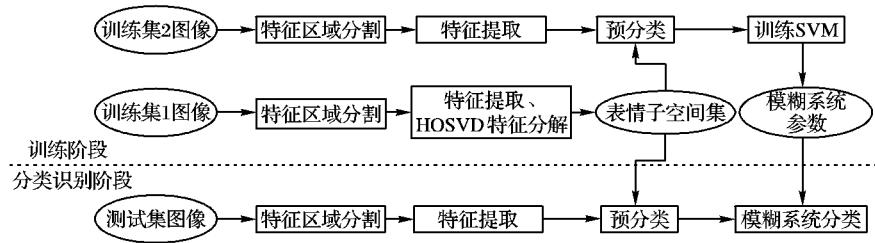


图1 本文方法的流程

## 1 基于LBP+HOSVD的人脸表情特征提取

一幅人脸表情图像包含了多种信息,对表情识别来说,需要从图像中分离出表情特征信息来完成识别任务,避免其他信息的影响。因此,可以采用高阶张量来表示多信息融合的人脸图像<sup>[6]</sup>,并通过HOSVD将表情特征信息同其他特征信息分离开来。直接对人脸图像进行HOSVD,维数较高,因此,本文采用局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)方法提取人脸特征。

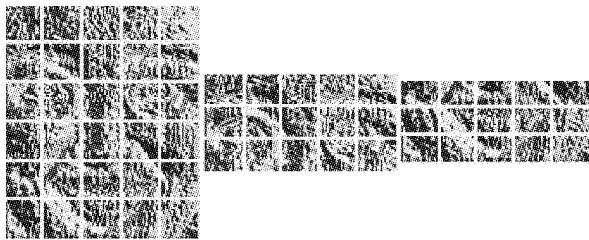
### 1.1 LBP人脸表情特征提取

本文采用文献[6]中的改进的LBP算子提取特征,该算子包含58个“统一模式”和1个非“统一模式”。在JAFFE人脸表情库中的实验结果表明<sup>[7]</sup>,“统一模式”算子可以有效地描述出图像中大部分的纹理特征。

如图2(a)所示为全脸、眼睛(包括眉毛)和嘴巴三个区域的图像,其大小分别为 $132 \times 110$ 、 $54 \times 110$ 、 $45 \times 110$ ,对上述三个区域进行LBP变换后,分别手工划分为 $30(6 \times 5)$ 、 $15(3 \times 5)$ 、 $15(3 \times 5)$ 个子块<sup>[8]</sup>,如图2(b)所示。然后,对每个区域计算每一块的LBP直方图,并按从左到右、从上到下的顺序组成联合直方图,如图3所示为全脸的联合直方图,其中横坐标表示灰度级数目( $59 \times 30 = 1770$ ),纵坐标表示像素数目。联合直方图的纵坐标值即作为LBP特征向量。



(a) 原图像



(b) LBP变换后的分块图

图2 三个特征区域及其LBP变换后的分块图

### 1.2 HOSVD人脸表情特征分解

高阶张量在表示多信息(或多模态)融合的人脸表情图

像结构方面具有优越的性能<sup>[9]</sup>。

#### 1.2.1 高阶张量描述

设高阶张量  $H \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_n \times \dots \times I_N}$ , 则  $H$  包含  $N$  个模态, 其元素可以表示为:  $h_{i_1 i_2 \dots i_N}$ 。将  $H$  沿第  $n$  个模态展开, 其矩阵表示为:  $H^{(n)} \in \mathbb{R}^{I_n \times (I_{n+1} \dots I_N I_1 \dots I_{n-1})}$ , 在第  $i_n$  行, 第  $(i_{n+1} - 1)I_{n+2}I_{n+3} \dots I_N I_1 I_2 \dots I_{n-1} + (i_{n+2} - 1)I_{n+3}I_{n+4} \dots I_N I_1 I_2 \dots I_{n-1} + \dots + (i_{N-1} - 1)I_1 I_2 \dots I_{n-1} + (i_1 - 1)I_2 I_3 \dots I_{n-1} + (i_2 - 1)I_3 I_4 \dots I_{n-1} + \dots + i_{n-1}$  列, 其元素为  $h_{i_1 i_2 \dots i_N}$ 。

设  $U \in \mathbb{R}^{J_n \times I_n}$  是一个 2 阶张量, 则高阶张量  $H$  沿第  $n$  个模态展开后与  $U$  的乘积可定义为<sup>[3]</sup>:

$$(H \times_n U)_{i_1 \dots i_{n-1} j_n i_n+1 \dots i_N} = \sum_{i_n=1}^{I_n} h_{i_1 \dots i_N} u_{j_n i_n} \quad (1)$$

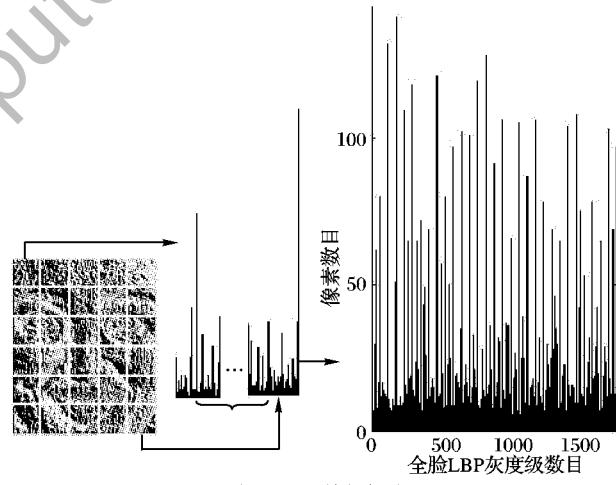


图3 LBP特征提取

#### 1.2.2 人脸表情高阶张量表示与HOSVD

训练集1中的人脸表情图像采用一个三阶张量  $H \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$  来表示, 其中三阶分别表示身份模态、表情类别模态和图像经过LBP提取后的灰度级模态,  $I$  表示身份的数目,  $J$  表示表情类别的数目,  $K$  表示每个身份的每种表情类别图像的灰度级数目。这样, 张量  $H$  的HOSVD为:

$$H = D \times_1 P^{(1)} \times_2 P^{(2)} \times_3 P^{(3)} \quad (2)$$

其中:  $D \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$  为核张量, 表示矩阵  $P^{(1)}$ 、 $P^{(2)}$  和  $P^{(3)}$  之间的相互作用; 矩阵  $P^{(1)} \in \mathbb{R}^{I \times I}$ 、 $P^{(2)} \in \mathbb{R}^{J \times J}$ 、 $P^{(3)} \in \mathbb{R}^{K \times K}$  分别表示身份、表情和灰度级子空间, 表情子空间  $P^{(2)} = [p_1^2, p_2^2, \dots, p_J^2]^T$  的行向量  $p_j^2$  表示第  $j$  种表情的所有特征;  $\times_1$ 、 $\times_2$ 、 $\times_3$  表示将张量  $D$  按第 1、2、3 个模态展开后相乘。其张量分解如图4所示。

因此,人脸表情子空间的生成步骤为:

- 1) 当  $n = 1, 2, 3$  时,计算  $\mathbf{H}$  的展开矩阵  $\mathbf{H}^{(n)}$ ;
- 2) 分别对  $\mathbf{H}^{(1)}, \mathbf{H}^{(2)}, \mathbf{H}^{(3)}$  进行 SVD,  $\mathbf{P}^{(1)}, \mathbf{P}^{(2)}, \mathbf{P}^{(3)}$  分别为相应 SVD 的各左边矩阵,得到表情子空间  $\mathbf{P}^{(2)}$ 。

根据上述步骤分别生成全脸区域、眼睛(包括眉毛)区域和嘴巴区域的表情子空间。

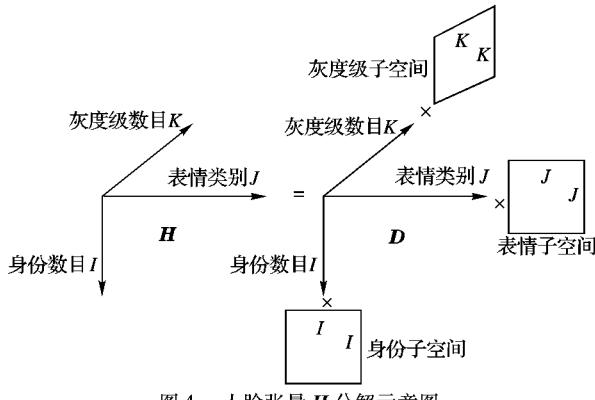


图4 人脸张量  $\mathbf{H}$  分解示意图

## 2 表情子空间的分类识别

本文基于表情子空间和多分类器集成,提出一种表情子空间与多分类器集成相融合的分类新方法。

### 2.1 基于距离的表情子空间分类

现有的表情子空间分类方法<sup>[3]</sup>仅建立全脸表情子空间,并定义一个与身份模态相联系的张量  $\mathbf{T}_{\text{per}}$ :

$$\mathbf{T}_{\text{per}} = \mathbf{D} \times_1 \mathbf{P}^{(1)} \times_3 \mathbf{P}^{(3)} \quad (3)$$

其中  $\mathbf{T}_{\text{per}} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ 。图5给出了  $\mathbf{T}_{\text{per}}$  的示意图。

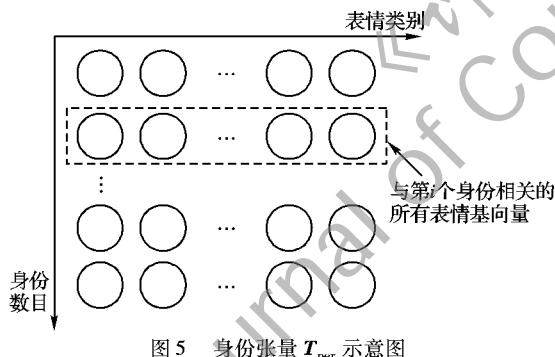


图5 身份张量  $\mathbf{T}_{\text{per}}$  示意图

为了简便起见,图中用一个圆圈来表示在第三维空间上长度为  $K$  的一个向量,则每个圆圈表示与某个身份某种表情相关的基向量。 $\mathbf{T}_{\text{per}}$  的第  $i$  行的所有圆圈则表示与第  $i$  个身份相关的所有表情基向量<sup>[5]</sup>。

因此,身份张量的生成步骤如下。

- 1) 把  $\mathbf{H}, \mathbf{P}^{(1)}, \mathbf{P}^{(2)}, \mathbf{P}^{(3)}$  代入式(2)计算核张量  $\mathbf{D}$ :

$$\mathbf{D} = \mathbf{H} \times_1 \mathbf{P}^{(1)\top} \times_2 \mathbf{P}^{(2)\top} \times_3 \mathbf{P}^{(3)\top} \quad (4)$$

- 2) 求解式(4):

$$\mathbf{D}^{(n)} = \mathbf{P}^{(n)\top} \cdot \mathbf{H}^{(n)} (\mathbf{P}^{(n+1)} \otimes \mathbf{P}^{(n+2)} \otimes \cdots \otimes \mathbf{P}^{(N)} \otimes \mathbf{P}^{(1)} \otimes \mathbf{P}^{(2)} \otimes \cdots \otimes \mathbf{P}^{(n-1)}) \quad (5)$$

其中:  $\otimes$  表示克罗内积克;  $N = 3; n = 1, 2, 3$ 。

3) 把  $\mathbf{D}, \mathbf{P}^{(1)}, \mathbf{P}^{(3)}$  代入式(3),并采用式(1)方法求解得到身份张量  $\mathbf{T}_{\text{per}}$ 。

其次,对于测试人脸表情图像,其特征向量为  $V$ ,构造一

个大小为  $1 \times 1 \times K$  的三阶张量  $\mathbf{T}_V$ 。将  $\mathbf{T}_V$  映射到身份张量  $\mathbf{T}_{\text{per}}$  的第  $i$  行,可得与第  $i$  个身份相关的表情特征向量  $\mathbf{p}_i^{[3]}$ :

$$\mathbf{p}_i = \text{uf}(\mathbf{T}_V, 2)^{\top} \cdot (\text{uf}(\mathbf{T}_{\text{per}}(i), 2))^{-1} \quad (6)$$

其中: $\text{uf}(\mathbf{T}_{\text{per}}(i), 2)$  表示张量  $\mathbf{T}_{\text{per}}$  的第  $i$  行按第 2 模态展开。这样得到与训练集中每个身份相关的表情特征向量  $\mathbf{p}_i (i = 1, 2, \dots, I)$  后,采用欧氏距离计算  $\mathbf{p}_i$  与表情子空间  $\mathbf{P}^{(2)}$  每一个向量  $\mathbf{p}_j^2$  的距离:

$$d_{ij} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j^2\| \quad (7)$$

得到每个表情特征  $\mathbf{p}_i$  的距离矩阵  $\mathbf{Q}$ :

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1J} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2J} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nJ} \end{bmatrix} \quad (8)$$

如果测试图像的特征向量与第  $i$  个身份、第  $j$  种表情的之间的欧氏距离取最小值,即:

$$d_{i^*j^*} = \min_{1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J} d_{ij} \quad (9)$$

则该测试图像的表情判别为第  $j^*$  类表情。其中  $I$  为身份数目,  $J$  为表情子空间表情数目。

### 2.2 本文提出的方法

现有的表情子空间分类方法的根据:假设测试图像的身份与训练集中的某个身份在表情表现方式是完全相同或相近的<sup>[5]</sup>。然而实际生活中,每个人在表现同一种表情时,其表现方式是不一样的,如图 6 所示。

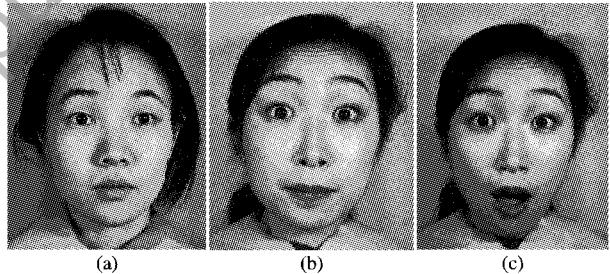


图6 惊讶表情的几种样本

不同人在表现同一种表情时表现方式是不一样的(如图 6(a) 和 (b)),同一个人在表现同一种表情时表现方式也有可能是不一样的(如图 6(b) 和 (c))。因此,当测试图像中的身份表情表现方式与训练集中的所有身份不相同或相差太大时,容易造成分类错误。针对这一问题,本文在建立三个特征区域的表情子空间后,根据 Chen 等人<sup>[10]</sup>提出来的基于 SVM 设计模糊系统的方法提出一种基于表情子空间多分类器集成的分类方法。

#### 2.2.1 基于距离的表情子空间预分类

以全脸区域为例,本文在预分类阶段先查找其特征向量与第  $i$  个身份之间的欧氏距离最小值,如式(10)所示:

$$d_{i^*j} = \min_{1 \leq i \leq I} d_{ij}; 1 \leq j \leq J \quad (10)$$

得到人脸表情图像与每种表情最近的距离  $d_{i^*j}$ ,并将该距离映射到概率空间,作为判别为该表情的概率:设  $d_{\max} = \max(d_{i^*1}, \dots, d_{i^*J}), d_{\min} = \min(d_{i^*1}, \dots, d_{i^*J})$ ,则人脸表情图像属于第  $j$  种表情的概率  $x_j$ :

$$x_j = 0.1 + \frac{d_{\max} - d_{i^*j}}{d_{\max} - d_{\min}} (0.9 - 0.1) \quad (11)$$

其中  $j = 1, 2, \dots, J$ , 表示表情数目。

因此,经预分类后,训练集2中所有表情图像属于第  $j$  种表情的概率矩阵为:  $X_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jF})$ , 其中:  $x_{jf} = (x_{jf}^1, x_{jf}^2, x_{jf}^3)^T$  表示第  $f$  张表情图像属于第  $j$  种表情的概率向量,  $x_{jf}^e$  表示第  $f$  张表情图像的第  $e$  个特征区域属于第  $j$  种表情的概率;  $e = 1, 2, 3$ , 分别表示全脸、眼睛(包括眉毛)、嘴巴特征区域;  $f = 1, 2, \dots, F$ ,  $F$  表示训练集2的图像数目。

## 2.2.2 基于模糊规则的表情多分类器集成

本文在分类识别步骤中采用基于模糊规则的多分类集成方法,人脸图像的三个区域分别对应三个分类器,系统框架如图7所示。

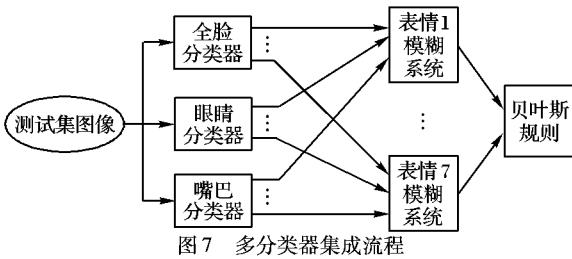


图7 多分类器集成流程

### 1) 模糊系统模型。

在训练阶段,利用预分类的输出结果  $x_{jf}^e$  ( $e = 1, 2, 3; j = 1, 2, \dots, J; f = 1, 2, \dots, F$ ),分别构造7个与7种表情相对应的模糊系统,这样每个模糊系统只处理一种表情,降低了系统复杂度,同时有利于模型的训练。

以第  $j$  个模糊系统  $B_j$  为例,第  $f$  个输入量为  $x_{jf} = (x_{jf}^1, x_{jf}^2, x_{jf}^3)^T$ ;输出量为  $y_{jf}$ ,表示第  $f$  个图像属于第  $j$  类表情的概率。该模糊系统含  $M$  条模糊规则,第  $m$  ( $0 \leq m \leq M$ ) 条模糊规则的形式为:

若  $x_{jf}^1$  为  $A_{jm}^1$ ,  $x_{jf}^2$  为  $A_{jm}^2$ ,  $x_{jf}^3$  为  $A_{jm}^3$ , 则  $y_{jf}$  为  $b_{jm}$ 。其中  $A_{jm}^e$  为系统的模糊子集,其隶属度函数采用高斯函数,表达式为:

$$\mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{jf}^e - z_{jm}^e}{\sigma_j^e}\right)^2\right] \quad (12)$$

在推理规则中,采用乘法规则,在去模糊化中采用质心去模糊法,则模糊系统的输出为:

$$y_{jf} = \frac{\sum_{m=1}^M b_{jm} \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right)}{\sum_{m=1}^M \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right)} \quad (13)$$

### 2) 基于SVM的模糊系统参数计算。

对于训练集2中的每个训练图像,每个模糊系统无法准确给出其对应表情的输出概率。由于每个模糊系统只针对一种表情,因此,对第  $j$  个模糊系统,将输出转化为一个二值输出  $\hat{y}_{jf}$ ,即当训练图像属于该表情类别时,系统输出为1,否则为-1。则  $\hat{y}_{jf}$  与  $y_{jf}$  之间的转化关系为:如果  $y_{jf} \geq 0.5$ ,则令  $\hat{y}_{jf} = 1$ ;如果  $y_{jf} < 0.5$ ,则令  $\hat{y}_{jf} = -1$ 。则转换后的模糊系统的输出为:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{jf} &= \text{sign} \left( \frac{\sum_{m=1}^M b_{jm} \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right)}{\sum_{m=1}^M \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right)} - 0.5 \right) = \\ &= \text{sign} \left( \frac{\sum_{m=1}^M (b_{jm} - 0.5) \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right)}{\sum_{m=1}^M \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right)} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

由于采用高斯隶属度函数可以保证:

$$\sum_{m=1}^M \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right) > 0 \quad (15)$$

所以,式(13)可简化为:

$$\hat{y}_{jf} = \text{sign} \left( \sum_{m=1}^M (b_{jm} - 0.5) \left( \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) \right) \right) \quad (16)$$

设  $z_{jm} = (z_{jm}^1, z_{jm}^2, z_{jm}^3)$ , 其中:  $z_{jm}^1, z_{jm}^2, z_{jm}^3$  分别表示模糊子集  $A_{jm}^1, A_{jm}^2, A_{jm}^3$  的隶属度函数中心,则可以定义核函数为:

$$K(x_{jf}, z_{jm}) = \prod_{e=1}^3 \mu_{A_{jm}^e}(x_{jf}^e) = \prod_{e=1}^3 \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x_{jf}^e - z_{jm}^e}{\sigma_j^e} \right)^2 \right] \quad (17)$$

模糊系统的输出为:

$$\hat{y}_{jf} = \text{sign} \left( \sum_{m=1}^M (b_{jm} - 0.5) K(x_{jf}, z_{jm}) \right) \quad (18)$$

文献[10]中证明了由式(18)定义的核函数满足Mercer定理,因此,可以将模糊系统中的模糊规则看成是一个分类超平面,通过SVM的方法在训练集2上的学习来求解模糊系统  $B_j$  的参数  $z_{jm}$  和  $b_{jm}$  ( $1 \leq e \leq 3, 1 \leq m \leq M$ )。其求解步骤为:

1) 模糊系统  $B_j$  的输入量为  $X_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jF})$ , 构建一个训练集合  $\{(x_{jf}, \hat{y}_{jf}), f = 1, 2, \dots, F\}$ ;

2) 采用文献[11]中训练方法训练SVM,获得  $M$  个支持向量  $S_m$  和拉格朗日乘子  $L_m$  ( $m = 1, 2, \dots, M$ );

3) 令  $z_{jm} = S_m; b_{jm} - 0.5 = L_m$ ;采用文献[10]方法确定  $\sigma_j^e$ ;

4) 将  $z_{jm}, b_{jm}$  和  $\sigma_j^e$  代入式(12)中,得模糊系统  $B_j$  模型。

### 2.2.3 基于贝叶斯规则的分类识别

在分类识别阶段,将测试集的图像经特征提取和预分类后获得第  $j$  种表情的概率向量  $\mathbf{o}_j = (o_j^1, o_j^2, o_j^3)^T$ ,  $o_j^e$  表示表情图像的第  $e$  个特征区域属于第  $j$  种表情的概率;  $e = 1, 2, 3$ , 分别表示全脸、眼睛(包括眉毛)和嘴巴特征区域。将  $\mathbf{o}_j$  输入到第  $j$  个模糊模型,即式(12),计算表情图像属于第  $j$  种表情的概率  $P(\mathbf{o}_j | B_j)$ ,采用最小错误概率贝叶斯分类器进行最后的分类识别,即:

$$P(\mathbf{o}_{j^*} | B_{j^*}) = \max_{1 \leq j \leq J} P(\mathbf{o}_j | B_j) \quad (19)$$

则将该测试集的图像判别为第  $j^*$  类表情。

## 3 人脸表情实验及分析

为了验证本文方法的有效性,在JAFFE人脸表情数据库中进行实验。JAFFE人脸表情库由10个人,共213幅图像组成,每人都包含愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊讶和中性7种表情。本文每人每种表情选择3幅,共210幅图像。

为作比较,实验分为两类。第一类实验采用现有的表情空间分类方法<sup>[3]</sup>,采用LBP提取特征,对7种人脸表情进行分类。文献[3]采用AAM提取特征,且仅对5种表情进行分类。实验采用Leave-one-out的方式,取一个人的所有表情图像作为测试集,其余9人作为训练集图像,交叉实验10次,识别率取10次平均值,表情识别率如表1所示。第二类实验使用本文提出的人脸表情识别方法,实验采用Leave-one-out的方式,取一个人的所有表情图像作为测试集,其余9人中,随机选取5个人的表情图像作为训练集1,剩下作为训练集

2,重复3次。共有10人,如此可交叉实验30次,识别率取30次平均值。表情识别率如表2所示。

从表1和表2可以看出,采用本文方法后,7种表情的平均识别率从56.67%提高到71.43%;同时还可以观察到恐惧与中性的识别率获得了很大的提高,主要原因在于这两种表情变化幅度较小,易与其他表情相混淆,而本文方法采用局部区域与整体区域特征分解相融合,突出了局部差异性的表情特征,提高了这两者表情的识别率。

表1 第一类实验结果

表情	识别次数						识别率/%	
	愤怒	厌恶	悲伤	中性	高兴	恐惧		
愤怒	22	0	4	3	0	1	0	73.33
厌恶	8	13	1	2	3	2	1	43.33
悲伤	6	0	17	2	2	2	1	56.67
中性	5	1	5	14	1	2	2	46.67
高兴	3	0	1	1	20	2	3	66.67
恐惧	5	0	1	2	6	11	5	36.67
惊讶	2	0	1	2	2	1	22	73.33

表2 第二类实验结果

表情	识别次数						识别率/%	
	愤怒	厌恶	悲伤	中性	高兴	恐惧		
愤怒	72	5	7	3	0	2	1	80.00
厌恶	15	48	11	5	3	8	0	53.33
悲伤	12	8	57	5	0	4	4	63.33
中性	7	9	2	63	5	3	1	70.00
高兴	2	5	0	3	71	6	3	78.89
恐惧	7	9	1	4	6	59	4	65.56
惊讶	1	1	2	1	5	0	80	88.89

另外,还将本文实验结果与其他表情识别方法的实验结果进行比较,表3列出了一些在JAFFE表情库采用不同的表情识别方法所得到的表情识别率。

表3 表情识别率比较

方法	表情库	平均识别率/%
AAM + HOSVD <sup>[3]</sup>	JAFFE	56.00
HOSVD + person-similarity weighted distance <sup>[5]</sup>	JAFFE	62.00
LBP + Adaboost + SVM <sup>[7]</sup>	JAFFE	65.71
LBP + HOSVD(第一类实验) <sup>[3]</sup>	JAFFE	56.67
本文方法(第二类实验)	JAFFE	71.43

从以上实验结果对比中可知,本文方法在平均识别率上要优于其他的表情识别方法,主要是由于局部区域特征分解与整体区域特征分解相融合,不仅利用了整体表情特征,而且突出了局部表情特征;此外,采用多分类器集成,利用不同的分类器之间有着互补信息的特点来提高识别性能,获得较高的表情识别率和较好的系统鲁棒性。而算法的复杂程度与文献[3,5]相比增加不大,比文献[7]简单。

#### 4 结语

本文针对非特定人脸表情识别在人脸外观特征和表情表现方式存在差异的问题,提出了一种基于表情子空间与多

分类器集成的人脸表情识别新方法。理论分析和实验结果表明,该方法具有如下特点:

- 1)采用局部区域与整体区域特征分解相融合,不仅利用了整体表情特征,而且突出了局部表情特征;
- 2)采用多分类器集成,利用不同的分类器之间有着互补信息的特点来提高识别性能;
- 3)采用模糊规则进行多分类器集成,整个系统具有非线性特征及良好的可理解性;
- 4)具有更好的整体泛化性能和更高的平均识别率。

#### 参考文献:

- [1] KIM M, LEE H S, JEONG W P, et al. Determining color and blinking to support facial expression of a robot for conveying emotional intensity [C]// Proceedings of the 17th International Symposium on Robot and Human Interactive Communication. Munich, Germany: IEEE, 2008: 219–224.
- [2] GEETHA A, RAMALINGAM V, PALANIVEL S, et al. Facial expression recognition – A real time approach [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(1): 303–308.
- [3] WANG H, AHUJA N. Facial expression decomposition [C]// Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France: IEEE, 2003: 958–965.
- [4] ARBOUD B, DAVOINE F. Appearance factorization based facial expression recognition and synthesis [C]// Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, UK: [s. n.], 2004: 163–166.
- [5] TAN H C, ZHANG Y J. Person-independent facial expression recognition based on person-similarity weighted distance [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007, 29(2): 455–459.
- [6] TIMO O, MATTI P, TOPI M. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification width local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971–987.
- [7] YING Z L, FANG X Y. Combining LBP and Adaboost for facial expression recognition [C]// Proceedings of the Ninth International Conference on Software. Beijing, China: IEEE, 2008: 1461–1464.
- [8] CAI F S, SHAO G G, McOWAN P W. Robust facial expression recognition using local binary patterns [C]// Proceedings of the International Conference on Image Processing. Genoa, Italy: IEEE, 2005: 370–373.
- [9] ALEX M, VASILESCU O, TERZOPoulos D. Multilinear subspace analysis of image ensembles [C]// Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison, Wisconsin, USA: [s. n.], 2003: 93–99.
- [10] CHEN Y H, WANG J Z. Support vector learning for fuzzy rule-based classification system [J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 2003, 11(6): 716–728.
- [11] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A Library for support vector machines [EB/OL]. [2009-04-01]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.