

## 基于表情相似性的人脸表情流形<sup>\*</sup>

徐爽<sup>+</sup>, 贾云得

(北京理工大学 计算机学院 智能信息技术北京市重点实验室,北京 100081)

### Facial Expression Manifold Based on Expression Similarity

XU Shuang<sup>+</sup>, JIA Yun-De

(Beijing Laboratory of Intelligent Information Technology, School of Computer Science, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

+ Corresponding author: E-mail: xsophial8@hotmail.com

**Xu S, Jia YD. Facial expression manifold based on expression similarity. Journal of Software, 2009,20(8): 2191-2198.** <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3374.htm>

**Abstract:** A strategy is proposed for facial expression recognition under the graph embedding (GE) framework. The neighborhood weighted graph based on the expression similarity is constructed to learn the sub-space. In the sub-space, the data distribute on the manifold based on expression semantic. The proposed sub-space method can overcome the difficulties for facial expression recognition caused by the differences in individuals, lightings, poses. The expressions of the facial images in the data set are exploited in a semi-supervised way. Expression similarity between two facial images is measured by the dot product of the expression fuzzy membership function vectors. Experimental results on Cohn-Kanade and the data set of this paper demonstrate the effectiveness of the approach.

**Key words:** facial expression recognition; manifold; fuzzy membership function

**摘要:** 在图嵌入(graph embedding)的框架下提出一种根据表情相似度构建邻接权重图的方法来学习人脸表情子空间.数据集中人脸图像的表情以半监督-学习的方式来估计,人脸图像之间的表情相似性由表情模糊隶属度向量之间的内积来度量,与个体、光照、姿态等人脸差异无关.在得到的子空间内,相似表情的人脸图像位于流形上的邻近位置,表情数据在子空间内按语义的分布很好地揭示了表情模糊、演变的特性.在 Cohn-Kanade 人脸表情数据库和实验室自行采集的人脸表情数据集上的实验结果说明了该方法的有效性.因此,该方法可以很好地应用于各种基于人脸表情识别的人机交互中.

**关键词:** 人脸表情识别;流形;模糊隶属度函数

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

Ekman<sup>[1]</sup>将人脸表情划分为 6 种基本类型:高兴、悲伤、愤怒、恐惧、惊讶和厌恶.他认为这 6 种基本表情是人们所共有的,与人群中的种族、文化以及性别等差异独立.对人来说,识别普遍存在于人群中的这些表情是一件很容易的事,但对机器来讲却是一个很大的挑战.另一方面,人脸表情的发生是一个随时间演变的过程,时常处于模糊的状态,这对人脸表情识别也带来了一定的困难.因此,从不同个体、光照、姿态下的人脸表情图像

\* Supported by the National Basic Research Program of China under Grant No.2006CB303105 (国家重点基础研究发展计划(973))  
Received 2007-06-16; Revised 2007-08-24; Accepted 2008-04-15

中提取和分析普遍存在的表情特征是人脸表情识别的关键。

采用子空间方法分析人脸图像数据在高维空间中的低维流形是心理学和计算机视觉研究的热点<sup>[2]</sup>。子空间方法就是对一个流形的几何结构进行建模,产生一个可靠的流形嵌入投影,将数据投影到低维的子空间内表示,去除多余的冗余信息,找到更为紧凑、本质的特征表示方法。可以观察到,在高维空间中,个体连续的表情变化图像会形成一个光滑的流形(如图 1 所示,在 Frey 人脸表情库<sup>[3]</sup>上执行 Isomap<sup>[4]</sup>,中性表情、高兴的正表情和不高兴的负表情依次在个体流形上聚类),但由于人脸外表差异的非连续性,不同个体的人脸表情图像会形成不同的表情流形(如图 2 所示,6 个个体的表情数据依次形成不同的表情子流形)。这些不同个体的人脸表情流形具有各自独特的复杂结构,离散地分布在高维图像空间中。即使单个体的表情流形上,在一些情况下,比如突然的光照变化或头部姿态运动,人脸表情图像序列的连续性受到破坏,表情流形在图像空间中也会发生间断。另外,在个体连续表情流形上,不同姿态、光照等条件下,表情相似的人脸图像也常常会分散于流形上的不同位置。

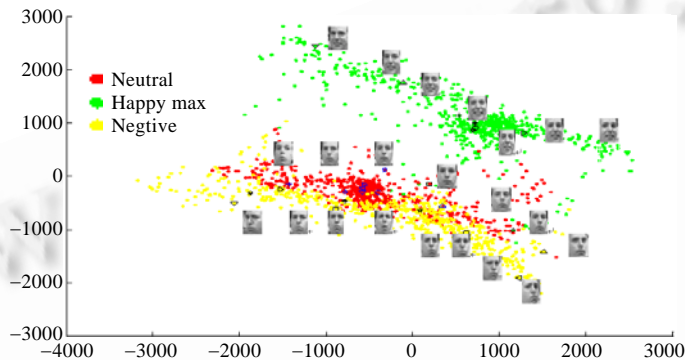


Fig.1 Example of individual manifold

图 1 个体表情流形实例

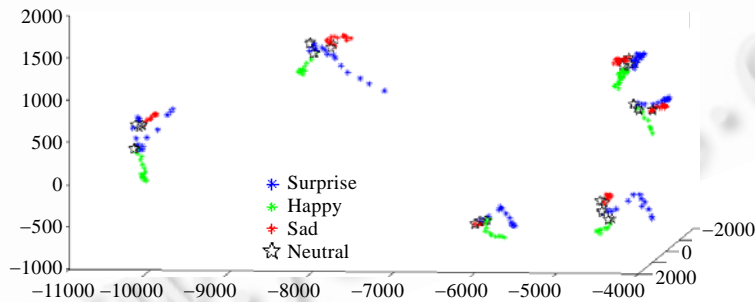


Fig.2 Three kinds of facial expression sequences of 6 individuals from the Cohn-Kanade data-base<sup>[5]</sup> are projected by the first three PCA eigen-vectors demonstrating that the expression data of each individual reside on the sub-manifold of each individual

图 2 将 Cohn-Kanada 人脸表情数据库<sup>[5]</sup>中 6 个人 3 种表情的图像序列投影到 PCA 前 3 个主元方向张成的子空间中,其中 6 个人的表情数据依次形成不同的表情子流形

理论上,现有的子空间方法都能被统一到图嵌入(graph embedding)<sup>[6]</sup>框架下。其中,图(graph)是对数据集特定的统计或几何特性的描述。将各个数据点看作是图的节点,节点间按某种关系联结成边来构成图。图嵌入对各种子空间方法(如 PCA, LDA, LLE, Isomap 等)以一个统一的角度进行观察,给予统一的解释。即认为每种算法都可被看作是有向图的嵌入或其线性/核的扩展,同时对开发新的子空间算法提供了一个统一的平台。我们感兴趣的问题是如何通过图嵌入框架提出一种合理的低维人脸表情流形子空间。

邻域保持嵌入方法(neighborhood preserving,简称 NPE)<sup>[7]</sup>是局部线性嵌入方法(locally linear embedding,简称 LLE)<sup>[3]</sup>方法的一种线性近似,通过最小化局部重建误差来找到最优的子空间投影方向,是一种有代表性的图嵌入方法.子空间方法分析人脸表情低维流形的难点是:(1) 产生一个统一的投影方向,将高维图像空间中分散的人脸表情流形都嵌入到子空间内一个统一的低维流形上;(2) 将来自不同个体、光照和姿态但具有相似表情的人脸图像都投影到子空间内流形上的邻近区域,使数据在流形上按表情语义的分布很好地揭示表情的演变和模糊的特性.针对这些问题,本文提出一种基于表情相似性的人脸表情流形.我们将人脸表情模糊分类信息结合到图嵌入的学习中,按表情的语义关系来定义数据集各节点之间的邻近关系,将表情相似的数据点联结成图的边,根据表情的相似度来确定边的权重,以邻域保持嵌入方法(NPE)的计算方式得到理想的子空间投影方向.将人脸表情模糊分类信息结合到图权重矩阵的构建过程实质上是一种有监督-学习的图嵌入方法.由于表情相似的数据被视为邻近点,所以在邻域保持嵌入方法(NPE)的计算过程中,局部邻近点之间的计算相当于一个局部的 PCA 计算,去除数据之间由不同姿态、光照或个体引起的差异,保留相似的表情特征,得到的低维子空间能够从各种不同的人脸图像中提取本质的表情特征.

为了对不同人脸图像的表情相似性进行比较,必须对训练集中每幅人脸图像的表情进行定量描述.本文用 6 类基本表情和中性表情(共 7 类表情)的模糊隶属度构成的矢量  $\xi=(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_7)$  来表示人脸图像的表情,其中,  $\mu_i(1 \leq i \leq 7)$  代表数据点隶属于第  $i$  类表情的模糊隶属度.通常情况下,对中性表情数据和明显属于基本表情类别的数据很容易进行人工标记;但对于模糊的表情数据,要人工确定表情模糊分类隶属度则十分困难.本文以半监督学习的方式,采用线性邻近点传播(linear neighborhood propagation,简称 LNP)<sup>[8]</sup>来自动挖掘数据集中每幅图像的人脸表情.图像表情相似性由表情模糊隶属度矢量的内积来度量.最后,根据表情的相似性来计算人脸表情流形的子空间.在 Cohn-Kanade 人脸表情数据库<sup>[5]</sup>和我们的人脸表情数据集上的实验结果说明本文的方法是有效的.

## 1 相关工作

人脸表情反映了人的内在情感、意图与暗示等心理活动,在我们的日常社会交往中扮演着重要的角色.在过去的 20 年中,人脸表情识别的研究有了显著的发展,成为情感计算和智能信息处理领域的一个热点,是人机交互、动画设计和心理学等领域的重要基础.近年来,人们提出了众多的方法来解决人脸表情识别问题,详细的概述参见有关综述<sup>[9,10]</sup>.

Chang 等人<sup>[11,12]</sup>观察到个体可能的人脸形变图像都位于原始高维图像空间中的一个低维光滑流形上,采用局部线性嵌入方法(LLE)和 Lipschitz 嵌入方法来学习表情流形的结构,分析表情的混合性和动态演变性.然而,他们的方法不能很好地将不同个体的表情流形在子空间内对齐,统一到一个流形上,只对有限个体的人脸表情数据作了探讨.

Elgammal 和 Lee<sup>[13]</sup>应用一个可分解的生成模型在流形上将内容和形式分开来表示动态物体.他们的方法假定由不同个体完成的类似表情可以严格地相互匹配,并按这种匹配关系将不同个体的子流形转换为一个统一的表情流形.同一个体的一种表情可以由多种多样的方式来完成,比如笑的表情可以闭住嘴巴或张开嘴巴等.所以,同一种表情在高维图像空间会形成不同的流形,但这些流形并不一定都是同形、同构的,因此,在表情流形之间进行严格的匹配是比较困难的.

Shan 等人<sup>[14,15]</sup>应用一种有监督学习 LPP<sup>[16]</sup>算法来得到一个表情子空间,在子空间内,将不同个体的表情数据在一个统一流形上对齐.他们的方法只考虑 6 种基本表情,通过传统的有监督流形学习,在同一类别的基本表情数据中定义邻近关系来简单地对齐属于不同个体的表情数据,没有考虑表情的模糊性.而表情具有模糊性和多义性,对不同的类别具有不同的模糊隶属度,应该被模糊地分为多类,同一类别中的表情往往也有很大的差异,比如大笑和微笑.因此,不能够按照传统的方式来进行有监督学习.

本文提出的方法将表情模糊分类信息有效地结合到子空间学习中,将分散于高维空间中的不同表情子流形都投影到子空间内的一个统一的流形上,数据在流形上按表情语义的分布揭示了表情的模糊、演变的特性.

## 2 表情估计

表情集合存在一些典型的表情,很容易被人工标记到某单一类别,比如中性表情或属于基本类别的表情.设这类被标记的表情类别模糊隶属度为 1,未被标记类别的模糊隶属度为 0,表情的模糊隶属度矢量用单位向量表示为  $\xi=(0, \dots, \mu_c, \dots, 0)$ ,  $\mu_c=1(1 \leq c \leq 7)$ ,  $c$  为被标记的类别.

对于基于图像序列的人脸表情识别问题,集合中个体的连续表情图像序列会在高维图像空间形成了单个光滑、连续的流形,而整个集合的数据会在高维图像空间中形成不同个体的、表现各异的表情子流形.我们可以采用传递学习的方法(transductive learning)在高维图像空间中各光滑的个体子流形上将人工估计的典型表情传递到未被估计的数据点上,从而完成对集合中所有数据的表情估计,得到每幅人脸图像的表情模糊隶属度矢量.本文采用线性邻近点传播方法(linear neighborhood propagation,简称 LNP)来实现表情估计.

### 2.1 线性邻近点传播方法

设  $X=\{x_1, x_2, \dots, x_l, x_{l+1}, \dots, x_n\}$  是  $\mathcal{R}^D$  空间中处于一个光滑流形上的人脸表情图像集合,并且集合上数据的属性值在流形上光滑地变化,本文中数据的属性是指表情分类模糊隶属度.设集合中前  $l$  个点  $x_i(1 \leq i \leq l)$  的属性值已被估计,记为  $y_i$ ,其中  $0 \leq y_i \leq 1$ ,学习的目的在于估计剩余数据点  $x_u(l+1 \leq u \leq n)$  的属性值  $y_u$ .由于 LLE 线性重构的权重反映两个数据点之间具有相似属性的可能性,因此, LLE 线性重构的权重被用来学习未被估计数据点的属性值.

用  $F$  表示定义在  $X$  上的集合,  $\forall f \in F$  对每个数据点赋予一个属性值,在本文中,  $F$  是指数据的表情模糊分类信息.对集合中所有数据点的邻近点线性重构误差和求最小化:

$$\begin{cases} \min_f \eta = \sum_{i=1}^n \|f_i - \sum_{x_j \in N(x_i)} W_{ij} f_j\|^2 \\ \text{s.t. } f_i = y_i (1 \leq i \leq l) \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $N(x_i)$  表示  $x_i$  的邻近点,  $W_{ij}$  是  $x_i$  由其邻近点  $x_j \in N(x_i)$  重构的系数.通过求解公式(1)中的最小化问题,可以根据  $f_u=f(x_u)$  来预测未被估计的数据点  $x_u$ .

## 3 基于表情相似度的统一表情流形

在完成人脸表情估计后,本文在图嵌入框架下以邻域保持嵌入的方式,根据人脸表情的相似性来学习统一的、基于语义表示的人脸表情子空间.

### 3.1 邻域保持嵌入方法

邻域保持嵌入方法(NPE)的目的是在子空间内的流形上保持原始高维空间数据的局部邻近关系,是对 LLE 方法的一种线性近似.它不仅定义在训练集,也定义在整个数据空间.设  $M$  是一个镶嵌于高维空间的非线性流形, NPE 所针对的问题是当数据集  $x_1, \dots, x_n \in M$  时,需要找到一个变换矩阵  $A$ ,对数据线性降维,将  $\mathcal{R}^D$  的一组点  $x_1, \dots, x_m$  映射到  $\mathcal{R}^d$  的一组点  $y_1, \dots, y_m$ ,其中,  $y_i=A^T x_i$ .定义最小化代价函数:

$$\begin{aligned} \Phi(y) &= \sum_i \left( y_i - \sum_j W_{ij} y_j \right)^2 \\ &= y^T (I - W)^T (I - W) y \\ &= a^T X (I - W)^T (I - W) X^T a \\ &= a^T X M X^T a \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $M=(I-W)^T(I-W)$ ,  $I=diag(1, \dots, 1)$ ,  $W_{ij}$  表示  $x_i$  由其邻近点  $x_j$  重构的系数,计算方法可参考 LLE.最小化代价函数(2)可以得到理想的映射,但为了消除投影时的随机尺度因素,增加以下约束条件:

$$y^T y = 1 \Rightarrow a^T X X^T a = 1 \quad (3)$$

最小化目标函数的问题简化为

$$\arg \min_{a^T X X^T a = 1} a^T X M X^T a \quad (4)$$

最小化目标函数的变换矢量  $\mathbf{a}$  可以通过求解广义特征方程:

$$XMX^T\mathbf{a}=\lambda XX^T\mathbf{a} \quad (5)$$

最小特征值来得到,其中行向量  $\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{d-1}$  是公式(5)按特征值从小到大排序的解,则得到流形映射:

$$x_i \rightarrow y_i = A^T x_i \quad (6)$$

### 3.2 基于表情相似性的人脸表情流形

假设两个数据点表情模糊隶属度矢量分别为  $\xi^1$  和  $\xi^2$ ,数据点之间的表情相似性用内积测量:

$$\theta = \xi^1 \cdot \xi^2 \quad (7)$$

如果  $0 \leq \theta \leq \varepsilon$ ,则认为两点是相似的;如果  $\varepsilon < \theta \leq 1$ ,则两点是不相似的.其中,  $0 \leq \varepsilon \leq 1$  是一个控制因子.

数据点表情分类模糊隶属度矢量之间的内积可被用作度量表情相似性的一个合适尺度.本文将人脸表情模糊分类知识结合到 NPE 流形学习中,根据表情的相似性确定数据点之间的邻近关系来得到数据邻接图权重矩阵,计算子空间的投影方向.我们用  $k$  近邻的规则来实现最后的表情识别,将测试人脸表情图像  $x_p$  映射到表情流形上得到数据点  $y_p$ ,  $y_p$  的表情由流形上的  $k$  近邻  $N(y_p)$  来决定,表情模糊隶属度矢量为

$$\xi_i^p = \frac{1}{k} \sum_{y_j \in N(y_p)} \xi_i^j \quad (8)$$

## 4 实验与讨论

我们使用 Cohn-Kanade 人脸表情数据库和我们自己建立的人脸表情数据集来进行实验.我们对实验中的人脸表情图像只进行了简单的预处理,包括脸部区域分割、人脸图像对齐、图像尺寸统一为  $60 \times 50$  像素等,预处理过程没有改变人脸表情图像之间存在的光照、个体、姿态等差异.为了对实验中的识别进行评估,我们首先对数据集中图像的表情进行估计,确定每个数据的表情模糊隶属度矢量.识别实验以交叉验证和个体独立的人脸表情识别机制进行.即每一轮验证中,将一个个体的数据作测试集,其余个体的数据作为训练集,并保证数据集中每个个体的数据都作一次测试集.后文表 1~表 3 的识别结果来自中性表情模糊隶属度小于  $1/3$  的图像(即表情序列的后段图像帧).假设一个测试数据预先估计的表情模糊隶属度矢量为  $\xi$ ,识别结果为  $\xi'$ ,设  $d = \|\xi' - \xi\|$ ,若  $d \leq \varepsilon$ ,则认为识别结果正确( $\varepsilon$  是一个正控制因子,本文中  $\varepsilon = 0.3$ ).

### 4.1 在 Cohn-Kanade 人脸表情数据库上的实验结果

Cohn-Kanade 人脸表情数据库是基于 AU 编码的数据库,在很多研究中被列为算法比较的标准.它包含 210 个对象的大约 2 000 个人脸表情图像序列,每个人有一系列的脸部活动,包括单个 AU 或 AU 组合.Cohn-Kanade 人脸表情数据库中的表情序列都属于基本的情感类别,每个图像序列都从表情的中性开始,变化到目标表情(目标表情属于基本表情类别)结束,不存在混合、随机的表情.

图 2 是将 Cohn-Kanade 人脸表情数据库中 6 个人 3 种表情的图像序列投影到 PCA 前 3 个主元方向张成的子空间内,6 个人的表情数据依次形成不同的表情子流形.图 2 的结果说明,在高维图像空间中,不同个体的表情数据分别形成各自不同的表情流形.图 3 应用本文提出的方法,将分散于高维图像空间中的 6 个个体表情流形都统一到低维子空间内的一个流形上.可以观察到,来自不同个体的表情数据在流形上按表情的语义分布,从中性表情变化到目标表情,在子空间内形成统一的光滑流形.因此,本文提出的基于表情相似性的人脸表情流形能够很好地对来自各种不同条件下的表情数据进行基于语义的全局表示.

从 Cohn-Kanade 人脸表情数据库中选择 30 个个体的 6 种基本表情序列,用本文方法进行实验,识别根据  $\arg \max_{1 \leq l \leq 7} e_l^p$  决定.识别混淆矩阵见表 1.表 2 是本文方法与 Shan 方法<sup>[14]</sup>的比较实验结果.从实验结果可以看出,本文方法能够更加有效地提出本质的表情特征.

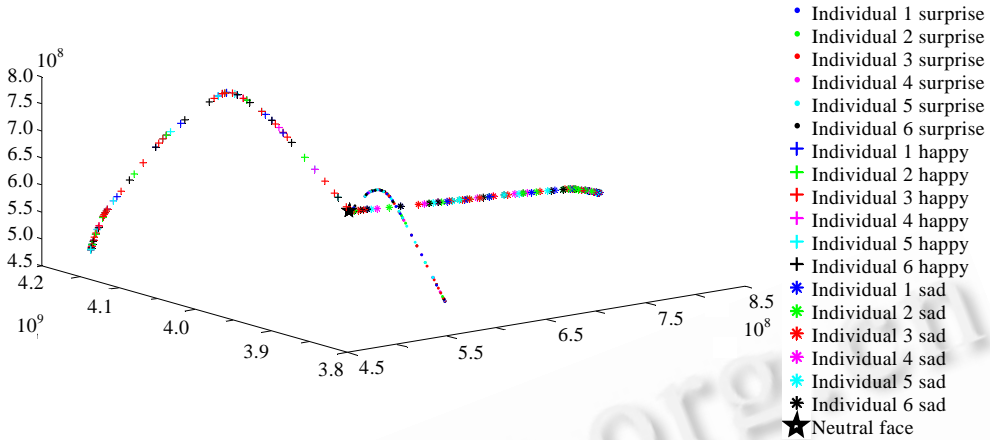


Fig.3 A expression manifold based on expression similarity learned over three kinds of expression data performed by six individuals of the Cohn-Kanade facial expression database

图 3 由 Cohn-Kanade 人脸表情数据库中 6 个个体 3 种表情的数据,基于表情的相似性来学习人脸表情流形

Table 1 Recognition confusion matrix on Cohn-Kanade data base by the proposed method (%)

表 1 本文提出的方法在 Cohn-Kanade 数据库上的识别混淆矩阵(%)

Category	Happy	Surprise	Sadness	Anger	Disgust	Fear
Happy 95	93.68	2.11	0	3.16	1.05	0
Surprise 99	2.02	96.97	0	0	0	1.01
Sadness 93	0	8.60	75.2%	16.13	0	
Anger 97	5.15		3.09	85.57	6.19	
Disgust 95			7.37	12.63	75.79	4.21
Fear 96	2.08		6.25	4.17	15.62	71.88

Table 2 Recognition correct rates of different methods on Cohn-Kanade data base (%)

表 2 Cohn-Kanade 人脸表情数据库上不同子空间方法识别准确率的比较(%)

	Correct rate					
	Happy	Surprise	Sadness	Anger	Disgust	Fear
Content based expression manifold	93.68	96.97	75.27	85.57	75.79	71.88
SLPP <sup>[14]</sup>	89.45	90.60	71.70	78.40	70.30	68.30

4.2 混合表情识别实验

Cohn-Kanade 人脸表情数据库和其他一些表情数据库只包含典型的表情序列,没有其他混合和随机的表情序列.为了验证混合表情识别性能,我们建立了自己的人脸表情数据集.数据集包含基本的表情序列和一些随机的表情序列,图 4 是其中的一些实例.图像是在室内正常光照下拍摄的,拍摄距离为 2m.本文采用 12 位个体的高兴、惊讶两种基本表情序列和介于高兴与惊讶之间的混合表情序列进行实验,并与 Shan 方法<sup>[13]</sup>进行了对比实验.

由于 Shan 方法<sup>[14]</sup>中所采用的有监督学习 LPP 只针对基本的表情序列,没有考虑表情的模糊性,因此在使用 Shan 方法<sup>[14]</sup>训练时,我们只能采用基本表情序列作训练集,然后将测试数据投影到所学习的子空间内流形上,采用 k 近邻规则,根据公式(8)来确定表情的模糊隶属度.为了进行对比,本文的方法也只选择基本表情序列作训练集,而两种方法的测试数据由基本表情序列和混合、随机的表情组成.表 3 给出了本文方法和 Shan 方法<sup>[13]</sup>的识别结果.可以看出,本文方法对基本表情和混合表情都具有较好的识别效果.



Fig.4 Some examples of our facial expression data set

图 4 我们建立的人脸表情数据集的样例

**Table 3** Recognition correct rates on blended and basic expressions (%)**表 3** 基本表情与混合表情识别实验的准确率(%)

	Correct rate		
	Happy	Surprise	Happy+Surprise
Content based expression manifold	89.45	92.50	83.70
SLPP <sup>[14]</sup>	83.80	89.65	71.35

## 5 结束语

本文将表情的相似性结合到人脸表情流形子空间的学习中,提出一种人脸表情流形模型,对各种可能的人脸表情图像进行全局表示,从数据集中各种可能的人脸表情数据中提取本质的表情特征.表情数据在子空间内流形上按语义的分布很好地反映了表情混合与演变的特性.所提出的子空间方法很好地解决了个体、光照、姿态等差异对人脸表情识别带来的困难.然而,在流形上对人脸表情变化进行动态跟踪,并将跟踪与识别结合起来进行表情分析,以及构建更丰富、自然的人脸表情数据库来改进目前的人脸表情识别等开放性问题,是我们将来的研究重点.

**致谢** 北京理工大学计算机学院智能信息技术北京市重点实验室的赵友东、吴心筱、刘颖等同学对本文的研究工作给予了很大的帮助,在此我们表示感谢.

## References:

- [1] Ekman P. Emotion in the Human Face. New York: Cambridge University Press, 1982.
- [2] Seung HS, Lee DD. The manifold ways of perception. Science, 2000,290(5500):2268–2269.
- [3] Yan SC, Xu D, Zhang BY, Zhang HJ. Graph embedding: A general framework for dimensionality reduction. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005), Vol.2. 2005. 830–837.
- [4] He XF, Cai D, Yan SC, Zhang HJ. Neighborhood preserving embedding. In: Proc. of the 10th IEEE Int'l Conf. on Computer Vision (ICCV 2005), Vol.2. 2005. 1208–1213.
- [5] Roweis ST, Saul LK. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. Science, 2002,290(5500):2323–2326.
- [6] Wang F, Wang JD, Zhang CS, Shen HC. Semi-Supervised classification using linear neighborhood propagation. In: Proc. of the 2006 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1. 2006. 160–167.
- [7] Pantic M, Rothkrantz LJM. Automatic analysis of facial expressions: The state of the art. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(12):1424–1445.
- [8] Fasel B, Luetten J. Automatic facial expression analysis: A survey. Pattern Recognition, 2003,36:259–275.
- [9] Chang Y, Hu CB, Turk M. Probabilistic expression analysis on manifolds. In: Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2004), Vol.2. 2004. 520–527.
- [10] Chang Y, Hu CB, Turk M. Manifold of facial expression. In: Proc. of the IEEE Int'l Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures (AMFG 2003). 2003. 28–35.

- [11] Elgammal A, Lee CS. Separating style and content on a nonlinear manifold. In: Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2004), Vol.1. 2004. 478-485.
- [12] Shan CF, Gong SG, McOwan PW. Appearance manifold of facial expression. In: Proc. of the IEEE Int'l Workshop on Human-Computer Interaction, in Conjunction with ICCV 2005. LNCS 3766, 2005. 221-230.
- [13] Shan CF, Gong SG, McOwan PW. Dynamic facial expression recognition using a Bayesian temporal manifold model. In: Proc. of the British Machine Vision Conf. (BMVC 2006), Vol.1. 2006. 297-306.
- [14] He XF, Niyogi P. Locality preserving projections. In: Advances in Neural Information Processing Systems 16. MIT Press, 2004.
- [15] Tenenbaum JB, De Silva V, Langford JC. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction. Science, 2000, 290(5500):2319-2323.
- [16] Kanade T, Cohn JF, Tian YL. Comprehensive database for facial expression analysis. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Face and Gesture Recognition (AFGR.2000). 2000. 46-53.



续爽(1972-),女,甘肃兰州人,博士,主要研究领域为模式识别,计算机视觉.



贾云得(1962-),男,博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为计算机视觉,人机交互.