

## 基于人脸相似度加权距离的非特定人表情识别

谭华春 章毓晋

(清华大学电子工程系 北京 100084)

**摘要:** 该文提出了一种用于非特定人表情识别的方法。首先,对测试人的初始表情特征进行高阶奇异值分解,得到测试人与训练集中所有人相关的表情特征。然后,根据“相似的人有相似的表情”的假设,计算人脸相似度加权距离,作为测试人的表情特征与标准的表情特征之间的相似性测度。通过加重的过程,可以有效地去除由于个体差异而造成的表情特征的差异,提高非特定人表情识别的鲁棒性。该文提出的方法在 JAFFE 数据库上进行了测试。对非特定人的表情识别实验表明,该文方法比传统的方法在识别率上有了提高。

**关键词:** 人脸表情识别; 非特定人; 人脸相似度加权距离; 高阶奇异值分解

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)02-0455-05

## Person-Independent Facial Expression Recognition Based on Person-Similarity Weighted Distance

Tan Hua-chun Zhang Yu-jin

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** In this paper, a new distance called person-similarity weighted distance is proposed for person-independent facial expression recognition. In the new method, expression features associated with all persons in training set are extracted by Higher-Order Singular Value Decomposition (HOSVD) firstly. Then, based on the assumption “similar persons have similar facial expression”, the person-similarity weighted distance is calculated to measure the similarity between the test expression and standard expressions. By the weighting process, the distance can remove the differences caused by individual and becomes less person-dependent. Experimental results show the superiority of proposed method over the existing methods.

**Key words:** Facial expression recognition; Person-independent; Person-similarity weighed distance; Higher-order Singular value decomposition

### 1 引言

人脸表情分析是人机交互中一个非常活跃的研究方向<sup>[1,2]</sup>。近年来,研究者们提出了很多算法以提高在光照条件、头部姿态等环境参数变化的情况下人脸表情识别的鲁棒性。然而,由于每个人的外观特征、表情表现方式等的差异,在以前所提取的表情特征中,通常还包含了测试人的个体信息。这对表情的识别带来了很大的困难。如何对非特定人的表情进行鲁棒地识别,还是一个巨大的挑战<sup>[3]</sup>。在目前为止,除了文献[3],只有很少的一些研究对此问题进行了讨论<sup>[4-6]</sup>。Matsugu 等<sup>[4]</sup>提出了一种基于规则的人脸表情识别算法。据作者报道,这是第一个讨论从不同的人脸外观中进行非特定人的表情识别的系统。然而,对于一个基于规则的方法,对每个人脸表情都建立起一个很好的规则是非常困难的。另外,Wen 等<sup>[5]</sup>提出了一种基于比例图像的外观特征来进行人脸表情识别。该方法独立于人的皮肤反射特性。Abbound 等<sup>[6]</sup>提出了基于外观因子的人脸表情识别和合成

方法。然而,对于这两种方法,它们都没有考虑不同的人具有不同的表情表现方式的情况。Wang 等<sup>[3]</sup>利用改进的高阶奇异值分解(Higher-Order Singular Value Decomposition, HOSVD)同时进行非特定人的表情识别和非特定表情的人脸识别。然而,在这个方法中,要求测试人必须与训练集中某人的表情表现方式是完全相同的,否则,他的表情不能得到正确的分类。虽然这个问题可以通过大量的训练来解决。但是,表情的特征空间非常巨大,搜集足够的人脸数据来训练模型是非常困难的。

本文提出了一种基于 HOSVD 的非特定人的表情识别方法。在新的方法中,利用了人脸表情合成中被广泛采用的一个假设:相似的人具有相似的表情<sup>[3]</sup>。也就是说,在人脸识别意义上比较相似的人,他们的表情表现方式、表情的外观和几何特征方面也比较相似。基于这个假设,计算人脸相似度加权的距离,可以减少由于个体差异造成的表情特征的差异。实验结果表明,本文提出的方法对非特定人的表情识别比以前的方法更为鲁棒。

2005-07-07 收到, 2006-06-06 改回

教育部高等学校博士学科点专项科研基金(RFDP-20020003011)资助课题

## 2 基于高阶奇异值分解的表情分类方法

### 2.1 高阶奇异值分解

在传统的多因子分析方法中<sup>[3]</sup>, 采用了一个三维的张量  $\mathbf{A} \in R^{I \times J \times K}$  来表示人脸表情结构。其中  $I$  表示人的数目,  $J$  表示每个人表情的数目,  $K$  为初始人脸表情特征矢量  $\mathbf{V}_e$  的维数。这样, 张量  $\mathbf{A}$  的奇异值分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{S} \times_1 \mathbf{U}^p \times_2 \mathbf{U}^e \times_3 \mathbf{U}^f \quad (1)$$

其中  $\mathbf{S}$  表示人、表情和特征子空间相互作用的核张量;  $\mathbf{U}^p, \mathbf{U}^e$  和  $\mathbf{U}^f$  分部表示人、表情和表情特征子空间;  $\times_1, \times_2, \times_3$  表示将  $\mathbf{S}$  按第 1, 2, 3 阶展开后相乘;  $\mathbf{U}^e$  中第  $j$  行矢量表示的是第  $j$  类表情的标准表情矢量  $\mathbf{ue}_j$ 。对于高阶奇异值分解, 读者可以参考文献<sup>[3, 7, 8]</sup>。

通过一个简单的变化, 可以定义两个与表情、人相关的张量  $\mathbf{T}^e$  和  $\mathbf{T}^p$ , 分别称为表情张量和人张量。定义如式(2)和式(3)所示。

$$\mathbf{T}^e = \mathbf{S} \times_2 \mathbf{U}^e \times_3 \mathbf{U}^f \quad (2)$$

$$\mathbf{T}^p = \mathbf{S} \times_1 \mathbf{U}^p \times_3 \mathbf{U}^f \quad (3)$$

$\mathbf{T}^e$  和  $\mathbf{T}^p$  都是大小为  $I \times J \times K$  的张量。图 1 给出了一个表情张量  $\mathbf{T}^e$  的示意图。为了简便起见, 图中用一个块来表示在第 3 维空间上长度为  $K$  的一个矢量, 这个矢量就是与某个人某个表情相关的本征矢量(或称为基矢量)。第  $i$  行的块则表示着和第  $i$  个人相关的表情本征矢量。

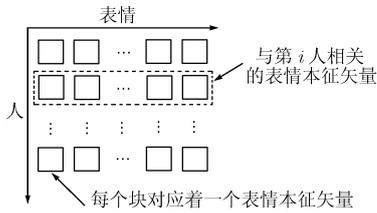


图 1 表情张量  $\mathbf{T}^e$  示意图

对需要测试的表情特征  $\mathbf{V}_e^{\text{test}}$ , 可以构造一个大小为  $1 \times 1 \times K$  的测试张量  $\mathbf{T}_{\text{test}}$ 。这样, 与第  $i$  个人相关的表情矢量  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$  可以由式(4)计算得到。

$$\mathbf{ue}_i^{\text{test}} = \mathbf{uf}(\mathbf{T}_{\text{test}}, 2)^T \cdot (\mathbf{uf}(\mathbf{T}^p(i), 2))^{-1} \quad (4)$$

相似地, 与第  $j$  类表情相关的人的特征矢量可以由式(5)计算得到

$$\mathbf{up}_j^{\text{test}} = \mathbf{uf}(\mathbf{T}_{\text{test}}, 1)^T \cdot (\mathbf{uf}(\mathbf{T}^e(j), 1))^{-1} \quad (5)$$

### 2.2 表情分类

给定测试人的初始表情特征  $\mathbf{V}_e^{\text{test}}$ , 表情识别的目标就是搜索  $j^*$ , 使得

$$j^* = \arg \max_{j=1, \dots, J} P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{V}_e^{\text{test}}) \quad (6)$$

其中  $\mathbf{ue}_j$  为从式(1)中  $\mathbf{U}^e$  的第  $j$  行矢量, 表示第  $j$  类表情的标准表情特征。  $P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{V}_e^{\text{test}})$  表示在已知初始表情特征  $\mathbf{V}_e^{\text{test}}$  的条件下, 将  $\mathbf{V}_e^{\text{test}}$  分类到第  $j$  类表情的概率。

在传统的多因子分析方法中<sup>[3, 7]</sup>, 先根据式(4)计算得到与数据库每一个人相关的表情特征  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$ ,  $i = 1, 2, \dots, I$ , 也就是将初始表情特征  $\mathbf{V}_e^{\text{test}}$  向图 1 中的第  $i$  行基矢量投影,  $i = 1, 2, \dots, I$ 。然后所有的表情特征  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$ ,  $i = 1, 2, \dots, I$  与所

有的标准表情特征  $\mathbf{ue}_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, J$  进行比较。搜索所有的  $i$  和  $j$ , 找到具有最大相似度  $\text{sim}(\mathbf{ue}_i^{\text{test}}, \mathbf{ue}_j)$  的  $i^*$  和  $j^*$ 。最后, 将测试人的表情特征分类到第  $j^*$  类表情中去。

上述的搜索过程可以用式(7)来表示。即寻找  $(i^*, j^*)$ , 使得

$$(i^*, j^*) = \arg \max_{i=1, \dots, I, j=1, \dots, J} P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{ue}_i^{\text{test}}) \quad (7)$$

其中  $P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{ue}_i^{\text{test}})$  表示在已知与第  $i$  个人相关的表情特征  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$  的条件下, 将  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$  分类到第  $j$  类表情的概率。相似度  $\text{sim}(\mathbf{ue}_i^{\text{test}}, \mathbf{ue}_j)$  越高, 则  $P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{ue}_i^{\text{test}})$  越大。

对式(6)进行分析。求取  $P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{V}_e^{\text{test}})$  的过程可以分两步完成。即(1)在已知  $\mathbf{V}_e^{\text{test}}$  的条件下, 求取转移到  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$  的概率  $P(\mathbf{ue}_i^{\text{test}} | \mathbf{V}_e^{\text{test}})$ 。(2)在已知  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$  的情况下, 计算  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$  分类到第  $j$  类表情的概率  $P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{ue}_i^{\text{test}})$ 。这样, 测试人的初始表情特征分类到第  $j$  类表情的概率可以表示为

$$\begin{aligned} P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{V}_e^{\text{test}}) &= \sum_{i=1}^I P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{ue}_i^{\text{test}}, \mathbf{V}_e^{\text{test}}) * P(\mathbf{ue}_i^{\text{test}} | \mathbf{V}_e^{\text{test}}) \\ &= \sum_{i=1}^I P(\mathbf{ue}_j | \mathbf{ue}_i^{\text{test}}) * P(\mathbf{ue}_i^{\text{test}} | \mathbf{V}_e^{\text{test}}) \end{aligned} \quad (8)$$

比较式(6)、式(7)和式(8), 可以发现, 在传统的方法中, 假设了测试人与训练集中的某个人表现表情的方式是完全相同的。测试人“真实的”表情特征  $\mathbf{ue}^{\text{test}}$  以概率 1 等于  $\mathbf{ue}_{i^*}^{\text{test}}$ , 即

$$P(\mathbf{ue}^{\text{test}} = \mathbf{ue}_i^{\text{test}} | \mathbf{V}_e^{\text{test}}) = \begin{cases} 1, & i = i^* \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

这样式(6)可以简化成式(7)。

如果测试人包含在训练集中, 或者与训练集中的某个人在表情表现方式、外观和形状等很相近, 那么式(9)能够成立, 即测试人的表情特征可以用此人的表情本征矢量来提取, 其表情可以被正确地识别。理想地, 用来估计测试人“真实的”表情特征的第  $i^*$  个人应该就是从识别的意义上说与测试人最相似的人。然而, 当测试人是训练集中不熟悉的人(即在表情表现方式、外观等方面与训练集中的人不相似)的时候, 他的表情经常被误分类。同时, 根据式(7)计算得到的第  $i^*$  个人还经常不是训练集中从识别的意义上与测试人最相似的人。

图 2 给出了一个采用传统的多因子分析的方法错误匹配的例子。测试的表情如图 2(a)所示。测试人与训练集中所有人的相似度如图 2(b)所示。从图中可以看到测试人与训练集中的第 7 个人最为相似, 其相似度为 0.81。如果用文献<sup>[3]</sup>中所采用的阈值(为 0.9)来判断测试人是否为训练集熟悉的人的话, 由于最大的相似度小于阈值, 因此, 测试人是训练集不熟悉的人。图 2(c)给出了所有的测试表情特征  $\mathbf{ue}_i^{\text{test}}$ ,  $i = 1, 2, \dots, 10$  和所有的标准的表情特征  $\mathbf{ue}_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, 5$  之间的相似度。从图中可以看到, 最大的相似度在测试人的与第 1 个人相关的表情特征  $\mathbf{ue}_1^{\text{test}}$  与第 2 类表情(悲伤)的标准表情特征  $\mathbf{ue}_2$  进行比较时取得, 其相似度为 0.93。如果按照传统的多因子分析方法中的匹配过程, 测试表情需要分类到表情 2(悲伤)。图 2(d)同时给出了测试人表现悲伤表情的参考

图像。然而,不幸的是,测试表情的真值为表情 4(生气)。对训练集不熟悉的人脸的表情进行识别的问题可以通过大量的训练来解决。然而,人脸特征的空间非常大,在很多实际应用中很难得到足够的数据来进行训练。因此,还需要寻找其他的方法来解决这个问题。

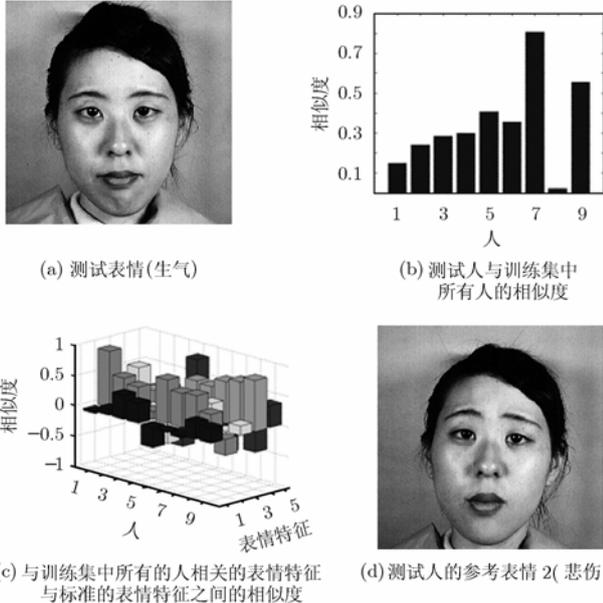


图 2 匹配过程示例

### 3 人脸相似度加权距离

上述传统的方法不能对与训练集不熟悉的人的表情正确分类的原因在于此时式(9)并不成立。 $V_e^{\text{test}}$  转移到  $ue_i^{\text{test}}$  的概率  $P(ue_i^{\text{test}} | V_e^{\text{test}})$ , ( $i = 1, 2, \dots, I, i \neq j^*$ ) 并不为零。这时候,应该按照式(8)那样来计算测试人的表情特征分类到第  $j$  类表情的概率。现在问题的关键就在于如何计算  $P(ue_i^{\text{test}} | V_e^{\text{test}})$ ,  $i = 1, 2, \dots, I$ 。

为了得到  $V_e^{\text{test}}$  到所有  $ue_i^{\text{test}}$ ,  $i = 1, 2, \dots, I$  的转移概率,本文将在人脸表情合成中被广泛应用的一个假设<sup>[3]</sup>:“相似的人具有相似的表情”应用到转移概率的计算中。这个假设展开来说,从人脸识别的意义上比较相似的人,他们的表情表现方式、表情的外观和形状特征也比较相似。对这个假设,可以将它模型化为:一个人的表情表现方式与另一个人的表情表现方式相似的概率正比于他们两个人在人脸识别意义上的相似性。也就是说,如果这两个人从人脸识别的意义上很相似,那么他们的表情表现方式也很相似。这个模型可以用式(10)来表示

$$P\{ue_i^{\text{test}} | V_e^{\text{test}}\} \propto s_i, \quad i = 1, 2, \dots, I \quad (10)$$

即,在给定测试人的初始表情特征  $V_e^{\text{test}}$  的情况下,测试人的表情特征等于用第  $i$  个人的本征表情矢量计算得到的表情特征  $ue_i^{\text{test}}$  来表示的概率  $P(ue_i^{\text{test}} | V_e^{\text{test}})$  正比于测试人和第  $i$  个人在人脸识别意义上的相似度  $s_i$ 。

同时,对于  $P(ue_j | ue_i^{\text{test}})$  的计算,可以直接用这两个表情特征之间的相似度  $\text{sim}(ue_i^{\text{test}}, ue_j)$  来表示。相似度  $\text{sim}(ue_i^{\text{test}}, ue_j)$  越高,则  $P(ue_j | ue_i^{\text{test}})$  越大。

这样,式(8)可以改写为

$$P(ue_j | V_e^{\text{test}}) = \sum_{i=1}^I P(ue_j | ue_i^{\text{test}}) * P(ue_i^{\text{test}} | V_e^{\text{test}}) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^I \text{sim}(ue_i^{\text{test}}, ue_j) * s_i \quad (11)$$

其中  $Z$  为标准化常数。从式(11)可以看到,测试人分类到第  $j$  类表情的概率相当于一个人脸相似度加权的距离。通过加权的处理,可以有效地去除测试人的初始表情特征中的个人信息,减少由于训练数据不足而造成的对不熟悉的人进行表情识别的影响。

在这个加权的处理过程中,需要先确定测试人和训练集中所有人在人脸识别意义上的相似度。在本文的方法中,人脸相似度是利用 Wang 等<sup>[3]</sup>提出的 HOSVD 分解中的人子空间  $T^p$  来进行求取的。具体的细节请参考文献<sup>[3]</sup>。

在本文的方法中,两个矢量  $a$  和  $b$  之间的相似度的定义如式(12)所示。在计算测试人与训练集中所有人的相似度后,需要对相似度归一化。

$$\text{sim}(a, b) = \frac{\langle a, b \rangle}{\|a\| \cdot \|b\|} = \frac{\text{tr}(a^T b)}{\|a\| \cdot \|b\|} \quad (12)$$

根据式(11),在计算了测试人的表情特征到第  $j$  类表情的距离后,距离最小的类别就对应着测试人表情的类别。

对图 2 中所示的例子,在传统的匹配方法中,最大的相似度在  $ue_1^{\text{test}}$  同  $ue_2$  相比较时取得的。然而,测试人与第 1 个人的相似度非常的低,其人脸相似度为 0.15。同时,许多与其他人相关的表情特征与表情 4 之间的相似度相当高。例如,与第 9 个人相关的表情特征  $ue_9^{\text{test}}$  与  $ue_4$  的相似度为 0.85,而他与测试人的人脸相似度为 0.55,大大高于测试人与第 1 个人的人脸相似度。图 3 给出了采用传统的匹配方法与本文提出的方法在相似度计算结果上的比较。其中,灰色表示采用传统的匹配方法得到的结果,黑色表示本文提出的方法得到的结果。经过加权后,赋予用  $ue_0^{\text{test}}$  计算得到的相似度更大的权值。结果表明,加权后的距离能够更好地表征测试表情与标准表情之间的距离,使得测试表情能够得到正确地识别。

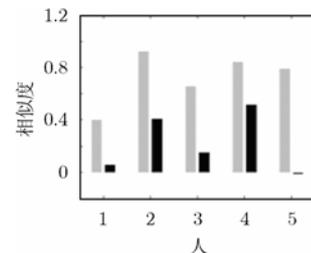


图 3 测试表情和各类表情的相似度 (灰色为传统方法得到的结果,黑色为本文方法得到的结果)

## 4 实验结果和讨论

### 4.1 实验设置

(1)数据选取 本文采用了 JAFFE(Japanese Female Facial Expression)表情数据库<sup>[9]</sup>中的数据来测试非特定人表情识别的性能。JAFFE 表情数据库包括了 10 个日本女性,共 213 幅图像。每个人都有 7 种表情(中性、高兴、悲伤、生

气、惊讶、沮丧和恐惧)的图像。由于在 JAFFE 表情数据库中,对恐惧的表情的标定有一些争议,因此在本文的实验中,选择了 10 个人,5 种基本情感类别,每个人每种表情一幅图像,总共 50 幅图像的数据进行实验。这 5 种基本情感类别为:高兴,悲伤,惊讶,生气和沮丧。在对 JAFFE 表情数据库的数据进行的实验中,本文采用了 leave-one-out 的方式来测试各种方法对非特定人的表情的鲁棒性。

(2)初始表情特征提取 在初始表情特征中,包含了几何表情特征和外观特征两个部分。其中采用了和文献[10]中相似几何表情参数。只是去除了有关脸颊的参数。因为脸颊上的特征点不好定义。同时,从本文的实验来看,脸颊上的特征点很难进行鲁棒地跟踪。对于外观特征,则采用了与文献[5]中相似的外观参数。

#### 4.2 对比实验

在实验中,采用上述的数据对本文提出的算法的性能进行了测试。由于本文方法在 Wang 等<sup>[3]</sup>提出的传统的基于 HOSVD 算法的基础上进行了改进,初始表情参数与文献[10]中提出的表情参数比较接近,因此本文采用相同的数据,相同的初始表情参数与下面两种方法进行了对比实验:

(1)Wang 等提出的传统的基于 HOSVD 算法<sup>[3]</sup>;

(2)利用包含 1 个隐层的 3 层 BP 网络直接对初始表情特征进行分类的算法<sup>[10]</sup>。

表 1 给出了这 3 种方法在 JAFFE 表情数据库上测试的结果的比较。从表 1 中可以看到,在 JAFFE 表情数据库中,相比其他的两种方法 56%的平均识别率,本文提出的方法提高了对非特定人的鲁棒性,平均识别率达到了 62%。这主要是因为,当测试人是训练集不熟悉的人的时候,加权的处理能减小个体差异造成的影响,从而使得分类更为鲁棒。图 2 和图 3 中所示的例子也说明了本文提出的方法的优越性。

表 1 在 JAFFE 表情数据库上的识别率对比(%)

	直接分类 <sup>[10]</sup>	传统的方法 <sup>[3]</sup>	本文的方法
高兴	70	30	50
悲伤	60	90	60
惊讶	40	70	70
生气	50	30	80
沮丧	60	60	50
总的识别率	56	56	62

#### 4.3 讨论

虽然在大多数表情识别中,本文提出的方法表现比其他两种方法好,但在一些表情的识别中,仍然不太理想。表 2 给出了本文的方法在 JAFFE 表情数据库上测试的分类结果表。从表中可以看到很多表情被误分类到生气和悲伤的表情类别中。图 4 给出了这样的例子。其中图 4(a)和图 4(e)分别给出了测试人沮丧的表情和生气的表情。这两种表情看起来非常的相似。匹配的结果也是这样,无论是传统的匹配的方法,还是本文提出的方法,测试表情与沮丧和生气的标准表情特征之间的相似度相差无几。但本文的方法未能得到正确的识别结果。

表 2 本文的方法在 JAFFE 表情数据库上测试的分类结果

类别	分类结果				
	高兴	悲伤	惊讶	生气	沮丧
高兴	5	3	0	1	1
悲伤	0	7	0	2	1
惊讶	0	1	8	1	0
生气	0	1	0	9	0
沮丧	1	3	0	2	4

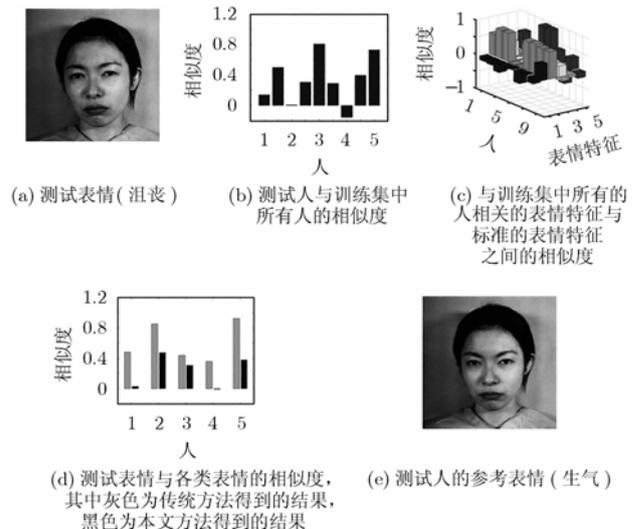


图 4 本文方法错误匹配结果示例

“相似的人有相似的表情”的假设能否用于人脸表情分析,还是一个需要商榷的问题。虽然这个假设被广泛地应用于人脸表情合成中,但目前尚未看到有这样的心理学方面的研究支持这个观点。从直观上看,这个假设具有一定的普遍性。然而,这个假设并不是对所有的人,所有的表情都能成立。从实验结果来看,对别的方法能够比较容易识别的表情,如高兴,本文的方法并没有达到令人满意的效果。尽管如此,将这个假设用于人脸表情识别时,在训练数据较少的情况下,其平均识别率还是比传统的方法以及直接用 BP 网络进行分类的方法好。这也证明了这个假设具有一定的普遍性。

## 5 结束语

本文提出了用于非特定人表情识别的人脸相似度加权的距离。通过加权的处理,可以有效地去除个体差异对表情识别的影响,提高非特定人表情识别的鲁棒性。实验结果表明,在测试人为训练集不熟悉的人的时候,相比以前的方法,新的方法能更加鲁棒地对测试人的表情进行分类。在 JAFFE 数据库上,相比直接采用 BP 网络进行分类和传统的基于 HOSVD 的方法,本文提出的方法的识别率提高了 6%。

在本文提出的方法中,只考虑了个体差异对表情特征提取的影响。实际上,本文的方法很容易推广到包含更多因子的多因子分析中。在本文的方法中,人脸之间的相似度还不太精确,因此需要寻找一个更为精确的相似度计算算法,同时所带来的计算复杂度并不太大,使得加权后的距离能够反

映测试表情和标准表情之间的本质距离。这些将是下一步工作的内容。

### 参 考 文 献

- [1] Pantic M and Rothkrantz L. Automatic analysis of facial expressions: The state of the art. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(12): 1424–1445.
  - [2] Fasel B and Luettin J. Automatic facial expression analysis: A survey. *Pattern Recognition*, 2003, 36(1): 259–275.
  - [3] Wang H and Ahuja N. Facial expression decomposition. Proceedings of International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003: 958–965.
  - [4] Matsugu M, Mori K, Mitari Y, and Kaneda Y. Subject independent facial expression recognition with robust face detection using a convolutional neural network. *Neural Networks*, 2003, 16(5-6): 555–559.
  - [5] Wen Z and Huang T S. Capturing subtle facial motions in 3D face tracking. Proceedings of International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003: 1343–1350.
  - [6] Abbound B and Davoine F. Appearance factorization based facial expression recognition and synthesis. Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, UK, 2004(4): 163–166.
  - [7] Vasilescu M A O and Terzopoulos D. Multilinear analysis of image ensembles: Tensorfaces. Proceedings of European Conference on Computer Vision, Copenhagen, Denmark, 2002: 447–460.
  - [8] Lathauwer L D, Moor B D, and Vandewalle J. A multilinear singular value decomposition. *SIAM Journal of Matrix Analysis and Applications*, 2000, 21(4): 1253–1278.
  - [9] Michael J L, Shigeru A, Miyuki K, and Jiro G. Coding facial expressions with Gabor wavelets. Proceedings of International Conference on Automated Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, 1998: 200–205.
  - [10] Tian Y, Kanade T, and Cohn J. Evaluation of Gabor wavelet-based facial action unit recognition in image sequences of increasing complexity. Proceedings of International Conference on Automated Face and Gesture Recognition, Washington DC, USA, 2002: 239–234.
- 谭华春: 男, 1975年生, 博士生, 研究方向为图像分析。  
章毓晋: 男, 1954年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像工程。