

# 基于对称双线性模型的光照鲁棒性人脸表情识别

刘帅师<sup>1,2</sup> 田彦涛<sup>1</sup> 王新竹<sup>1</sup>

**摘要** 针对传统的光照预处理方法降低原始图像质量、丢失部分有效辨识信息的缺点,提出一种新颖的应用对称双线性模型来对人脸表情图像进行光照预处理的光照鲁棒性人脸表情识别方法. 首先通过对称双线性模型将训练集图像分解为相互独立的光照因子和表情因子,并提取其光照因子. 接下来提取含有未知光照的测试集表情图像的表情因子,并将其转换到训练集的若干个已知光照上,这样处理能够将任意光照的测试图像转换到相同的光照平台上,令所有测试图像的特征具有归一化特性. 实验结果表明,本文所提光照预处理方法在识别性能上优于传统的光照预处理方法,应用在光照处理后的 JAFFE 表情库上识别率达到 92.37%,表明其适用于光照鲁棒性人脸表情识别.

**关键词** 对称双线性模型, 光照预处理, 光照鲁棒性, 表情识别

**引用格式** 刘帅师, 田彦涛, 王新竹. 基于对称双线性模型的光照鲁棒性人脸表情识别. 自动化学报, 2012, 38(12): 1933–1940

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2012.01933

## Illumination-robust Facial Expression Recognition Based on Symmetric Bilinear Model

LIU Shuai-Shi<sup>1,2</sup> TIAN Yan-Tao<sup>1</sup> WANG Xin-Zhu<sup>1</sup>

**Abstract** This paper proposes a novel illumination-robust facial expression recognition method using symmetric bilinear model to overcome the disadvantage of traditional illumination preprocessing methods that can degrade the quality of input image and worsen recognition performance. Firstly, the illumination factors are separated from the training database. Secondly, the expression factor is separated from testing image with arbitrary illumination. Thirdly, the testing image is transformed into a number of expression images exhibiting different illuminations of training database. Experimental results show that the proposed method is better than the traditional illumination preprocessing methods in recognition performance. The best recognition rate of 92.37% is achieved in JAFFE database with illumination transformation, indicating this method is suitable for illumination-robust facial expression recognition.

**Key words** Symmetric bilinear model, illumination preprocessing, illumination-robust, expression recognition

**Citation** Liu Shuai-Shi, Tian Yan-Tao, Wang Xin-Zhu. Illumination-robust facial expression recognition based on symmetric bilinear model. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(12): 1933–1940

人脸表情传递着丰富的个人情感信息,并且在人与人之间的交流中扮演着重要的角色. 为了推动更加智慧和自然的人机交互,人脸表情识别在过去几十年得到了广泛研究<sup>[1]</sup>,并且成为一个研究热点. 近年来,研究人员针对人脸表情识别提出了许多算法. 然而,当前的表情识别算法在可控环境下识别性能良好,而在不可控的环境下识别性能不理想,尤其

在光照变化<sup>[2]</sup>的情况下,识别率会急剧下降,光照变化往往比表情变化对于表情识别的影响更大. 因此,光照鲁棒性人脸表情识别仍然是一个充满挑战的课题.

表情识别算法的性能依赖于有效的表情图像预处理、精确的特征表征和有效的分类器,本文重点研究表情图像的光照预处理. 由于针对光照变化情况下的人脸表情识别研究尚处在起步阶段<sup>[3–4]</sup>,为了减少光照对面部表情识别的影响,提高表情识别的鲁棒性,则需要借鉴人脸识别中的成功经验进行攻关. 国内外研究者们为消除或减弱人脸识别中光照变化问题做了大量工作,提出了很多解决人脸识别<sup>[5–6]</sup>中光照变化问题的方法. 根据算法处理技术的不同,主要可分为基于三维模型的方法和基于二维图像光照预处理的方法. 光照三维模型是利用形状和反射率参数已知的人脸三维模型来消除光照影响,如光照锥方法<sup>[7]</sup>、球面谐波法<sup>[8]</sup>、三维模型法<sup>[9]</sup>

收稿日期 2012-01-19 录用日期 2012-06-15  
Manuscript received January 19, 2012; accepted June 15, 2012  
吉林省科技发展计划重点项目 (20071152), 吉林大学“985”工程仿生科技创新平台专项资金资助  
Supported by Key Project of Science and Technology Development Plan for Jilin Province (20071152), Jilin University “985 Project” Engineering Bionic Science and Technology Innovation Platform  
本文责任编辑 刘一军  
Recommended by Associate Editor LIU Yi-Jun  
1. 吉林大学控制科学与工程系 长春 130025 2. 长春工业大学自动化系 长春 130012  
1. Department of Control Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130025 2. Department of Automation, Changchun University of Technology, Changchun 130012

等, 这些方法通过将人脸表情的外在参数 (包括光照) 视为独立的变量并分别建模, 来生成任意光照条件下的人脸图像. 此类方法能够消除小光照变化带来的影响, 但是需要大量不同光照条件下的训练样本或者需要估计光源方向, 同时耗费大量的计算时间. 此外, 由于光源和光照变化的多样性, 对于如何计算并获取物理上可实现的低维空间基图像目前尚处于探索阶段. 目前基于三维模型的方法很难满足实时应用的需求, 因此, 本文将研究重点放在二维图像光照预处理上. 基于二维图像光照预处理的方法主要包括光照归一化和提取光照不变量. 光照归一化是指利用基本的图像处理技术对光照图像进行预处理, 如直方图均衡化 (Histogram equalization, HE)<sup>[10]</sup>、伽马校正 (Gamma intensity correction, GIC)<sup>[10]</sup> 等. 它们能够提高表情图像在空间域的对比度, 但无法顾及表情图像所包含的细节. 因此, 尽管此类方法能够部分消除光照的影响, 但识别率不能令人满意. 提取光照不变量通常是指利用朗伯 (Lambertian) 光照模型从表情图像中消除光照的影响, 如王海涛等<sup>[11-12]</sup> 提出的自商图像 (Self-quotient image, SQI), 该方法通过图像与其自身加权高斯平滑图像的商作为光照归一化的结果. 这种方法处理简单, 但是加权的高斯滤波器参数的选择比较困难, 而且加权的高斯滤波器很难在低频域中保持良好的边缘信息. 为了对图像进行边缘保持的平滑滤波, Chen 等<sup>[13]</sup> 在 SQI 的基础上提出了用总变分模型来进行图像分层及背景校正的算法, 但是此算法仅对特定尺度的图像具有良好的效果. 张熠等<sup>[14]</sup> 进一步提出一种在图像对数域中用总变分-L1 模型作为边缘自适应低通滤波操作数来估计光照分量的方法, 并定义图像与其总变分平滑图像的对数商图像 (Logarithm quotient image, LQI) 为光照归一化的结果图像, 该方法能够较有效地消除归一化图像中的光晕现象. 上述基于二维图像的光照预处理方法都是非统计的方法.

人脸识别也是智能计算领域的热门研究课题之一, 尽管其与表情识别在某些方面是相通的. 但是表情识别与人脸识别在特征提取方面有很多不同之处. 人脸识别是研究不同人脸之间的个体差异, 表情的变化是干扰信息. 而表情识别是研究人脸表情的共性, 所提取的特征反映的是人脸在不同表情模式下的差异, 此时人脸个体的差异就是干扰信息. 考虑到表情识别的特殊性, 上述基于二维图像非统计的光照预处理方法会在一定程度上降低表情图像的质量, 丢失部分表情变化的细节信息, 从而影响识别性能. 而且, 一旦光照条件偏离训练模型, 识别率就会大幅下降. 为了克服非统计预处理方法的缺点, 本文提出一种统计性的基于对称双线性模型变换的二维表情

图像光照预处理的方法.

Tenenbaum 等<sup>[15]</sup> 提出双线性模型可以将观测对象分解为两个独立的因子, 比如: 形式和内容. 在此基础上提出了解决双因子任务的通用框架. Aboud 等<sup>[16]</sup> 利用双线性模型将外貌分解为表情因子和身份因子. Du 等<sup>[17]</sup> 提出基于样本的方法来合成人脸图像, 他们将原始双线性模型延伸为非线性模型, 以保证在解决变换任务时得到全局最优解. Lee 等<sup>[18]</sup> 应用双线性模型合成中性人脸表情图像, 以此为基础提出一种基于表情不变量的人脸识别方法.

本文尝试将对称双线性模型变换应用到光照鲁棒性人脸表情识别领域. 应用双线性模型进行表情图像预处理的目的是将未知光照下的测试表情图像转换成若干已知光照下的表情图像. 这样处理能够将任意光照下的测试图像转换到相同且可控的光照平台上, 令所有测试图像的特征具有归一化特性. 同时, 用转换后的多幅表情图像特征来表征原始表情图像, 能够使表情变化的有效辨识信息得到累加, 增强表情图像的区分度, 从而克服非统计的光照预处理方法易丢失表情变化细节信息的缺点, 有效地提高分类精度.

## 1 基于对称双线性模型的表情图像预处理

### 1.1 双线性模型

双线性模型是一种双因子模型, 它能够将观测对象分解为相互独立的形式因子和内容因子. 例如: 可以将一个文字分解为字体和含义, 二者都能够表征这个文字且相互独立. 本文将人脸表情作为内容因子, 光照作为形式因子. 当双线性模型的一个因子固定时, 双线性模型转化为线性模型. 双线性模型可分为对称和不对称两类, 本文重点分析对称双线性模型.

对称双线性模型通过独立于形式因子和内容因子的关联向量将两个因子结合起来. 其对观测向量  $\mathbf{y}$  的表征如下:

$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \mathbf{w}_{ij} \mathbf{a}_i \mathbf{b}_j \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{w}_{ij}$  是  $K$  维关联向量 ( $K$  是每个表情图像的维数),  $\mathbf{a}$  是形式因子,  $\mathbf{b}$  是内容因子,  $I$  和  $J$  分别为形式因子  $\mathbf{a}$  和内容因子  $\mathbf{b}$  的维数. 图 1 描述了对称双线性模型对观测对象的表征. 图 1 中, 形式因子  $\mathbf{a}$  表征光照变化, 内容因子  $\mathbf{b}$  表征表情变化. 形式因子的 5 个向量分别对应着 5 行观测图像的光照系数, 内容因子的 4 个向量分别对应着 4 列观测图像的表情系数.

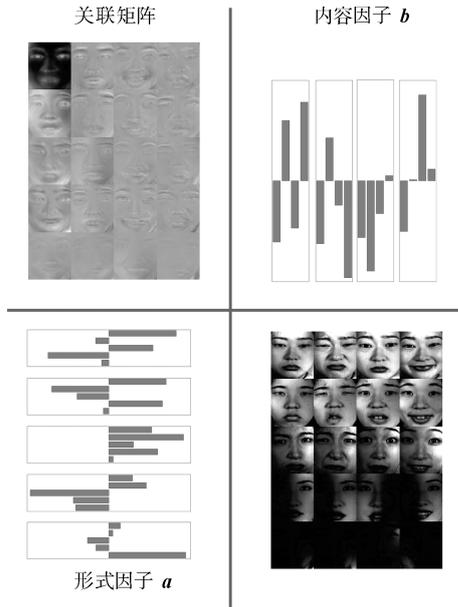


图 1 双线性模型描述

Fig. 1 An illustration of bilinear model

应用对称双线性模型首先需要训练关联向量, 本文利用奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD)<sup>[19]</sup> 对关联向量  $w$  进行估计. 假设有  $S \times C$  个训练样本, 对其创建观测矩阵  $Y$ , 可得:

$$Y = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_{11} & \cdots & \mathbf{y}_{1C} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{y}_{S1} & \cdots & \mathbf{y}_{SC} \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中, 元素  $\mathbf{y}_{ij}$  是  $K$  维观测向量 (列向量),  $S$  和  $C$  分别表示形式因子和内容因子的数量, 则观测矩阵  $Y$  为  $SK \times C$  维矩阵. 图 2 描述了如何通过  $S \times C$  个训练图像创建  $SK \times C$  维的观测矩阵. 这里,  $K = N \times M$  为每个表情图像的维数.

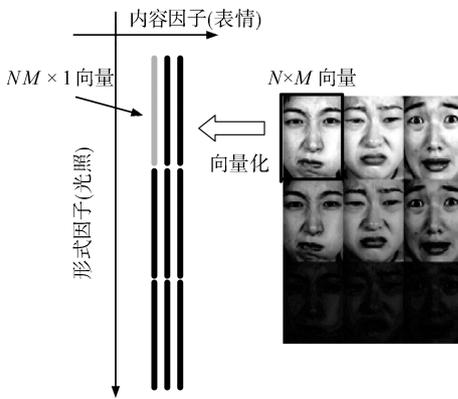


图 2 创建观测矩阵  $Y$

Fig. 2 An illustration of building the observation matrix  $Y$

在运用 SVD 估计关联矩阵之前, 首先给出一个矩阵转置的定义.

**定义 1.** 对于任意由  $A \times B$  个  $K$  维向量 (列向量) 构造成的  $AK \times B$  维矩阵  $X$ , 其转置  $X^{VT}$  为  $BK \times A$  维矩阵 (上角标  $VT$  表示向量转置).

由定义 1 可得观测矩阵  $Y$  的转置  $Y^{VT}$  为  $CK \times S$  维矩阵.

$$Y^{VT} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_{11} & \cdots & \mathbf{y}_{1S} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{y}_{C1} & \cdots & \mathbf{y}_{CS} \end{pmatrix} \quad (3)$$

由  $I \times J$  个  $K$  维关联向量  $w_{ij}$  组成的  $IK \times J$  维关联矩阵  $W$  可表示如下:

$$W = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_{11} & \cdots & \mathbf{w}_{1J} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{w}_{I1} & \cdots & \mathbf{w}_{IJ} \end{pmatrix} \quad (4)$$

其转置  $W^{VT}$  为  $JK \times I$  维矩阵:

$$W^{VT} = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_{11} & \cdots & \mathbf{w}_{1I} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{w}_{J1} & \cdots & \mathbf{w}_{JI} \end{pmatrix} \quad (5)$$

根据上述矩阵定义, 对称双线性模型可以表示为如下两种形式:

$$Y = (W^{VT}A)^{VT}B \quad (6)$$

$$Y^{VT} = (WB)^{VT}A \quad (7)$$

其中,  $A$  和  $B$  和分别代表形式因子矩阵和内容因子矩阵, 其大小分别为  $I \times S$  和  $J \times C$ .

$$A = (\mathbf{a}_1, \cdots, \mathbf{a}_S), \quad B = (\mathbf{b}_1, \cdots, \mathbf{b}_C) \quad (8)$$

通常, 通过奇异值分解的迭代计算能够得到  $A$  和  $B$  的最优估计<sup>[20]</sup>, 下面给出求解模型参数  $A$ 、 $B$  以及关联矩阵  $W$  的具体算法.

**算法 1.** 训练模型参数 (输入:  $Y$ ; 输出:  $A$ 、 $B$ 、 $W$ )

**步骤 1.** 对多层观测矩阵  $Y$  进行奇异值分解  $Y = USV^T$ . 初始化  $B$ , 令其等于  $V^T$  的前  $J$  行. 则由式 (6) 可得  $YB^T = (W^{VT}A)^{VT}$ ;

**步骤 2.** 对  $(YB^T)^{VT}$  进行奇异值分解  $(YB^T)^{VT} = USV^T$ . 令  $A$  等于  $V^T$  的前  $I$  行. 则由式 (7) 可得  $Y^{VT}A^T = (WB)^{VT}$ ;

**步骤 3.** 对  $(Y^{VT}A^T)^{VT}$  进行奇异值分解  $(Y^{VT}A^T)^{VT} = USV^T$ . 令  $B$  等于  $V^T$  的前  $J$  行;

**步骤 4.** 重复步骤 2 和步骤 3 直到  $A$  和  $B$  收敛;

**步骤 5.** 确定  $A$  和  $B$  后, 关联矩阵  $W$  可通过  $W = \left( (YB^T)^{VT} A^T \right)^{VT}$  求得.

通过算法 1 训练双线性模型可得到模型参数  $A$ 、 $B$  及关联矩阵  $W$ . 对于测试样本而言, 其表情可能在训练集内但光照未知, 也可能其光照在训练集内但表情未知, 还有可能表情和光照均未知. 应用双线性模型能够获取测试样本未知的表情因子或光照因子, 这是双线性模型的分析功能. 此外, 应用双线性模型还能够实现测试样本表情因子或光照因子的替换, 这是双线性模型的转移功能.

因为双线性模型具有分析和转移功能, 我们可以应用双线性模型将一个未知光照的表情图像变换为已知光照的表情图像. 对于一个待测试的未知光照下的未知人脸表情图像, 通过算法 2 可以得到它的形式因子 (光照)  $\mathbf{a}$  和内容因子 (表情)  $\mathbf{b}$ , 其中, 符号 “ $\dagger$ ” 表示伪逆运算.

**算法 2.** 计算测试图像的形式因子与内容因子 (输入:  $W$ 、 $\mathbf{y}$ ; 输出:  $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{b}$ )

**步骤 1.** 初始化  $\mathbf{b}$ , 令其等于  $B$  的均值;

**步骤 2.** 更新形式因子  $\mathbf{a}$ ,  $\mathbf{a} = \left( (W\mathbf{b})^{VT} \right)^\dagger \mathbf{y}$ ;

**步骤 3.** 更新内容因子  $\mathbf{b}$ ,  $\mathbf{b} = \left( (W^VT\mathbf{a})^{VT} \right)^\dagger \mathbf{y}$ ;

**步骤 4.** 重复步骤 2 和步骤 3 直到  $\mathbf{a}$  和  $\mathbf{b}$  收敛.

通过算法 2 能够得到测试图像的光照因子与表情因子, 接下来可以对测试图像进行光照变换, 将测试图像的未知光照转换到训练集中已知的光照上. 这样处理能够将任意光照下的测试图像转换到相同且可控的光照平台上, 令所有测试图像的特征具有归一化特性. 接下来将详细介绍光照变换的过程.

## 1.2 光照变换

对于光照鲁棒性人脸表情识别, 本文提出一种新颖的光照变换方法, 即: 将商光照<sup>[10]</sup>的概念引入到双线性模型框架中. 首先, 假设人脸为朗伯面, 根据朗伯反射模型, 灰度图像  $I$  符合式 (9) 所描述的光照模型.

$$I(x, y) = \rho(x, y) n(x, y)^T s \quad (9)$$

其中,  $0 \leq \rho(x, y) \leq 1$  是点  $(x, y)$  的反射率,  $n(x, y)$  是点  $(x, y)$  的表面法向量,  $s$  是可任意变化光源 (其值是光源强度<sup>[21]</sup>). 在任意光照  $l$  下的人脸表情图像可表示为

$$I^l(x, y) = \rho(x, y) n(x, y)^T s_l \quad (10)$$

由此, 同一表情图像在两个不同光照  $l_1$  和  $l_2$  下的商光照可定义为

$$R^{l_1 l_2}(x, y) = \frac{I^{l_2}(x, y)}{I^{l_1}(x, y)} \quad (11)$$

由式 (10) 可得:

$$R^{l_1 l_2}(x, y) = \frac{\rho(x, y) n(x, y)^T s_{l_2}}{\rho(x, y) n(x, y)^T s_{l_1}} = \frac{n(x, y)^T s_{l_2}}{n(x, y)^T s_{l_1}} \quad (12)$$

从式 (12) 可以看出, 商光照由表面法向量和光源决定. 进一步, 假设同一幅表情图像在不同光照处理后, 所得到的观测对象拥有相同的表面法向量. 因此, 对于训练集与测试集内的表情图像而言, 它们在任意两个光源  $l_1$  和  $l_2$  下的商光照是相同的, 并且商光照的变化只取决于光照条件的变化.

本文光照变换的目标是给定一个目标光照  $c$  下的参考表情图像  $I_{\text{ref}}^c$ , 将未知光照  $l$  下的表情图像  $I_{\text{in}}^l$  转换成目标光照  $c$  下的表情图像  $I_{\text{in}}^c$ . 我们将训练集中某一固定光照  $c$  下的所有表情图像灰度的平均值作为参考表情图像 (如本文试验中, 训练集中每一固定光照下有 137 幅表情图像, 对这 137 幅表情图像的灰度值先求和再取平均值). 那么基于两个光照  $c$  和  $l$  的商光照可表示如下:

$$R_{\text{in}}^{lc}(x, y) = \frac{I_{\text{in}}^c(x, y)}{I_{\text{in}}^l(x, y)} = \frac{I_{\text{ref}}^c(x, y)}{I_{\text{ref}}^l(x, y)} \quad (13)$$

要得到目标光照表情图像  $I_{\text{in}}^c(x, y)$ , 只需计算出光照  $l$  下的参考表情图像  $I_{\text{ref}}^l(x, y)$ . 应用第 1.1 节中的算法 1 和算法 2, 能够计算出表情图像  $I_{\text{in}}^l(x, y)$  的光照因子  $\mathbf{a}_l$ . 则光照  $l$  下的参考表情图像可表示为

$$I_{\text{ref}}^l(x, y) = (W\mathbf{b}_{\text{ref}})^{VT} \mathbf{a}_l \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{b}_{\text{ref}}$  是参考表情图像的内容因子, 即: 固定光照  $c$  下的所有表情图像内容因子的均值. 由此, 可得商光照  $R^{lc} = I_{\text{ref}}^c(x, y)/I_{\text{ref}}^l(x, y)$ , 则目标光照表情  $I_{\text{in}}^c(x, y)$  可表示为

$$I_{\text{in}}^c(x, y) = R^{lc}(x, y) I_{\text{in}}^l(x, y) \quad (15)$$

图 3 描述了如何应用对称双线性模型变换将包含表情  $\mathbf{b}_1$  和光照  $\mathbf{a}_1$  的测试图像转换到表情  $\mathbf{b}_2$  的三个不同光照  $\mathbf{a}_2$ 、 $\mathbf{a}_3$ 、 $\mathbf{a}_4$  上. 首先, 从测试图像中提取一组光照因子与表情因子  $(\mathbf{a}_1, \mathbf{b}_1)$ , 接下来从三个不同光照下的三个参考表情中提取三组光照因子与表情因子  $(\mathbf{a}_2, \mathbf{b}_2)$ 、 $(\mathbf{a}_3, \mathbf{b}_2)$ 、 $(\mathbf{a}_4, \mathbf{b}_2)$ , 然后, 将表情  $\mathbf{b}_1$  分别转换到三个不同的光照  $\mathbf{a}_2$ 、 $\mathbf{a}_3$  和  $\mathbf{a}_4$  上.

图 3 中, 所有图片均为.tif 格式. 原始图像从上至下图片大小依次为 33.9 kB, 33.6 kB, 33.4 kB, 重构图像从上至下大小依次为 33.8 kB, 33.6 kB, 33.3 kB, 重构图像与其对应的原始图像大小近似相等, 表明重构图像充分保留了原始图像的细节特征. 对于图 3 中三个不同的光照而言, 重构图像与原

始图像十分相似, 尤其是眼睛和嘴部等最具表情辨识能力的区域没有发生畸变, 这表明应用双线性模型进行未知光照表情图像预处理是有效的。

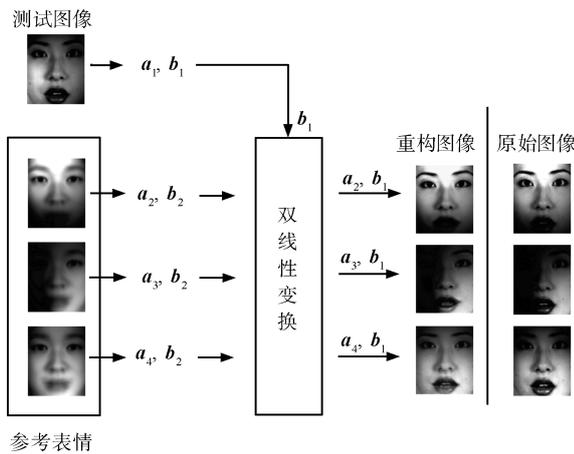
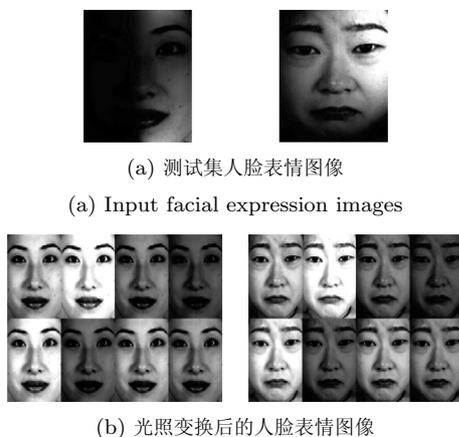


图 3 双线性模型变换过程

Fig. 3 Typical examples of bilinear model translation

本文充分利用双线性模型的分析 and 转移功能, 对人脸表情图像进行光照预处理, 目的是将未知光照下的测试表情图像转换成若干已知光照下的表情图像. 这样处理能够将各个任意光照的测试图像转换到相同的光照平台上, 令所有测试图像的特征具有归一化特性, 同时能够克服非统计学预处理方法易丢失有效辨识信息的缺点, 有效地提高分类精度. 图 4 描述了本文光照变换的实例, 将待测试的未知光照人脸表情图像转换到训练集 8 个不同的光照上, 同时保留相同的面部表情. 通过光照变换有效提高了未知光照人脸表情图像的辨识度, 从而提高了识别性能.



(b) 光照变换后的人脸表情图像

(b) The transformed facial expression images

图 4 本文光照变换实例

Fig. 4 Examples of illumination transformation

## 2 实验方法及结果分析

### 2.1 实验描述

由于目前还没有比较完善的基于非均匀光照条件下的人脸表情数据库, 因此, 为了评估和验证本文所提方法的识别性能, 本文采用日本的 JAFFE 女性人脸表情数据库进行测试, 并对该数据库表情图像进行多种光照处理. JAFFE 数据库包含 10 个女性的表情图像, 每人有 7 种表情 (愤怒、厌恶、恐惧、高兴、中性、悲伤和惊讶), 每种表情有 3 到 4 张样本, 一共有 213 张表情图像. 对所有图像进行几何校正<sup>[22]</sup>, 并剪裁成尺寸为 128 像素  $\times$  104 像素, 仅含面部表情区域的图像. 在每个人的各种表情中取 1~2 张表情图像作为训练样本, 剩下的作为测试样本. 本文实验采用 137 个训练样本 (7 种表情样本数分别为 20、18、20、19、20、20、20) 和 76 个测试样本 (7 种表情样本数分别为 10、11、12、12、10、11、10). 对于 137 个训练图像, 赋予每个表情图像 8 种固定光照, 可得到  $137 \times 8 = 1096$  个训练样本, 如此处理极大地丰富了训练集的样本数量, 进而提高训练效果. 对于 76 个测试样本, 按照光照角度 (相对于光轴方向) 的不同建立 5 个测试子集<sup>[7]</sup>, 子集 1 ( $< 12^\circ$ )、子集 2 ( $12^\circ \sim 25^\circ$ )、子集 3 ( $25^\circ \sim 50^\circ$ )、子集 4 ( $50^\circ \sim 77^\circ$ )、子集 5 ( $77^\circ \sim 90^\circ$ ), 5 个测试子集的光照角度依次递增, 部分光照表情图像如图 5 所示, 其中, 第 1 行至第 5 行分别对应测试集 1 至测试集 5 的部分光照表情图像.



图 5 测试集部分表情图像

Fig. 5 Example images of 5 testing set

实验中, 首先, 应用双线性模型变换将 76 个未知光照的测试样本转换到训练集的 8 个固定光照上, 每个测试表情可得到 8 个转换图像, 然后, 利用文献<sup>[23]</sup>中的规则 2 来提取 8 个转换图像的特征, 所得特征维数为  $5 \times 8 \times 64 \times 8 = 20480$ , 如此高的维数

表 1 不同的光照预处理方法对应的识别率 (%)

Table 1 Recognition rates corresponding to different illumination preprocessing methods (%)

光照预处理方法	测试集 1	测试集 2	测试集 3	测试集 4	测试集 5	平均值
None	78.95	69.74	53.95	40.79	19.74	52.63
GIC <sup>[10]</sup>	81.58	76.32	63.16	39.47	22.37	56.58
HE <sup>[10]</sup>	82.89	78.95	67.11	48.68	38.16	63.16
SQI <sup>[13]</sup>	86.84	86.84	85.53	82.89	78.95	84.21
LQI <sup>[14]</sup>	90.79	89.47	88.16	85.53	82.89	87.37
本文方法	<b>94.74</b>	<b>94.74</b>	<b>92.11</b>	<b>90.79</b>	<b>89.47</b>	<b>92.37</b>

难以快速提取并精确分类, 因此, 利用 KPCA (Kernel principal component analysis)<sup>[24]</sup> 进一步对所得特征进行特征选择, 最后, 用支持向量机 (Support vector machine, SVM)<sup>[25]</sup> 进行分类。

## 2.2 实验对比

本文所提出的光照预处理方法将分别与无预处理 (None)、直方图均衡化 (HE)、伽马校正 (GIC)、自商图像 (SQI)、对数商图像 (LQI) 进行对比, 表 1 列出了不同预处理方法对应的识别结果。

由表 1 可以看出:

1) 各种光照预处理方法在 5 个测试集上获得的识别率随着光照角度的增大而降低。这表明光照的变化对表情识别有明显的影响, 光照角度越大, 识别率越低。

2) 本文所提出的基于对称双线性模型变换的非均匀光照预处理方法在 5 个测试集上都取得了最高的识别率, 总体平均识别率达到 92.37%, 高于其他几种光照预处理方法。同时, 随着光照角度的增大, 从测试集 1 到测试集 5 的识别率下降幅度仅为 5.27%, 远低于其他几种光照预处理方法。这表明, 本文所提出的非均匀光照预处理方法对于光照鲁棒性人脸表情识别是有效的。

3) GIC 和 HE 在测试集 1 上的识别率超过 80%, 而随着光照角度的增加, 识别率急剧下降。这是由于它们只能有限地提高表情图像在空间域的对比度, 但当光照变化强烈时, 无法有效获取表情图像所包含的细节。因此, 尽管它们能够部分消除光照的影响, 但识别率不能令人满意。

4) SQI 通过加权高斯滤波虽然能够较好地消除光照影响, 但是高斯低通滤波对清晰阴影边缘的放大和模糊会直接影响识别结果。LQI 在 SQI 的基础上进行了改进, 与 SQI 相比识别率上有所提高。但二者都是通过提取光照不变量的方式进行识别, 这在一定程度上降低了表情图像的质量, 丢失了部分表情图像的细节信息。

接下来, 我们对 5 种光照预处理方法的时间性能进行对比, 实验配置: Intel Core 2 双核 CPU, 主

频 2 GHz, 实验仿真软件为 Matlab 2007. 5 种方法对测试集 76 张表情图像光照预处理的总时间如表 2 所示。

表 2 5 种光照预处理方法的时间性能对比 (秒)

Table 2 Pre-processing time corresponding to 5 different methods (s)

方法	GIC	HE	SQI	LQI	本文
时间	1.5	1.2	33.8	4.3	5.2

由表 2 可以看出:

1) 基于 GIC 和 HE 的光照预处理方法在运算时间上占有优势, 当表情图像只有小幅度光照变化且实时性要求较高时, 可考虑应用此类方法进行简单的光照预处理。

2) 基于 SQI 的光照预处理方法耗时较长, 主要是由于加权高斯滤波器参数的选择比较困难, 导致运算时间提高。因此, 基于 SQI 的光照预处理方法不适用于实时应用。

3) 基于 LQI 的光照预处理方法的运算时间远低于 SQI 的运算时间, 可以满足实时应用的需求。

4) 本文所提方法运算时间略高于 LQI。这是由于本文方法是将测试集表情转换到 8 个不同的光照上, 工作量是其他几种预处理方法的 8 倍, 但是运算时间并没有大幅提高。这也表明了本文所提方法能够通过较低的运算复杂度得到较高的识别精度。

表 3 进一步对无光照变化的 JAFFE 表情库与加光照的 JAFFE 表情库进行了实验对比分析。

表 3 不同的光照条件对应的识别率 (%)

Table 3 Recognition rates corresponding to different illumination condition (%)

无光照 <sup>[20]</sup>	加光照无预处理	本文方法
98.24	52.63	92.37

由表 3 可以看出:

1) 对于无光照变化的 JAFFE 表情库, 平均识别率可达 98.24%<sup>[23]</sup>, 对 JAFFE 表情库加光照

表 4 测试表情的表征图像数量对应的识别结果 (%)

Table 4 Recognition results corresponding to representation image number of testing image (%)

测试表情的表征图像数量	测试集 1	测试集 2	测试集 3	测试集 4	测试集 5	平均值
4	93.42	92.11	90.79	88.16	86.84	90.26
8	<b>94.74</b>	<b>94.74</b>	<b>92.11</b>	90.79	<b>89.47</b>	<b>92.37</b>
12	<b>94.74</b>	93.42	<b>92.11</b>	<b>92.11</b>	<b>89.47</b>	<b>92.37</b>
16	93.42	93.42	<b>92.11</b>	90.79	88.16	91.58

后, 平均识别率下降到 52.63%, 这表明光照的变化严重影响着表情识别率, 光照变化往往比表情变化对于表情识别的影响更大.

2) 应用本文所提方法对加光照的 JAFFE 表情库进行光照预处理后, 所得平均识别率达到 92.37%, 与不进行光照预处理相比, 识别率大大提高, 说明本文所提出的光照预处理方法是有效的.

3) 本文方法所得的平均识别率 92.37%, 低于无光照变化条件下的识别率 98.24%. 这是由于尽管双线性模型能够较有效地对不同光照下的表情进行辨识, 但是双线性模型在训练模型参数时引入的误差<sup>[15]</sup> 使其无法达到无光照变化条件下的高识别率.

本文所提光照预处理方法是将测试表情图像的光照转换到训练集的若干已知光照上, 训练集光照因子的数量决定了测试表情的表征图像的数量. 测试表情的表征图像数量对于识别结果的影响如表 4 所示.

由表 4 可以看出:

1) 表征图像为 4 个时, 平均识别率较低, 这是由于其对于测试表情的有效辨识信息的累加不够充分.

2) 表征图像为 16 个时, 平均识别率 91.58%, 略低于最高平均识别率 92.37%, 这表明表征图像数量过多, 在累加有效辨识信息的同时也增加了冗余. 此外, 随着表征图像数量的增加, 计算复杂度也随之增加.

3) 表征图像为 8 个和 12 个时, 可得到最高平均识别率 92.37%. 8 个表征图像的计算复杂度远低于 12 个表征图像的计算复杂度.

为了用较低的计算复杂度得到较高的平均识别率, 表 5 进一步对 5 ~ 7 个表征图像对应的识别结果进行了实验分析.

表 5 5~7 个表征图像数量对应的识别结果 (%)

Table 5 Recognition results corresponding to 5 ~ 7 representation images (%)

测试表情的表征图像数量	平均值
5	90.79
6	91.84
7	92.11

表 5 所示 5 ~ 7 个表征图像对应的识别率低于 8 个表征图像对应的识别率. 综合考虑表 4 和表 5, 本文选用 8 个表征图像完成对测试表情的表征.

### 3 结论

本文提出一种新颖的基于对称双线性模型的光照鲁棒性人脸表情识别方法. 对称双线性模型能够有效地将任意光照条件下的表情图像分解为相互独立的表情因子和光照因子, 在光照预处理阶段应用对称双线性模型将所有未知光照的待测试表情图像转换到训练集表情图像的若干已知光照上, 这样处理能够将未知光照的待测试表情转换到相同的光照平台上, 令所有测试图像的特征具有归一化特性. 同时, 用转换后的多幅表情图像特征来表征原始表情图像, 能够使表情变化的有效辨识信息得到累加, 增强表情图像的区分度, 从而克服传统光照预处理方法降低图像质量、丢失有效辨识信息的缺点, 有效地提高分类精度. 实验结果证明了本文所提光照预处理方法的有效性.

### References

- 1 Sun Wei, Wang Bo. A survey of facial expression recognition. *Computer Knowledge and Technology*, 2012, **8**(1): 106–108 (孙蔚, 王波. 人脸表情识别综述. 电脑知识与技术, 2012, **8**(1): 106–108)
- 2 Zhao Xu-Dong, Liu Peng, Tang Xiang-Long, Liu Jia-Feng. Background modeling adaptive to outdoor illumination variation and foreground detection approach. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(8): 915–922 (赵旭东, 刘鹏, 唐降龙, 刘家锋. 一种适应户外光照变化的背景建模及目标检测方法. 自动化学报, 2011, **37**(8): 915–922)
- 3 Hong J W, Song K T. Facial expression recognition under illumination variation. In: *Proceedings of the 2007 IEEE Workshop on Advanced Robotics and Its Social Impacts*. Taipei, China: IEEE, 2007. 1–6
- 4 Li H, Buenaposada J M, Baumela L. Real-time facial expression recognition with illumination-corrected image sequences. In: *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Amsterdam, Netherlands: IEEE, 2008. 1–6
- 5 Li Xiao-Li, Da Fei-Peng. A rapid method for 3D face recognition based on rejection algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(1): 153–158 (李晓莉, 达飞鹏. 基于排除算法的快速三维人脸识别方法. 自动化学报, 2010, **36**(1): 153–158)

- 6 Wang Zhi-Hong, Yuan Heng, Jiang Wen-Tao. A face recognition algorithm based on composite gradient vector. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(12): 1445–1454  
(王志宏, 袁珺, 姜文涛. 基于复合梯度向量的人脸识别算法. 自动化学报, 2011, **37**(12): 1445–1454)
- 7 Georgiades A S, Belhumeur P N, Kriegman D J. From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(6): 643–660
- 8 Liu Du-Jin, Sun Shu-Xia, Li Si-Ming. Analysis of illumination treatment methods in face recognition. *Computer Systems and Applications*, 2011, **20**(1): 160–163  
(刘笃晋, 孙淑霞, 李思明. 人脸识别中光照处理方法的分析. 计算机系统应用, 2011, **20**(1): 160–163)
- 9 Blanz V, Vetter T. Face recognition based on fitting a 3D morphable Model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(9): 1063–1074
- 10 Shan S G, Gao W, Cao B, Zhao D B. Illumination normalization for robust face recognition against varying illumination conditions. In: Proceedings of the 2003 IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2003. 157–164
- 11 Wang H T, Li S Z, Wang Y S. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image. In: Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, Korea: IEEE Computer Society, 2004. 819–824
- 12 Wang Hai-Tao, Liu Jun, Wang Yang-Sheng. Self-quotient image. *Computer Engineering*, 2005, **31**(18): 178–179  
(王海涛, 刘俊, 王阳生. 自商图像. 计算机工程, 2005, **31**(18): 178–179)
- 13 Chen T, Yin W, Zhou X S, Comaniciu D, Huang T S. Illumination normalization for face recognition and uneven background correction using total variation based image models. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA: IEEE, 2005. 532–539
- 14 Zhang Yi, Zhang Gui-Lin. An illumination invariant face recognition algorithm based on total variation model. *Journal of Image and Graphics*, 2009, **12**(2): 208–213  
(张熠, 张桂林. 基于总变分模型的光照不变人脸识别算法. 中国图形图像学报, 2009, **12**(2): 208–213)
- 15 Tenenbaum J B, Freeman W T. Separating style and content with bilinear models. *Neural Computation*, 2000, **12**(6): 1247–1283
- 16 Abboud B, Davoine F. Appearance factorization based facial expression recognition and synthesis. In: Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, UK: IEEE Computer Society, 2004. 163–166
- 17 Du Y Z, Lin X Y. Multi-view face image synthesis using factorization model. In: Proceedings of the 2004 Computer Vision in Human-computer Interaction. Prague, Czech Republic: IEEE, 2004. 200–210
- 18 Lee H, Kim D. Facial expression transformations for expression-invariant face recognition. In: Proceedings of the 2006 International Symposium on Visual Computing. Lake Tahoe, NV, USA: IEEE, 2006. 323–333
- 19 Grimes D, Rao R. A bilinear model for sparse coding. In: Proceedings of the 2003 Advance in Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: IEEE, 2003. 1287–1294
- 20 Magnus J R, Neudecker H. *Matrix Differential Calculus with Applications in Statistics and Econometrics*. New York: Wiley Press, 1988
- 21 Shashua A, Riklin-Raviv T. The quotient image: class-based re-rendering and recognition with varying illumination. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **32**(2): 129–139
- 22 Liu S S, Tian Y T, Wan C. Gabor feature representation method based on block statistics and its application to facial expression recognition. In: Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation. Jinan, China: IEEE, 2010. 6267–6271
- 23 Liu Shuai-Shi, Tian Yan-Tao, Wan Chuan. Facial expression recognition method based on Gabor multi-orientation features fusion and block histogram. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(12): 1455–1463  
(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方法. 自动化学报, 2011, **37**(12): 1455–1463)
- 24 Wang Y M, Zhang Y Z. The facial expression recognition based on KPCA. In: Proceedings of the 2010 International Conference on Intelligence Control and Information Processing. Dalian, China: IEEE, 2010. 365–368
- 25 Kim S K, Park Y J, Toh K A, Lee S. SVM-based feature extraction for face recognition. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(8): 2871–2881



刘帅师 吉林大学控制科学与工程系博士研究生. 分别于 2003 年和 2006 年获得吉林大学学士和硕士学位. 主要研究方向为模式识别, 机器视觉.

E-mail: liu-shuashishi@126.com

(LIU Shuai-Shi Ph.D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Jilin University. She received her bachelor and master degrees in Jilin University in 2003 and 2006, respectively. Her research interest covers pattern recognition and machine vision.)



田彦涛 吉林大学教授. 1993 年于吉林工业大学获得工学博士学位. 主要研究方向为复杂系统建模, 优化与控制, 机器视觉与模式识别. 本文通信作者.

E-mail: tianyt@jlu.edu.com

(TIAN Yan-Tao Professor at Jilin University. He received his Ph.D. degree from Jilin University of Technology in 1993. His research interest covers complex system modeling, optimization and control, machine vision, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



王新竹 吉林大学控制科学与工程系硕士研究生. 主要研究方向为模式识别.

E-mail: 380232867@qq.com

(WANG Xin-Zhu Master student in the Department of Control Science and Engineering, Jilin University. His main research interest is pattern recognition.)