

# 多角度不同表情下的人脸识别<sup>\*</sup>)

李春明 李玉山 张大朴 刘洋

(西安电子科技大学电路 CAD 研究所 西安 710000)

**摘要** 多角度及不同表情下的人脸识别是人脸识别领域的一个难题。本文将二维主元素分析法与贝叶斯判据相结合设计了多角度不同表情下的人脸识别算法。首先,利用二维主元素分析法计算人脸的特征矢量空间,并将训练集和测试集中的数据向该特征矢量空间进行投影,然后使用贝叶斯判据进行识别。该方法集中了二维主元素分析法计算简单、速度快及统计分类器识别率高的优点。实验结果显示,该方法计算简单,对具有表情变化及不同角度的人脸的识别率高。

**关键词** 二维 PCA, 贝叶斯判据, 人脸识别

## Face Recognition under Different Expressions and Multi-views

LI Chun-Ming LI Yu-Shan ZHANG Da-Pu LIU Yang

(Institute of Electronic CAD, Xidian University, Xi'an 710071)

**Abstract** Face recognition under different expressions and multi-views is a difficult problem. A new algorithm for face recognition under different expressions and multi-views is presented in this paper. Firstly, the 2D PCA algorithm is used to compute the eigenvector space of the face. And then, the faces in the training set and testing set are projected to this face space. Secondly, Bayes rule is used to design the classification designer. The advantages of simple computation and quick speed of two-dimensional PCA and the high recognition rate of statistical classification are combined into the new method. The experimental result shows that the method introduced in this paper has the advantages of simple computation and high recognition rate under different expressions and multi-views.

**Keywords** 2D PCA, Bayes rule, Face recognition

## 1 引言

多角度不同表情下的人脸识别是人脸识别领域的一个难题,在运动目标的分割及跟踪,如视频监视及视频检索中非常重要,也是 MPEG-7 标准进行视频人脸检索时需要解决的问题之一。本文讨论静态图像的识别,但算法本身可用于已提取的运动目标上进行识别。

人脸角度的不同及表情的不同在人与人的交流活动中会产生较大的影响。对计算机来说,正面人脸、非正面人脸提供了不同的人脸信息;表情变化时五官的移位也使识别问题复杂化。如按照 Ekman 的表情分类方法可将人类的表情分为 6 类<sup>[1]</sup>。因此,当人脸库中的人脸既有角度变化又有表情变化时,识别就会变得很困难。

人脸表情及角度变化的识别算法主要有:(1)三维模型法<sup>[2,3]</sup>。将人脸建模成三维模型,适用于不同表情、角度的识别。但计算量大,计算复杂度高。(2)隐马尔可夫模型法。文[4]使用的隐马尔可夫模型法提供了非常好的识别率,具有较好的应用前景。(3)基于器官的方法。文[5]使用了基于 ICA (Independent Component Analysis) 算法,而且将人脸分为 14 部分,根据每部分在人脸识别时的重要性进行加权计算。该方法需要精确的器官提取算法。(4)基于特征脸的方法。PCA 算法属于基于特征的方法,又称为特征脸方法,它使用 K-L 变换将原始数据维数大大降低。如文[1,6]所使用的方

法都基于 PCA (Principle Component Analysis, 主元素分析法)。文[7]使用子空间法与概率模型相结合的方法识别表情及角度变化的人脸。从算法复杂度及识别率上来说,该方法具有较高的优越性。但由于使用了一维 PCA,因此增加了计算量和计算复杂度。

在上述方法的基础上,以计算简单、识别率高为原则,本文设计了基于二维 PCA 和贝叶斯判据相结合的认识算法。Yang 等人的二维 PCA 算法<sup>[8]</sup>克服了标准 PCA 算法数据维数大、计算复杂的缺点。因此,本文选用二维 PCA 方法提取特征向量。但与标准 PCA 方法一样,二维 PCA 方法对光照、表情和角度的变化敏感。而将二维 PCA 算法与统计算法结合起来,则既可以克服光照和表情的变化,大大提高识别率,又可以降低计算复杂度。

## 2 相关算法介绍

本节简介二维 PCA 算法的计算过程及贝叶斯判据公式。

### 2.1 二维 PCA

与一维 PCA 算法不同的是,二维 PCA 算法直接使用原始图像的二维矩阵,不需要将其转换为一个向量。这使得数据维数大大降低,而且计算简单、速度快。二维 PCA 的具体计算过程如下<sup>[8]</sup>:

设  $A$  为  $m \times n$  大小的二维图像矩阵,定义其图像协方差(散射)矩阵  $G_i$  为:

<sup>\*</sup> 本论文得到国家自然科学基金项目(60172004)和教育部博士点基金项目(20010701003)的支持。李春明 博士生,副教授,主要研究方向为运动分析、人脸识别、图像处理等;李玉山 教授,博士生导师。

$$G_i = E[(A - EA)^T(A - EA)] = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - \bar{A})^T(A_j - \bar{A}) \quad (1)$$

对应于矩阵  $G_i$  的  $d$  个最大特征值的特征向量  $(X_1, \dots, X_d)$  就是所要计算的原始图像  $A$  的特征向量。由于  $G_i$  的维数较小, 为  $n \times n$ , 因此它的特征值和特征向量能够直接计算出来, 不需要使用其他的简便方法。

对于一个给定的图像样本  $F$ , 可利用以上求出的特征向量  $(X_1, \dots, X_d)$  进行特征提取:

$$Y_k = FX_k, k=1, 2, \dots, d \quad (3)$$

$Y_k$  就是图像  $F$  的主分量向量。

由以上计算过程可以看出, 二维 PCA 算法超越一维 PCA 的优点主要有两个: 第一, 可以简单精确地计算协方差矩阵, 而一维 PCA 无法计算该矩阵; 第二, 求特征向量时数据量小, 计算速度快。

### 2.2 贝叶斯分类器

分类器设计对识别效果有直接的影响。最简单的分类器是欧式距离, 但它不能适应光照和表情等的变化。研究表明, 使用统计特性设计分类器可以克服这一缺点<sup>[7,9]</sup>。例如贝叶斯判据最大后验概率准则:

$$S(\Delta) = P(\Omega_i | \Delta) = \frac{f(\Delta | \Omega_i)P(\Omega_i)}{\sum_{j=1}^2 f(\Delta | \Omega_j)P(\Omega_j)} \quad (4)$$

该准则考虑了同一事件两种不同情况下的分布。因此, 可兼顾同一人脸在不同表情、不同角度下的差别, 以及不同人脸之间的差别, 适合多表情、多角度人脸的识别。

## 3 新算法

综合考虑了二维 PCA 和贝叶斯分类器的优点后, 本文设计了基于二维 PCA 和贝叶斯分类器的人脸识别算法。为了识别具有不同表情及角度的人脸, 需要区别不同表情、角度同一人脸的差别、不同人脸之间的差别。可使用最大后验概率准则作为人脸相似度测量的公式。这时需要建立两个人脸空间: 类内人脸空间和类间人脸空间。因此, 对人脸库中的每一张人脸  $F$  进行两次特征提取, 然后分别将其投影到类内空间和类间空间。算法的具体步骤为:

假设集合  $I = [I_1, I_2, \dots, I_{n-1}, I_n]$  中的人脸为具有不同表情及角度的人脸集合。其中, 同一人的照片有两张, 分别具有不同的表情及角度。  $\Delta_i = I_i - I_{i-1}$  表示具有不同表情、角度的同一个人脸的差别。设集合  $E = [E_1, E_2, \dots, E_{p-1}, E_p]$  中的人脸属于不同人,  $\Delta_E = E_i - E_{i-1}$  表示不同人脸之间的差别。将  $\Delta_i$  和  $\Delta_E$  作为两个训练集。

1. 利用二维 PCA 计算  $\Delta_i$  和  $\Delta_E$  的图像协方差矩阵  $\Sigma_i$  和  $\Sigma_E$ 。

$$\Sigma_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\Delta_j - \bar{\Delta}_i)^T (\Delta_j - \bar{\Delta}_i)$$

$$\Sigma_E = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (\Delta_E^j - \bar{\Delta}_E)^T (\Delta_E^j - \bar{\Delta}_E)$$

然后, 计算它们的特征值和特征向量  $U_i, V_i, U_E, V_E$ 。由于  $\Sigma_i$  和  $\Sigma_E$  维数较低, 因此可直接计算  $U_i, V_i, U_E, V_E$ , 而不需借用其他简便算法。

2. 进行特征提取。

此处选取前 10 个最大特征值和特征向量。

$$Y_i = FU_i$$

$$Y_E = FUE \quad (6)$$

### 3. 设计分类器。

设  $P(\Delta | \Omega_i)$  和  $P(\Delta | \Omega_E)$  为服从正态分布的人脸高斯模型:

$$P(\Delta | \Omega_i) = \frac{\exp(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_i^{-1} \Delta)}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \quad (7)$$

$$P(\Delta | \Omega_E) = \frac{\exp(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_E^{-1} \Delta)}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\Sigma_E|^{\frac{1}{2}}} \quad (8)$$

其中,  $\Omega_i$  表示不同表情及角度的同一个人脸的差别,  $\Omega_E$  表示不同人脸之间的差别。此处假设  $P(\Omega_i) = P(\Omega_E)$ 。根据以上分析, 在使用贝叶斯分类器进行人脸识别时, 需要解决的首要问题是设计  $P(\Delta | \Omega_i)$  和  $P(\Delta | \Omega_E)$  的具体计算公式。

$P(\Delta | \Omega_i)$  和  $P(\Delta | \Omega_E)$  中的  $\Delta^T \Sigma^{-1} \Delta$  可进一步表示为:

$$\Delta^T \Sigma^{-1} \Delta = \Delta^T [UV^{-1}U^T] \Delta \quad (9)$$

其中,  $U$  和  $V$  分别是  $\Sigma$  的特征值和特征向量。因为算法中使用了两个人脸空间, 所以需要将  $Y$  和  $V$  分别设为  $Y_i, Y_E, \Sigma_i, \Sigma_E$ 。其中,  $Y_i$  和  $Y_E$  是类内、类间特征值。  $\Sigma_i$  和  $\Sigma_E$  分别为  $\Delta_i$  和  $\Delta_E$  的协方差矩阵。

进行以上假设后, 为了直接应用特征提取的结果, 并简化式(9), 本算法设计的  $P(\Delta | \Omega_i)$  和  $P(\Delta | \Omega_E)$  的计算公式为:

$$P(\Delta | \Omega_i) = P(I_j - I_k | \Omega) = \frac{\exp - \frac{1}{2} \left\| \frac{Y_i^j}{V_i^{\frac{1}{2}}} - \frac{Y_i^k}{V_i^{\frac{1}{2}}} \right\|^2}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |V_i|^{\frac{1}{2}}} \quad (10)$$

$$P(\Delta | \Omega_E) = P(E_j - E_k | \Omega) = \frac{\exp - \frac{1}{2} \left\| \frac{Y_E^j}{V_E^{\frac{1}{2}}} - \frac{Y_E^k}{V_E^{\frac{1}{2}}} \right\|^2}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |V_E|^{\frac{1}{2}}} \quad (11)$$

然后将式(10)和(11)代入式(4)中计算后验概率:

$$S(\Delta) = P(\Omega_i | \Delta) = \frac{P(\Delta | \Omega_i)P(\Omega_i)}{P(\Delta | \Omega_i)P(\Omega_i) + P(\Delta | \Omega_E)P(\Omega_E)}$$

其中  $P(\Omega_i) = P(\Omega_E), D=10$ 。

即对待识别的两张照片, 需要分别计算其在类内空间和类间空间的投影, 然后利用式(10)、(11)、(4)计算后验概率。

判别两张人脸照片是否属于同一人的条件为: 当  $S(\Delta) > \frac{1}{2}$  时两张人脸属于同一个人, 当  $S(\Delta) < \frac{1}{2}$  时属于不同人脸。

以上设计的分类器考虑到了同一人脸不同表情、不同视角之间的差别, 同时考虑了不同人脸之间的差别, 而且参数物理意义明确, 因此克服了人脸表情变化、角度变化对识别结果的影响。

## 4 实验

本文算法用 Matlab6.5 实现, 使用了 CVL 人脸库<sup>[10]</sup>。该人脸库包含 117 个人的照片, 其中每个人的照片有 7 张, 分别为不同表情、不同角度、光照条件改变下的照片, 遮挡物主要是眼镜和头发。图 1 给出了该人脸库中的一些照片。本文的算法主要研究人脸识别, 不涉及人脸定位, 因此从照片中提取人脸时使用了简单的人眼定位方法。

为了提高识别率, 识别前需要对每张照片进行大小归一化处理<sup>[11]</sup>。首先, 选取左右人眼的中心点, 将两个中心点的

(下转第 229 页)

参考文献

- 1 边肇祺,张学工. 模式识别(第二版)[M]. 北京:清华大学出版社,2000
- 2 Yang Jian, Zhang D, Yang Jing-Yu, et al. Two-Dimensional PCA, A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition [J]. IEEE transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1)
- 3 杨健. 线性投影分析的理论及算法及其在特征抽取中的应用: [学位论文]. 南京:南京理工大学, 2002
- 4 Belhumeur P N, et al. Eigenfaces vs. Fisherfaces, Recognition Using Class Specific Linear Projection [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1997, 19(7)
- 5 金忠,杨静宇,陆建峰. 一种具有统计不相关性的最优鉴别矢量集 [J]. 计算机学报, 1999, 22(10)

- 6 Shan Shiguang, et al. Extended Fisherface for Face Recognition from a Single Example Image Per Person [C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2002, 2
- 7 Wu Jianxin, Zhou Zhi-Hua. Face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23: 1711~1719
- 8 Chen Songcan, Zhang Daoqiang, Zhou Zhi-Hua. Enhanced (PC)<sup>2</sup>A for face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25: 1173~1181
- 9 Huang Jian, Yuen Pong C, Chen Wen-Sheng, et al. Component-based LDA Method for Face Recognition with One Training Sample [C]. Proceedings of the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures (AMFG'03)
- 10 杨琼,丁晓青. 对称主分量分析及其在人脸识别中的应用 [J]. 计算机学报, 2003, 26(9)

(上接第 224 页)

距离设置为  $d$ , 裁剪的人脸大小为  $2d \times 2d$  的正方形。将标准人眼距离设为 128, 则根据  $d$  与 128 之间的比例可计算出人脸缩放的比例。

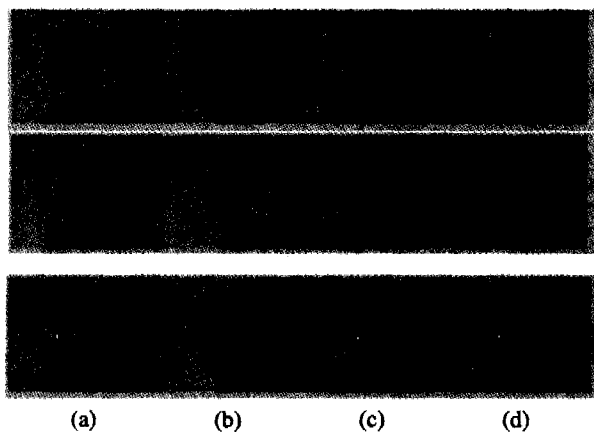


图 1 具有角度及表情变化的人脸<sup>[10]</sup>

图像训练集有两个:一个是类内训练集,另一个是类间训练集。类内训练集包含了 50 个人,每人两张不同表情的照片。利用类内训练集计算类内特征值和特征向量。类间训练

集中包括 100 张不同人的照片,利用类间训练集计算类间特征值和特征向量。对应于两个训练集,利用二维 PCA 算法构造了两个人脸空间。对于待识别的人脸,需要分别计算其在两个人脸空间内的投影,即类内投影和类间投影。使用的具体算法如第 2.3 节所述。特征向量选取了 10 个。

算法用 MATLAB 语言实现,实验中比较了经典一维 PCA、二维 PCA、统计二维 PCA 算法的识别率及识别一张人脸所需的时间。选用的人脸样本分为三种情况:标准表情的正面人脸;标准人脸和表情变化的人脸;标准人脸、表情变化、角度变化的人脸。表 1 给出了实验数据。表中的时间指的是平均时间,单位为秒。由表 1 看出,由于标准 PCA 方法对正脸的识别率很高,因此识别标准正脸(如图 1(c)所示)时三种算法的识别率一致,都能够达到 100%;但加入了表情及角度变化的人脸后(如图 1(a)、(b)、(d)所示),二维 PCA 和一维 PCA 的识别率受到较大的影响,而统计二维 PCA 方法的识别率只是稍有下降。这是由于新算法在识别的过程中考虑到了人脸的类内差别和类间差别,计算时使用了两个人脸空间。而标准二维 PCA、标准一维 PCA 都只考虑了不同人脸之间的差别,所以容易将具有不同表情的同一人脸也识别为不同的人脸。

表 1 经典一维 PCA、二维 PCA、统计二维 PCA 算法的识别率比较

样 本 \ 算 法	一维 PCA		二维 PCA		统计二维 PCA	
	识别率	时间	识别率	时间	识别率	时间
标准正脸	100%		100%		100%	
标准正脸,表情变化	68.18%	16s	80.3%	7s	95.08%	11s
标准,表情、角度变化	51.14%		60.23%		72.44%	

实验结果表明,本文的算法对光照、表情及角度变化的人脸识别率高、计算简单、速度快。但提取侧面人脸图像时,由于只可得到一只眼睛的中心点,因此第 3 节的图像归一化方法不太适用,这在很大程度上影响了识别率。因此,设计对归一化不敏感的识别算法是下一步的工作目标。

**结论** 本文介绍了一种可用于不同表情、角度的人脸识别方法。首先,利用二维 PCA 方法计算训练集人脸的特征值和特征向量,其中包括类内特征向量、类间特征向量。然后将待检测人脸向这两个空间投影。最后,设计了基于最大后验概率的分类器进行人脸识别,使用的模型符合高斯分布。

由于本文的算法基于 PCA,因此将其与二维 PCA 方法、一维 PCA 方法进行了比较。实验表明,本文的算法识别率高、计算简单、速度快,具有明显的优越性。这是由于该算法集中了两个优点:第一,利用了二维 PCA 方法计算简单、速度快的特点;第二,利用了统计的方法提高识别率。

参考文献

- 1 赵力庄,高文,陈熙霖. Eigenface 的变维分类方法及其在表情识别

- 中的应用. 计算机学报, 1999, 22(6): 627~633
- 2 Chellappa R, Wilson C, Sirohey S. Human and Machine Recognition of Faces; A Survey. Proc IEEE, 1995, 83(5): 705~740
- 3 Samal A, Iyengar P. Automatic Recognition and Analysis of Human Faces and Facial Expressions; A Survey. Pattern Recognition, 1992, 25: 65~77
- 4 刘小军,王东峰,张丽飞,等. 一种基于奇异值分解和隐马尔可夫模型的人脸识别方法. 计算机学报, 2003, 26(3): 340~344
- 5 Kim Tae-Kyun, Kim Hyunwoo, Hwang Wonjun, et al. Independent Component Analysis in a Facial Local Residue Space. CVPR' 2003
- 6 于兵,金连甫,陈平. 基于特征运动的人脸表情识别. 中国图像图形学报, 2002, 7(11): 1139~1143
- 7 Moghaddam B, Pentland A. Probabilistic Visual Learning for Object Representation. IEEE trans on PAMI, 1997, 19(7): 696~710
- 8 Yang Jian, Zhang D, Frangi F, et al. Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition. IEEE trans on PAMI, 2004, 26(1): 131~137
- 9 Moghaddam B. Principal Manifolds and Probabilistic Subspaces for Visual Recognition. IEEE trans on PAMI, 2002, 24(6): 780~788
- 10 CVL FACE DATABASE. <http://www.lrv.fri.uni-lj.si/facedb.html>
- 11 边肇祺,张学工. 模式识别. 第二版. 北京:清华大学出版社, 2001