

基于因子分析的实用人脸识别研究

廖海斌* 陈庆虎 鄢煜尘
(武汉大学电子信息学院 武汉 430079)

摘要: 该文针对实用人脸识别中的光照、表情、姿态等变化问题,通过因子分析和数据挖掘提出一种鲁棒的人脸识别方法。本文首次提出基于因子分析的人脸识别方法,并分析基于内容与风格信息的因子分析模型的人脸识别方法与基于 Fisher 线性判别分析的人脸识别方法的一致性。为了提高该方法的鲁棒性,通过两因子方差分析与加性模型分离人脸内因子与外因子,降低风格信息对人脸观察特征的影响。实验结果表明:此方法比 Fisher 脸方法具有更高、更稳健的性能,特别是在 Fisher 脸方法无能为力的复杂环境下能表现出较好的性能。

关键词: 人脸识别; 因子分析; 线性判别分析; 加性模型

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)07-1611-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01182

Practical Face Recognition via Factor Analysis

Liao Hai-bin Chen Qing-hu Yan Yu-chen
(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Considering the variation of illumination, expression and pose, a new face recognition algorithm is proposed based on factor analysis and data mining. The consistence of factor analysis model based on content and style with linear discriminant analysis in face recognition is analyzed. In order to improve the robustness of this method, two-factor analysis of variance and additive model is proposed to reduce the impact of style information on face observed feature. Experimental results show that this method has higher and more stable performance than "Fisherface" method. Especially, when the "fisherface" method performance is bad under complex environments while this method demonstrates better performance.

Key words: Face recognition; Factor analysis; Linear discriminant analysis; Additive model

1 引言

人脸识别技术经过近 40 多年的发展,目前最好的识别系统在理想环境下已经能够达到令人满意的效果^[1,2]。然而,大部分的识别系统需要在非理想环境(表情、姿态、光照和遮挡变化)下使用,大多人脸识别系统在这样的环境下识别率下降非常快^[1]。因此人脸识别的研究仍然面临着巨大的挑战^[3]。为提高人脸识别的鲁棒性,许多学者进行了各种尝试^[4-9]。如:对光照变化问题,文献[4]提出一种线性朗伯对象表面属性的光照不变人脸识别方法;李子青等人^[5]提出红外人脸识别来克服人脸光照变化问题;文献[6]提出融合 4 种光照规一化人脸特征提取方法进行光照不变人脸识别,并指出融合多种人脸特征比单独使用一种特征更有利于光照不变人脸识别。最近

Wright 等人^[7]提出基于稀疏表示的鲁棒性人脸识别方法,虽然这种方法对人脸图像噪声和人脸遮挡具有很好的鲁棒性,但对人脸姿态变化时识别率很不理想,且需要有足够的人脸样本。人脸表情、姿态变化是目前人脸识别中最棘手的问题,有学者提出通过 3D 人脸重建进行表情、姿态不变的人脸识别^[8,9],当在基于单张人脸 3 维重建还没彻底解决之前,基于 3 维的人脸识别很难应用到实际中。

实际上,人脸图像往往是多种变化因素综合作用的结果,但人脸在一定环境下具有稳定性,不同人脸的本质结构有差异性。因此人们可以直观地比较确定人的身份。计算机通过不同鉴别方法提取的人脸特征,在不同程度上也反映了人的本质特性,因此通过特征距离分类可以确定不同人的身份。但是因为光照、表情、姿态、装饰物、成像环境以及年龄变化等影响,人脸图像又表现出随机性差异,这些因素影响到人脸识别方法提取的特征值。

为了解决以上问题,本文将影响人脸特征的因素分为两类:人脸外在因素(与光照、表情、姿态等

2010-11-04 收到, 2011-02-28 改回

中央高校基本科研业务费专项资金(20102120103000004)和郑州市重大科技攻关项目(072SGZS38042)资助课题

*通信作者: 廖海斌 liao_haibing@163.com

变化有关, 简称外因子); 人脸内在因素(与人脸的本质特征有关, 简称内因子)。其中内因子是人脸识别的基础, 而外因子则是影响识别率的不利因素。划分影响因子的目的就是要将不利于分类的外因子从特征中分离出来, 从而获得独立于光照、表情、姿态等外在因素的人脸本质特征。通过两因子方差分析与加性模型分离人脸, 降低人脸外因子的干扰, 并用因子分离后的人脸特征向量代替原始特征向量用于线性鉴别分析。由于分离后的人脸特征向量去除了大部分的外因子信息, 不同人的本质差异更加突出, 线性鉴别分析可以更好的提取表征不同人的本质特征, 基于因子分析的人脸识别方法在实验中得到了更低的平均错误率。

2 内容信息与风格信息

把内容和风格看作影响一个事物的两个互相独立的因素^[10], 它们决定了事物的观测。比如: 语音信号中, 语音文本是内容, 说话人的说话语气和声调是风格; 印刷文字, 字符是内容, 字体是风格。而手写笔迹也是相似的, 一个手写字符样本包含了两部分信息, 一个是内容信息, 表示这个样本是哪个字符; 另一个是风格信息, 指示这个样本是哪个人写的^[11]。同样, 在人脸图像中, 正规人脸(正面, 中性, 光照规一化)是内容, 而人脸的姿态、光照、表情等变化是风格。人脸识别的任务就是根据人脸内容信息识别出不同的人, 如果能将影响人脸特征的风格因素(不利因素)分离出来, 并加以去除, 那将有利于人脸识别。

如果人脸内容 ω_i 具有风格 δ_j , 人脸样本的观测 \mathbf{x} 可以表示为

$$\mathbf{x}(\omega_i, \delta_j) = f(\mathbf{a}(\omega_i), \mathbf{b}(\delta_j)) \quad (1)$$

其中 \mathbf{a} 表示由人脸图像所决定的内容信息, \mathbf{b} 表示由人脸图像所决定的风格信息, 而 $f(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ 表示这两个信息相互影响的作用函数。这里的观测可以看作原始图像, 而在本文中则表示经过主成份分析(PCA)^[12]变换后提取的特征向量。用两个简单的符号 S 和 C 来标记风格和内容, 这样有

$$\mathbf{x}^{CS} = f(\mathbf{a}^C, \mathbf{b}^S) \quad (2)$$

其中 \mathbf{a}^C 是表示内容的向量, \mathbf{b}^S 是表示风格的向量。人脸识别就是要从人脸样本图像中提取内容信息。常规情况下, 人脸图像主要呈现的是人脸本质内容, 所以内容信息在人脸样本中占主要地位; 由内容差异引起的人脸类间差异比由风格差异引起的类内差异来得大。当人脸风格在可控范围时, 通过获取大量不同人脸样本进行驱动学习的线性判别分析找到线性变化矩阵 ψ 。从而通过

$$\mathbf{x}^{CS} = \psi \mathbf{a}^C \quad (3)$$

来计算人脸内容信息 \mathbf{a}^C 。而基于线性判别分析(LDA)的人脸识别方法就是采用大量人脸样本进行训练优化找到最佳投影矩阵 \mathbf{W} ^[13], 从而通过

$$\mathbf{z} = \mathbf{W}^T \mathbf{x} \quad (4)$$

得到最具鉴别的人脸特征向量 \mathbf{z} , 投影矩阵 \mathbf{W} 通过最大化比率

$$\frac{\det(\mathbf{W}^T \mathbf{S}_b \mathbf{W})}{\det(\mathbf{W}^T \mathbf{S}_w \mathbf{W})} \quad (5)$$

求得。其中 $\mathbf{S}_b, \mathbf{S}_w$ 分别为类间散布矩阵和类内散布矩阵。

将式(3)和式(4)进行比较发现: $\mathbf{x}^{CS} = \mathbf{x}$ 为人脸的观察特征向量; ψ, \mathbf{W} 都是线性变换矩阵; $\mathbf{a}^C \approx \mathbf{z}$ 可看成人脸内容信息。基于内容和风格因子分析的人脸识别和基于Fisher脸的人脸识别是一致的, 都是通过线性鉴别分析找到最佳投影矩阵, 使投影后的特征更具有辨别性。

3 因子分离与人脸识别

Fisher脸法是继PCA人脸识别方法之后又一经典方法, 在人脸识别领域取得了不错的效果, Fisher脸法面临着小样本问题, 目前已有许多解决方案^[14,15]。但其面临的真正问题是当人脸存在大量外在变化(光照、表情、姿态、刘海等外因子)时, 其识别率直线下降。这是因为当人脸的外在变化增加时, 其外因子在人脸观察值的比例就相应地增加, 最终导致类内差异比类间差异大。即: 类内差异大到无法使它们聚集在一起, 使得同类样本与其它类样本相互渗透, 这种情况下线性判别准则(Fisher准则)得到最佳分界面将无法把它们分开。此时, 传统的方法是借助于非线性方法^[16,17], 将原始输入空间通过核映射变换到一个高维空间, 在新的空间应用鉴别分析方法。但非线性方法存在几何意义不明确、参数选择困难、运算量大、计算复杂等问题。为了继续使用线性方法, 此时需要减少风格信息对线性变换的影响, 使其在原空间线性可分。即: 在进行线性投影之前进行一次因子分析, 降低特征向量 \mathbf{x}^{CS} 中的风格信息。

3.1 因子分析模型

因子分析模型的思想基础就是: 人脸特征=内因子+外因子, 其形象化说明见图1。目前绝大多数人脸识别方法都是直接求解人脸的内因子, 如经典的PCA方法、LDA方法、非线性方法和流形学习方法等。但有时直接求解内因子并不是很方便, 如能绕开直接求解内因子, 转而去求解外因子, 往往会更方便。因为外因子(姿态)是有限的, 容易被离

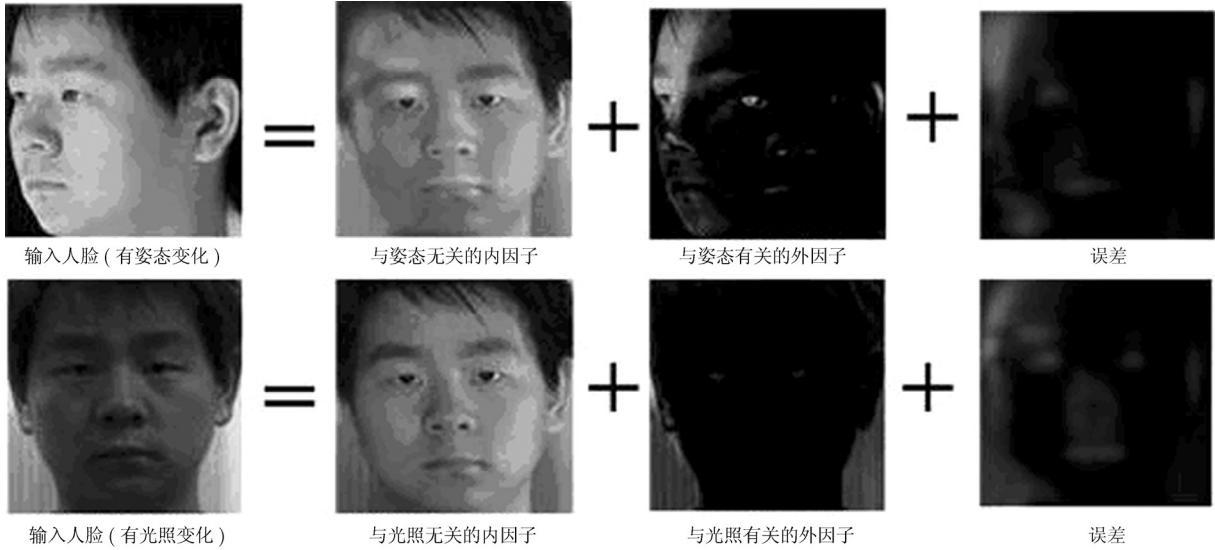


图 1 因子分析模型

散化，所以通过统计学习的方法可以训练出外因子。当学习训练出外因子后，再通过加性模型便能方便地求解出内因子。

建立因子分析模型之前必须知道内外因子是否存在且可分。将人脸特征向量中每一维特征均看为上述两类因子的一个函数： $x^k = f(\omega, \delta)$ ，其中 ω 代表内因子， δ 代表外因子。但是由于内因子和外因子是两个无法量化的变量，于是采用两因子方差分析方法^[18]来对特征影响因子进行显著性分析，并以此为依据进行因子分析与分离。

首先分析内因子和外因子对特征影响的显著性。假设人脸特征整体分布近似符合正态分布，因此可以利用两因子方差分析方法进行分析。选取 N 类人脸样本，其编号为 $i = 1, 2, \dots, N$ ，设定每份样本均有同样的 M 个不同人脸，其编号为 $j = 1, 2, \dots, M$ ，第 i 类人脸中的第 j 个人脸 X 的 L 维特征向量为 $\mathbf{X}_{ij} = [x_{ij}^1, x_{ij}^2, \dots, x_{ij}^L]^T$ 。

设人脸特征向量中第 k 维特征的分布为 $x_{ij}^k \sim N(\mu_{ij}^k, \sigma^2), (k = 1, 2, \dots, L)$ 。

引入记号

$$\bar{x}^k = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij}^k \quad (6)$$

$$\bar{x}_i^k = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_{ij}^k, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

$$\bar{x}_j^k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij}^k, \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

则有

$$\text{总离差平方和: } SST = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x_{ij}^k - \bar{x}^k)^2 \quad (9)$$

$$\text{外因子效应平方和: } SSA = M \sum_{i=1}^N (\bar{x}_i^k - \bar{x}^k)^2 \quad (10)$$

$$\text{内因子效应平方和: } SSB = N \sum_{j=1}^M (\bar{x}_j^k - \bar{x}^k)^2 \quad (11)$$

误差平方和:

$$SSE = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x_{ij}^k - \bar{x}_i^k - \bar{x}_j^k + \bar{x}^k)^2 \quad (12)$$

$$\text{且 } SST = SSA + SSB + SSE \quad (13)$$

取显著水平为 α ，可以得到外因子的显著性假设成立的条件为

$$F_A = \frac{SSA/(M-1)}{SSE/(N-1)(M-1)} \geq F_\alpha(M-1, (N-1)(M-1)) \quad (14)$$

内外因子的显著性假设成立的条件为

$$F_B = \frac{SSB/(N-1)}{SSE/(N-1)(M-1)} \geq F_\alpha(N-1, (N-1)(M-1)) \quad (15)$$

其中 $F_\alpha(N-1, (N-1)(M-1))$ 表示 α 水平下自由度为 $(N-1, (N-1)(M-1))$ 的 F 分布。

设计实验样本检验外因子与内因子的显著性假设，如果：

$$\left. \begin{aligned} F_A &> F_\alpha(M-1, (N-1)(M-1)) \\ F_B &> F_\alpha(N-1, (N-1)(M-1)) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

则说明外因子与因子对特征的影响是显著的。

为了验证人脸的内因子与外因子的显著性假设，本文设计了一份实验人脸库。从 XJTU 人脸库^[19]中选择 40 个人，每个人由 5 幅不同姿态 ($-60^\circ, -30^\circ, 0^\circ, 30^\circ$ 和 60°) 和 3 幅不同光照人脸图像组成，部分实验样本如图 2 所示。XJTU 人脸库由西安交

通大学人工智能与机器人研究所创建,包括人脸视点和光照两个子库,共采集并整理了1247位志愿者的33669幅人脸图像。其中,每位志愿者拍摄19张视点图像和8张光照图像。每幅图像大小为 100×100 ,由于直接使用原始灰度特征进行显著性分析特征计算量太大,所以这里采用SVD特征进行两因子方差分析,前20个SVD特征的显著性分析结果如表1所示。取 $\alpha = 0.005$,查表可知: $F_\alpha(M-1, (M-1)(N-1)) = F_{0.005}(7,273) \approx 7.08$, $F_\alpha(N-1, (M-1)(N-1)) = F_{0.005}(39,273) \approx 1.93$ 。从表中可以看出所有特征的 F_A 、 F_B 都大于 $F_\alpha((M-1), (M-1) \cdot (N-1))$ 和 $F_\alpha((N-1), (M-1)(N-1))$,说明内因子与外因子都是显著的,通过进一步的观察发现外因子的显著性远远大于内因子的显著性。这主要由人脸的巨大姿态差异所导致,因此人脸外因子不仅存在,而且非常显著,所以针对该样本库在进行线性判别分析之前必须进行因子分离。

3.2 因子分离与识别

如果内因子和外因子对每一维特征的影响都是同时显著的,特别是当外因子的显著性大于内因子的显著性时。要使同类样本更容易聚集,并能与不同类样本分开,就必须降低 \mathbf{x}^{CS} 中外因子的影响,让同一内容下的风格差异对 \mathbf{x}^{CS} 的影响尽可能的小。从图2可以看出人脸的外因子差异主要是由于人脸不同姿态变化造成的。实用人脸识别中面临的重大问题往往也是人脸姿态、光照变化问题,而对于光照变化问题,目前已有成功的解决方

案^[4-6]。因此本文主要进行姿态因子分离,解决人脸姿态变化问题。主要包括人脸姿态训练、姿态识别和姿态因子分离3个过程。

(1)人脸姿态训练 从XJTU人脸库中取1000个人,每个人从视点数据库中取有姿态变化的19张人脸图像作为姿态训练库,并对其进行背景分割与归一化处理。部分姿态人脸训练库如图3所示。

固定一种姿态 $i (i = 1, 2, \dots, 19)$,把训练库中所有人在此姿态下的人脸特征减去其相应的正面人脸特征,得到其姿态因子:

$$F_i = \frac{1}{1000} \sum_{j=1}^{1000} \mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_{mj} \tag{17}$$

其中 $j = 1, 2, \dots, 1000$ 为人数, \mathbf{x}_{ij} 为第 j 个人在第 i 种姿态下的人脸特征向量, \mathbf{x}_{mj} 为第 j 个人的正面人脸特征向量。根据式(17)可以计算出人脸的19种姿态因子。

(2)人脸姿态识别 对人脸样本进行姿态识别,并将其归入19种姿态中最相似的一种。有关人脸姿态识别并不是本文的研究重点,读者可以参考有关文献[21,22]。由于样本人脸库的姿态识别是在后台进行的,因此可以采用人工交互的方式,在样本人脸库录入时采用人为指定其姿态。

(3)姿态因子分离 由第(2)步得到人脸样本的姿态后,就可以根据其姿态减去其相对应的姿态因子,得到与人脸姿态无关的特征,即降低了人脸风格信息。我们称之为加性模型,其公式如下:

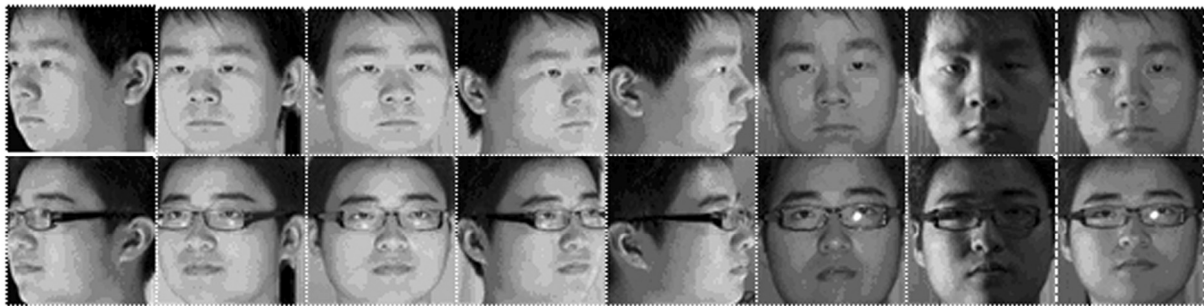


图2 自设计的有姿态、光照变化的人脸库

表1 两因子方差分析结果表

特征 k	F_A	F_B	特征 k	F_A	F_B	特征 k	F_A	F_B	特征 k	F_A	F_B
1	39.84	3.75	2	35.53	5.2	3	39.84	3.75	4	50.04	2.55
5	55.84	2.98	6	53.98	3.87	7	65.95	6.52	8	89.2	7.91
9	81.39	8.19	10	77.11	9.65	11	75.86	10	12	74.33	12.43
13	67.56	13.27	14	70.19	14.94	15	59.79	14.94	16	57.75	15.62
17	52.43	14.87	18	52.83	16.2	19	52.73	16.79	20	50.07	16.82

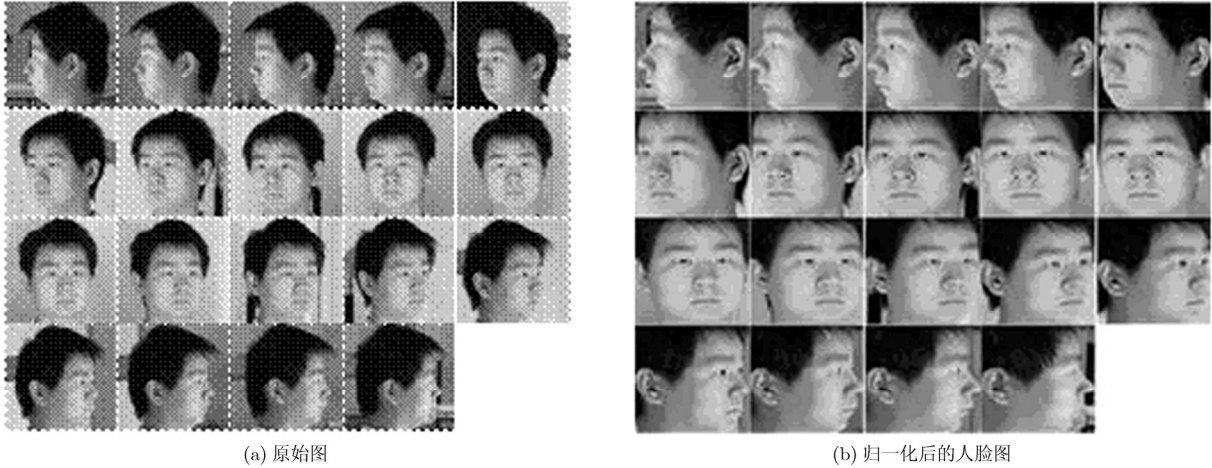


图 3 人脸姿态训练库

$$\tilde{x} = x - F_i \quad (18)$$

其中 \tilde{x} 为进行姿态因子分离后的人脸特征， x 为原人脸特征， F_i 为姿态因子。

将经过加性模型分离后的人脸新特征代入式(3)进行线性差别分析，求出每个人的内容信息 a^C 。在人脸识别阶段，对测试图像首先进行姿态识别，然后根据其姿态进行相应的因子分离，最后进行线性投影。求出测试样本与训练样本之间的距离，根据测试样本与训练库中每类样本的平均距离的最小值为分类依据。

4 实验

4.1 ORL 人脸库实验结果及分析

为了验证基于因子分析的人脸识别的有效性，在 ORL^[22]数据库上进行实验。ORL 数据库包括 40 个人，每个人有 10 幅含有一定的表情和姿势变化的图像。为了便于说明问题，使用基于因子分析的方法与 PCA+LDA 方法和非线性方法(KLDA)相比较。实验结果如图 4 所示，特征的维数为 39 维。所有实验均在 CPU: Intel® Core™2 Duo 2.33 GHz, 内存: 1.00 GB, 操作系统: Microsoft Windows XP, Matlab7.0 的环境下进行。从图中可以看出本文提出

的基于因子分析的方法的误识率略低于经典的 Fisher 脸法，和 KLDA 相差无几，说明了本方法的有效性。在 ORL 人脸库上并没有显示出基于因子分析的人脸识别方法的巨大优越性，这是因为 ORL 人脸库是一种接近理想的人脸库，其风格差异并不显著(基于 ORL 人脸库的两因子方差分析结果见表 2, $F_{\alpha}(M-1, (N-1)(M-1)) = F_{0.005}(9, 351) \approx 5.19, F_{0.005}(39, 351) \approx 1.93$)，导致对其进行因子分离的效果不是很明显。

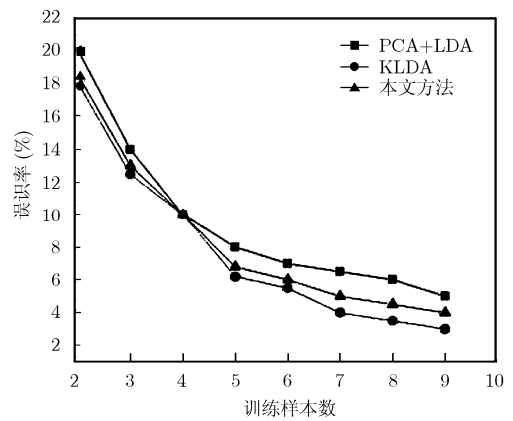


图 4 基于因子分析的人脸识别与 Fisher 脸法的误识率比较

表 2 基于 ORL 的两因子方差分析表

特征 k	F_A	F_B	特征 k	F_A	F_B	特征 k	F_A	F_B	特征 k	F_A	F_B
1	2.55	51.75	2	1.15	24.28	3	0.71	30.76	4	0.65	20.17
5	0.22	18.63	6	0.84	18.92	7	0.8	20.46	8	0.82	22.49
9	0.79	25.81	10	0.98	27.65	11	0.91	30.34	12	1	20.93
13	0.94	32.87	14	1.08	36.17	15	1.12	35.91	16	1.38	36.44
17	1.19	34.66	18	1.21	37.21	19	1.1	36.45	20	1.25	36.04

4.2 自制人脸库的实验结果及分析

为了进一步说明本文方法的优越性。在自制的人脸库(见图 2)上对基于因子分析的人脸识别方法与 PCA+LDA、KLDA 与弹性匹配方法(弹性匹配方法^[23]在 2 维空间中定义对于通常的人脸变形具有一定的不变性的距离, 并采用属性拓扑图来代表人脸)进行比较。实验样本数分别取 7, 5, 3, 基于因子分析与 Fisher 脸法的特征维数为 39, 实验结果如表 3, 表 4 所示。从表 3 可以看出本文方法的识别最高, 在样本数为 7 时, Fisher 脸法的识别率只有 45%。说明针对此人脸库这种方法基本失效。其实从表 1 中的两因子方差分析结果中就明显反映了出来, 因为从表 1 中可以看出其外因子的显著性远远大于内因子的显著性, 因此线性判别方法无法将不同类别的人脸分开。此时传统的方法是采用非线性的方法, 把低维数据空间转换到高维空间, 在高维空间进行线性判别分析。KLDA 的识别率为 50%, 比 Fisher 脸法的识别高, 但提高的效果不是十分理想。传统的弹性匹配方法通过定义人脸间的不变距离来提高对姿态变化的鲁棒性, 但由于受其匹配算法的搜索范围的影响, 其识别速度受到严重的限制。丁嵘等人^[23]提出基于部件与关键点的改进弹性匹配算法, 较大地提高了识别速度, 但对关键点的定位与部件权值的选择要求很高, 当人脸存在巨大的姿态变化时, 有些关键点是无法定位的, 因此影响到其识别率。基于因子分析线性判别的方法, 不但简单, 而且得到了不错的识别率, 此时识别率为 75.5%, 比 Fisher 脸法识别率提高了 30.5%, 比 KLDA 的识别率提高了 25.5%, 比弹性匹配方法的识别率提高了 23%。与此同时, 从表 4 可以看出本文算法的识别时间与 Fisher 脸法相比相差无几, 而 KLDA 的识别时间是最长的。从以上分析可以看出基于因子分析的人脸识别方法在人脸具有较大外因素干扰的条件下具有比传统方法更好的识别效果。

5 结束语

本文在因子分析的基础上提出了一种简单实用

表 3 不同方法识别率比较

算法	识别率(%)		
	3	5	7
PCA+LDA	15	26	45
KLDA	18.6	30.5	50
弹性匹配	37	46	52.5
本文方法	52	64	75.5

表 4 不同方法识别时间比较

算法	时间(s)		
	3	5	7
PCA+LDA	0.53	1.69	4.07
KLDA	2.31	3.48	6.21
弹性匹配	1.86	3.23	5.65
本文方法	0.73	1.89	4.67

的人脸识别方法, 并阐明 Fisher 脸法在人脸存在大量光照、姿态和表情等变化时分类效果不佳的原因是: 当人脸外因子大量存在并超越人脸内因子时, Fisher 线性判别很难将它们分开。本文采用两因子方差分析量化了线性判别分析失效的条件为外因子的显著性大于内因子的显著性。通过因子分析模型与加性模型可以很好地平滑人脸外因子, 并很好地解决以上问题, 避免了进行非线性变换之麻烦。

由于在姿态训练时, 只考虑到人脸左右旋转, 没有考虑人脸上下变化。所以下一步工作之一是考虑人脸上下旋转与左右旋转下的姿态因子训练与分离。本文并没有考虑到人脸光照与表情因子, 这也是下一步研究的重点。

参考文献

- [1] Zhang Xiao-zheng and Gao Yong-sheng. Face recognition across pose: a review [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(11): 2876-2896.
- [2] Levine Martin D and Yu Ying-feng. State-of-the-art of 3D facial reconstruction methods for face recognition based on a single 2D training image per person [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(10): 908-913.
- [3] Phillips P J, Flynn P J, and Scruggs T, et al. Overview of the face recognition grand challenge[C]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, 2005, 1: 947-954.
- [4] Zhou S K, Aggarwal G, and Chellappa R, et al. Appearance characterization of linear lambertian objects, generalized photometric stereo, and illumination-invariant face recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(2): 230-245.
- [5] Li Stan Z, Chu Ru-feng, and Liao Sheng-cai, et al. Illumination invariant face recognition using near-infrared images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(4): 627-639.
- [6] Shao Ming and Wang Yun-hong. Joint features for face recognition under variable illuminations [C]. Proceedings of the 5th International Conference on Image and Graphics, Washington, 2010: 922-927.

- [7] Wright J, Yang Allen Y, and Ganesh A. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227.
- [8] Dai Y, Xiao G Q, and Liu K J. Efficient face recognition with variant pose and illumination in video[C]. Proceedings of 2009 4th International Conference on Computer Science & Education, Xiamen, 2009: 18-22.
- [9] Wang Y M, Liu J Z, and Tang X O. Robust 3D face recognition by local shape difference boosting [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(10): 1858-1870.
- [10] Tenenbaum J and Freeman W. Separating style and content with bilinear models[J]. *Neural Computation*, 2000, 12(6): 1247-1283.
- [11] 鄢煜尘, 陈庆虎, 袁凤等. 基于特征融合的脱机中文笔迹鉴别[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(2): 203-208.
Yan Yu-chen, Chen Qing-hu, and Yuan Feng, *et al.* Writer identification of offline Chinese handwriting documents based on feature fusion [J]. *PR & AI*, 2010, 23(2): 203-208.
- [12] Turk M A and Pentland A P. Eigenfaces for recognition [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [13] Belhumeur P N, Hespanha J R, and Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711-720.
- [14] 赵武锋, 沈海斌, 严晓浪. 在小样本条件下直接 LDA 的理论分析[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(11): 2632-2636.
Zhao Wu-feng, Shen Hai-bin, and Yan Xiao-lang. Theoretical analysis of direct LDA in small sample size problem [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(11): 2632-2636.
- [15] Wang Fei, Wang Xin, and Li Tao. Beyond the graphs: semi-parametric semi-supervised discriminant analysis [C]. CVPR 2009, Miami, 2009: 2113-2120.
- [16] Mika S, Ratsch G, and Weston J, *et al.* Fisher discriminant analysis with kernels [C]. Proceedings of the IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing, Madison, 1999, 9: 41-48.
- [17] 金一, 阮秋琦. 基于核的正交局部保持投影的人脸识别[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(2): 283-287.
Jin Yi and Run Qiu-qi. Kernel based orthogonal locality preserving projections for face recognition [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(2): 283-287.
- [18] 崔海英. 概率论与数理统计[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 160-173.
- [19] AI & R Institute of Artificial Intelligence and Robotics Xi'an Jiaotong University. Oriental Face Database, [OL] <http://www.aiar.xjtu.edu.cn/groups/face/Chinese/Homepage.htm>, 2009.
- [20] Li S Z, Lu X G, and Hou X W, *et al.* Learning multi-view face subspaces and facial pose estimation using independent component analysis[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(6): 705-712.
- [21] Sun Ting-kai and Chen S C. Locality preserving CCA with applications to data visualization and pose estimation [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(5): 531-543.
- [22] AT & T Laboratories Cambridge. The ORL Database of Faces [OL], <http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html>, 1994.
- [23] 丁嵘, 苏光大, 林行刚. 使用关键点信息改进弹性匹配人脸识别算法[J]. *电子学报*, 2002, 30(9): 1292-1294.
Ding Rong, Su Guang-da, and Lin X G. Using key points to improve elastic matching in face recognition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(9): 1292-1294.
- 廖海斌: 男, 1982年生, 博士生, 研究方向为图像处理与模式识别、3维人脸建模.
- 陈庆虎: 男, 1957年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理、智能识别、仪器测试.
- 鄢煜尘: 男, 1971年生, 博士, 讲师, 研究方向为图像处理与智能识别.