

# 独立子空间下的草图人脸合成与识别

党力,孔凡让

(中国科学技术大学精密机械与精密仪器系,安徽合肥 230027)

**摘要:**基于草图的人脸识别对于公安机关通过目击者描述出的犯罪嫌疑人草图来确定疑犯的身份具有重要的意义.为实现草图人脸识别,从人脸独立特征子空间和人脸形状结构特征出发,提出了一种新的草图人脸合成和识别方法.根据人脸图像在独立分量子空间上的重建,研究了基于独立成分分析(ICA)的草图人脸合成,实现了照片草图人脸转换;针对人脸结构信息在人脸识别中的重要作用,在分析主动形状模型(ASM)算法在提取人脸结构信息上所具有的局限性的基础上,提出了极坐标形状模型(PSM);最后,将合成的草图与待识别草图利用ICA/线性鉴别分析(LDA)和极坐标形状模型进行联合识别.实验结果表明,提出的算法可以有效地将照片转换为草图,并具有较好的识别率,1阶识别率达到94.7%,10阶达到99.1%,将子空间投影与极坐标形状模型联合起来识别,1阶识别率可提高5.3%,前3阶识别率平均提高约4.2%.算法较好的识别率基本上满足了自动草图识别系统的要求.

**关键词:**草图合成;草图识别;独立成分分析;线性鉴别分析;主动形状模型;极坐标形状模型

**中图分类号:**TN911.73 **文献标识码:**A **doi:**10.3969/j.issn.0253-2778.2012.01.010

**引用格式:** Dang li, Kong Fanrang. Face sketch synthesis and recognition based on independent subspace[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2012,42(1):60-66.  
党力,孔凡让. 独立子空间下的草图人脸合成与识别[J]. 中国科学技术大学学报,2012,42(1):60-66.

## Face sketch synthesis and recognition based on independent subspace

DANG li, KONG Fanrang

(Department of Precision Machinery and Precision Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**Abstract:** Face sketch recognition plays an important role in determining the identity of the suspect through suspect sketch which is described by witnesses. In order to better realize face sketch recognition, a new face sketch synthesis and recognition algorithm was proposed based on face independent subspace and shape features. According to the face reconstruction based on independent component analysis (ICA) subspace, the face sketch synthesis based on ICA was studied, and the conversion between photo and sketch was realized. Considering the important role of the face structure information in face recognition and in analyzing the limitation of the structural information extracted by active shape model (ASM) algorithm, the polar shape model (PSM) was proposed. Finally, the synthesised sketch was recognized with the one to be recognized by combining ICA/linear discriminant analysis (LDA) and PSM. Experiment results indicate that the synthesis sketch performs very well by new algorithm, the recognition rate of one rank is

收稿日期:2011-04-08;修回日期:2011-06-02

基金项目:国家自然科学基金(51075379)资助.

作者简介:党力,男,1984年生,博士.研究方向:图像处理与识别. E-mail: lidang@mail.ustc.edu.cn

通讯作者:孔凡让,博士/教授. E-mail: kongfr@ustc.edu.cn

94.7%, and the recognition rate of ten rank is 99.1%. Recognition with subspace and PSM, one rank rate can be increased by 5.3%, and the first three rank rate can be increased by 4.2% evenly. The algorithm has higher recognition rate and basically meets the requirements of automatic face sketch recognition system.

**Key words:** sketch synthesis; sketch recognition; independent component analysis; linear discriminant analysis; active shape model; polar shape model

## 0 引言

人脸识别是指使用计算机对人脸图像进行理解分析,通过图像处理、模式识别、统计学等方法提取出识别信息从而达到辨识身份的目的<sup>[1-3]</sup>.草图人脸识别是指利用人脸画像草图在人脸照片数据库中检索匹配,找到其对应的照片以达到确定草图人脸身份的目的<sup>[4]</sup>.在实际应用中,公安机关通过识别疑犯的照片确定疑犯的身份,但是多数情况下,疑犯的照片是无法直接获得的,因此根据目击者提供的信息绘制疑犯人脸草图,通过草图识别确定身份就具有极其重要的应用价值.

艺术家对于草图绘制机理的抽象化,使得草图和照片在表现形式上具有巨大的差异.草图人脸通过简单的线条以及少量的灰度信息就可以表达近100%的人脸信息,因此利用传统的人脸识别方法在草图和照片之间直接进行识别具有较大的困难.一种直观的想法是建立草图-照片的转化关系,使得两者转换成相同的人脸模式,再利用现有的识别算法进行识别<sup>[4-7]</sup>.香港中文大学的 Tang 等利用 PCA 特征脸<sup>[4]</sup>、多尺度马尔科夫随机场(MRF)模型<sup>[5]</sup>,西安电子科技大学的 Gao 等<sup>[6-7]</sup>使用嵌入式隐马尔科夫模型(E-HMM)等方法将照片转换为草图,再利用现有的识别算法进行识别.文献[5-7]通过将图像分块实现草图的非线性合成,具有较好的效果,但是比较复杂;文献[4]讨论了基于 PCA 的人脸草图线性合成,方法直观易于理解,效果也令人满意,其草图合成是基于 PCA 的人脸重建,而重建精度将影响草图合成的质量,在人脸重建的基础上根据线性和照片草图的对应性来合成虚拟草图.

在基于特征子空间的人脸识别理论中,PCA/ICA 是一类典型的方法.PCA 只考虑人脸的 2 阶统计信息,没有利用图像的高阶统计信息,而人脸中许多重要信息都隐含在高阶统计量信息中<sup>[3]</sup>;而 ICA 充分利用了图像的高阶统计信息,其强调的是分解出来的各分量之间的相互独立性,从而使信号的 2

阶统计信息和高阶统计信息都得到了有效利用,并且比 PCA 在空间上更加局部化,因而 ICA 的重建精度更高.

实际上人对于草图人脸的识别是综合了特征和结构信息的<sup>[8]</sup>,人的识别过程会参考人脸的结构信息,而不是仅关注肤色纹理等信息,特别在草图及其相应的照片上,两者具有十分相同的结构信息(五官位置、比例、形状等).而在上述草图识别算法中,对于人脸结构信息的应用不是很多.

我们希望用简单线性复杂度低的方法进行草图的合成和识别,并希望得到较好的合成效果和较高的识别率.本文重点研究了基于 ICA 独立特征子空间下的草图人脸合成与识别,讨论了基于 ICA 的重建优于 PCA 的事实;另外我们提出极坐标形状模型(PSM),利用该模型我们在草图人脸识别中引入人脸结构信息,提取草图和照片在结构上的相似性.本文的安排如下:节 1 讨论特征子空间下的人脸重建理论;节 2 研究基于 ICA 的草图合成与识别;节 3 提出极坐标形状模型(PSM);节 4 和节 5 分别是实验分析和结论.

## 1 PCA/ICA 理论基础

### 1.1 PCA 人脸重建

主成分分析(PCA)通过线性变换寻找一组最优的单位正交向量基,用它们的线性组合来重构图像,并使重构后的图像与原图像的均方差误差最小.

设人脸图像表示为  $\{q_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ ,  $q_i$  用列向量来表示人脸,  $n$  为样本数,  $\bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i$  为均值向量,  $p_i = q_i - \bar{q}$ ,  $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$  表示去均值后的训练样本集矩阵.  $PP^T$  是  $P$  对应的协方差矩阵  $S_i, S_i$  的特征向量  $U_p$  可以表示为

$$U_p = PV_p \Lambda_p^{-1/2}. \quad (1)$$

式中,  $V_p$  是  $P^T P$  (其维数小于  $S_i$ ) 的特征向量;  $\Lambda_p$  是  $P^T P$  的非零特征值矩阵.对于给定的图像  $p$ , 其重建人脸  $p_{\text{pcn}}$  表示为式(2),  $c_p$  为投影系数.

$$\mathbf{p}_{\text{pca}} = \mathbf{U}_p (\mathbf{U}_p^T \mathbf{p}) = \mathbf{U}_p \mathbf{c}_p. \quad (2)$$

## 1.2 ICA 人脸重建

独立成分分析 (ICA) 源于盲源信号分离 (BSS), 是 PCA 从 2 阶统计分析向高阶统计分析的拓展, 是将观测到的数据进行某种线性分解, 使其分解为统计独立成分. ICA 的使用在统计意义上最大限度地降低了数据冗余度, 使数据的一些本原特征得以展现. 其在人脸识别中的应用是可以认为人脸是由一组独立的基影像线性叠加而成的, 利用 ICA 算法求出这组独立影像基, 从而构造独立子空间, 然后利用待识别的图像在子空间上的投影系数可进行人脸重建. 式(3)为 ICA 模型:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}. \quad (3)$$

在人脸识别中,  $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n]^T$  为独立的基影像,  $n$  为训练集样本数,  $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n$  间被假定是相互独立的;  $\mathbf{X}$  是观测数据, 也就是人脸训练样本集, 矩阵  $\mathbf{A}$  是混合矩阵. ICA 算法的目的就是找出混合矩阵或者分离矩阵  $\mathbf{W}$ , 使其满足式(4),  $\mathbf{I}$  是  $\mathbf{S}$  的估计,

$$\mathbf{I} = \mathbf{W}\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{S}, \mathbf{A} = \mathbf{W}^{-1}. \quad (4)$$

本文采用 Bell 等<sup>[9]</sup>的 Infomax 算法求分离矩阵  $\mathbf{W}$ . 对于一个给定的人脸  $\mathbf{p}$ , 其重建人脸  $\mathbf{p}_{\text{ica}}$  表示为式(5),  $\mathbf{c}_1$  为投影系数.

$$\mathbf{p}_{\text{ica}} = \mathbf{I}^T (\mathbf{I}\mathbf{p}) = \mathbf{I}^T \mathbf{c}_1. \quad (5)$$

## 2 基于 ICA 的草图合成与识别

在本节中, 我们将主要讨论基于 ICA 的草图人脸合成与识别.  $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n]$  表示去均值后的训练草图样本集矩阵,  $\bar{\mathbf{s}}$  为草图的均值向量, 且  $\mathbf{P}$  与  $\mathbf{S}$  里的元素是一一对应的,  $\mathbf{I}_p$  为真实人脸的独立成分分子空间,  $\mathbf{I}_s$  为草图人脸的独立成分分子空间.

### 2.1 基于 ICA 的草图合成

ICA 提取出的独立子空间表示图像的高阶信息, 可以更好地表示图像的细节特征, 利用 ICA 重建图像其精度也要优于 PCA. 本节中我们研究如何利用 ICA 来合成虚拟草图.

对于一个训练集使用 ICA 算法提取独立成分, 独立成分的数目就是训练集样本的数目, 独立成分的维数就是训练样本的像素数. 如果样本数过多的话就会导致独立分量增多, 会产生一系列的问题. 为了控制独立分量数目, 我们采用 Bartlett 等<sup>[10]</sup>的方法, 通过提取训练样本的主分量成分作为 ICA 算法的输入再提取独立分量成分, 这样做可以通过 PCA 提取  $k$  个主分量 ( $k < n$ ,  $n$  为样本数), 来减少独立分

量的数目. 然后通过式(6)提取独立成分  $\mathbf{I}_k$ , 其中  $\mathbf{M}_k$  是白化矩阵,  $\mathbf{W}_k$  是分离矩阵.

$$\mathbf{I}_k = \mathbf{W}_k \mathbf{M}_k \mathbf{U}_p^T. \quad (6)$$

对于一个给定的人脸  $\mathbf{p}$ , 令  $\mathbf{W} = \mathbf{W}_k \mathbf{M}_k$ , 式(6)可写成式(7),

$$\mathbf{U}_p^T = (\mathbf{W}_k \mathbf{M}_k)^{-1} \mathbf{I}_k = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{I}_k. \quad (7)$$

将式(1)和式(7)带入式(5), 我们得到表示重建图像  $\mathbf{p}_{\text{ica}}$  的式(8), 图像在  $\mathbf{I}_k$  上的投影系数是  $\mathbf{c}_1$ .

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{\text{ica}} &= \mathbf{I}_k^T \mathbf{c}_1 = \mathbf{U}_p \mathbf{W}^T \mathbf{c}_1 = \\ &= \mathbf{P} \mathbf{V}_p \mathbf{\Lambda}_p^{-1/2} \mathbf{W}^T \mathbf{c}_1 = \mathbf{P} \mathbf{C}_1. \end{aligned} \quad (8)$$

另外由式(1), 式(2)我们可以得到基于 PCA 的重建人脸  $\mathbf{p}_{\text{pca}}$ ,

$$\mathbf{p}_{\text{pca}} = \mathbf{U}_p \mathbf{c}_p = \mathbf{P} \mathbf{V}_p \mathbf{\Lambda}_p^{-1/2} \mathbf{c}_p = \mathbf{P} \mathbf{C}_p. \quad (9)$$

从式(8)和式(9)可知, 图像  $\mathbf{p}$  基于 PCA/ICA 的重建图像均可以表示为样本训练集  $\mathbf{P}$  的线性组合,  $\mathbf{C}_1$  和  $\mathbf{C}_p$  为组合系数. 因为人脸重建精确性可以体现  $\mathbf{C}_p$  和  $\mathbf{C}_1$  在人脸线性重建中的作用, 因此为了说明基于 PCA/ICA 人脸重建的精确性, 我们用式(10)定义重建误差  $E$ ,

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \| \mathbf{p}_{ri} - \mathbf{p}_i \|. \quad (10)$$

式中,  $\mathbf{p}_i$  为原始图像,  $\mathbf{p}_{ri}$  为  $\mathbf{p}_i$  对应的基于 PCA 或 ICA 的重建图像. 将式(8)和(9)的重建结果分别带入计算求重建误差. 式(8)和(9)是人脸重建的结果, 为了得到该人脸对应的虚拟草图, 我们定义式(11)表示合成的草图  $\mathbf{s}_r$ , 其中  $\mathbf{C}_s$  是合成虚拟草图的线性系数.

$$\mathbf{s}_r = \mathbf{S} \mathbf{C}_s. \quad (11)$$

我们知道每一个训练集图像  $\mathbf{p}_i$  都有一个草图  $\mathbf{s}_i$  与之对应, 可以想象如果照片样本  $\mathbf{p}_i$  在重组出的人脸照片中占的比重越大, 也就是在  $\mathbf{C}_1$  或  $\mathbf{C}_p$  中对应位置的系数更大, 那么其对应的样本草图  $\mathbf{s}_i$  在合成的虚拟草图中占的比重也应该越大, 为了确定  $\mathbf{C}_s$ , 我们用  $\mathbf{C}_1$  和  $\mathbf{C}_p$  替换式(11)中的  $\mathbf{C}_s$  表示图像  $\mathbf{p}$  的基于 PCA/ICA 的虚拟草图合成系数, 得到式(12)和式(13),

$$\mathbf{s}_p = \mathbf{S} \mathbf{C}_p, \quad (12)$$

$$\mathbf{s}_1 = \mathbf{S} \mathbf{C}_1. \quad (13)$$

并且合成草图的精确性取决于系数  $\mathbf{C}_p$  和  $\mathbf{C}_1$ , 同样可以使用式(10)计算合成草图的精度误差.

### 2.2 基于 ICA 的草图识别

将上节求得的合成虚拟草图  $\mathbf{s}_1$  在  $\mathbf{I}_s$  上投影得到,

$$\mathbf{b}_p = \mathbf{s}_1 \mathbf{I}_s = \mathbf{S} \mathbf{C}_1 \mathbf{I}_s = \mathbf{S} \mathbf{V}_p \mathbf{\Lambda}_p^{-1/2} \mathbf{c}_1 \mathbf{I}_s, \quad (14)$$

而实际草图  $\mathbf{s}$  在  $\mathbf{I}_s$  上投影得到,

$$\mathbf{b}_s = \mathbf{s} \mathbf{I}_s. \quad (15)$$

对于得到的投影系数  $\mathbf{b}_p$  和  $\mathbf{b}_s$ , 我们采用余弦公式法式(16)进行比较,

$$d(\mathbf{b}_p, \mathbf{b}_s) = \frac{\mathbf{b}_p \cdot \mathbf{b}_s}{\|\mathbf{b}_p\| \|\mathbf{b}_s\|}. \quad (16)$$

式(17)根据真实草图与合成草图集的比较, 将最接近的合成草图对应的人脸作为识别结果,

$$\arg \max_i d(\mathbf{b}_i, \mathbf{b}_s). \quad (17)$$

### 3 基于 PSM 的草图人脸识别

比较草图和照片人脸, 我们可以看出, 两者在灰度纹理上具有不同的表现形式, 但是两者所具有的结构信息(五官位置、比例、形状等)却具有很大的相似度, 因此在本节中引入人脸结构信息识别草图.

主动形状模型(ASM)广泛地用于人脸自动识别中的特征点定位, 其主要包括两个子模型: 全局形状模型和局部纹理模型<sup>[11]</sup>. 全局形状模型用于约束模型点集的整体形状, 而局部纹理模型根据外部力来对全局形状的特征点进行搜索、变形和调整. 在本文中我们定义了 57 个特征点, 建立 ASM 模型, 提取人脸特征点, 如图 1 所示. 人脸特征点之间的相对关系构成了人脸的结构信息, 而照片-草图之间基于结构信息的差异主要有两个方面: ①图像之间具有不同的分辨率, 则提取出的特征点在表示相同的器官时具有不同的尺度; ②艺术家会根据照片上人脸器官的特征在草图绘制时给予一定的夸张和变形, 一个较大的嘴巴在其对应草图上会有合理的夸张, 但是绘制出的嘴巴仍然和照片上的嘴巴具有比较相似的结构信息, 更多体现的是比例的不同.

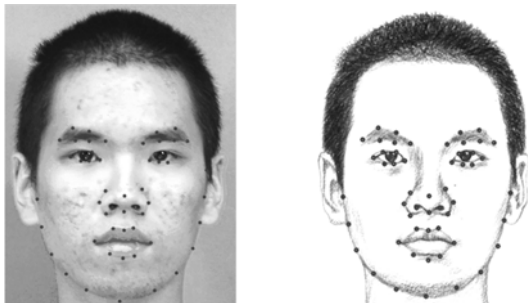


图 1 ASM 提取人脸特征点

Fig. 1 Extraction feature points based on ASM

如果提取出的特征点位置用直角坐标  $x$  和  $y$  来表示, 则特征点之间的关系因为上述讨论的两个

主要问题不能很好得体现. 这里我们提出极坐标形状模型(PSM)来描述人脸特征点之间的关系, 也就是人脸结构信息, 其建立步骤如下(参考图 2):

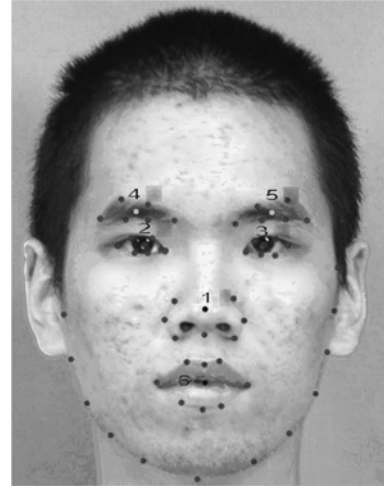


图 2 基准点和特征点

Fig. 2 Reference points and feature points

①将 ASM 提取出的 57 个特征点去掉人脸中心点(点 1)和左右眼瞳孔点(点 2, 3)后, 共 54 个点, 按照描述器官的不同分成 7 组, 用  $\{a_i, i=1, 2, \dots, 7\}$  表示: 分别是鼻子  $a_1$ , 左右眼睛 ( $a_2, a_3$ ), 左右眉毛 ( $a_4, a_5$ ), 嘴巴  $a_6$ , 人脸外轮廓  $a_7$ .

②建立 6 个基准点, 如图 2 所示(点 1~6), 其中点 4, 5 的求取是将左右眉毛特征点的坐标求平均, 点 6 是将嘴巴轮廓特征点坐标求平均得到的.

③以点 1 为极坐标原点建立极坐标系, 并计算点 2~6 的极坐标, 将得到的极坐标组合成向量  $\mathbf{v}_1$ ; 再将步骤①中分成的 7 组特征点  $\{a_i, i=1 \sim 7\}$ , 分别以对应的 6 个基准点为极坐标原点建立极坐标系, 并求得各组特征点在相应的极坐标系下的极坐标(其中点组  $a_7$  的极坐标原点是基准点 1), 得到  $\mathbf{v}_2 \sim \mathbf{v}_8$ . 向量表示如下,

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_5, \theta_5), \\ \mathbf{v}_2 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_9, \theta_9), \\ \mathbf{v}_3 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_6, \theta_6), \\ \mathbf{v}_4 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_6, \theta_6), \\ \mathbf{v}_5 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_6, \theta_6), \\ \mathbf{v}_6 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_6, \theta_6), \\ \mathbf{v}_7 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_8, \theta_8), \\ \mathbf{v}_8 &= (\rho_1, \theta_1, \rho_2, \theta_2, \dots, \rho_{13}, \theta_{13}). \end{aligned}$$

④将上面的 8 个向量分别以各组的  $\rho_1$  为单位

长度,同组内其余的  $\rho$  与它做比值,将所有的  $\theta$  与 360 做比值,然后  $\rho$  和  $\theta$  再乘以 255,建立归一化  $\rho, \theta$  后的 8 个新向量,仍然用  $v_1 \sim v_8$  表示. 然后将这 8 个向量连接在一起建立一个新的向量  $v$ .

⑤求得训练集中每个图像的  $v$ , 求其均值  $\bar{v}$ , 然后对其进行主成分分析<sup>[11]</sup> 建立极坐标形状模型:

$$v = \bar{v} + Pb. \quad (18)$$

式中,  $P$  为主成分特征向量构成的变换矩阵,  $b$  是主分量参数. 则通过式(18)可以求得测试集的每一个图像对应的  $b_p$  和图像对应草图的  $b_s$ , 再次利用式(16)和(17)求最佳匹配人脸图像.

PSM 具有如下优点和作用:

①通过归一化  $\rho$  使得人脸结构特征不受分辨率的影响;

②  $v_1$  向量体现了人脸的整体结构信息,  $v_2 \sim v_8$  体现了人脸器官的局部结构信息, 对于因为艺术夸张的绘制, 通过建立 PSM, 归一化  $\rho$ , 可以在一定程度上消除夸张变形的影响.

## 4 实验及讨论

在本文的节 2 和节 3 中我们提出了基于 ICA 的草图合成与识别以及基于 PSM 的人脸结构信息草图识别, 在本节中我们通过实验来验证提出算法的有效性. 本实验中我们采用 CHUK Face Sketch Database<sup>[12]</sup>. 我们选取了 200 对人脸照片和草图数据, 每一个照片都有对应的草图, 共计 400 幅图像, 其中 87 对作为训练样本, 余下 113 对作为测试样本, 每幅人脸都是正面、中性表情、光照均匀的图像.

### 4.1 基于 ICA 的草图人脸合成

首先计算人脸样本集的 PCA 主成分脸和 ICA 独立脸, 计算结果如图 3, 图 4 所示. 图 3 表示提取的前 12 个 PCA 主成分脸, 图 4 表示提取到的人脸独立子空间中的 12 个 ICA 独立分量脸. 对比可知 ICA 提取的独立脸更加突出人脸的高阶信息和细节信息.

式(8)和式(9)给出了基于 PCA/ICA 的人脸重建, 由式(10)我们计算其重建误差,  $E_{PCA}^p = 0.851E+002$ ,  $E_{ICA}^p = 0.422E+002$ , 可以看到  $E_{ICA}^p$  不到  $E_{PCA}^p$  的一半. 误差结果表明基于 ICA 的人脸重建精度要高于基于 PCA 的, 也就是说人脸在独立空间上的  $C_i$  能够比在主空间上的  $C_p$  更好地将人脸样本集线性组合在一起重建该人脸. 式(12)和(13)表示对训练集采用基于 PCA<sup>[4]</sup> 和 ICA 的草图合成, 用式(10)

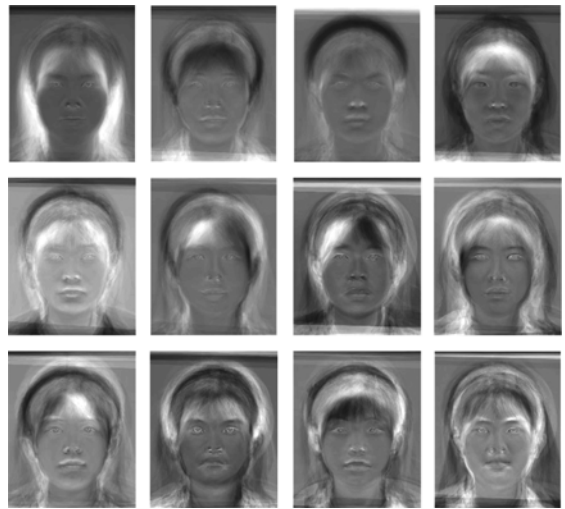


图 3 PCA 提取的特征脸

Fig. 3 Extracted eigenfaces using PCA



图 4 ICA 提取的独立成分脸

Fig. 4 Extracted independent component faces using ICA

计算合成草图的误差得  $E_{PCA}^s = 5.2375E+003$ ,  $E_{ICA}^s = 2.6512E+003$ ,  $E_{ICA}^s$  小于  $E_{PCA}^s$  说明了利用 ICA 合成草图其精度要高于 PCA. 合成草图见图 5, 对比也可以看到基于 ICA 合成的草图的表现力更好, 更接近原始草图, 在细节上的表现要比 PCA 好.

### 4.2 草图人脸识别

原则上讲, 当建立了照片-草图转换算法之后, 对于相同的图像模式可以使用现在绝大多数的人脸识别算法. 为了验证基于 ICA 的草图合成在草图识别中的作用, 我们建立 3 个实验来进行验证.

实验 1: 基于 PCA 的草图合成与识别<sup>[4]</sup>;

实验 2: 基于 ICA 的草图合成与识别;

实验 3: 基于 ICA 的草图合成和基于线性鉴别

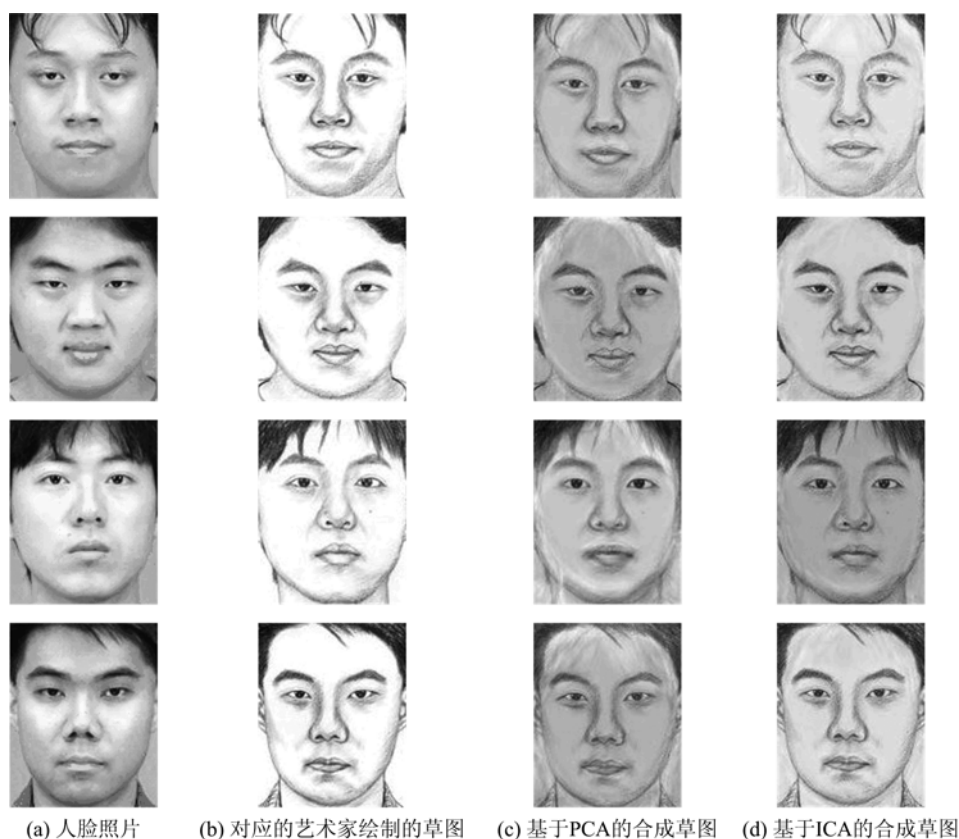


图 5 草图合成

Fig. 5 Sketch synthesis

分析(LDA)的识别。

上述 3 个实验我们选择广泛使用的 PCA, ICA 和线性鉴别分析 (linear discriminant analysis, LDA) 算法抽取特征识别草图。由于草图人脸识别是小样本集问题(每一个类别的人脸只有真实草图和合成草图两张), 在单训练样本情况下, 由于类内散布矩阵不存在, 所以传统的 LDA 算法不能直接应用。这里我们使用文献[13]中图像分块来增加训练样本数, 并使用其第一种分类策略(CS1)来对人脸进行分类判别。

本文提出了基于 PSM 的草图识别, 提取不同模式下人脸的结构信息进行识别。为了体现 PSM

的作用, 我们将基于子空间识别得到的投影系数  $b_s$ ,  $b_p$  和基于 PSM 识别的投影系数  $b_s$ ,  $b_p$  分别连接起来组合成新的投影系数  $b_s$ ,  $b_p$ , 然后再利用式(16)和式(17)进行匹配识别, 建立实验 4 和实验 5 来对比实验 2 和实验 3。

实验 4: 基于 ICA 草图合成和基于 ICA+PSM 识别;

实验 5: 基于 ICA 草图合成和基于 LDA+PSM 识别。

这里我们采用累计匹配的方法来计算识别率(表 1), 累积匹配识别率指的是草图识别结果的前 10 个最相似的人脸的比例。

表 1 算法识别率(%)

Tab. 1 Algorithm recognition rate (%)

阶数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
实验 1 <sup>[4]</sup>	71.0	78.0	81.0	84.0	88.0	90.0	94.0	94.0	95.0	96.0
实验 2	86.7	90.3	92.9	93.8	93.8	96.5	97.3	97.3	98.2	98.2
实验 3	89.4	92.0	93.8	94.7	95.6	97.3	97.3	97.3	98.2	99.1
实验 4	92.0	92.9	94.7	94.7	95.6	97.3	97.3	98.2	99.1	99.1
实验 5	94.7	96.5	96.5	96.5	97.3	98.2	98.2	98.2	99.1	99.1

从表 1 中可以看出,基于 ICA 的草图合成与识别(实验 2)识别率要高于基于 PCA 的草图合成与识别(实验 1),说明基于 ICA 的草图合成效果要优于基于 PCA 的合成,这也符合图 5 的结果;基于 LDA 的识别具有更好的表现力(实验 3);另外从实验结果可以看出引入人脸结构信息的实验 4 和 5 可以较好的提高识别率,说明了本文提出的 PSM 在草图人脸识别中的作用.

## 5 结论

本文讨论了草图人脸识别的重要性和研究现状,针对现有草图人脸识别算法,根据简单线性、精确合成的要求提出了基于 ICA 的草图人脸合成算法,并在传统基于子空间和纹理特征的草图人脸识别的基础上提出了极坐标形状模型,利用人脸结构信息来提取草图与照片人脸的共性并识别.实验结果表明:基于 ICA 的草图人脸合成效果要优于 PCA;基于 ICA/LDA 的草图人脸识别率较高,基于 LDA 的 1 阶识别率达到 89.4%,10 阶达到 99.1%;将 LDA 与 PSM 联合起来识别,1 阶识别率可达到 94.7%,提高 5.3%,前 3 阶识别率平均提高约 4.2%.实验表明,该算法可以实现自动草图人脸合成与识别,并得到较好的识别率.

### 参考文献(References)

- [1] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face recognition: A literature survey [J]. ACM Comput Surv, 2003, 35(4): 399-458.
- [2] Zhang Yujin. Subspace-based face recognition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.  
章毓晋. 基于子空间的人脸识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- [3] Ge Wei, Cheng Yuqi, Liu Chunxiang, et al. Research of face recognition methods based on subspace analysis [J]. Chinese Journal of Optics and Applied Optics, 2009, 2(5): 377-387.  
葛微, 程宇奇, 刘春香, 等. 基于子空间分析的人脸识别方法研究[J]. 中国光学与应用光学, 2009, 2(5): 377-387.
- [4] Tang Xiaoou, Wang Xiaogang. Face sketch recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 50-57.
- [5] Wang Xiaogang, Tang Xiaoou. Face photo-sketch synthesis and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(11): 1 955-1 967.
- [6] Gao Xinbo, Zhong Juanjuan, Li Jie, et al. Face sketch synthesis algorithm based on E-HMM and selective ensemble [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(4): 487-496.
- [7] Xiao Bing, Gao Xinbo, Tao Dacheng, et al. A new approach for face recognition by sketches in photos [J]. Signal Processing, 2009, 89(8): 1 576-1 588.
- [8] Fu Dejiang, Wang Bo, Chen Peng, et al. The roles of feature and structural information in the edge-based line face recognition [J]. Chinese Journal of applied psychology, 2005, 11(2): 149-153.  
符德江, 王波, 陈鹏, 等. 特征和结构信息对草图人脸识别的影响[J]. 应用心理学, 2005, 11(2): 149-153.
- [9] Bell A J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to build separation and blind deconvolution [J]. Neural Comput, 1995, 7(6): 1 129-1 159.
- [10] Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face recognition by independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Network, 2002, 13(6): 1 450-14 64.
- [11] Dang Li, Kong Fanrang. Facial feature point extraction using a new improved active shape model [C]// Proceedings of the 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 944-948.
- [12] CHUK Face Sketch Database[DB/OL]. [2011-04-27]. <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>.
- [13] Chen Songcan, Liu Jun, Zhou Zhihua. Making FLDA applicable to face recognition with one sample per person [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(7): 1 553-1 555.