

# 基于格拉斯曼流型的模糊人脸图像识别方法

叶娟<sup>1</sup>, 陈启买<sup>2</sup>, 陈君梅<sup>1</sup>

1. 广东科学技术职业学院, 广东 广州 510640; 2. 华南师范大学, 广东 广州 510631

基金项目: 广东省高等学校优秀青年教师培养计划资助项目(Yq2013177); 广东省自然科学基金资助项目(S2013010011519)

通信作者: 叶娟, yejuan618@126.com 收稿/录用/修回: 2015-03-05/2015-06-11/2015-07-01

## 摘要

针对模糊人脸图像识别中图像识别精度低的问题, 提出一种基于改进的格拉斯曼流型的模糊人脸图像识别算法. 在零噪声和已知模糊基的最大尺寸的条件下, 建构由图像与预设最大尺寸的完备正交基卷积得到的子空间, 并证明了清晰图像和模糊图像得到的子空间是相同的. 将构建的子空间当作格拉斯曼流型中的一个点, 采用这种子空间表示方法来进行模糊图像的识别, 同时研究了在模糊量具有同质性和空变性条件下的模糊图像识别问题. 仿真实验结果表明, 本文提出的方法能够有效提高人脸识别的精确度且具有较高的识别率.

## 关键词

模糊基  
子空间  
人脸识别  
格拉斯曼流型  
中图分类号: TP391  
文献标识码: A

# The Approach of Fuzzy Face Recognition Based on the Grassmannian Manifold

YE Juan<sup>1</sup>, CHEN Qimai<sup>2</sup>, CHEN Junmei<sup>1</sup>

1. Guangdong Institute of Science and Technology, Guangzhou 510640, China;

2. South China Normal University, Guangzhou 510631, China

## Abstract

To address the problem of low image recognition accuracy in facial recognition software, a fuzzy face image recognition algorithm based on the improved Grassmannian manifold is proposed. Under the conditions of zero noise and the maximum size of the fuzzy basis being known, the subspace (obtained from images and complete orthogonal basis convolution, where the maximum size has been preset) is constructed, and the subspaces obtained from clear images and fuzzy images are demonstrated to be the same. Flurry image recognition by adopting this subspace presentation is tested by taking the constructed subspace as a point in the Grassmannian manifold. Moreover, the flurry image recognition problem under the condition that the fuzzy quantity exhibits both homogeneity and mutability is studied. The simulation results show that the method proposed in this paper will improve facial recognition accuracy and achieve a high recognition rate.

## Keywords

fuzzy basis;  
subspace;  
face recognition;  
Grassmannian manifold

## 1 引言

人脸识别一直是计算机视觉与模式识别研究的主要内容之一, 抽取有效特征是提高识别效果的关键问题. 模式识别的一个主要任务是从给定的模糊图像中推断对目标的描述, 图像信息并不具备明确从属而是具有模糊特性, 因此很难确认该图像是否明确符合某种概念. 人脸图像的模糊效应通常是由于环境光照变化和目标的相对运动等原因造成的. 由于这些因素是不可避免的, 因此, 图像形成过程中存在模糊是必然的, 分析模糊对图像的影响是图像处理的一个重要方面.

在人脸识别中, 模糊图像  $\tilde{y}$  可以表示为源图像的强度  $y$  和模糊点扩散函数  $k$  的卷积:

$$\tilde{y}(n_1, n_2) = (y * k)(n_1, n_2) + \eta(n_1, n_2) \quad (1)$$

其中,  $(n_1, n_2)$  表示  $d_1 \times d_2$  的清晰图像  $y_{(d_1 \times d_2)}$  与未知的模糊点扩散函数 (point spread function, PSF)  $k_{(b_1 \times b_2)}$  进行二维卷积的位置, 从而得到模糊图像  $\tilde{y}_{(d_1 \times d_2)}$ ,  $*$  表示空间卷积,  $\eta_{(d_1 \times d_2)}$  为系统噪声. 为获得清晰图像, 现有主要的去模糊的方法: 基于去模糊的逆方法和基于不变量的直接方法.

去模糊的目的在于从模糊图像  $\tilde{y}$  转换到清晰图像  $y$ . 在已知模糊基的所有信息的条件下, 由式(1)求逆可以得到  $y$ . 因为噪声的未知性, 由式(1)求逆得到  $y$  难度较大,

受限于图像采集对象不配合以及遮挡、姿态、光照、异质模态等采集环境变化的影响,完全获取模糊基的信息是不可能的.在图像恢复技术的研究中,具有代表性的方法包括:盲反卷积和非盲反卷积方法<sup>[1-2]</sup>、基于全变差的正则化方法和 Tikhonov 正则化方法等<sup>[3-4]</sup>,这些方法被广泛应用于模糊人脸图像的识别中<sup>[5-6]</sup>.

相比较而言,基于模糊不变量的直接方法是通过给定图像模糊不变量来识别图像模糊情况.该方法提取模糊不变量作为特征描述算子,为后续的图像处理任务提供信息.主要思路:假设  $\tilde{y}_F$ 、 $y_F$ 、 $k_F$  分别表示为模糊图像  $\tilde{y}$ , 清晰图像  $y$  和模糊点扩散函数  $k$  的傅里叶变换 (discrete Fourier transform, DFT). 在无噪声的条件下,式(1)可以表示为

$$\tilde{y}_F(u, v) = y_F(u, v)k_F(u, v)$$

其中  $(u, v)$  表示频域坐标. 根据傅里叶变换的性质,可从式(1)中分离出模糊图像傅里叶变换的幅值和相位信息,  $\tilde{y}_F$ 、 $y_F$ 、 $k_F$  之间的相位关系可以表示为

$$\angle \tilde{y}_F(u, v) = \angle y_F(u, v) + \angle k_F(u, v)$$

当点扩散函数  $k$  是中心对称时,其傅里叶变换总是实数,相位取值为 0 或  $\pi$ . 规则的点扩散函数  $k_F$  的形状近似为正弦函数或者高斯函数,这就保证了在低频上 ( $k_F \geq 0$ ),使得:

$$\tan(\angle \tilde{y}_F(u, v)) = \tan(\angle y_F(u, v)) \quad (2)$$

式(2)说明了,在低频上模糊图像的相位信息与源图像的相位信息相同,表现出了模糊条件下的不变性.利用这个特点,可以得到空域或者频域的不变量矩<sup>[7]</sup>.其它不变量采用文[8]的方法获取,文[8]研究了线性移动不变量的获取方法,通过分析扩展,得到了旋转、仿射变换等不变量.

利用模糊基之间过渡矩阵的特性,本文提出一种基于模糊不变量的直接方法,与传统方法的区别是:该模糊基由张成的空间中正交基的线性组合而成.并定义了一种新的模糊不变量,可处理多种模糊类型,该模糊不变量可看作格拉斯曼流型中的一个点,这是一种基于微分几何学,对于不变量张成空间的新的理解.通过实际应用测试数据表明:利用新算法进行的模糊人脸图像识别冗余信息较少且其描述能力和鲁棒性更佳,较已有方法具有明显优势.

## 2 模糊量和模糊不变量的空间

为了去模糊化,需要得到图像  $y$  关于任意模糊点扩散函数  $k$  的不变量,给定假设条件:系统中不存在噪声,在已知模糊基的最大尺寸的条件下,模糊形变过程可以近似为理想图像和一个任意中心对称的点扩展函数卷积的过程,未知的模糊点扩散函数 (PSF) 对应的 BTTB (block toeplitz block) 矩阵是满秩的,该矩阵对中心对称点扩散函数造成的模糊图像具有不变性,在计算过程中不存在离散近似误差和坐标变换误差,故在有噪声和无噪声情况下均具有更好的模糊不变性.

对于二维信号,将平方可积、尺寸为  $b_1 \times b_2$  的模糊点扩散函数  $k$  表示为

$$k = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi_i \quad (3)$$

其中,  $\{\phi_i\}_{i=1}^N$  是  $\mathbb{R}^{b_1 \times b_2}$  的一个完备正交基,  $\{\alpha_i\}_{i=1}^N$  是对应的组合系数.因此,在存在噪声的条件下,式(1)模糊图像  $\tilde{y}$  可以表示为

$$\tilde{y} = y * \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi_i \quad (4)$$

其中  $k$  的具体形式与  $\{\alpha_i\}_{i=1}^N$  相关.在此基础上建立字典:

$$D(y) = [(y * \phi_1)^e (y * \phi_2)^e \cdots (y * \phi_N)^e] \quad (5)$$

其中,  $D$  的尺寸为  $d \times N$ ,  $d = d_1 \times d_2$ ,  $d > N$ .  $(\cdot)^e$  表示向量化操作.  $D(y)$  的列向量张成的空间是包含  $y$  与最大尺寸为  $b_1 \times b_2$  的和函数卷积的子空间,而所有的模糊图像张成了这个子空间的一部分.

由此可得:列空间  $\text{span}(D(y))$  是  $y$  的模糊不变量,也就是:  $\text{span}(D(y)) = \text{span}(D(\tilde{y}))$ ,从而可得  $D(y)$  和  $D(\tilde{y})$  等价.

该方法优点体现在:1) 基函数能够张成任意具有最大已知尺寸的模糊函数空间,无需对模糊函数的形状作任何限制.2) 虽然部分模糊 PSF 是不可逆的,其 BTTB 矩阵通常是满秩矩阵,具有很大的条件数,但是利用正交矩阵等价类集合的方法无需计算矩阵的逆,因此可不考虑模糊方法中条件数过大导致的不确定性.

## 3 模糊人脸图形识别

考虑建立一个包含  $M$  个个体的图像库,  $M$  为正交矩阵等价类集合,其中  $\{y_i\}_{i=1}^M$  表示人脸图形库,包含所有清晰和模糊图像的个体.采用具有电子探针的数字成像系统,用自适应变间距采样方式逐点成像,获取数字电子探针图像,  $\tilde{y}$  为其中一个模糊探针图像,在给定  $y_i$ 、 $\tilde{y}$  的条件下,找出模糊探针图像  $\tilde{y}$  属于哪一个个体.根据人脸图形库和探针图像建立各自的字典  $D(y_i)$ 、 $D(\tilde{y})$ ,比较其列张成的空间即可进行人脸图像识别<sup>[10-11]</sup>.

### 3.1 格拉斯曼流型的定义和识别方法

根据定义,流形是一种拓扑空间,其局部与欧氏空间相似.假设样本均匀采集于  $d = d_1 \times d_2$  ( $d > N$ ) 维欧氏空间中的  $N$  维流形上,格拉斯曼流型  $G_{N,d}$  是  $d \times N$  正交矩阵等价类集合.格拉斯曼上的点是  $\mathbb{R}^d$  的  $N$  维子空间,格拉斯曼流型是所有的  $\mathbb{R}^d$  线性子空间的集合.格拉斯曼流型  $G_{N,d}$  可直观解释为空间  $\mathbb{R}^d$  中所有  $N$  维线性子空间的集合,  $G_{N,d}$  上的每个点是一个  $d \times N$  维正交矩阵列空间所张成的子空间.针对格拉斯曼的一组点  $\{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n\}$ ,并给出每对点的相似度比较,将所有点划分成群组,这样同一组中的点是相似的,而不同组内的点不相似.依据流形假设,如果数据点之间有边连接,则被投影到低维流形时,数据点依然保持近邻.模糊不变量  $Y$  是  $G_{N,d}$  中的一个点,如图 1 所示.文[12-13]中描述了格拉斯曼流型的几何特点,这些几何特征已经应用到具有子空间限制的识别问题中<sup>[14-15]</sup>.利用格拉斯曼核度量空间的相似度,实现格拉斯曼流型上数据非线性判别分析,通过非线性变换把格拉斯曼流型上松散分布的样本压缩到低维的格拉斯曼流型中,使样本分布更紧凑、更易于分类,降低计算的复杂度.如计算模糊不变量之间的距离,可利用点与点之

间的距离来进行分类, 将图像库中每一个人隶属于某一个图像, 则两个子空间的黎曼距离是连接格拉斯曼流型的两个点的最短距离; 通过计算方向矩阵  $\mathbf{A}$ , 得到起点  $Y_1$ 、终点  $Y_2$  的测量线, 其中  $\mathbf{A}$  可通过逆指数映射, 其长度表示了格拉斯曼流型上两点之间的距离  $d_G$ . 采用投影核来表示格拉斯曼流型上两点之间的距离, 将  $\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)$  作为计算长度的一个度量,  $\mathbf{A}_{Y_1, Y_2}$  表示  $Y_1$  和  $Y_2$  的投影矩阵, 则:

$$d_G(Y_1, Y_2) = \text{tr}(\mathbf{A}_{Y_1, Y_2} \mathbf{A}_{Y_1, Y_2}^T) \quad (6)$$

通过以上过程, 可计算出格拉斯曼流型上的点, 然后对这些点进行聚类, 采用最近邻聚类方法进行识别. 目前格拉斯曼流型上聚类时采用的聚类算法(如: K-means)每次迭代时都需要计算流形上点的距离和平均距离, 将大量数据划分为性质相同的子类, 使用典型相关, 可计算出所有点的相似性, 取得了更高的分类精度.

### 3.2 基于 $G_{N, d}$ 数据的训练

如果在图像库中包含了多个图像样本, 可以采用基于  $G_{N, d}$  数据的统计方法, 利用图像样本综合信息提取特征, 提升算法的性能. 由于模糊不变量的维度为  $(d - N) \times N$ , 且  $d$  远大于  $N$ , 通过大量的样本训练可得到每一类图像样本的不同分布. 为能够充分利用图像集合提供的整体信息, 更有效地保留样本的判别信息, 采用文[12]的方法来进行基于投影核  $k_P$  的模糊不变量核函数线性判别分析, 则:

$$k_P(\bar{\mathbf{D}}(y_1), \bar{\mathbf{D}}(y_2)) = \|\bar{\mathbf{D}}_{(y_1)}^T \bar{\mathbf{D}}_{(y_2)}\|_F^2 = \text{tr}[(\bar{\mathbf{D}}_{(y_1)} \bar{\mathbf{D}}_{(y_1)}^T)(\bar{\mathbf{D}}_{(y_2)} \bar{\mathbf{D}}_{(y_2)}^T)] \quad (7)$$

#### 3.2.1 空间均匀模糊量

在格拉斯曼流型判别分析的基础上, 考虑当数据取用于嵌入在高维空间低维流形的几何空间时, 数据点依然保持近邻, 局部保持正则化. 设定  $k$  在  $d_1 \times d_2$  的图像  $y$  的所有  $(n_1, n_2)$  像素都不变, 进行基于黎曼距离  $d_G$  和低维空间的 Euclidean 距离的最近邻分类, 探针图像  $\tilde{y}$  的类别可以通过式(8)获取:

$$i^* = \arg \min_i (\mathbf{D}(\tilde{y}), \mathbf{D}(y_i)) \quad (8)$$

求解该最小化目标函数, 即可得到广义特征值问题的最小特征值所对应的特征向量.

#### 3.2.2 空间变化模糊量

设定模糊核函数  $k$  具有空间变化特性, 当原空间的非线性信息转化为线性问题处理时, 变化空间的维数较高, 不同的场景将受到不同的模糊量的影响, 比如: 聚焦模糊量、运动模糊量等. 在这种情况下的图像形成模型可以表示为

$$\tilde{y}_n = y_n * k_n \quad (9)$$

其中,  $n$  表示像素的位置. 由于模糊核  $k_n$  在一个相对较小的线性子空间内进行运算, 空间内的每一个像素都会发生变化. 假设模糊量在  $d'_1 \times d'_2$  ( $d'_1 > b_1$ ,  $d'_2 > b_2$ ) 的范围内是均匀分布的, 考虑到分块处理可以更精细地描述图像的局部特征信息, 将图像分解为互不重叠的  $T$  个大小为  $d'_1 \times d'_2$  的图形块来进行识别:

$$i^* = \arg \min_i \sum_{t=1}^T (\mathbf{D}(\tilde{y})_t, \mathbf{D}(y_i)_t) \quad (10)$$

其中,  $t$  表示图像块的标识, 对于模糊核之间存在过度的块,  $\mathbf{D}(\cdot)_t$  的列向量空间并不是模糊不变量. 这种情况存在的概率大小与模糊量的空变特性有关.

## 4 实验验证

本节通过实验来验证模糊不变量对噪声的稳健性影响. 将式(1)所示的噪声  $\eta$  分解为

$$\eta = \eta_q + \eta_r \quad (11)$$

其中,  $\eta_q$  表示量化噪声以及其它与传感器相关的噪声;  $\eta_r$  表示由于光照、表情等因素引起的脸部变化. 分析两种情况: (1) 当图像模糊是图像库与探针图像之间变化的唯一来源时,  $\eta_q$  对识别造成的影响; (2) 图像库与探针图像之间存在其它的脸部变化  $\eta_r$  时, 基于数据训练的作用.

在实验中, 由用户控制的唯一参数是模糊核函数的最大尺寸, 其决定了字典的列数. 假设  $(b_1^*, b_2^*)$  为最大尺寸, 则  $N$  的值为  $b_1^* \times b_2^*$ , 同时,  $N < d$ , 选定  $N = d_1/2 \times d_2/2$ , 单位矩阵  $\mathbf{I}_N$  的列表示为  $\{\phi_i^r\}_{i=1}^N$ .

### 4.1 量化噪声的作用

分析存在  $\eta_q$  和不同等级的传感器导致的 AWGN (additive white Gaussian noise) 时, 辨识率的变化情况. 利用式(5)计算图像库中的属于一个人的图像在“均匀模糊、空变模糊、模糊图像库”条件下的子空间距离. 分别在 CMU-PIE (Carnegie Mellon University-Pose Illumination Expression) 和 YaleB (Yale University Face libraries B) [13-14] 两个图像数据库上进行验证, 在实验中, 设定图像库图像和探针图像具有相同的光照. 其中 PIE 数据库的光照图像字库, 包含了 68 个个体的 21 种不同光照条件的图像, YaleB 图像库包含了 38 个个体的 64 种不同光照条件的图像.

#### 4.1.1 空间均匀模糊

基于 4 个条件来合成模糊图像: 移动模糊、聚焦模糊、Gaussian 模糊、随机模糊. 采用不同的模糊核函数尺寸和不同的光照条件下的图像进行实验. 实验条件分别设定为: 无噪声、具有量化噪声、具有脸部变化噪声和 AWGN. 对应的信噪比 (SNR) 分别为 50 dB, 20 dB, 10 dB, 5 dB. 先后在清晰图像和模糊图像上分别进行实验, 得到 12 种不同的噪声条件, 再通过将探针图像与图像库图像比较来进行识别. 实验中, 除了设置 12 种不同的噪声外, 图像库和探针图像包含了 68 幅图像和 38 幅图像, 分别对应于 PIE 数据库和 YaleB 图像库. 实验结果如图 1 所示.

这里识别率采用的是人脸识别系统正确识别的测试人脸图像数占总测试人脸图像数的百分比. 识别率越高说明系统的性能越好.

格拉斯曼流型上计算平均和聚类的方法可以分为内在的和外在的, 内在的方法完全局限于流形本身, 而外在方法可将流形上的点嵌入欧氏空间并使用欧氏度量进行计算. 从图 1 可以看出, 内部图像和外部图像的误差差异随着噪声的增加而变小. 同时, 内部图像的平均误差随着噪声的增加而增加. 由此可见, 由于噪声的高频特征, 识别率将随着噪声的增加而降低. 即使在没有噪声的条件下, 无论清晰图像还是模糊图像, 正确匹配的平均误差都不为

0. 理论上, 个体的模糊图像建立的字典张成的空间与清晰图像是相同的, 但是数字化会导致一定的噪声. 对于噪声条件, 因为不变量是包含图像所有模糊种类的子空间, 模糊图像与清晰图像的统计特性类似, 仍能获得变化较为平稳的相对误差.

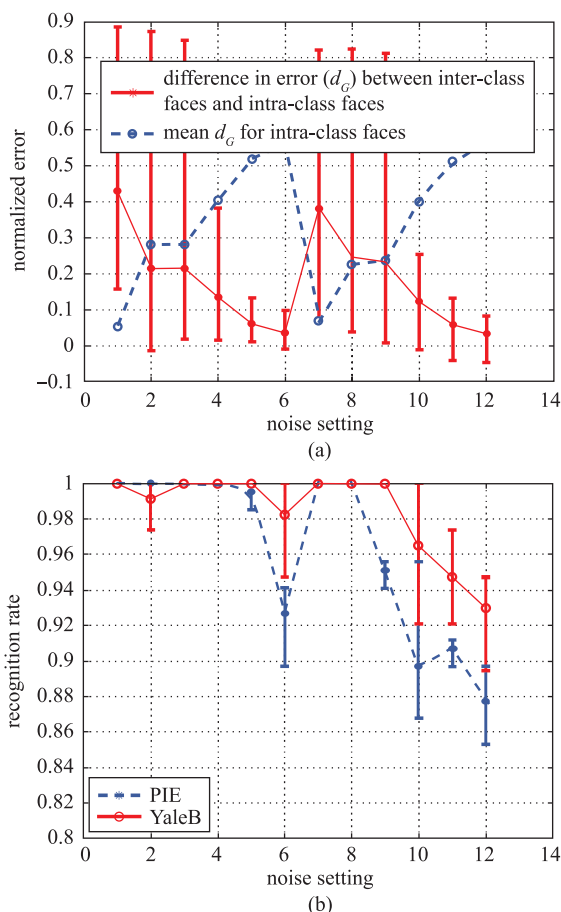


图1 噪声对识别的影响  
Fig.1 Effect of noise on recognition

#### 4.1.2 具有空变特性的模糊量

从图像中选取任意大小的图像块, 分别采用移动模糊、聚焦模糊、Gaussian 模糊、随机模糊 4 种核函数建立合成的模糊图像, 为进行识别, 分别选择了尺寸与原图像 75%、50%、40% 重叠的子图像, 对于每一种大小的图像块, 所建立的字典的大小为  $N = d_1/4 \times d_2/4$ . 采用空变模糊量的图像块识别结果如图 2 所示.

由图 2 可知, 与均匀模糊量类似, 识别率随着噪声的增加而降低. 对于同样的噪声设置, 具有空变特性的模糊量较均匀模糊量的识别率低. 这主要是由于两种情况造成的: 1) 模糊核的尺寸通常大于  $d_1/4 \times d_2/4$ , 从而使得字典张成的空间不能包含模糊核; 2) 在模糊核之间存在过渡的区域  $\text{span}(\mathbf{D}(\cdot))$  为模糊不变量.

#### 4.2 存在其它脸部变化的识别性能

当脸部表情呈现变化或角度有一定偏转时, 与之对应的各类特征的变化即可看作高维人脸表情空间中的一个低

维嵌入子流形. 将传统静态人脸表情图像空间的识别拓展到在整个视觉流形格拉斯曼流型上对脸部表情特征进行识别, 这样更加丰富了隐含在原始样本中的信息量, 使得识别更加准确.

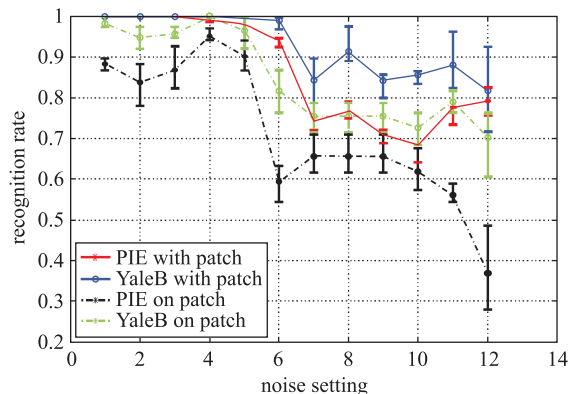


图2 噪声对空变模糊量识别结果的影响  
Fig.2 Effect of noise on space-variant fuzzy quantity recognition results

#### 4.2.1 FERET 数据库和 FRGC 数据库的图像识别性能比较

分别对来自 FERET 数据库的合成模糊图像以及来自 FRGC 数据库的真实模糊图像的识别性能进行比较<sup>[15]</sup>, 实验设置采用与文[16]相同的方式.

1) 采用 FERET 的图像: fa——图像库, fb——探针图像. 该图像库包含了 1 001 个个体图像, 每个个体对应一幅图像. 同一个人在 fa 和 fb 中的人脸图像的表达式和对齐方式的变化很小<sup>[17-18]</sup>. 原图像的大小为  $128 \times 128$ , 将其缩小为  $64 \times 64$ , 采用大小为  $5 \times 5$ 、像素方差  $\sigma$  变化范围为 0~8 的 Gaussian 核合成了 fb 的 9 幅不同图像<sup>[19]</sup>, 同时加入 30 dB 的高斯白噪声, 样本图像识别率如图 3 所示. 在合成了不同的核函数<sup>[20]</sup> (例如高斯核函数、线性移动核函数等) 并加入了 30 dB 的高斯白噪声的条件下, 比较本文方法和已有的去模糊方法的识别性能, 如表 1 所示. 实验数据体现了本文方法在各种不同的模糊核情况下, 仍然具有较高的识别率.

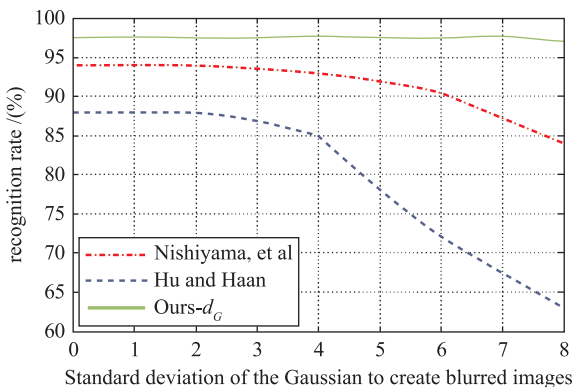


图3 采用高斯模糊核进行图像合成情况下各种不同方法的识别性能比较

Fig.3 Performance comparison of recognition with various methods as the image is synthesized by adopting Gaussian blur kernel

表1 利用不同的核函数合成图像的识别性能比较  
Tab.1 Performance comparison of recognition of images synthesized by using different kernel functions

方法	识别率(%)—模糊类型		
	Gaussian	linear motion	both
文[16]	88.3	82.3	82.9
本文方法	97.21	97.15	97.12

2) 评估在 FRGC 数据库中的识别性能: 测试图像库包含了 608 幅图像, 这些图像是在非约束光照条件下得到的, 其中 306 幅图像受到了模糊的影响. 除了模糊核光照之外, 图像库和探针图像在表情和对齐方式上差异很小. 在表 2 中分别比较了有无进行光照补偿的识别情况, 可以看出, 在光照变化的情况下, 识别性能明显提高.

表2 各种方法对真实图像的识别性能比较  
Tab.2 Performance comparison of the real image recognition with various methods

方法	基于子集的	
	识别率/%	整个数据库的识别率/%
文[12]	67.1	-
文[13]	73.5	-
文[3]	-	45.9
文[3](光线补偿)	-	74.5
本文方法	87.1	69.6
本文方法(光线补偿)	-	84.2

#### 4.2.2 $\eta_r$ 对识别性能的影响

采用 UMD 数据库, 这个数据库包含了 17 个个体的图像, 这些图像既受到不同程度模糊的影响, 又受到了不同光照条件、表情、对齐方式等影响. 在实验中采用的样本图像如图 4 所示, 应用最近邻聚类方法来实现人脸图像识别: 一种为没有进行训练, 采用格拉斯曼流型上两点之间的距离  $\eta_r$  进行识别, 另一种为利用基于核判别分析的训练进行识别, 结果如图 5 所示. 分析数据可以判断出, 即



图4 样本图像  
Fig.4 Sample images

使在不完全考虑  $\eta_r$  的情况下, 识别率也不会因为采用更多的数据进行训练而得到提高.

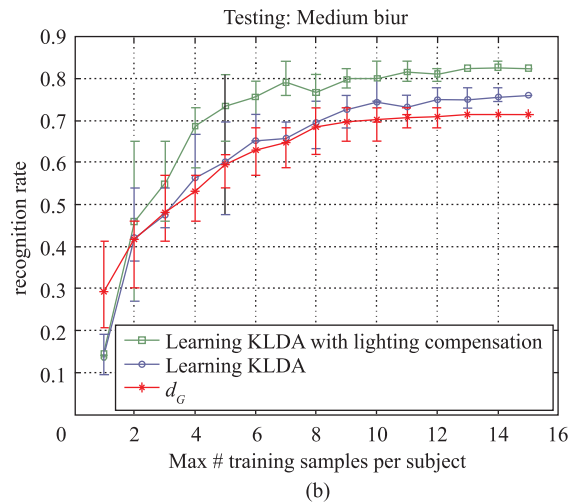
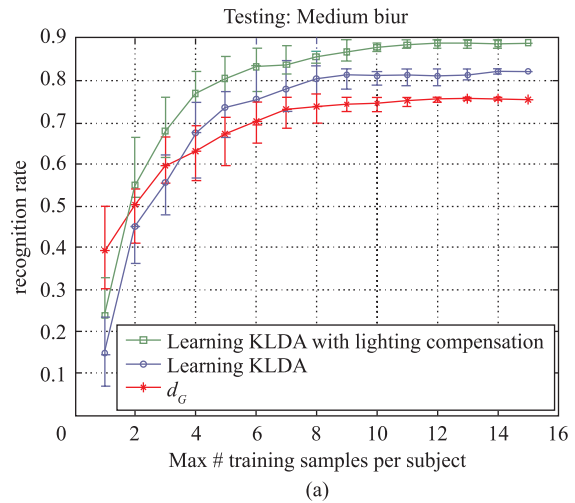


图5 对识别性能的影响  
Fig.5 Effect on the recognition performance

## 5 结论

实际应用中, 光照、人脸姿态等外界条件的变化对人脸检测方法的准确度影响很大, 例如: 表情的变化容易牵动面部特征点(眼睛、嘴等)的变化, 同一个人的人脸图像往往因为表情的不同而变化很大. 通过研究模糊不变量在其脸部变化下的稳健性, 利用图像与完备的正交基卷积得到的子空间能够表示模糊核在一定的假设条件下对模糊量是不变的, 基于模糊不变量的直接方法较传统方法具有模糊基任意的特性. 将子空间当作格拉斯曼流型中的一个点, 构建出了一种新的模糊不变量, 对这些点进行聚类, 这是一种基于微分几何学的对于不变量张成的空间的理解. 通过实验分析模糊量在具有同质性和空变性条件下的模糊图像的识别方法, 验证了该方法不仅具有良好的模糊不变性, 还具有较强的抗噪声能力和较高的图像识别率.

## 参考文献

[1] Andrews H, Hunt B. Digital image restoration[M]. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 1977.

- [2] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011; 2657–2664.
- [3] 董光波, 谢桂海, 孙增圻. 基于 DSP 和小波分析技术的实时噪声消除系统[J]. 计算机工程, 2006, 12(4): 1044–1047.  
Dong G B, Xie G H, Sun Z Q. Real-time noise cancellation system based on DSP and wavelet[J]. Computer Engineering, 2006, 12(4): 1044–1047.
- [4] Tikhonov A N, Arsenin V Y. Solutions of Ill-posed problems[M]//Mathematics of Computation. Washington, USA: V H Winston & Sons, 1997.
- [5] 宋家东, 李晓娟, 徐鹏飞, 等. 一种基于模糊 2DPLA 方法在人脸识别的应用[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(8): 1647–1651.  
Song J D, Li X J, Xu P F, et al. Novel method based on fuzzy 2DPLA for application of face recognition[J]. Journal of Chinese Computer System, 2011, 32(8): 1647–1651.
- [6] Nishiyama M, Hadid A, Takeshima H, et al. Facial deblur inference using subspace analysis for recognition of blurred faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(4): 838–845.
- [7] 戴花, 王建平. 模糊支持向量机在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(6): 158–161.  
Dai H, Wang J P. Application of face recognition used fuzzy support vector machine[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(6): 158–161.
- [8] 杜海顺, 李旻, 张帆, 等. 一种模糊双向最大间距准则人脸识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(5): 1077–1082.  
Du H S, Li M, Zhang F, et al. Fuzzy bidirectional maximum margin criterion based on face recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(5): 1077–1082.
- [9] 王科俊, 邹国锋. 基于子模式的 Gabor 特征融合的单样本人脸识别[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(1): 50–56.  
Wang K J, Zou G F. A sub-pattern Gabor features fusion method for single sample face recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(1): 50–56.
- [10] 顾晓敏, 林锦国, 梅雪. 基于模糊积分分类器融合的人脸识别[J]. 计算机工程, 2010, 36(18): 188–190.  
Gu X M, Lin J G, Mei X. Face recognition based on classifiers fusion using fuzzy integral[J]. Computer Engineering, 2010, 36(18): 188–190.
- [11] 杨海燕, 刘国栋. 基于 MB-LBP 算子和 Multilinear PCA 算法的人脸识别[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(12): 4733–4735.  
Yang H Y, Liu G D. Face recognition based on MB-LBP operator and multilinear PCA algorithm[J]. Application Research of Computer, 2012, 29(12): 4733–4735.
- [12] Hamm J, Lee D D. Grassmann discriminant analysis: A unifying view on subspace-based learning[C]//Proceedings of the International Conference on Machine Learning. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008; 376–383.
- [13] Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU pose, illumination, and expression database[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1615–1618.
- [14] 王守觉, 曲延锋, 李卫军, 等. 基于仿生模式识别与传统模式识别的人脸识别效果比较研究[J]. 电子学报, 2004, 21(7): 586–590.  
Wang S J, Qu Y F, Li W J, et al. A comparative study on face recognition effect of biomimetic pattern recognition with the traditional pattern recognition[J]. Journal of Electronics, 2004, 21(7): 586–590.
- [15] 苏煜, 山世光, 陈熙霖, 等. 基于全局和局部特征集成的人脸识别[J]. 软件学报, 2010, 12(8): 428–432.  
Su Y, Shan S G, Chen X L, et al. Integration of global and local features of face recognition[J]. Journal of Software, 2010, 12(8): 428–432.
- [16] Nishiyama M, Takeshima H, Shotton J, et al. Facial deblur inference to improve recognition of blurred faces[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009; 1115–1122.
- [17] 杜干, 朱雯君. 基于局部奇异值分解和模糊决策的人脸识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(10): 1456–1459.  
Du G, Zhu W J. Face recognition method and fuzzy decision based on local singular value decomposition[J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2006, 11(10): 1456–1459.
- [18] 周丽娟, 肖满生, 文志强, 等. 基于格贴近度的不完全文字图像模糊识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(12): 4326–4330.  
Zhou L J, Xiao M S, Wen Z Q, et al. Computer engineering and design of fuzzy recognition method with in complete text image based on lattice degree of nearness[J]. Computer Engineering and Design, 2013, 34(12): 4326–4330.
- [19] 史培元, 邓廷权. 颜色的模糊识别方法及其在图像检索中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2013(18): 138–141.  
Shi P Y, Deng T Q. Fuzzy recognition method of color and its application in image retrieval[J]. Computer Engineering and Application, 2013(18): 138–141.
- [20] 冯建强, 刘文波, 于盛林. 基于灰度积分投影的人眼定位[J]. 计算机仿真, 2005, 22(4): 75–76.  
Feng J Q, Liu W B, Yu S L. Eye location based on gray level integration projection[J]. Simulation of Computer, 2005, 22(4): 75–76.

## 作者简介

叶娟(1973–), 女, 讲师. 研究领域为计算机图像处理, 模式识别与智能算法.

陈启买(1965–), 男, 教授, 硕士生导师. 研究领域为人工智能, 数据仓库与数据挖掘.

陈君梅(1968–), 女, 教授. 研究领域为人工智能与信息处理.