

# 基于高低频分量融合的人脸识别方法\*

张智斌<sup>1,2</sup>, 赖剑煌<sup>3</sup>, 谢晓华<sup>4</sup>, 郑伟诗<sup>3</sup>

(1. 中山大学数学与计算科学学院, 广东 广州 510275;

2. 华南理工大学数学系, 广东 广州 510641;

3. 中山大学信息科学与技术学院, 广东 广州 510275;

4. 中国科学院深圳先进技术研究院, 广东 深圳 518055)

**摘要:** 图像分解方法可以将人脸图像分解为低频成分和高频成分, 其中低频成分描述的是人脸图像光照成分, 高频成分描述人脸图像细节成分。高频成分可作为光照不变特征进行人脸识别, 但是由于受光照的影响, 人脸图像分解后, 位于人脸光照阴影区域的高频成分会被损坏。提出的人脸光照恢复方法分为3步: ①基于PCA方法, 利用局部的人脸光照明亮区域的高频信息重建人脸光照非均匀区域的高频成分; ②利用局部光照明亮区域的光照成分重建全局的人脸图像正面均匀光照成分; ③将重建后的低频人脸光照成分和高频人脸细节成分融合, 得到人脸在正面均匀光照下的人脸图像, 去除人脸阴影区域的影响, 实现人脸光照恢复。该方法在YaleB数据库上做实验, 获得的人脸光照恢复图像有良好的视觉效果和识别结果。

**关键词:** 高频成分; 低频成分; 融合; 光照恢复

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 0529-6579(2013)04-0001-06

## Face Recognition Based on Fusion of High-Frequency and Low-Frequency Components

ZHANG Zhibin<sup>1,2</sup>, LAI Jianhuang<sup>3</sup>, XIE Xiaohua<sup>4</sup>, ZHENG Weishi<sup>3</sup>

(1. School of Mathematics and Computational Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2. Department of Mathematics, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

3. School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

4. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

**Abstract:** Face image can be decomposed into the low-frequency component and high-frequency component by image decomposition method. Low-frequency component characterizes face image's illumination while high-frequency component describes its detail structure. Thus, high-frequency component is frequently used as illumination insensitive features for image recognition, but its performance will be affected by illumination variations because high-frequency component in the shadow area of the illuminated face image will be distorted after the decomposition. The method of restoring illuminated face image is proposed which consists of the following three steps: ① based on the PCA method, using the high-frequency information of local lighting area of an illuminated face image to restore high-frequency components of its asymmetrically illuminated area; ② using illumination of local lighting area to restore the holistic symmetrical frontal illumination components; and ③ fusing the restored low-frequency illumination and high-frequency illumination, obtaining the symmetrical frontal-illuminated face image without illumination effect

\* 收稿日期: 2013-02-26

基金项目: 国家科技支撑资助项目(2012BAK16B06); 国家自然科学基金资助项目(61173084, 61128009); 广东省科技计划资助项目(2012B010100035)

作者简介: 张智斌(1978年生), 男; 通讯作者: 赖剑煌; E-mail: stsljh@mail.sysu.edu.cn

and thus realizing face image's lighting recovery. The proposed method is applied in the Yale B and acquires the restored illuminated face image with good performance in visual effect and recognition.

**Key words:** high-frequency component; low-frequency component; fusion; relighting

人脸识别技术在安检、智能监控等多个领域具有广泛的应用。在众多人脸识别应用中,光照变化问题是其中一项最具挑战性的难题。Adini<sup>[1]</sup>指出在人脸识别中,同一对象人脸上光照变化对识别的影响比不同对象之间本质差别对识别的影响更大。FRVT2002<sup>[2]</sup>和 FRVT2006<sup>[3]</sup>中的人脸识别方法测试都表明,光照的剧烈变化会严重影响到人脸识别方法的性能。很多现有的人脸识别方法,如 PCA、ICA 和 LDA 等,都对光照变化具有敏感性。因此,脸部光照正则化是人脸识别和人脸图像处理中有待解决的核心问题。

现有的光照正则化方法大致可以分成两大类:提取对光照不敏感的光照不变特征的方法,以及重建人脸在正面均匀光照条件下的人脸图像的方法。

提取光照不变特征的方法:在较早期的文献,研究者提出用简单的描述子去进行人脸识别,例如对数变换、边缘图像、图像梯度等。这些算法易于执行,但是在提升识别率方面空间非常有限。近年,Zhang<sup>[4]</sup>梯度脸方法从梯度域提取光照不敏感度量。基于时频分析的研究,很多研究者提出在频率域上提取光照不变特征。通常高频成分被用作识别特征,因为高频成分对光照变化不敏感。具有代表性的研究包括:基于小波变换的 Waveletface 方法<sup>[5]</sup>、提取 Gabor 特征的方法<sup>[6]</sup>、基于离散余弦转换的方法<sup>[7]</sup>、基于离散傅里叶变换的 Spectroface 方法以及基于二元树复小波变换的方法<sup>[8-9]</sup>。

在图像空间中,一个固定姿势的对象在任意光照方向下的所有图像的集合构成一个光照锥<sup>[10]</sup>。一个凸的兰伯特对象的光照锥可被一个低维线性子空间逼近。因此,很多基于子空间的方法相继提出,例如商图像<sup>[11]</sup>、球谐函数表示的方法<sup>[12]</sup>、拉普拉斯算子特征脸<sup>[13]</sup>。基于子空间的方法可以有效地应用到处理光照变化问题上,但是这些方法通常需要大量的训练样本。

人脸图像的小尺度特征被认为是对光照变化不敏感的光照不变特征。对于人脸图像,我们将其小的本质结构称为小尺度特征,例如人脸、眼睛、鼻子等的轮廓,小尺度特征表示的是人脸的高频成分,并将大的本质结构例如光照和人脸区域的阴影称为大尺度特征,大尺度特征表示的是人脸的低频成分。许多现有的方法仅仅将人脸的高频成分小尺

度特征提取来用于人脸识别,以此来避免光照变化。这些方法主要包括 Land<sup>[14]</sup>的 Retinex 模型及其改进。基于 Retinex 理论,人脸图像可以分解成其平滑部分和光照不变特征部分。分别使用全变分模型、高斯滤波、加权高斯滤波和小波变换等技术可得到基于 Retinex 理论的不同分解结果。相关的主要方法有对数全变分模型 (LTV)<sup>[15]</sup>、本质图像方法 (IntrinsicImage)<sup>[16]</sup>、自商图像 (SQI)<sup>[17]</sup>和对数小波变换方法 (LWT)<sup>[18]</sup>。在提取光照不变特征的方法中,基于 Retinex 理论的方法通常比其他方法效果更好。然而,这些方法都舍弃了人脸图像的大尺度特征,人脸的低频成分大尺度特征往往包含着大量有用信息。此外,缺少了人脸的低频成分大尺度特征,也很难生成有良好视觉效果的正面光照图像。

重建人脸在正面均匀光照条件下的人脸图像的方法:另外一些方法目标在于重建在正面均匀光照条件下的人脸图像,这些方法往往直接在原始图像上进行光照修正。最早的方法对人脸图像做简单的灰度值调整,例如 Gamma 校正的方法,直方图均衡化方法 (HE) 和直方图匹配方法 (HM)。这些算法中并未考虑到获得人脸图像时的光照条件,因此很难用其取得满意效果。与之相反,有研究者研究人脸在不同光照条件下获得的人脸图像之间的关系,而这些关系被运用到一些后期的方法中,用于做人脸光照正则化。典型的方法包括形变脸 (Morphing Face)<sup>[19]</sup>、由人脸区域阴影恢复人脸形状的方法 SFS<sup>[20]</sup>、基于线性光照模型的光照补偿方法<sup>[21]</sup>、阴影补偿方法<sup>[22]</sup>和通过对数域截断 DCT 低频系数的光照补偿方法<sup>[23]</sup>。这些方法可以获得良好的人脸光照恢复结果,但这些方法都需要事先对人脸图像做好严格的对齐,但是在不同光照条件下的人脸图像之间做到严格的对齐是极具挑战性的。基于光照子空间理论,相关研究提出了很多光照重建方法,例如基于商图像的光照重建方法<sup>[11]</sup>、基于球谐函数的形变模型 (SHBMM)<sup>[24]</sup>、张量脸 (TensorFace)<sup>[25]</sup>、双线性光照模型<sup>[26]</sup>、谐波光照重建<sup>[27]</sup>以及基于像素相关性的光照重建模型<sup>[28]</sup>。通过这些光照重建方法,可以生成人脸在任意光照条件下的图像。

本文提出的方法是一种基于人脸图像高频成分

和低频成分重建的方法。LTV 方法和 SQI 等方法可获得人脸图像的高频成分和低频成分，高频成分描述了人脸图像细节成分，高频成分可作为光照不变特征进行人脸识别，低频成分描述的是人脸图像光照成分。在正面均匀光照射下的人脸图像得到的高频成分人脸细节信息清晰可见，低频成分描述均匀的光照成分；但在非正面均匀光照射下的人脸图像，人脸区域会分为光照明亮区域和光照阴影区域，光照阴影区域内的高频成分会被破坏，不能清晰地得到阴影区域内的人脸细节信息，低频成分内会有明显的光照阴影成分。Xie<sup>[29]</sup>指出丢弃低频成分，只使用高频成分作为光照不变特征做人脸识别会导致用于识别的信息不足。高频成分主要描述的是人脸各部分的细节例如轮廓，高频成分细微的变化都会影响特征的对准从而影响识别率，而低频成分描述的光照信息变化是缓慢的，低频成分对人脸特征对齐具有一定的鲁棒性。本文对在非正面均匀光照射下的人脸图像，使用 LTV 获得人脸图像的高频成分和低频成分，本文的方法利用人脸光照明亮区域的高频成分重建人脸阴影被破坏的高频成分，利用局部的明亮区域的光照成分重建全局的人脸在正面均匀光照射下的光照成分，最后高频成分和低频成分进行融合得到人脸在正面均匀光照下的人脸图像，去除原图像光照阴影区域的影响，实现人脸光照恢复。

## 1 人脸图像高频、低频成分分解

本文的方法使用 LTV 方法得到人脸图像中描述人脸细节信息的高频成分和描述光照成分的低频信息。对于在任意光照环境下获得的人脸图像  $F(x,y)$ ，根据 Lambertian 反射原理， $F(x,y)$  可以分解为

$$F(x,y) = \rho(x,y)S(x,y)$$

其中  $\rho(x,y)$  是反射图像，描述的是人脸表面的反射率， $S(x,y)$  是光照图像，描述的是获得人脸图像的光照环境， $\rho(x,y)$  与  $S(x,y)$  互相独立。 $\rho(x,y)$  表述的是人脸图像内在的本质特征，可以作为光照不变特征进行人脸识别，但是对于单一图像  $F(x,y)$  根据 Lambertian 反射原理求解  $\rho(x,y)$  是一个病态问题，难以实现。Chen 等<sup>[16]</sup>在 Lambertian 反射原理的基础上提出了 LTV 方法。

$$F(x,y) = \rho(x,y)S(x,y) = (\rho(x,y)/\rho_l(x,y)) \cdot (\rho_l(x,y)S(x,y)) = \rho'(x,y)S'(x,y)$$

其中  $\rho_l(x,y)$  是人脸平滑区域和背景区域的反射率。 $\rho'(x,y) = \rho(x,y)/\rho_l(x,y)$  描述的是人脸细节

信息，是人脸图像的高频成分， $S'(x,y) = \rho_l(x,y)S(x,y)$  描述的是人脸图像的光照信息，是人脸图像的低频信息。

对人脸图像  $F$  做对数变换得到

$$f = \log(F) = \log(\rho') + \log(S') = v + u$$

其中  $v = \log(\rho')$  为高频成分， $u = \log(S')$  为低频成分，由  $L^1$  模的全变分算法可获得  $v, u$  的估计值  $\hat{v}, \hat{u}$

$$\hat{u} = \operatorname{argmin}_u \left\{ \int |\nabla u| dx + \lambda |f - u|_{L^1} \right\}, \hat{v} = f - \hat{u}$$

本文实验中选取 LTV 算法的参数  $\lambda = 0.4$ 。图 1 中 a) 是在正面光均匀照射下的人脸图像，b)，c) 是 a) 通过 LTV 算法提取的高频成分和低频成分，可见在正面光均匀照射下的人脸图像，高频成分中人脸的细节信息（轮廓信息等）清晰可见，低频成分描述了正面光照射的光照信息。

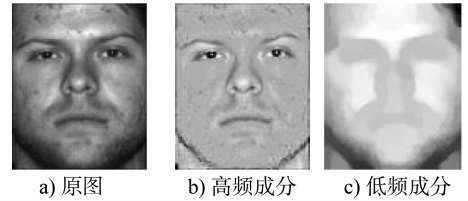


图 1 正面均匀光照照射下的人脸图像

Fig. 1 Frontal illuminated face image

图 2 中 a) 是在任意非正面均匀光照射下的人脸图像，b)，c) 是 a) 的高频成分和低频成分，可见在任意光照条件下的人脸图像，人脸区域分成光照明亮区域和光照阴影区域，在光照阴影区域中，高频成分人脸的细节信息被损坏，低频成分内会有明显的光照阴影信息。

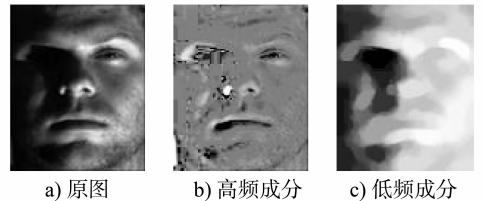


图 2 非正面均匀光照照射下的人脸图像

Fig. 2 Non-frontal illuminated face image

## 2 人脸图像阴影区域高频、低频成分的重建、融合

本文的方法利用人脸光照明亮区域的高频成分，使用最小二乘法估计出光照阴影区域高频成分

最优的重建系数,从而重建光照阴影区域内被破坏的高频成分。用同样的方法利用局部的明亮区域的光照成分重建全局的人脸在正面均匀光照射下的光照成分。重建后的高频人脸细节信息和低频光照成分进行融合得到人脸在正面均匀光照下的人脸图像,去除原图像光照阴影区域的影响,实现人脸光照恢复。Hwang<sup>[30]</sup>提出基于 Morphable Face Model 的方法根据人脸没被损坏区域的轮廓、纹理重建人脸被损坏区域的轮廓和纹理。本文将 Hwang 的方法推广应用在高频、低频成分重建。

在任意光照条件下的待光照恢复的正脸图像记为  $F$ , 选择  $m$  张在正面光均匀照射的正脸图像作为训练图像分别记为  $T_i, i = 1, \dots, m$ , 图像的尺寸均为  $M \times N$ 。

使用 LTV 方法得到图像  $F$  的高频成分  $V$ , 低频成分  $U$ , 得到训练图像  $T_i, i = 1, 2, \dots, m$  的高频成分  $V_i$ , 低频成分  $U_i$ 。将图像  $V, U, V_i, U_i, i = 1, 2, \dots, m$  的像素按列排序得到各自的列向量仍然用符号  $V, U, V_i, U_i, i = 1, \dots, m$  表示。

训练图像的高频成分的列向量  $V_i, i = 1, 2, \dots, m$  可计算它们对应的平均向量  $\bar{V}$  和协方差矩阵  $C_V$ 。 $\bar{V}, C_V$  定义为

$$\bar{V} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m V_i, \quad C_V = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (V_i - \bar{V}) \times (V_i - \bar{V})'$$

根据 PCA 待光照恢复的人脸图像  $F$  的高频成分的列向量  $V$  可以表示为

$$V = \bar{V} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \times T_i \quad (1)$$

$T_i, i = 1, \dots, m$  是协方差矩阵  $C_V$  的特征向量。记  $\tilde{V} = V - \bar{V}$ , 式 (1) 改写为

$$\tilde{V} = \sum_{i=1}^m a_i \times T_i$$

待光照恢复的人脸图像  $F$  的像素点可分为两个集合: 光照明亮区域的像素点集合  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  和光照阴影区域的像素点集合  $Y = \{y_1, \dots, y_k\}$ ,  $n + k = M \times N$ 。本文的方法就是通过集合  $X$  上的高频成分来估计式 (1) 最优的系数  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)'$ , 再由式 (1) 根据最优系数  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)'$  重建集合  $Y$  上的高频成分。

所求的最优系数  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)'$  要满足

$$\tilde{V}(x_j) = \sum_{i=1}^m a_i \times T_i(x_j) \quad (2)$$

其中  $x_j \in X, j = 1, \dots, n$ , 可以假设  $n$  远大于  $m$ , 式 (2) 是一矛盾方程组。一般不能找到合适的系数  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)'$  刚好满足式 (2), 我们选择

$\alpha^*$  满足最小平方误差, 即

$$\alpha^* = \operatorname{argmin}_{\alpha} E(\alpha),$$

$$E(\alpha) = \sum_{j=1}^n (\bar{V}(x_j) - \sum_{i=1}^m \alpha_i \times T_i(x_j))^2$$

根据最小二乘法可求得最优系数  $\alpha^*$ , 得到  $\alpha^*$  后根据式 (1) 可以重建光照阴影区域的高频成分。

$$V(y_j) = \bar{V}(y_j) + \sum_{i=1}^m \alpha_i^* \times T_i(y_j)$$

其中  $y_j \in Y, j = 1, \dots, k$ 。

用同样的方法可根据光照明亮区域的低频成分重建光照阴影区域的低频成分。

重建后的高频成分记为  $V^*$ , 重建后的低频成分记为  $U^*$ 。重建后的高频人脸细节信息和低频光照成分进行融合得到人脸在正面均匀光照下的人脸图像  $F^*$

$$F^* = \exp(a \times V^* + (1 - a) \times U^*)$$

融合系数  $a, 0 \leq a \leq 1$ , 实验中选取  $a = 0.7$ 。

图 3 中 a) 为待光照恢复人脸图像  $F$ , b) 为  $F$  的高频成分  $V$ , c) 为重建后的高频成分  $V^*$ , d) 为  $F$  的低频成分  $U$ , e) 为重建后的低频成分  $U^*$ , f) 为  $V^*$  和  $U^*$  融合得到的光照恢复人脸图像  $F^*$ 。

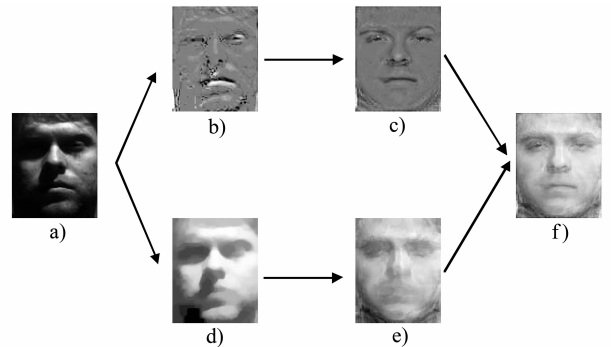


图 3 人脸图像高频、低频成分重建、融合

Fig. 3 The reconstruction and fusion of high-frequency components and low-frequency components

### 3 人脸光照阴影区域的估计

本文的人脸图像高频、低频成分重建方法需要预先把人脸图像  $F$  的像素点分为两个集合: 光照明亮区域的像素点集合  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  和光照阴影区域的像素点集合  $Y = \{y_1, \dots, y_k\}$ 。本文的实验图像是灰度图像, 可通过人脸图像像素点的灰度值大致判断是否属于光照明亮区域。

选择一张在正面均匀光照射下的人脸图像  $M(x, y)$  作为参考人脸, 参考人脸上不存在光照阴

影区域。以待光照恢复的人脸图像  $F(x,y)$  上的像素点  $(x,y)$  为中心, 取  $3 \times 3$  的矩形邻域  $\Delta$ , 分别计算参考人脸  $M$  和人脸图像  $F$  在邻域  $\Delta$  内的平均灰度值  $\bar{M}_\Delta$  和  $\bar{F}_\Delta$ , 选取适当的经验阈值  $\delta$ , 若  $|\bar{F}_\Delta - \bar{M}_\Delta| < \delta$ , 则认为像素点  $(x,y)$  位于光照明亮区域, 若  $|\bar{F}_\Delta - \bar{M}_\Delta| \geq \delta$  则认为像素点  $(x,y)$  位于光照阴影区域。

本文实验中选择的经验阈值  $\delta$  范围为  $50 \leq \delta \leq 120$ , 特别地指出, 本文的方法并不需要精准地判断人脸的光照明亮区域, 只需大致地判断出光照明亮区域就可使得方程组式 (2) 的方程数目  $n$  远大于未知量的数目  $m$ , 使得方程组式 (2) 是矛盾方程, 通过最小二乘法可求得方程组式 (2) 满足最小平方误差的解  $\alpha^* = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)'$ 。

## 4 实验

实验中使用的正脸人脸图像来自 Yale B 人脸数据库。Yale B 数据库包括 10 个人, 9 种姿势在 65 种光照条件下的人脸图像, 实验使用的是正脸人脸图像。Yale B 数据库根据采集时光源与摄像头方向的夹角大小, Yale B 数据库被分为 Set1 到 Set5 五个子集, Set1 中的人脸图像基本上可看做是正面光均匀照射, 从 Set1 到 Set5 人脸图像的光照环境逐渐恶劣, Set5 中的人脸图像上有大范围的阴影区域。

实验中对 Yale B 正脸人脸图像, 和使用本文方法光照恢复后的人脸图像, 分别使用梯度脸 (GF), PCA, LDA 随机 49 次选取训练样本做识别, 49 次的平均识别率见图 4 - 图 6。在光照环境恶劣的三个子集 Set3、Set4、Set5 使用本文的方法做光照恢复后的识别率比未做光照恢复前有显著提高。本文方法得到的光照恢复图像上的人脸细节信息比未做恢复前的人脸细节信息丰富, 光照恢复图像中的光照环境比未做恢复前有明显的改善, 光照恢复图像结合了改善后的人脸细节信息和光照信息, 丰富的识别信息更有利于提高识别率, 图 4 中可见选用梯度脸的方法就可达到最佳的识别结果。

## 5 结论

本文提出了一种人脸图像光照恢复方法, 利用人脸光照明亮区域的人脸细节信息、光照信息重建人脸光照阴影区域内的人脸细节信息和光照信息, 然后融合重建后的人脸细节信息和光照信息, 去除原图像光照阴影的影响, 实现人脸光照恢复。实验结果表明本文的人脸光照恢复方法具有良好的视觉

效果和识别结果。

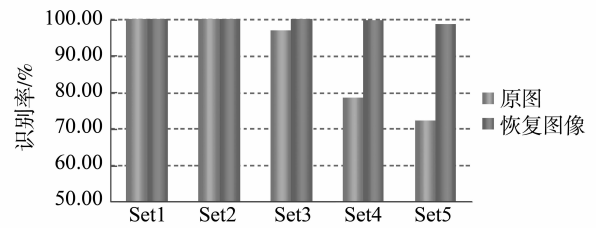


图 4 原图, 恢复图像 GF 识别率

Fig. 4 Recognition rates of GF using original and restored face images

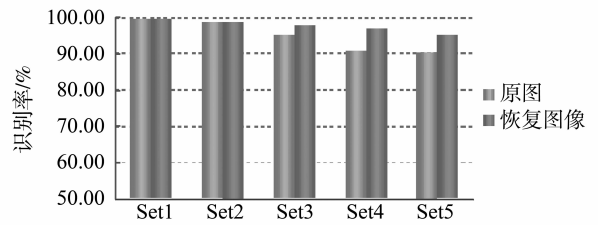


图 5 原图, 恢复图像 PCA 识别率

Fig. 5 Recognition rates of PCA using original and restored face images

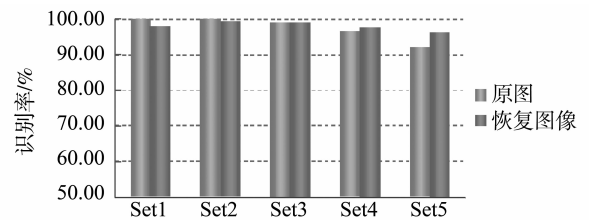


图 6 原图, 恢复图像 LDA 识别率

Fig. 6 Recognition rates of LDA using original and restored face images

## 参考文献:

- [1] ADINI Y, MOSES Y, ULLMAN S. Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1997, 19(7): 721 - 732.
- [2] PHILLIPS P J, GROTH P, MICHEALS R J, et al. FRVT 2002: Evaluation Report Mar. 2003 [R/OL]// [2003 - 03 - 15]. <http://www.frvt.org/FRVT2002/>.
- [3] PHILLIPS P J, SCRUGGS W T, TOOLE A J O, et al. FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale results [R]//In National Institute of Standards and Technology, NISTIR, 2007, 7408.
- [4] ZHANG T, TANG Y Y, FANG B, et al. Face recognition under varying illumination using gradientfaces [J]. IEEE Trans Image Process, 2009, 18(11): 2599 -

- 2606.
- [5] GARCIA C, ZIKOS G, TZIRITAS G. A wavelet-based framework for face recognition [C]// Eur Conf Comput Vis, Freiburg, 1998: 84–92.
- [6] OKADA K, STEFFENS J, MAURER T, et al. The bochum/USC face recognition system [C]// In Face Recognition: From Theory to Applications. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 186–205.
- [7] HAFED Z, LEVINE M. Face recognition using the discrete cosine transform [J]. *Int J Comput Vis*, 2001, 43(3): 167–188.
- [8] LAI J, YUEN P C, FENG G. Face recognition using holistic Fourier invariant features [J]. *Pattern Recognit*, 2001, 34: 95–109.
- [9] LIU C C, DAI D Q. Face recognition using dual-tree complex wavelet features [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2009, 18(11): 2593–2599.
- [10] GEORGHIADES A, BELHUMEUR P, KRIEGMAN D. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2001, 23(6): 643–660.
- [11] SHASHUA A, RIKLIN-RAVIV T. The quotient image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2001, 23(2): 129–139.
- [12] BASRI R, JACOBS D. Lambertian reflectance and linear subspaces [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2003, 25(2): 218–233.
- [13] HE X, YAN S, HU Y, et al. Face recognition using laplacianfaces [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2005, 27(3): 328–340.
- [14] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and retinex theory [J]. *J Pot Soc Amer*, 1971, 61(1): 1–11.
- [15] CHEN T, YIN W, Zhou X S, et al. Total variation models for variable lighting face recognition [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2006, 28(9): 1519–1524.
- [16] CHEN C P, CHEN C S. Lighting normalization with generic intrinsic illumination subspace for face recognition [C]//IEEE Int Conf Comput Vis, Beijing, China, 2005: 1089–1096.
- [17] WANG H, LI S Z, WANG Y. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image [C]//Conf Autom Face Gesture Recognit, Seoul, 2004: 819–824.
- [18] ZHANG T, GANG B, YUAN Y, et al. Multiscale facial structure representation for face recognition under varying illumination [J]. *Pattern Recognit*, 2009, 42(2): 251–258.
- [19] BLANZ V, VETTER T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2003, 25(9): 1063–1074.
- [20] ZHAO W, CHELLAPPA R. Symmetric shape-from-shading using self-ratio image [C]// IEEE Int Conf Comput Vis, Vancouver, BC, 2001: 55–75.
- [21] XIE X, LAM K. Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model [J]. *Pattern Recognit*, 2005, 38(2): 221–230.
- [22] CHOI S, KIM C, CHOI C H. Shadow compensation in 2D images for face recognition [J]. *Pattern Recognit*, 2007, 40: 2118–2125.
- [23] CHEN W, MER, WU S. Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain [J]. *IEEE Trans Syst, Man, Cybern B, Cybern*, 2006, 36(2): 458–466.
- [24] ZHANG L, Wang S, SAMARAS D. Face synthesis and recognition under arbitrary unknown lighting using a spherical harmonic basis morphable model [C]//IEEE Int Conf Comput Vis Pattern Recognit, San Diego, CA, 2005, II: 209–216.
- [25] VASILESCU M A O, TERZOPOULOS D. Multilinear analysis of image ensembles: Tensorfaces [C]//IEEE Eur Conf Comput Vis, Copenhagen, Denmark, 2002: 447–460.
- [26] LEE J, MOGHADDAM B, PFISTER H, et al. A bilinear illumination model for robust face recognition [C]// IEEE Int Conf Comput Vis, Beijing, China, 2005: 1177–1184.
- [27] QING L, SHAN S, GAO W, et al. Face recognition under generic illumination based on harmonic relighting [J]. *Int J Pattern Recognit Artif Intell*, 2005, 19(4): 513–531.
- [28] SHIM H, LUO J, CHEN T. A subspace model-based approach to face relighting under unknown lighting and poses [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2008, 17(8): 1331–1341.
- [29] XIE X H, ZHENG W S, LAI J H, et al. Normalization of face illumination based on large-and small-scale features [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2011, 20(7): 1807–1821.
- [30] HWANG B W, LEE S W. Reconstruction of partially damaged face images based on a morphable face model [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2003, 25(3): 365–372.