

# 一种利用人脸对称性的光照归一化方法

韩 琥<sup>1,2</sup> 山世光<sup>1</sup> 陈熙霖<sup>1</sup> 高 文<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(中国科学院智能信息处理重点实验室(中国科学院计算技术研究所) 北京 100190)

<sup>2</sup>(中国科学院大学 北京 100049)

<sup>3</sup>(北京大学信息科学技术学院 北京 100871)

(hhan@jdl.ac.cn)

## A Lighting Normalization Approach Exploiting Face Symmetry

Han Hu<sup>1,2</sup>, Shan Shiguang<sup>1</sup>, Chen Xilin<sup>1</sup>, and Gao Wen<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(Key Laboratory of Intelligent Information Processing (Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences), Beijing 100190)

<sup>2</sup>(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

<sup>3</sup>(School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871)

**Abstract** Lighting normalization is a kind of widely used approach for achieving illumination invariant face recognition. Lighting normalization approaches try to regularize various lighting conditions in different face images into ideal illumination before face recognition. However, many existing methods perform lighting normalization by treating face images as natural images, and neglect the particular properties of faces, e. g. face symmetry. As a result, for the face images with side lighting, many existing methods cannot recover the facial features in shadow regions. To resolve this problem, in this paper, a novel lighting normalization approach exploiting face symmetry priori is proposed for illumination invariant face recognition. In the proposed approach, lighting normalization for a shadow region is performed by referring to the face structure information of a symmetric non-shadow region. The symmetry priori of face structure is modeled via an energy minimization framework. In addition, a shadow-free reliability map is further proposed to simplify the original bivariate optimization problem into a univariate one in order to reduce the computation cost. Experiments on face images with synthetic and real shadows show that the proposed lighting normalization approach is effective in recovering facial features in shadow regions of a face, and also robust to face misalignment and asymmetric face geometric normalization.

**Key words** lighting normalization; face symmetry; energy minimization; illumination invariant; face recognition

**摘要** 光照归一化在光照鲁棒的人脸识别中被广泛使用。许多现有光照归一化方法将人脸图像视为自然图像,而忽略了人脸这一类特定物体的先验属性,因此很难从一幅具有侧光的人脸图像中恢复阴影区域中的人脸信息。提出了利用人脸对称性先验的光照归一化方法,在能量最小化框架下,对人脸图像的阴影区域进行光照归一化时参考其对称非阴影区域中的人脸结构信息,同时提出了无阴影信度图将二元最优化问题简化为一元最优化问题,以降低光照归一化方法的计算代价。在合成阴影和真实阴影人脸

图像上的实验表明,利用人脸对称性的光照归一化方法能有效恢复图像阴影区域中的人脸特征,并对人脸误配准和非对称几何归一化具有一定的鲁棒性。

**关键词** 光照归一化;人脸对称性;能量最小化;光照鲁棒;人脸识别

**中图法分类号** TP391.41

人脸图像中复杂的光照变化是人脸识别系统面临的挑战性难题之一<sup>[1]</sup>.为了提高识别算法对人脸图像中光照变化的鲁棒性,一种常用的方法是在进行识别之前将人脸图像中不同的光照归一化为理想

光照,即光照归一化.如图 1 所示,光照归一化方法的特点是不受后端识别算法的限制,可以作为一个预处理步骤独立进行,因而具有更好的灵活性.

典型的人脸光照归一化方法包括直方图均衡化

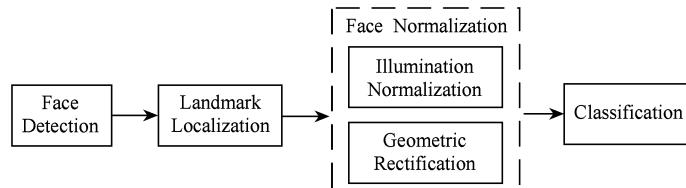


Fig. 1 The relationship between lighting normalization and recognition method in a face recognition system.

图 1 人脸识别系统中光照归一化方法与识别算法之间的关系

(histogram equalization, HE)<sup>[2]</sup>、对数变换(logarithmic transformation, LT)<sup>[1]</sup> 和伽玛灰度校正(Gamma intensity correction, GIC)<sup>[3]</sup> 等.这些方法的共同特点是通过灰度变换调整图像中灰度的分布,从而间接地校正人脸图像中不均匀的光照分布.然而这类方法往往只能增强人脸图像的整体对比度,却很难恢复阴影区域的人脸特征.究其原因是这类方法没有从人脸图像成像模型的角度分析人脸反射属性和光照与人脸图像之间的关系.为了分析光照在人脸图像中的分布,一种常用的人脸图像成像模型是反射-光照模型,该模型将人脸图像的成像过程表示为一个乘性过程:

$$\mathbf{I} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{L}, \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{I}$  为人脸图像,  $\mathbf{R}$  为人脸反射分量,  $\mathbf{L}$  为光照分量.

Basri 等人<sup>[4]</sup> 和 Ramamoorthi 等人<sup>[5]</sup> 通过研究发现光照变化主要分布在人脸图像的低频范围内.因此,一种常用的基于反射-光照模型进行光照归一化的方法是将人脸图像  $\mathbf{I}$  中的低频分量作为对光照分量的估计并将其消除,从而得到具有理想光照的人脸图像. Wang 等人<sup>[6]</sup> 提出的自商图像(self quotient image, SQI)与 Jobson 等人<sup>[7]</sup> 提出的单尺度视网膜-大脑皮层模型(single-scale retinex, SSR)在原理上是一致的,都是通过高斯低通滤波估计人脸图像中的光照分量. Chen 等人<sup>[8]</sup> 首先利用离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)将人脸图像转换到 DCT 域,然后将以“之”字形顺序排列的一定数

量的 DCT 系数作为对光照分量在 DCT 域的估计,并将这些低频系数置为零,最后通过反离散余弦变换(inverse DCT, IDCT)得到光照归一化后的人脸图像.类似地,Du 和 Ward<sup>[9]</sup>、Han 等人<sup>[10]</sup> 以及 Choi 和 Jeong<sup>[11]</sup> 则分别利用离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)和傅里叶分析(Fourier analysis)估计并消除人脸图像中的光照分量.此外,考虑到人脸图像中光照变化主要集中在低频范围内,因此,光照主要改变人脸图像中像素的亮度值,但通常会保持像素间的序关系,即光照变化引起的人脸图像灰度值的变化主要是单调变化.因此,可以利用对图像对比度敏感而非对绝对亮度敏感的模型来进行人脸图像光照归一化.如 Gross 等人<sup>[12]</sup> 和 Chen 等人<sup>[13]</sup> 分别利用全变差模型(total variation, TV)<sup>[14]</sup> 估计人脸图像中的光照分量,进而实现光照归一化.同时,Chen 等人的实验结果表明,与其他方法相比,利用全变差模型进行光照归一化的方法对于提高识别性能更有效.然而,由于目前的光照归一化方法中 TV 模型是基于整幅人脸图像进行的,TV 模型在整幅人脸图像上取得最优值时,一些对比度较低的局部区域(如阴影区域)的人脸特征仍然很难恢复.不同于上述传统方法,Zhang 和 Feng<sup>[15]</sup> 提出了 Reconfigure 的方法,利用人脸类的先验属性——双侧对称性进行光照归一化,从而提高光照处理方法的性能.然而,Reconfigure 方法仅仅是将左右侧人脸分别进行镜像操作,其利用人脸对称性的方式具有较大的局限性.

针对以上存在的问题,本文利用 TV 模型基于局部子区域进行光照归一化,并引入人脸对称性先验作为约束,提出了一种利用人脸对称性先验的光照归一化方法。本文以能量最小化形式引入人脸对称性作为约束,在对包含阴影等对比度较低的人脸图像子区域进行光照归一化时,可以参考其对称非阴影区域中的人脸结构信息,从而更好地恢复阴影区域的人脸特征,提高识别性能。

## 1 全变差模型

基于前面的分析,反射-光照模型中的人脸反射分量  $\mathbf{R}$  和光照分量  $\mathbf{L}$  分别对应人脸图像中的小尺度和大尺度分量。而全变差模型尤其是基于  $L^1$  范数的全变差模型( $TV-L^1$ )具有将一个信号进行加性分解的能力,其分解后的两个分量分别对应原信号的大尺度和小尺度分量。因此,为了利用  $TV-L^1$  模型估计人脸图像的反射分量  $\mathbf{R}$  和光照分量  $\mathbf{L}$ ,我们首先将式(1)中的乘性人脸图像成像模型转化为加性模型:

$$\mathbf{f} = \mathbf{u} + \mathbf{v}, \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{f} = \log \mathbf{I}$ ,  $\mathbf{u} = \log \mathbf{L}$ ,  $\mathbf{v} = \log \mathbf{R}$ 。对于对数域中的人脸图像  $\mathbf{f}$ ,其光照分量  $\mathbf{u}$  可以通过求解如下的全变差问题来估计:

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \min_{\mathbf{u}} \int |\nabla \mathbf{u}| + \lambda \|\mathbf{f} - \mathbf{u}\|_{L^1}, \quad (3)$$

其中,  $\int |\nabla \mathbf{u}|$  为  $\mathbf{u}$  分量的全变差,  $\lambda$  是将  $\mathbf{f}$  分解为  $\mathbf{u}$  分量和  $\mathbf{v}$  分量时的尺度阈值,  $\|\cdot\|_{L^1}$  为  $L^1$  范数。图 2 给出了采用不同参数  $\lambda$  时  $TV-L^1$  模型对一幅人脸图像的分解结果。可以看出,随着参数  $\lambda$  变大,  $\mathbf{v}$  分量所包含的大尺度特征(如人脸明暗变化)越来越少,最终只包含一些部件的边缘特征。因此,  $\mathbf{v}$  分量所包含的最大特征的尺度与参数  $\lambda$  成反比。

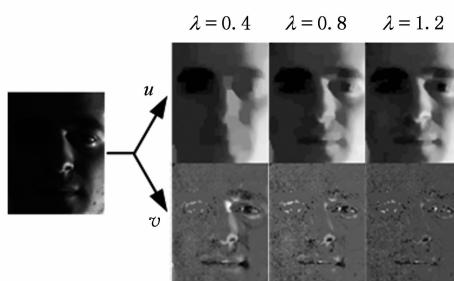


Fig. 2 Face image decomposition with varying “lambda” in  $TV-L^1$  model.

图 2 用  $TV-L^1$  模型分解人脸图像时不同  $\lambda$  的效果对比

## 2 基于人脸对称性先验的光照归一化

由图 2 不难发现,基于整幅图像进行光照归一化时,  $TV-L^1$  模型很难恢复阴影区域中的人脸特征,而相比之下,另一侧的人脸特征则得以较好的恢复。究其原因是式(3)中基于整幅图像的  $TV-L^1$  模型最优化问题取得极值时,无法保证被阴影破坏的人脸特征得以恢复。然而,人脸本身具有较好的双侧对称性,因此,对人脸图像的阴影区域进行光照归一化时,可以参考其对称非阴影区域中的人脸结构信息,即光照归一化后的人脸图像应当具有较高的双侧对称性。本文将人脸对称性先验作为约束引入到光照归一化中,在能量最小化框架下进行光照归一化。

### 2.1 问题形式化

一种直观的想法是将人脸图像分为左侧和右侧人脸两部分,然后分别进行光照归一化,使其在能量最小化框架下达到最优。然而这种方法并不可行,一方面这种方法会导致归一化后人脸图像的中间产生虚假边缘,如图 3 所示;另一方面,左侧人脸或右侧人脸图像中的光照往往和整幅图像中的光照一样,仍然是异质的(heterogeneous),只有在更小的人脸区域中光照的分布才可能是同质的(homogeneous)。



Fig. 3 Demonstration of lighting normalization with an energy normalization framework applying to left and right face separately.

图 3 在能量最小化框架下区分左右脸进行光照归一化的效果示例

基于上述分析,更合理的光照归一化方法应当是将左右侧人脸图像分别划分为若干子区域,然后在能量最小化框架下,对两个对称子区域同时进行光照归一化。具体地,如图 4 所示,  $f_{i,l}$  和  $f_{i,r}$  分别为人脸图像  $f$  中的两个对称区域,且子区域的划分方式均为有重叠的划分。于是在能量最小化框架下,对子区域  $f_{i,l}$  和  $f_{i,r}$  的最优光照归一化所对应的  $TV-L^1$  模型的尺度阈值,可以通过如下的最优化问题来求解:

$$\{\lambda_{i,l}^*, \lambda_{i,r}^*\} = \arg \min_{\lambda_{i,l}, \lambda_{i,r}} E(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}), \quad (4)$$

其中,  $E(\cdot)$  为描述两个子区域对称性的能量函数,  $\lambda_{i,l}^*$  和  $\lambda_{i,r}^*$  为待求解的对应于对称子区域  $f_{i,l}$  和  $f_{i,r}$  的 TV- $L^1$  模型尺度阈值,  $\mathbf{v}_{i,l}$  和  $\mathbf{v}_{i,r}$  分别是区域  $f_{i,l}$  和  $f_{i,r}$  光照归一化后的结果, 可以基于式(2)以如下方式计算:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_{i,l} &= f_{i,l} - \mathbf{u}_{i,l}^*; \\ \mathbf{v}_{i,r} &= f_{i,r} - \mathbf{u}_{i,r}^*. \end{aligned} \quad (5)$$

而  $\mathbf{u}_{i,l}^*$  和  $\mathbf{u}_{i,r}^*$  分别是利用式(3)中的 TV- $L^1$  估计的对应于子区域  $f_{i,l}$  和  $f_{i,r}$  的光照分量. 式(4)的物理意义为: 人脸图像中两个对称子区域的最佳光照归一化结果应当使得描述子区域对称性的能量函数取得最小值.

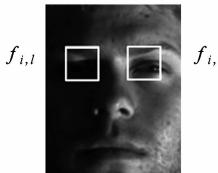


Fig. 4 Example of two symmetric subregions in a face image.

图 4 人脸图像中的两个对称子区域

## 2.2 能量函数构造

不难发现, 在上述形式化中, 能量函数构造的合理性将影响光照归一化方法的最终性能. 能量函数的定义应当合理地反映人脸的双侧对称性, 因此, 我们可以基于人脸对称性度量来构造能量函数. 而人脸对称性则可以通过一侧人脸与水平镜像后的另一侧人脸之间的相似性来度量. 但需要指出的是, 人脸具有双侧对称性并不是指一侧人脸是另一侧人脸的水平镜像. 因此, 传统的基于像素误差的相似度度量方法如峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)和平均绝对差(MAD)等均不适合用来度量人脸的对称性.

人脸双侧对称性更多的体现在双侧人脸在结构与模式上的相似性, 因此, 本文采用结构相似性(structural similarity, SSIM)<sup>[16]</sup> 来度量一个子区域与其水平镜像后的对称子区域之间的相似性:

$$\text{SSIM}(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp) = [l(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp)]^\alpha \cdot [c(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp)]^\beta \cdot [s(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp)]^\gamma, \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{v}_{i,r}^\perp$  是  $\mathbf{v}_{i,r}$  的水平镜像,  $l(\cdot)$  为两个子区域的亮度比较函数:

$$l(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp) = \frac{2\mu_{i,l}\mu_{i,r} + C_1}{\mu_{i,l}^2 + \mu_{i,r}^2 + C_1}, \quad (7)$$

其中,  $\mu_{i,l}$  和  $\mu_{i,r}$  分别为子区域  $\mathbf{v}_{i,l}$  和  $\mathbf{v}_{i,r}^\perp$  的平均灰度;  $C_1$  以及后面的  $C_2$  和  $C_3$  均为避免分母为零的常数;  $c(\cdot)$  为两个区域的对比度比较函数:

$$c(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp) = \frac{2\sigma_{i,l}\sigma_{i,r} + C_2}{\sigma_{i,l}^2 + \sigma_{i,r}^2 + C_2}, \quad (8)$$

$\sigma_{i,l}$  和  $\sigma_{i,r}$  分别为子区域  $\mathbf{v}_{i,l}$  和  $\mathbf{v}_{i,r}^\perp$  灰度值的标准差;  $s(\cdot)$  为两个区域的结构比较函数:

$$s(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp) = \frac{\sigma_{i,l} + C_3}{\sigma_{i,l}\sigma_{i,r} + C_3}, \quad (9)$$

$\sigma_{i,l}$  为子区域  $\mathbf{v}_{i,l}$  和  $\mathbf{v}_{i,r}^\perp$  灰度值的相关系数;  $\alpha$ ,  $\beta$  和  $\gamma$  分别控制 3 个分量的重要性, 在实验中我们采用  $\alpha=\beta=\gamma=1$ .

基于上述结构相似度度量, 能量函数  $E(\cdot)$  可以如下构造:

$$E(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp) = (1 - \text{SSIM}(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^\perp))^2. \quad (10)$$

这样, 对称子区域  $f_{i,l}$  和  $f_{i,r}$  对应的 TV- $L^1$  模型最佳尺度阈值便可以通过求解式(4)中的最优化问题来估计. 图 4 所示的两个对称子区域在能量最小化框架下的光照归一化过程如图 5 所示. 由图 5 可以看出, 输入图像左侧子区域中的人脸特征受到阴影的严重破坏, 而右侧子区域中的人脸则相对完好. 在能量最小化框架下, 人脸对称性约束使得对左侧人脸子区域的光照归一化参考了右侧子区域的人脸结构信息, 因而, 左侧子区域中的人脸特征逐渐得以恢复.

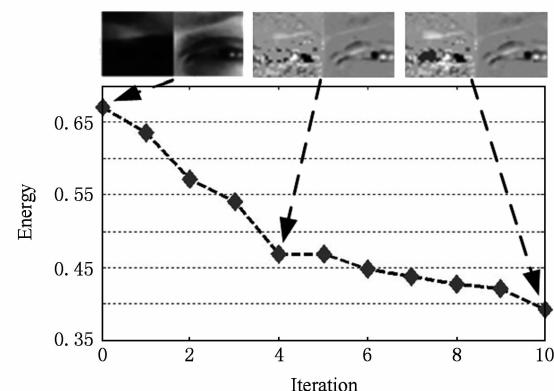


Fig. 5 Lighting normalization for two symmetric subregions under energy minimization framework.

图 5 在能量最小化框架下人脸图像中两个对称子区域的光照归一化过程

对于人脸图像中的所有对称子区域均利用上述能量最小化框架进行光照归一化. 最终光照归一化后人脸图像中每一个像素的值由包含该像素的所有重叠子区域的平均值来确定.

### 2.3 优化问题求解

在利用人脸对称性先验的光照归一化方法中,式(4)是一个二元最优化问题.然而,作为人脸识别之前的一个预处理步骤,我们希望尽可能地降低光照归一化方法的计算代价.因此,本文在求解式(4)中的优化问题时,进一步提出了一种将原二元最优化问题简化为一元最优化问题的方法.具体地,对于两个对称子区域,我们希望只优化光照条件较差子区域对应的  $TV-L^1$  模型的尺度阈值,而避免对另一个光照条件较好的子区域进行尺度阈值优化.因此,我们首先需要确定两个对称子区域中哪一个子区域具有更好的光照条件,为此,本文提出了一种无阴影信度图.

具体地,对于一幅人脸图像  $I$ ,其无阴影信度图可以通过式(11)计算:

$$B = 1 - \frac{1}{L} |\mathbf{G} * f|, \quad (11)$$

其中,  $L$  为图像灰度值的动态范围(典型的,对于 8 b 灰度图像,  $L=255$ ),  $\mathbf{G}$  为高斯平滑函数,  $*$  为卷积运算.式(11)所定义的无阴影信度图的物理意义为:人脸图像中的低频分量主要对应光照变化,因而其无阴影置信度较低.

图 6 给出了一幅人脸图像及其所对应的无阴影信度图.为了便于对比人脸不同区域无阴影信度的差异,图 6(b)(c)分别从两个不同的视角展示无阴影信度图.不难看出,与我们的期望一致,包含大量阴影的人脸左侧区域具有较低的无阴影可信度,而光照条件较好的人脸右侧区域则具有较高的无阴影可信度.其中,一个区域的无阴影可信度为该子区域中所有像素无阴影可信度的均值.

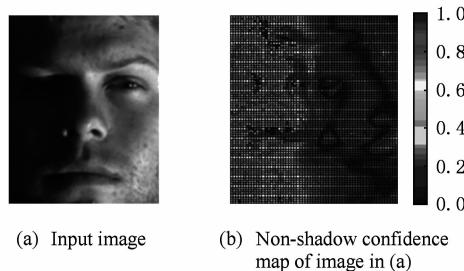


Fig. 6 Shadow-free reliability map of a face image.

图 6 人脸图像的无阴影信度图

对光照条件较好子区域的尺度阈值,本文分别采用了固定尺度阈值和基于线性模型的自适应尺度阈值两种策略. Han 等人<sup>[17]</sup>基于线性模型,由人脸

光照属于理想光照的概率自适应地确定不同人脸图像所需的尺度阈值.对本文中的一个子区域而言,其无阴影置信度越低同样意味着需要去除更多的光照分量.因此,可以用子区域的平均无阴影置信度代替上述线性模型中的理想光照概率,从而自适应地确定光照条件较好子区域的尺度阈值:

$$\lambda_i^* = (1 - B_i)\beta, \quad (12)$$

其中,  $B_i$  为第  $i$  个子区域中所有像素无阴影信度的均值;  $\beta$  为控制所估计的尺度阈值范围的常数,实验中采用  $\beta=1.2$ .

此时,式(4)中的二元最优化问题可以简化如下形式:

$$\lambda_{i,l}^* = \arg \min_{\lambda_{i,l}} E(\mathbf{v}_{i,l}, \mathbf{v}_{i,r}^{*}), \quad (13)$$

或

$$\lambda_{i,r}^* = \arg \min_{\lambda_{i,r}} E(\mathbf{v}_{i,r}^{*}, \mathbf{v}_{i,l}), \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{v}_{i,r}^{*}$  和  $\mathbf{v}_{i,l}^{*}$  是对光照条件较好子区域采用式(12)确定的尺度阈值进行光照处理的结果.上述两个简化的一元最优化问题可以通过折半查找算法高效地求解.

### 3 实验结果与分析

本文将所提出的方法与已有的利用人脸对称性进行光照归一化的方法 Reconfigure 以及代表性光照归一化方法如 SQI, DCT 和  $TV-L^1$ , 在以上两种实验条件下进行了对比.实验首先在合成阴影的人脸图像上进行光照归一化,以验证人脸对称性先验的引入对于提高光照归一化方法性能的有效性.然后,在具有真实阴影的人脸图像上进行光照归一化,并在光照归一化后的人脸图像上进行人脸识别实验,以验证所提出的光照归一化方法对于提高识别算法鲁棒性的有效性.同时,验证了本文方法对人脸误配准和非对称几何归一化的鲁棒性.

实验采用了研究人脸识别中光照问题的公开人脸数据库 YaleBEx<sup>[18]</sup>, 该数据库由原库和扩展库两部分构成,共包含 38 个人在 64 种光照下的 2 432 幅正面姿态人脸图像.所有人脸图像统一归一化为  $64 \times 80$ , 两眼间距为 35 个像素.在人脸识别实验中,数据子集的划分如表 1 所示.

对于大小为  $64 \times 80$  的人脸图像,本文利用人脸对称性进行光照归一化方法将其划分  $8 \times 8$  的子区域,子区域每次滑动的步长为  $1 \times 1$ ,即逐像素滑动.

**Table 1** Subset Division for Face Recognition**表 1** 人脸识别实验中数据子集的划分

Subset	# Persons	# Images
Training Set	38	266
Gallery Set	The Same as Training Set	
Probe Set	38	2166

### 3.1 合成阴影人脸图像的光照归一化

对于 YaleBExt 中的具有理想光照的人脸图像, 我们通过在图像上叠加一个灰度值为零的矩形块来合成具有阴影的人脸图像, 原图像区域和零矩阵对应的权重分别为 0.01 和 0.99. 这可以近似地模拟真实人脸图像中的阴影。实验中, 矩形块的大小包含了占人脸图像总面积的 10%, 20% 和 30% 3 种情况, 并且合成阴影的位置是随机的。实验分别采用本文提出的光照归一化方法以及 SQI, DCT, TV-L<sup>1</sup> 和 Reconfigure 4 种光照归一化方法对合成阴影人脸图像进行光照归一化。

不同光照归一化方法的结果如图 7 所示。由图 7 可以看出, 传统光照归一化方法如 SQI, DCT 和 TV-L<sup>1</sup>, 由于没有利用人脸对称性先验, 很难恢复被合成阴影所破坏的人脸特征。Reconfigure 方法在图像的对称位置均没有合成阴影时, 可以得到主观效果较好的光照归一化结果, 如图 7 中第 2 列所示, 但需要注意的是, 此时整幅人脸图像仅仅是右侧人脸的镜像, 并没有恢复更多的人脸信息。相比之下, 本文利用人脸对称性先验对阴影区域进行光照

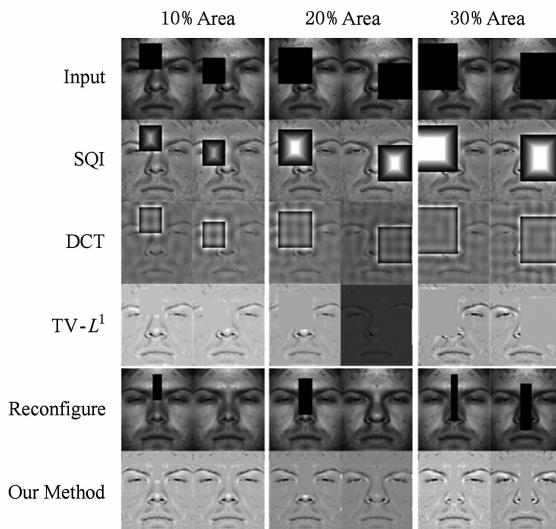


Fig. 7 Comparison of lighting normalization for face images with synthetic shadows.

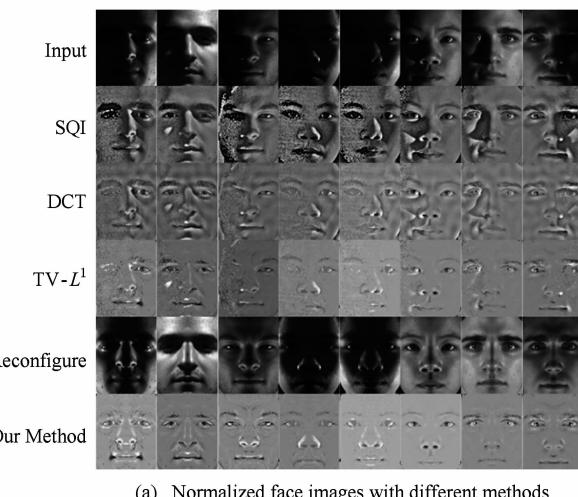
图 7 对合成阴影人脸图像进行光照归一化的比较

归一化时, 以对称非阴影区域中的人脸结构信息为参考, 较好地恢复了合成阴影区域中的人脸特征。这一对比实验从图像主观效果的角度说明, 利用人脸对称性先验可以提高光照归一化方法的性能。

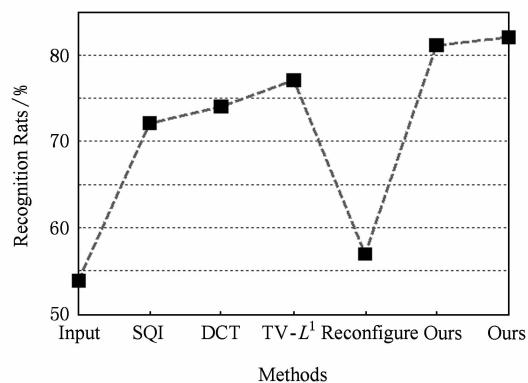
### 3.2 真实阴影人脸图像的光照归一化

实验采用具有真实阴影的人脸图像进一步验证本文方法的有效性。YaleBExt 中的光照方向涵盖了方位角从 -130° 到 +130°, 俯仰角从 +90° 到 -40° 的巨大变化, 因此, 许多人脸图像都包含严重的阴影。同样的, 实验分别采用不同的方法对真实阴影人脸图像进行光照归一化。

图 8(a)给出了不同方法光照归一化后的人脸图像。由图 8(a)可以看出, 对于具有真实阴影的人脸图像, 传统光照归一化方法如 SQI, DCT 和 TV-L<sup>1</sup>, 由于没有利用人脸对称性约束, 仍然无法有效地恢复图像阴影区域中的人脸特征。SQI 光照归一化的



(a) Normalized face images with different methods



(b) Recognition rats with different lighting normalization methods

Fig. 8 Comparison of different lighting normalization methods on face images with real shadows.

图 8 在真实阴影人脸图像库上对不同光照归一化方法的比较

结果中一方面没有消除阴影造成的虚假边缘,另一方面人脸阴影区域光照明归一化后的产生了大量高频噪声。在 DCT 和 TV- $L^1$  光照明归一化后的图像中,阴影区域的人脸特征仍然是模糊的一片。Reconfigure 方法只有在图像对称位置均没有阴影时才可以得到主观效果较理想的处理结果,如图 8(a)第 6 列和第 7 列所示。相比之下,本文利用人脸对称性先验进行光照明归一化的方法则较好地恢复了图像阴影区域中的人脸特征。

实验进一步验证了不同光照明归一化方法对提高 Fisherfaces<sup>[19]</sup>识别算法性能的有效性。实验中, Fisherfaces 采用了 C-1 维特征,其中 C 为训练集中人脸的类别数。在本文提出的方法中,理想光照明子区域分别采用固定尺度阈值和线性模型自适应确定尺度阈值两种方式。不同方法光照明归一化后, Fisherfaces 算法的识别性能由图 8(b)给出。由图 8(b)可以看出,在原始人脸图像上,Fisherfaces 算法的识别性能仅为 54%,在分别采用 SQI、DCT 和 TV- $L^1$  进行光照明归一化后,Fisherfaces 的识别性能分别达到了 72%,74% 和 77%。基于左右侧人脸镜像的 Reconfigure 方法光照明处理后的人脸识别性能提升为 57%。这一方面体现了人脸对称性先验的作用,同时也说明了 Reconfigure 方法在利用人脸对称性时的局限性。本文利用人脸对称性先验作为约束进行光照明归一化后,Fisherfaces 的识别性能获得较大提升。理想光照明子区域采用固定尺度阈值时的识别性能为 81%,采用线性模型自适应确定尺度阈值时识别性能略有提升,达到了 81.8%。人脸识别性能的对比再一次证明,本文方法能有效地提高人脸识别算法对光照变化的鲁棒性。

### 3.3 对人脸误配准与非对称几何归一化的鲁棒性

在上述实验中,将人脸图像归一化为  $64 \times 80$  的大小时,均将两眼坐标设置为左右对称。在实际人脸识别系统中,受到自动人脸特征点定位算法精度的限制,人脸几何归一化过程中很难保证两眼坐标完全左右对称。因此,有必要验证光照明归一化方法在误配准情况下的鲁棒性。在人脸几何归一化过程中,对于测试集合(Probe)中的人脸图像,通过将两眼坐标在水平方向的分别左右平移若干像素,增加几何归一化后人脸图像的非对称性,而对原型图像集合(Gallery)则仍然进行对称的几何归一化。这样处理后的数据集包含了测试集与原型集之间的误配准以及非对称几何归一化两种因素。如图 9 中 X 轴下面

的图像所示,眼睛的位置分别左右平移 1~4 个像素。然后,分别采用不同的方法对上述非对称人脸图像进行光照明归一化,并进行人脸识别实验。

图 9 给出了人脸误配准和非对称几何归一化因素下,利用不同方法进行光照明归一化后的识别性能。由图 9 可以看出,DCT 和 TV- $L^1$  在平移超过 2 个像素以及 SQI 在平移超过 3 个像素时,其光照明归一化后人脸图像的识别性能已经低于原始图像上的识别性能。Reconfigure 和本文提出的方法在平移到 4 个像素时,光照明归一化依然可以有效提高识别性能,但相比之下,利用本文方法进行光照明归一化后可以取得更高的识别性能。

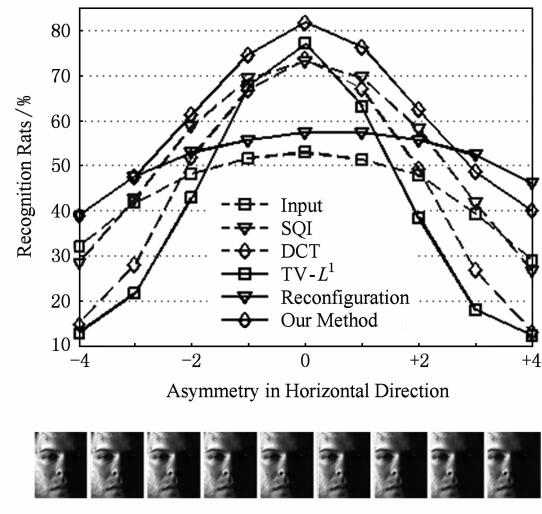


Fig. 9 Robustness of lighting normalization approaches against face misalignment and asymmetric geometric normalization.

图 9 光照明归一化方法对人脸误配准与非对称几何归一化的鲁棒性

## 4 结 论

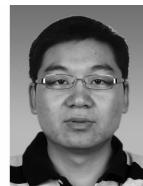
本文提出了一种利用人脸对称性先验的光照明归一化方法,该方法对人脸图像的阴影区域进行光照明归一化时,充分参考其对称非阴影区域中的人脸结构信息,从而较好地恢复图像阴影区域中的人脸特征。实验结果表明,本文提出的光照明归一化方法能有效提高识别算法对光照变化的鲁棒性,并对人脸误配准和非对称人脸几何归一化具有较好的鲁棒性。

利用人脸对称性进行光照明归一化的方法对人脸配准和几何归一化的精度有一定的依赖,然而,通过搜索一个子区域的对称位置及对称位置的邻域位置,以确定其最佳对称子区域的弹性对称子区域

确定方法,又会导致计算代价几十倍甚至上百倍的增加,以至于光照归一化的计算代价远超过识别算法的计算代价而失去实用意义。如何在复杂多变的输入图像状态下高效并准确地确定对称子区域将是有待我们进一步研究的工作。

## 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 on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 721-732
- [2] Gonzalez G Z, Woods R E. Digital Image Processing [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1992: 91-94
- [3] Shan Shiguang, Gao Wen, Cao Bo, et al. Illumination normalization for robust face recognition against varying lighting conditions [C] //Proc of the 9th ICCV Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Piscataway, NJ: IEEE, 2003: 157-164
- [4] Basri R, Jacobs D W. Lambertian reflectance and linear subspaces [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(2): 218-233
- [5] Ramamoorthi R, Hanrahan P. On the relationship between radiance and irradiance: Determining the illumination from images of a convex Lambertian object [J]. Journal of the Optical Society of America, 2001, 18(10): 2448-2459
- [6] Wang Haitao, Li Ziqing, Wang Yangsheng. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image [C] //Proc of the 6th IEEE Int Conf on Automatic Face and Gesture Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: 819-824
- [7] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround Retinex [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462
- [8] Chen Weilong, Er M J, Wu Shiqian. Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics: Part B, 2006, 36(2): 458-466
- [9] Du S, Ward R. Wavelet-based illumination normalization for face recognition [C] //Proc the 12th IEEE Int Conf on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 954-957
- [10] Han Hu, Shan Shiguang, Chen Xilin, et al. Illumination transfer using homomorphic wavelet filtering and its application to light-insensitive face recognition [C] //Proc of the 8th IEEE Int Conf Automatic Face and Gesture Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 1-6
- [11] Choi S, Jeong G. Shadow compensation using Fourier analysis with application to face recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(1): 23-26
- [12] Gross R, Brajovic V. An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition [C] //Proc of the 4th Audio-and-Video-Based Biometric Person Authentication. Berlin: Springer, 2003: 10-18
- [13] Chen T, Yin Wotao, Zhou X S, et al. Total variation models for variable lighting face recognition [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (9): 1519-1524
- [14] Zou Mouyan. Deconvolution and Signal Recovery [M]. Beijing: National Defence Industrial Press, 2001 (in Chinese) (邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001)
- [15] Zhang Yan, Feng Jufu. Eliminating variation of face images using face symmetry [C] //Proc of the 4th Int Conf on Audio-and-Video-Based Biometric Person Authentication. Berlin: Springer, 2003: 523-530
- [16] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612
- [17] Han Hu, Shan Shiguang, Qing Laiyun, et al. Lighting aware preprocessing for face recognition across varying illumination [C] //Proc of the 11th European Conf on Computer Vision. Berlin: Springer, 2010: 308-321
- [18] Georgiades A S, Belhumeur P N, Kriegman D J. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 643-660
- [19] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720



Han Hu, born in 1982. PhD. Postdoctoral fellow in Michigan State University, United States. His main research interests include computer vision, pattern recognition, and image processing.



Shan Shiguang, born in 1975. PhD. Professor of the Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences. Member of IEEE and China Computer Federation. His main research interests include image processing and analysis, computer vision, pattern recognition, machine learning, and human-computer interaction.



Chen Xilin, born in 1965. PhD. Professor of the Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences. Senior member of IEEE and China Computer Federation. His main research interests include computer vision, pattern recognition, image processing, and multi-modal interfaces.



Gao Wen, born in 1956. PhD. Professor of Peking University. Fellow of Chinese Academy of Engineering, Fellow of IEEE, and fellow member of China Computer Federation. His main research interests include image processing, video coding and communication, pattern recognition, multimedia information retrieval, multimodal interface, and bioinformatics.

## 2013 年全国开放式分布与并行计算学术年会

<http://dpcs2013.kmu.edu.cn>

### 征文通知

由中国计算机学会开放系统专业委员会主办、昆明学院承办的“2013 年全国开放式分布与并行计算学术年会(DPCS2012)”将于 2013 年 8 月 16—18 日在云南昆明召开。本次年会将与《微电子学与计算机》和《计算机应用》合作,会议录用论文将推荐至上述刊物以正刊方式发表。优秀论文将予以奖励并推荐到一级学报发表。欢迎大家积极投稿。有关征文事宜通知如下:

#### 征文范围(包括但不限于):

- 1) 开放式分布与并行计算模型、体系结构、编程环境、算法及应用;
- 2) 开放式网络、数据通信、网络与信息安全、业务管理技术;
- 3) 开放式海量数据存储与 Internet 索引技术,分布与并行数据库及数据/Web 挖掘技术;
- 4) 开放式网格计算、云计算、Web 服务、P2P 网络及中间件技术;
- 5) 开放式无线网络、移动计算、传感器网络与自组网技术;
- 6) 分布式人工智能、多代理与决策支持技术;
- 7) 开放式虚拟现实技术与分布式仿真;
- 8) 开放式多媒体技术与流媒体服务,媒体压缩、内容分送、缓存代理、服务发现与管理技术。

论文必须是未正式发表的或者未正式被录用的研究成果。稿件格式应包括题目、作者、所属单位、摘要、关键词、正文和参考文献等,具体格式参照网站提供的样式。

务必附上第一作者简历(姓名、性别、出生年月、出生地、职称、学位、研究方向等)、通信地址、邮政编码、联系电话和电子信箱。并注明论文所属领域。来稿一律不退,请自留底稿。

论文投稿截止日期:2013 年 5 月 8 日;论文录用通知日期:2013 年 6 月 8 日。

本次会议采用网上投稿方式,作者通过 <http://dpcs2013.kmu.edu.cn> 上相关链接进行投稿。

会议承办方联系人、联系电话及 Email 信箱:

昆明学院信息技术学院 申时凯,电话:13108898215,电邮:kmssk2000@sina.com

专委会联系人和联系电话及 Email 信箱:

南京大学计算机系 叶保留,电话:13913903510,电邮:yebl@nju.edu.cn