

基于小波子带图像的人脸光照归一化方法^{*}

刘小平^{1 2}, 赖剑煌^{1 3}, 张智斌⁴

- (1. 中山大学信息科技学院电子与通信工程系, 广东 广州 510275;
2 电子科技大学中山学院计算机工程系, 广东 中山 528402;
3 广东省信息安全重点实验室, 广东 广州 510275;
4 华南理工大学数学科学学院, 广东 广州 510641)

摘 要: 数字人像识别技术的研究成果有广泛的应用前景, 但光照问题是影响人脸识别技术关键的因素之一。对未知光源参数且具有左右光照不均匀的正脸图像, 根据小波不同子带图像上的频率特点, 提出了一种小波子带图像上的人脸光照归一化方法。在 Yale B 人脸库上的实验表明, 新方法能较有效的解决人脸识别中的左右不均匀光照恢复问题, 使人脸识别率有显著提高。

关键词: 光照恢复; 小波变换; 人脸识别

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2007) 05-0025-04

人脸识别问题的研究始于 30 多年前, 近 10 多年来已研究出许多在实验室条件下高性能的算法和若干人脸识别产品, 但是根据 FRVT2002 的最新评估报告, 室外光照条件对测试产品的人脸识别影响非常大^[1]。因此, 人脸的光照问题是影响人脸识别算法实用化的主要问题之一。

Sim 等^[2]指出在人脸光照处理方面, 现有的研究方法主要有以下 3 类: 基于不变特征的方法、光照变化建模方法和人脸图像归一化的方法。基于不变特征的方法是利用人脸图像不会伴随光照条件改变而变化的不变特征来进行人脸识别。Shashua 等^[3]提出的商图像 (Quotient Image) 方法是该类方法中较有效的方法。光照变化建模方法主要是在图像空间的一些适当的子空间或者流形内去学习人脸图像光照条件变化的程度, 对一人脸图像的识别通过在图像空间中选择一个逼近人脸图像的子空间或流形来实现。人脸图像归一化方法试图把人脸在不同光照条件下的图像归一化。对给定的人脸图像通过图像变换的方法或者通过合成一张新的图像, 把人脸图像归一化成标准化形式, 使用归一化后的人脸图像进行人脸识别。典型的方法有 Blanz 等^[4]提出 3D Morphable 人脸模型方法, Zhao 等^[5]提出的基于人脸对称性的 MBSFS (model-based source from shading) 算法, Wang 等^[6]提出了基于子空间建模和商图像方法的光照对齐混合方法, 张智斌

等^[7]提出了一种基于参考人脸模型的快速人脸光照恢复方法。

沿着文献 [7] 指出的方向, 本文在小波理论分析的基础上, 进一步提出了一种小波子带图像上的人脸光照归一化方法。此方法在光照恢复时, 所需预先给定的特征点较文献 [7] 的方法少 16 个, 但光照恢复后的纹理更加逼真。

1 基于小波子带图像特性的人脸光照恢复方法

我们着重研究在小波子带图像上的人脸光照影响的特性, 根据不同子带图像上的频率特点, 提出相应的光照恢复方法, 即低频子带图像上采用 PCA 建模方法和高频子带图像上采用对称影射的方法。

1.1 小波多分辨率分析和子带图像的特性

Nastar 等^[8]指出光照变化主要影响图像的低频谱。这说明光照对图像不同频率段的影响是不同的, 根据图像不同频率段的特性进行人脸图像光照恢复是可行的。

众所周知, 通过小波多分辨率分析, 可以构造一对正交镜像滤波器, 将一幅图像分解为一系列不同频率的小波子带图像的集合^[9]。这一思想可简

* 收稿日期: 2006-12-28
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60373082); 教育部科技资助项目 (105134); 广东省自然科学基金资助项目 (06023194); 广东省科技攻关资助项目 (2006B37401002)

作者简介: 刘小平 (1976 年生), 女, 助教; 通讯联系人: 赖剑煌; E-mail: stslh@mail.sysu.edu.cn

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

单地表述如下:

假设给定平方可积的二维离散信号 (即图像) $\{A_0(m, n)\}_{m, n \in \mathbb{Z}} \in \mathbb{L}^2$, 即将 $\{A_0(m, n)\}_{m, n \in \mathbb{Z}}$ 看作是 0 尺度空间的剩余尺度系数序列。令 h 和 g 分别为小波多分辨率分析获得的低通和高通滤波器, 则通过下列二维图像的小波分解递推公式 (Mallat 算法) 可以将图像分解尺度为 $j+1$ 的低频图像 $A_{j+1}(m, n)$ 和 高频图像 $H_{j+1}(m, n)$ 、 $V_{j+1}(m, n)$ 、 $D_{j+1}(m, n)$:

$$A_{j+1}(i, l) = \sum_{k, m} h(k-2i)h(m-2l)A_j(k, m) \quad (1)$$

$$H_{j+1}(i, l) = \sum_{k, m} g(k-2i)h(m-2l)A_j(k, m) \quad (2)$$

$$V_{j+1}(i, l) = \sum_{k, m} h(k-2i)g(m-2l)A_j(k, m) \quad (3)$$

$$D_{j+1}(i, l) = \sum_{k, m} g(k-2i)g(m-2l)A_j(k, m) \quad (4)$$

例如, 将一幅光照待恢复人脸图像进行一层小波分解, 得到如图 1 所示的各频子图像。

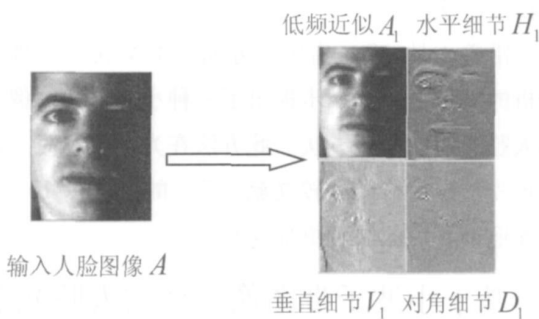


图 1 输入人脸图像及其小波分解

Fig. 1 input face image and its wavelet decomposition

1.2 基于参考人脸模型和 PCA 方法的人脸纹理重建模型

该方法包括下面四个主要步骤:

第一步, 选取参考人脸模型并建立人脸对齐方法: 选择一幅光照均匀的正脸图像 $I(x, y)$ 作为参考人脸模型, 对 $I(x, y)$ 和待光照恢复图像 $A(x, y)$ 分别做小波分解得到它们的低频近似子图像 $I_1(x, y)$ 和 $A_1(x, y)$ 。在人脸图像 I_1 和 A_1 上选择 30 个特征点作为顶点在人脸区域内做三角形剖分得到人脸区域上的一个三角形网格。利用三角形卷绕的原理把 A_1 上三角形网格内的纹理卷绕到参考人脸模型 I_1 上三角形网格内得到图像 B_1 , 本步骤实现了待光照恢复人脸低频子图像与参考人脸模型低频子图像的对齐 (如图 2 所示)。 B_1 上三角形网格内的像素值做行排序得到 A 的低频人脸纹理向量 $T = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$, N 为 B_1 上三角形网格内像素点的总数。 T 为待光照恢复低频人脸纹理的特征表达。

第二步, 用 PCA 方法建立标准光照下的人脸纹理模型: 由一组光照均匀的训练人脸像, 可获得它们的低频人脸纹理向量 $\text{Texture}(1), \dots, \text{Texture}(m)$, 其中 m 为训练图像的数量。可以计算它们的平均低频人脸纹理向量 T 和协方差矩阵 C_T 。 T 和 C_T 定义为:

$$T = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \text{Texture}(i) \quad (5)$$

$$C_T = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{Texture}(i) - T)(\text{Texture}(i) - T)^T \quad (6)$$

根据 PCA 变换的原理, 可建立标准光照下的人脸纹理模型:

$$T = T + \sum_{i=1}^m a_i * T_i \quad (7)$$

其中, T 是待光照恢复人脸的低频人脸纹理向量, T_i 是协方差矩阵 C_T 的特征向量。

第三步, 估计人脸光照阴影区域: 待光照恢复的人脸图像 A 的对齐后的低频人脸子图像 B_1 中的人脸区域与参考人脸模型 I 的低频子图像 I_1 中的人脸区域上有形状、大小相同的三角形网格。参考人脸模型 I 是光照均匀的图像, 可选取合适的阈值, 以 I_1 为基准去度量 B_1 上三角形网格内的各个三角形区域是否属于光照阴暗区域。

第四步, 根据 B_1 上光照明亮区域的纹理信息估计标准光照下人脸纹理模型的最优重建系数, 从而重建原图像人脸纹理实现人脸光照恢复: 待光照恢复图像 B_1 上的像素点已被划分为位于光照明亮区域的像素点集合 X_1 和位于光照阴影区域的像素点集合 X_2 两部分。将集合 X_1 的像素值代入人脸纹理重建模型公式 (7) 中, 去估计系数 $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)$, 即可以获得超定方程组:

$$T(x_j) = \sum_{i=1}^m \alpha_i * T_i(x_j), (j=1, \dots, n) \quad (8)$$

这里, $T = T - T x_1, \dots, x_n \in X_1$ 。可求得超定方程组满足最小误差的最优解 α^* , 其中误差函数定义为:

$$E(\alpha) = \sum_{j=1}^m \left(T(x_j) - \sum_{i=1}^m \alpha_i * T_i(x_j) \right)^2 \quad (9)$$

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} E(\alpha) \quad (10)$$

将 α^* 代入公式 (7) 可以重建人脸图像 B_1 在均匀光照下的人脸纹理:

$$T(x_j) = T(x_j) + \sum_{i=1}^m \alpha_i^* * T_i(x_j), \quad (j=1, \dots, k) \quad (11)$$

其中, $x_1, \dots, x_k$ 是人脸区域的所有像素, k 是

人脸区域像素点的总数。

最后再把人脸 B_1 纹理重建后的图像反卷绕回原待光照恢复人脸低频子图像 A_1 的人脸区域得到的图像记为 $\tilde{A}_1$ ，即为原光照待恢复人脸低频子图像 A_1 光照恢复后的图像（如图 3 所示）。

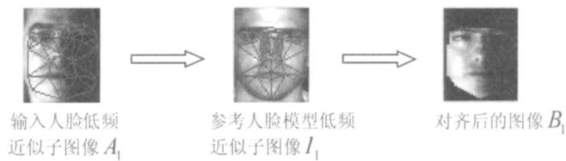


图 2 输入人脸低频子图像与参考人脸低频子图像的对齐
Fig 2 Warping the Approximation image A_1 of input face image to the Approximation image I_1 of reference face image

1.3 高频子图像的光照矫正与小波重构

人脸高频子图像主要体现的是人脸的细节，而人脸光照阴影主要导致细节的丢失。根据人脸信息的对称性和上述人脸低频子图像明暗区域的估计结果，对高频子图像阴暗区域数值的调整方法就是对称地把明亮区域的像素值赋给阴暗区域对应位置的像素。

对未知光源参数且具有左右光照不均匀的正脸图像，假设图像的大小为 $m * n$ 。我们知道一些人脸特征点，特别是两个内眼角点，左内眼角点为 $P_1(x_1, y_1)$ 和右内眼角点为 $P_2(x_2, y_2)$ ，即 $y_1 < y_2$ 和 $x_1 \approx x_2$ 。则矫正后的水平细节图像 $H_1(x, y)$ ，垂直细节图像 $V_1(x, y)$ 和对角细节图像 $D_1(x, y)$ 可以由下面的计算得到：

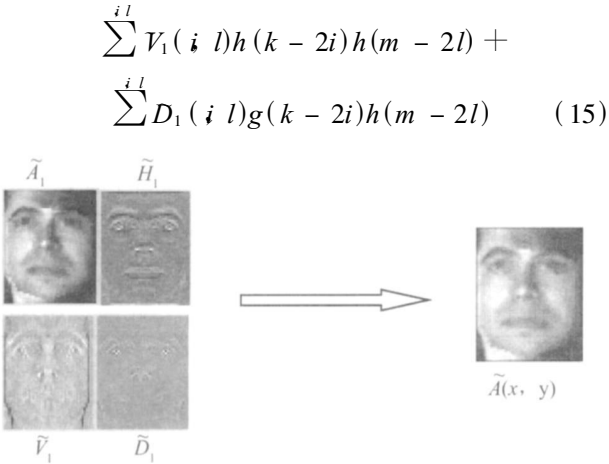
$$H_1(x, y) = \begin{cases} H_1(x, y) & (x, y) \notin X_2 \\ H_1(x, y_1 + y_2 - y) & (x, y) \in X_2 \end{cases} \tag{12}$$

$$V_1(x, y) = \begin{cases} V_1(x, y) & (x, y) \notin X_2 \\ V_1(x, y_1 + y_2 - y) & (x, y) \in X_2 \end{cases} \tag{13}$$

$$D_1(x, y) = \begin{cases} D_1(x, y) & (x, y) \notin X_2 \\ D_1(x, y_1 + y_2 - y) & (x, y) \in X_2 \end{cases} \tag{14}$$

有了高频子图像的细节矫正以及低频子图像的人脸纹理重建，最后再把调整后的各频子图像的数值按公式（15）进行小波反变换，便得到光照恢复后的输出图像 $\tilde{A}(x, y)$ （如图 3 所示）。

$$\tilde{A}(k, m) = \sum_{i,l} \tilde{A}_1(i, l) h(k - 2i) h(m - 2l) + \sum_{i,l} \tilde{H}_1(i, l) g(k - 2i) h(m - 2l) + \sum_{i,l} \tilde{V}_1(i, l) h(k - 2i) g(m - 2l) + \sum_{i,l} \tilde{D}_1(i, l) g(k - 2i) g(m - 2l) \tag{15}$$



矫正后的低频近似图像 $\tilde{A}_1$ 矫正后的水平细节图像 $\tilde{H}_1$ 矫正后的垂直细节图像 $\tilde{V}_1$ 矫正后的对角细节图像 $\tilde{D}_1$ 重构后的输出图像 $\tilde{A}(x, y)$
图 3 矫正后的各频子图像以及重构后的输出图像
Fig 3 Face images after restoration in Fig 1 and its reconstructed face image

2 实验结果和分析

实验中，所有训练图像和测试图像是取自 Yale B 库中的标准正脸图像，选用了 Daubechie 1 小波分解了一层（因为原图像分辨率比较低）。图 4 和图 5 分别是光照恢复前和光照恢复后的人脸图像。



图 4 Yale B 中光照恢复前的人脸图像
Fig 4 Face images before illumination restoration in Yale B



图 5 图 4 中光照恢复结果
Fig 5 illumination restoration result of Fig. 4

为了对光照恢复后的效果做客观评价，我们采用 Fisherface 方法对光照恢复前和恢复后的人脸图像做人脸识别效果的比较^[10]。Yale B 人脸数据库中的正脸图像按拍摄时的光源方向不同被分为 5 个子集，它们的光照变化程度是逐渐增强的。识别实验时，对每个对象随机抽取 5 幅光照均匀的正脸图像做训练，其它做测试图像，循环 10 次，分别得到各个子集上的平均识别率。其识别结果见表 1

所示。

表 1 Yale B库中光照恢复前和光照恢复后的人脸识别率比较

Tab. 1 Recognition rate comparisons of before illumination restoration and illumination restoration in Yale B					
人脸识别率	1子集	2子集	3子集	4子集	5子集
光照恢复前 %	100	99.18	88.09	68.69	44.16
光照恢复后 %	100	100	99.73	90.08	60.42

如表 1 所示，在光照条件剧烈变化的第 3、4、5 组上的实验结果表明，使用本文的方法做光照恢复后的人脸识别率比恢复前的识别率有了显著的提高，识别结果客观地说明本文的方法对光照恢复效果是良好的。

4 讨 论

本文针对左右光照的正脸图像，提出了一种小波子带图像上的人脸光照归一化方法。本算法存在的不足为：①人脸特征点是手工点取的，可能会存在偏差；②该方法对左右光照的正脸图像有较好的恢复效果，但对于非左右光照的偏光、侧光图像的恢复方法有待进一步研究和探讨。

参考文献:

[1] PHILLIPS P J GROTH R M CHEALIS R J et al FRVT 2002 Evaluation report[EB/OL]. [2003 - 03] <http://www.frv1.org/FRVT2002/documents.htm>

[2] SM T KANADE T Combining modela and examplars for face recognition: An illuminating example[C]. Proceed ings of Workshop on Models versus Exemplars in Computer Vision. CVPR. 2001

[3] SHASHUA A RIKLIN-RAVIN T. The quotient image: Class based Rendering and recognition with varying illuminations[C]. IEEE Trans on PAMI 2001; 129 - 139.

[4] BLANZ V, VETTER T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. IEEE Trans on PAMI 2003 25(9): 1063 - 1074

[5] ZHAO W, CHELLAPPA R. Illumination insensitive face recognition using symmetric shape from shading[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. 2000

[6] WANG Haitao LI Stan Z WANG Yangsheng et al Illumination modeling and normalization for face recognition [C]. Proceedings of AMFG03. 2003

[7] 张智斌, 赖剑煌, 邓东皋. 未知光源参数的人脸光照恢复方法[J]. 计算机研究与发展, 2005 42(4): 629 - 634.

[8] NASTAR C MOGHADDAM B PENTLAND A. Flexible images: Matching and recognition using learned deformations[J]. Computer Vision and Image Understanding 1997 65(2): 179 - 191

[9] MALLAT S. A theory of multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach. Intell, 1989 11: 674 - 693

[10] BEIHUMEUR P N HESPANHA JR KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans On PAMI , 1997 19: 711 - 720

Illumination Normalization for Human Face Based on Wavelet Subband Image

LU Xiao-ping^{1, 2}, LAI Jian-huang^{1, 3}, ZHANG Zhi-bin⁴
(1. Department of Electronics & Communication Engineering, School of Information Science & Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;
2. Department of Computer Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Zhongshan Institute, Zhongshan 528402, China;
3. Guangdong Province Key Laboratory of Information Security, Guangzhou 510275, China;
4. School of Mathematical Sciences, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract Research achievements from the technique of digital face recognition have bright future, but problem from illumination is a crucial factor in face recognition. For recognizing image with unknown parameter from the source of illumination and asymmetric illumination frontal image, it was proposed a normalization method of facial illumination based on wavelet Subband image, which concerns different characteristics of low subband and high subband. Experiment results from test on Yale B face database indicate that the new method can solve asymmetric illumination restoration problems in face recognition very efficiently, and greatly improves the recognition rate in face recognition.

Key words illumination restoration; wavelet transformation; face recognition