

频域光照归一化的人脸识别

琚生根, 周激流, 何 坤, 夏 欣, 王 刚

(四川大学计算机学院 成都 610065)

【摘要】为了降低人脸识别对环境条件的要求, 克服光照对人脸识别的影响, 通过分析人脸图像的幅频特性和相频特性, 提出了频域光照归一化的人脸识别, 对任何光照条件下采集的图像经过归一化后, 光照与训练库中完全相同, 同时保留了人脸的可区分性。人脸之间差异的信息量一般较少, 运用最小非零特征向量作为人脸特征。实验仿真表明, 与传统方法相比, 频域光照归一化人脸识别方法对光照变化具有鲁棒性。

关键词 鲁棒性; 人脸识别; 光照归一化; 相频特性

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2009.06.027

Face Recognition Based on Illumination Normalization in Frequency-Domain

JU Sheng-gen, ZHOU Ji-liu, HE Kun, XIA Xin, and WANG Gang

(School of Computer Science, Sichuan University Chengdu 610065)

Abstract In order, to reduce the impact environmental requirements and overcome the effects of illumination on face recognition, a novel recognition method is presented based on normalization illumination in frequency-domain, via analyzing the Amplitude-frequency and phase-frequency characteristics of human faces. Collected images under any light conditions are normalized so that the light is exactly the same for the training images, while retaining the distinctive features of human faces. As the different information of faces is usually small, the smallest non-zero eigenvector is chosen as a facial feature. Experimental results show that our method is more robust against light than traditional methods.

Key words characteristic robustness; face recognition; illumination normalization; phase-frequency

在信息技术飞速发展的今天, 电子商务、网上银行、公共安全等领域对身份认证的可靠性和方式提出了新的要求, 传统身份认证方法已不能满足这些要求^[1-2]。人脸作为生物特征具有不易伪造、不会遗失、终身不变和随身携带等优点, 与其他人体生物特征识别系统相比, 人脸识别系统更加直接、友好, 使用者无任何心理障碍, 是未来身份认证发展的方向之一。但人脸识别在应用中还有光照、姿态表情、人脸附属物和年龄等因素对人脸识别的影响等几个尚未解决的难点问题^[3-7]。

传统的人脸识别方法大致可以分为两大类:

(1) 基于几何特征的人脸识别^[8-9]。

该方法根据人脸图像特征点(眼睛、嘴巴和眉毛等表述人脸特征的器官)的空间相关性信息进行人脸识别。但是人脸图像特征点提取的鲁棒性易受到

光照的影响。

(2) 另一类是基于统计特征的人脸识别^[11]。

该方法运用大量的人脸样本进行训练得到人脸特征。人脸样本受到光照的影响, 经过统计训练得到的人脸特征也与光照有关。一个人的不同光照下人脸样本经过统计训练后得到的特征会完全不同。为了克服光照对人脸识别的影响, 要求将待识别的人脸在保留可区分性的同时把待识别人脸图像的光照转化为与人脸训练库中人脸样本光照近似相等。

传统光照归一化主要有两种算法^[10]:

(1) 以单一人脸样本图像为对象的灰度直方图均衡化算法。灰度级直方图反映了一幅图像中灰度级与具有该灰度级的像素出现的频率之间的关系。直方图均衡化就是将图像的灰度分布转换为均匀分布。经过直方图均衡化, 各灰度等级的分布更加平

衡, 图像的细节更加清楚。但是灰度直方图均衡化后人脸样本图像的光照与训练库中的光照无关。

(2) 以人脸训练样本灰度分布均值和方差为基础的灰度归一化^[11-12](统计特性归一化)。将待识别人脸图像灰度分布的均值和方差调整到与人脸训练样本灰度分布均值和方差一致。从而达到待识别人脸图像的亮度与训练库中的亮度一致。克服了图像本身由于灰度分布问题造成的影响, 对像素点进行光照归一化。该方法对相应像素点的内容相同的图像进行光照归一化的效果较好。但实时采集的人脸图像像素与人脸库中人脸样本对应像素的内容可能不同, 这大大降低了归一化方法处理后的图像效果。

传统人脸识别要求人脸图像与人脸训练库的光照差异不大。这提高了人脸识别系统运行的环境条件, 从而限制了人脸识别的应用。本文为了降低人脸识别对环境条件的要求, 克服光照对传统人脸识别的影响。分析了人脸图像的幅频特性与人脸图像的亮度有关。同一人脸的不同光照图像的幅频特性完全不同, 而相频特性与光照无关。本文利用相频特性与光照无关这一特性提出了频域光照归一化的人脸识别, 对任何光照条件下采集的图像经过归一化后, 光照与训练库中完全相同, 同时保留了人脸的可区分性。人脸之间可区分性的信息量相对较小, 因此本文选用最小非零特征向量作为人脸特征。通过对人脸整体光照变亮、变暗和人脸局部区域光照变化的实验仿真结果表明本文人脸识别算法对光照具有鲁棒性。

1 频域光照归一化

实信号2D图像 $f(x, y)$ 的傅里叶变换定义为:

$$F(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N] \quad (1)$$

图像傅里叶变换后, 在频域中为一个复信号, 其实部 $R(u, v)$ 和虚部 $I(u, v)$ 分别为:

$$R(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos[2\pi(ux + vy)/N] \quad (2)$$

$$I(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \sin[-2\pi(ux + vy)/N] \quad (3)$$

将图像傅里叶变换的复信号用极坐标表示得到了图像幅频特性 $|F(u, v)|$ 和相频特性 $\phi(u, v)$:

$$|F(u, v)| = \sqrt{R^2(u, v) + I^2(u, v)} \quad (4)$$

$$\phi(u, v) = \arctan \left[\frac{R(u, v)}{I(u, v)} \right] \quad (5)$$

人脸识别系统中人脸图像的光照受到环境光照影响较大。如果环境光照变暗或者变量, 采集的人脸图像 $\hat{f}(x, y)$ 与正常环境光照下人脸图像 $f(x, y)$ 之间的关系:

$$\hat{f}(x, y) = kf(x, y) \quad (6)$$

式中 当 $k > 1$ 表示人脸图像 $\hat{f}(x, y)$ 相对于正常环境光照下人脸图像 $f(x, y)$ 整体变亮; 当 $0 < k < 1$ 表示人脸图像 $\hat{f}(x, y)$ 相对于正常环境光照下人脸图像 $f(x, y)$ 整体变暗。由式(1)~(5)可以得知人脸图像 $\hat{f}(x, y)$ 与 $f(x, y)$ 的幅频特性和相频特性的关系如下:

$$\begin{cases} |\hat{F}(u, v)| = k|F(u, v)| \\ \hat{\phi}(u, v) = \phi(u, v) \end{cases} \quad (7)$$

从式(7)知, 人脸图像的光照发生变化时, 人脸图像的幅频特性成比例地变换, 而相频特性保持不变。本文根据图像的相频特性与光照无关的性质, 提出了频域光照归一化的人脸识别。

设由 M 个人脸样本构成的人脸训练集为 x_i , 人脸训练集样本均值为:

$$m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (8)$$

人脸训练集样本均值 m 傅里叶变换的幅频特性 $|F_m(u, v)|$, 将 $|F_m(u, v)|$ 作为人脸光照归一化后的人脸的幅频特性, 将人脸 x_i 的相频特性 $\phi_i(u, v)$ 作为光照归一化后人脸相频特性。构成人脸 x_i 光照归一化后人脸图像频域的复信号。对该信号进行傅里叶反变换得到光照归一化后人脸为:

$$\hat{x}_i = F^{-1}\{|F_m(u, v)| \angle \phi_i(u, v)\} \quad (9)$$

从式(9)可知本文提出的光照归一化后人脸的幅频特性与训练集样本均值的幅频特性一致, 实现了人脸光照归一化的目的, 同时保留了相频特性的不变性。进而保留了人脸的可区分性。对人脸图像光照归一化的结果如图1所示。

图1中a、b、c、d各图从左到右依次表示: 不同光照下的人脸图像、对应的幅频特性、对应的相频特性、频域光照归一化后对应的人脸图像。

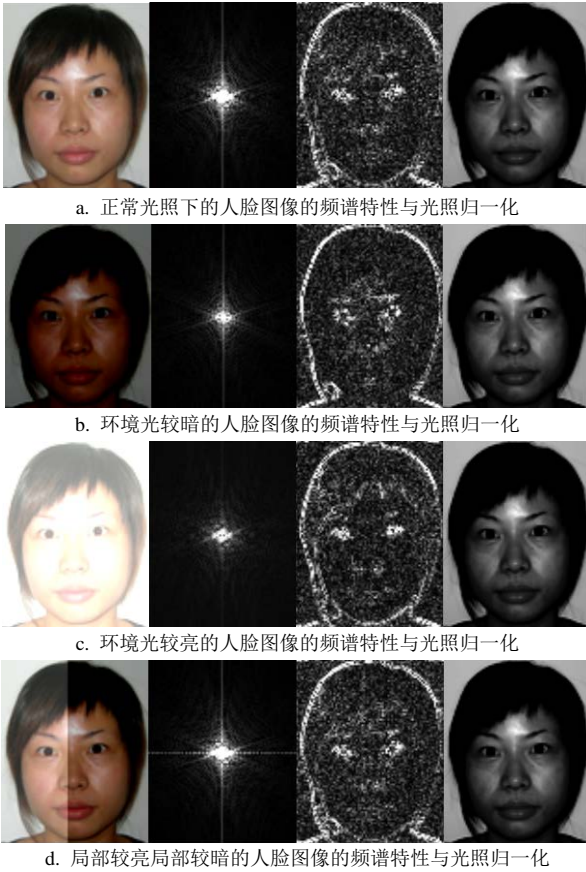


图1 人脸频谱特性和光照归一化

2 人脸特征向量提取

运用频域光照归一化对训练集中的人脸样本进行处理后得到的人脸训练集中各个人脸样本的幅频特性基本上一致, 同时由于人脸图像的相频特性与光照无关, 不同人脸图像的相频特性也不同。因此人脸样本之间的可区分性可以由相频特性表示。本文提出的频域光照归一化方法保留人脸图像的相频特性不变。从而保留了人脸样本之间的可区分性。

对运用频域光照归一化的人脸样本进行KL统计分析得到特征值 λ_i 所对应的特征向量 μ_i 。特征值 λ_i 满足下面关系:

$$\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{m-1} \geq \lambda_m \geq \lambda_{m+1} \geq \dots \geq \lambda_{n-1} > 0 \quad (10)$$

式中 前 m 个特征值所对应的特征向量仅仅反映人脸训练集人脸样本的整体信息的分布空间, 且这些特征向量 $\mu_A = (\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_{m-1})$ 构成了人脸识别的主元分析空间。频域光照归一化后的人脸样本运用主元分析得到的人脸低维数据可区分性较小。

本文对ORL人脸库的人脸样本进行频域光照归一化后进行主元分析, 选取5个主元特征向量, 得到部分人脸(A、B两类)样本的低维数据表示如表1所示。A、B两类人脸样本的均值和类内标准方差分别

为 $\mu_i^A, \mu_i^B, \delta_i^A, \delta_i^B$ 。

本文定义两类人脸样本的可区分度定义为:

$$\alpha_i^{A,B} = \frac{|\mu_i^A - \mu_i^B|}{\delta_i^A - \delta_i^B} \quad (11)$$

表1 人脸样本的低维数据

类别	样本	低维数据				
A	1	-70.50	-470.50	-788.90	-19.00	96.10
	2	121.40	178.30	-886.80	-277.10	490.60
	3	-348.40	1176.70	20.47	-708.90	-708.80
	4	-427.40	1094.60	-315.60	-148.20	-197.10
	5	304.90	254.70	-920.00	189.60	152.30
	均值 μ_A		-84.00	446.70	-578.10	-192.70
	方差 δ_A	308.80	689.70	413.40	336.10	449.60
B	1	-21.1	-466.0	-477.1	202.3	-206.6
	2	-124.9	-212.2	-367.6	112.6	-290.6
	3	-316.4	20.3	-377.7	156.3	-275.8
	4	-137.9	-134.9	-517.1	197.2	-224.4
	5	-477.8	4.6	-152.8	71.7	-367.7
	均值 μ_B		-215.6	-157.6	-378.4	148.0
	方差 δ_B	180.9	197.8	141.4	55.9	63.3
	$\alpha_i^{A,B}$	0.3	0.7	0.4	0.8	0.5

式(10)中后 n 个最小非零特征值所对应的特征向量 $\mu_B = (\mu_i, \mu_{i+1}, \dots, \mu_{i+m-1})$ 表示不同人脸之间的统计性差别。

对ORL人脸库的人脸样本进行频域光照归一化后进行主元分析, 选取5个非零最小特征向量, 表1中人脸样本的低维数据表示如表2所示。

表2 光照归一化后的人脸样本的低维数据

类别	样本	低维数据				
A	1	-5.40	-5.00	4.50	4.50	-2.00
	2	8.80	-2.10	1.00	1.80	-2.20
	3	9.50	0.80	6.00	-3.10	3.00
	4	9.20	0.50	-10.70	8.30	-1.20
	5	-6.80	4.80	-4.60	-10.40	0.50
	均值 μ_A		3.06	-0.20	-0.76	0.22
	方差 δ_A	8.30	3.60	6.90	7.20	2.20
B	1	-6.90	-16.60	-16.70	5.60	5.60
	2	12.20	-19.10	-12.90	-10.00	-3.50
	3	-14.00	17.60	6.00	-3.20	4.30
	4	-19.90	26.20	16.80	6.00	2.40
	5	-3.10	-21.60	2.60	23.60	0.05
	均值 μ_B		-6.34	-2.70	-0.84	4.40
	方差 δ_B	12.20	22.70	13.80	12.60	3.60
	$\alpha_i^{A,B}$	0.53	2.27	0.95	1.30	1.40

对同样的人脸样本进行频域光照归一化的进行KL变换后选取不同的特征向量作为人脸特征, 得到的人脸样本的可区分度不同, 从表1可知选取主元特征向量作为人脸特征。最大可区分度为0.8, 最小可区分度为0.3, 从表2可知选取最小非零特征向量作

为人脸特征。最大可区分度为2.27，最小可区分度为0.53。因此本文选用最小非零特征向量作为人脸特征进行人脸识别。

3 实验结果及分析

本文利用相频特性与光照无关这一特性进行人脸频域光照归一化，对任何光照条件下采集的图像经过归一化后，光照与训练库中完全相同，同时保留了人脸的可区分性。人脸之间可区分性的信息量相对较小，本文选用最小非零特征向量作为人脸特征。本文提出的频域光照归一化的人脸识别流程图如图2所示。

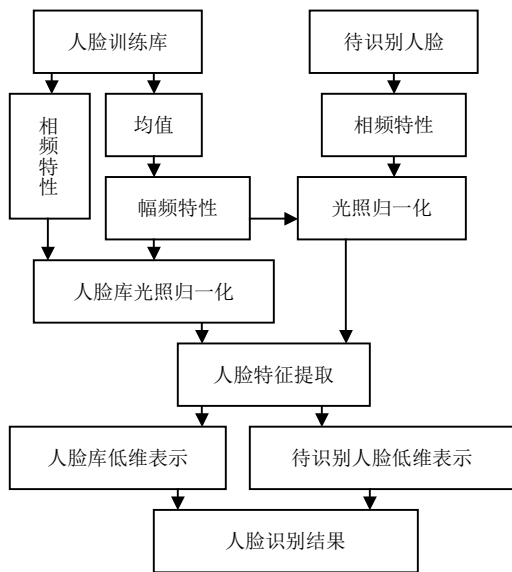


图2 频域光照归一化的人脸识别流程

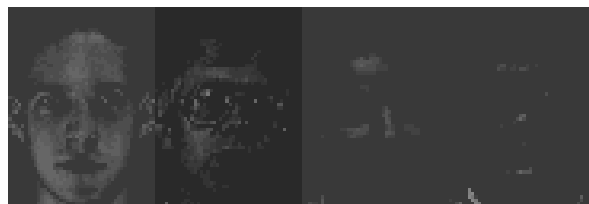
对光照变化较小的ORL人脸库400个人脸样本进行人脸识别仿真。为了验证人脸的光照对不同人脸识别算法的影响，而不考虑人脸姿态表情变化、年龄和人脸附属物对人脸识别的影响。本文将训练库中的人脸样本进行光照变化得到人脸测试样本。部分测试样本如图3所示。



a. 训练库中的样本



b. 人脸光照整体偏亮样本



c. 人脸光照整体偏暗样本

图3 400个人脸样本光照后的部分测试样本

对测试集分别采用直方图归一化处理、不处理、统计归一化处理以及本文方法的人脸识别率如表3所示：对于人脸整体光照变化的测试集，直方图归一化方法和本文方法的识别率相同。

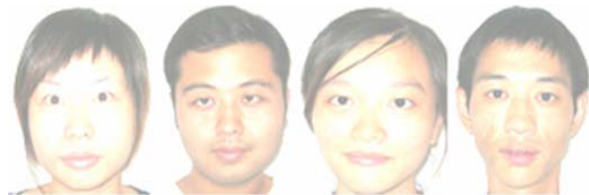
表3 图3样本的人脸识别率

人脸类别	识别率			
	直方图归一化	不处理	统计归一	本文方法
a	1	1.0	1.00	1
b	1	0.4	0.70	1
c	1	0.3	0.75	1

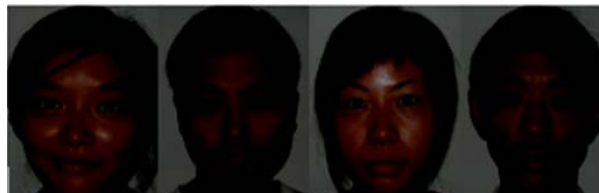
对人脸库的200个人脸样本进行人脸识别仿真。为了验证人脸的光照对不同人脸识别算法的影响，而不考虑人脸姿态表情变化、年龄和人脸附属物对人脸识别的影响。本文将训练库中的人脸样本进行光照变化得到人脸测试样本。部分测试样本如图4所示。



a. 训练库中的样本



b. 人脸光照整体偏亮样本



c. 人脸光照整体偏暗样本



d. 人脸局部光照样本

图4 200个人脸样本光照后的部分测试样本

对测试集分别采用直方图归一化处理、不处理、统计归一化处理以及本文方法的人脸识别率如表4所示: 对于人脸整体光照变化的测试集, 直方图归一化方法和本文方法的识别率相同。但是对于人脸局部光照变化的样本, 本文能够完全识别而直方图归一化的识别率较低。

表4 图4样本的人脸识别率

类别	人脸识别率			
	直方图归一化	不处理	统计归一	本文方法
a	1.0	1.0	1.00	1
b	1.0	0.5	0.60	1
c	1.0	0.4	0.65	1
d	0.6	0.4	0.50	1

4 结 论

传统人脸识别要求人脸图像与人脸训练库的光照差异不大。这一要求限制了人脸识别的应用。本文为了降低人脸识别对环境条件的要求, 克服光照对人脸识别的影响。分析了人脸图像的幅频特性与人脸图像的亮度有关。而相频特性与光照无关。同一人脸的不同光照图像的幅频特性完全不同, 利用相频特性这一特性提出了频域光照归一化的人脸识别, 对任何光照条件下采集的图像经过归一化后, 光照与训练库中完全相同, 同时保留了人脸的可区分性。人脸之间可区分性的信息量相对较小, 因此本文选用最小非零特征向量作为人脸特征。通过对人脸整体光照变亮、变暗和人脸局部区域光照变化的实验仿真结果表明: 对于整体光照变化的人脸运用直方图归一化和本文方法的识别率相同, 对于局部光照变化的人脸, 本文识别算法比直方图归一化的识别率高, 该算法对光照具有鲁棒性。

参考文献

- [1] KIM T, KITTLER J, CIPOLLA R. Learning discriminative canonical correlations for object recognition with image sets[J]. Lecture Notes In Computer Science, 2006, 35(93): 251-261.
- [2] CAI D, HE X, HU Y, et al. Learning a spatially smooth subspace for face recognition[C]//2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE Computer Society, 2007: 650-656.
- [3] SUN Xin, LIU Bing, LIU Ben-yong. Face recognition combining eigen features with a parzen classifier[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2005, 3(1): 18-21.
- [4] LEI Z, CHU R F, HE R, et al. Face recognition by discriminant analysis with gabor tensor representation [C]//Proceedings of IAPR/IEEE International Conference on Biometrics (ICB-2007). Seoul, Korea: IEEE Computer Society, 2007: 87-95 .
- [5] KIM T, KITTLER J, CIPOLLA R. Discriminative learning and recognition of image set classes using canonical correlations[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1005-1018.
- [6] WANG X, TANG X. A Unified framework for subspace face recognition[J]. Trans Pattern Anal Mach Intell, 2004, 26(9): 1222-1228.
- [7] XIE X, LAM K. An Efficient illumination normalization method for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(6): 609-617.
- [8] LIU D, LAM K, SHEN L. Illumination invariant face recognition[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(10): 1705-1716.
- [9] XIE X, LAM K. Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(2): 221-230.
- [10] BELHUMEUR P, KRIEGMAN D. What is the set of images of an object under all possible lighting conditions [C]//Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Canada: IEEE Computer Society, 1996: 270-277.
- [11] 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.
- [12] TAO D, LI X, WU X, et al. General tensor discriminant analysis and gabor features for gait recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2007, 29(10): 1700-1715.

编辑 蒋 晓