

基于相频特性的具有光照鲁棒的人脸识别研究

滕云¹ 贺春林¹ 汤永斌²

(西华师范大学计算机学院 南充 637002)¹ (南充职业技术学院计算机科学系 南充 637000)²

摘要 传统人脸识别对人脸图像光照要求与人脸训练库差异不大,这提高了人脸识别系统运行的环境条件,限制了应用范围。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,分析了人脸图像的相频特性与光照的无关性,提出了基于相频特性的人脸识别,保留了人脸之间的可区分性。由于人脸之间可区分的信息量较少,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,提出的基于相频特性的人脸识别对光照变化具有鲁棒性。

关键词 特征评估,相频特性,光照鲁棒,最小非零特征向量

Research on Face Recognition with Robustness to Illumination Change Based on Phase-frequency Characteristic

TENG Yun¹ HE Chun-lin¹ TANG Yong-bin²

(College of Computer, China West Normal University, Nanchong 637002, China)¹

(Department of Computer Science, Nanchong Professional Technic College, Nanchong 637000, China)²

Abstract The traditional face recognition method has high requirement to the face image to be recognized and require that there are little illumination differences between the face image acquired and the image in the training database, which restrict the environmental condition in which the face recognition system is operated, thus restrict the application of face recognition. In order to lessen the requirement of environmental condition in the face recognition and overcome the effect of illumination to the face recognition, the paper analyzed the amplitude-frequency characteristic and phase-frequency characteristic and put forward the illumination normalized face recognition method in the frequency domain. By normalization, the illumination between the image acquired and the image in the training database is identical and also the distinguishable property of face image was preserved. Generally, the information of the differences among the face images is less, so this paper considered the minimum non-zero eigenvector as the face feature. By the experiment simulation, compared with the traditional face recognition method, the method put forward in this paper is robust to illumination change.

Keywords Characteristic evaluation, Phase-frequency characteristic, Illumination robustness, Minimum non-zero eigenvector

1 引言

随着信息技术的飞速发展,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认证方式提出了新的要求,而传统身份认证方法不能满足这些要求。人脸作为生物特征具有不易伪造、不会遗失和随身携带等优点,同时更加直接、友好,使用者无任何心理障碍,它是未来身份认证发展方向之一。但人脸识别在应用中遇到几个尚未解决的难点问题: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^[1]。

传统的人脸识别方法大致可以分为两大类^[2,3]:一是基于几何特征的人脸识别,该方法将人脸器官(眼睛、嘴巴和眉毛)特征点的空间相关性信息作为人脸特征,运用这些特征进行人脸身份鉴定。但是人脸器官特征点提取的鲁棒性易受到

光照的影响。另一类是基于统计特征的人脸识别,该方法运用大量的人脸样本进行训练得到人脸统计特征。统计特征数据的来源是大量的人脸样本,所以经过统计训练得到的人脸特征也与光照有关。一个人在不同光照下的人脸样本经过统计训练后得到的特征会完全不同。在人脸识别系统中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^[4,5]:其一是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

到稿日期:2009-11-20 返修日期:2010-02-01 本文受四川省教育厅重点科研项目(08ZA018),校级科研项目(06A002)资助。

滕云(1971-),男,硕士,讲师,主要研究方向为软件理论、算法理论和图形图像处理教学及研究, E-mail:jiawu001@sina.com;贺春林(1971-),男,硕士生导师,副教授,主要研究方向为软件理论、计算机网络安全的研究与教学;汤永斌(1974-),男,硕士,讲师,主要研究方向为图形图像处理、网络安全、软件理论的教学与研究。

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。其二是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(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,达到待识别人脸图像与训练库中光照一致。对像素点进行光照归一化,该方法对像素点相对应信息的相同的图像光照归一化的效果较好。但是人脸实时采集的人脸图像受到姿态表情和年龄等因素的影响,采集的人脸像素与人脸库中对应像素的内容可能不同,降低了该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^[6]。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^[7,8]。本文利用相频特性与光照无关这一特性提出了基于相频特性的光照鲁棒的人脸识别,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化(变亮和变暗)和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。

2 人脸相频特性

实信号 2D 图像 $f(x, y)$ 的傅立叶变换 $F(u, v)$ 定义为^[9,10]:

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

图像的傅立叶变换后,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:

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

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

将图像傅立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的影响较大。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 $f(x, y)$ 之间的关系为:

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

式中,当 $k > 1$ 时,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 $0 < k < 1$ 时,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)一式(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(7)式可知人脸图像的光照发生变化时,其幅频特性成

比例的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这一性质,提出了频域光照归一化的人脸识别。

不同光照下同一人脸图像幅频特性和相频特性如图 1 所示。图 1 中 A 表示正常环境光照下的人脸图像以及相应的幅频特性和相频特性;B 表示环境光较暗的人脸图像以及相应的幅频特性和相频特性;C 表示环境光较亮的人脸图像以及相应的幅频特性和相频特性;D 表示局部光照变化的人脸图像以及相应的幅频特性和相频特性。第二列表示不同光照下对应的人脸幅频特性,从图 1 可知人脸图像的幅频特性与光照有关。第三列表示不同光照下人脸相频特性。人脸图像的相频特性不受光照影响。

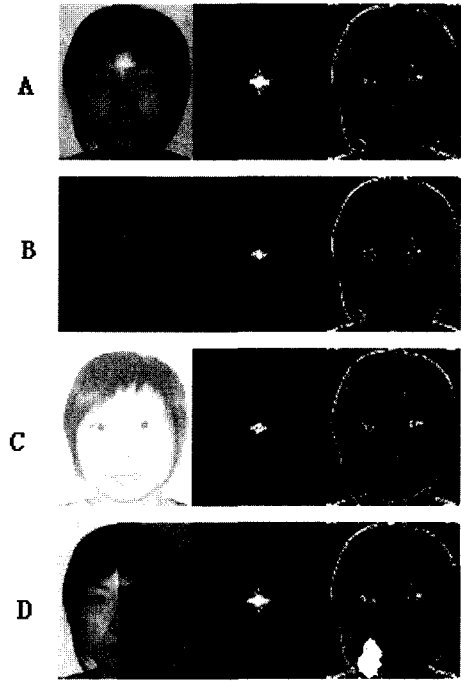


图 1 同一人脸频谱特性

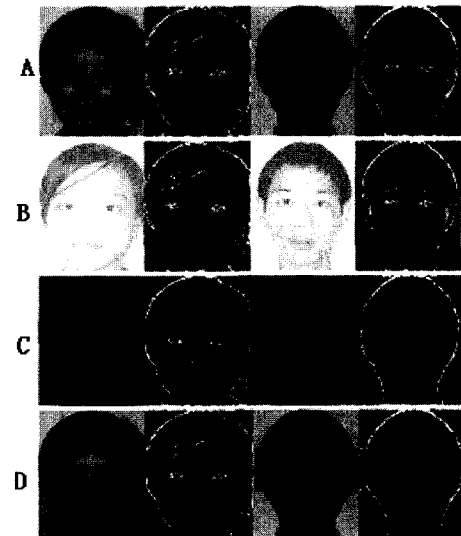


图 2 不同人脸的相谱特性

不同光照下不同人脸图像的相频特性如图 2 所示。图 2 中 A 表示正常环境光照下的人脸图像以及相应相频特性;B 表示环境光较亮的人脸图像以及相应相频特性;C 表示环境光较暗的人脸图像以及相应相频特性;D 表示局部光照变化的人脸图像以及相应相频特性。同一人脸在不同光照下的图

像相频特性随光照的变化较小,不同人脸的相频特性差异的信息量较小,但是仍保留了人脸之间的可区分的信息。

3 人脸特征提取

人脸图像的相频特性既保留人脸之间的可区分性又不受光照的影响。对人脸训练集中人脸样本的相频特性进行 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^[11,12]:

$$\lambda_0 \geq \dots \geq \lambda_{m-1} \dots \geq \lambda_i \geq \lambda_{i+1} \geq \dots \geq \lambda_{i+n-1} > 0 \quad (8)$$

式中,前 m 个特征值所对应的特征向量仅仅反映了人脸训练集人脸样本的整体信息的分布空间。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,即为人脸特征^[13-15]。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 所列。A, B 两类人脸样本的类内均值和类内标准方差分别为 $\mu_A^i, \mu_B^i, \delta_A^i, \delta_B^i$ 。

为了评价所选择的人脸特征的有效性,本文根据所选人脸特征具有缩小类内距离而扩大类间距离的性质,同时使得错误分类概率最小,定义两类人脸样本的可区分度为:

$$\alpha_i^{A,B} = \frac{|\mu_A^i - \mu_B^i|}{\delta_A^i + \delta_B^i} \quad (9)$$

式中, $\alpha_i^{A,B}$ 表示第 i 维人脸特征对 A, B 两类人脸的可区分度,如果 $\alpha_i^{A,B}$ 较大表示第 i 维人脸特征对 A, B 两类人脸的分类能力就较强,反之,分类能力就较弱。

表 1 人脸样本的低维数据

样本	人脸低维数据					
A	1	-142.5	-57.4	-292.3	-71	-65.4
	2	-387.2	111.1	-122.3	-143.2	200.3
	3	-366.6	-74.6	-101.7	-173.6	262.6
	4	-389.7	75.4	39	-200.3	147.8
	5	-361.2	-173	-146.8	6.7	32.7
	均值 μ_A	-329.4	-23.7	-124.8	-116.3	115.6
	方差 δ_A	105.2	116.2	118.2	84.0	131.8
B	1	-371.3	-59.3	-191.5	-59.6	22.6
	2	-216.6	-354.8	-255.4	61.7	26.9
	3	-276.7	-290.1	-147.2	268.4	-86.9
	4	-297	-314.1	-233.3	55.9	15.3
	5	-240.3	-191.7	-96.9	378.3	-87.1
	均值 μ_B	-280.4	-242.0	-184.9	140.9	-21.8
	方差 δ_B	59.6	118.5	64.3	177.7	59.6
$\alpha_i^{A,B}$	0.3	0.9	0.3	1.0	0.7	

表 2 人脸样本的低维数据

样本	人脸低维数据					
A	1	-48.4	13.3	17.4	21.7	-4.5
	2	-88.9	42.9	24.9	32.7	-8.1
	3	-96.4	54.7	29.7	2.1	19
	4	-96.4	16.4	6.9	-1.9	2.6
	5	12.9	3.6	10.4	4.7	25.2
	均值 μ_A	-63.4	26.2	17.9	11.9	6.8
	方差 δ_A	47.1	21.6	9.6	14.7	14.6
B	1	37.4	-28.9	-3.4	-56.2	-17.6
	2	35.3	-45.9	-10.3	-13.3	-15.4
	3	3.7	-34.3	-16.1	-26.3	-5.8
	4	16.3	-63.7	-4.5	-32.5	-13.1
	5	9.6	-38.1	-24.4	-46.5	-9.2
	均值 μ_B	20.5	-42.2	-11.7	-35.0	-12.2
	方差 δ_B	15.2	13.5	8.7	16.8	4.7
$\alpha_i^{A,B}$	1.3	1.9	1.6	1.5	1.0	

式(8)中后 n 个最小非零特征值所对应的特征向量 $\mu_B =$

$(\mu_i, \mu_{i+1}, \dots, \mu_{i+n-1})$ 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如表 2 所列。

对同样的人脸样本的相频特性进行 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 1.0,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 1.9,最小可区分度为 1.0。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。

4 实验结果及分析

本文利用相频特性与光照无关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,提出相频特性的人脸识别流程图,如图 3 所示。

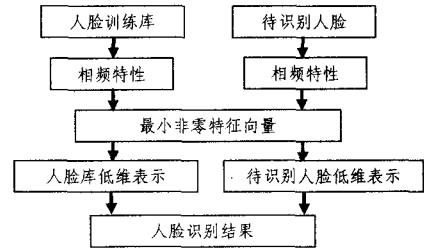


图 3 相频特性的人脸识别流程

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。验证了人脸的光照对不同人脸识别算法的影响,而未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。其中 A 表示训练库中的样本;B 表示人脸光照整体偏亮;C 表示人脸光照整体偏暗。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 所列。



图 4 部分测试样本

表 3 人脸识别率

人脸	识别率	直方图	不处理	统计归一	本文方法	
					主元特征	本文特征
A	1	1	1	1	1	
B	1	0.4	0.7	0.85	1	
C	1	0.3	0.75	0.8	1	

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。人脸图像的频谱特性虽然具有与光照无关的特性,但是它保留的人脸信息量较少,如果选有主元特征作为人脸特征其识别率相对不处理、统计归一化的识别率高,但是主元特征将人脸之间细微的可区分的信息忽略了,因此相对最小非零特征的可区分度小,利用人脸图像的相频特性选用最小特征向量作为人脸特征。

对人脸库(200个人脸样本)进行人脸识别仿真。验证了人脸的光照对不同人脸识别算法的影响,而未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5所示。

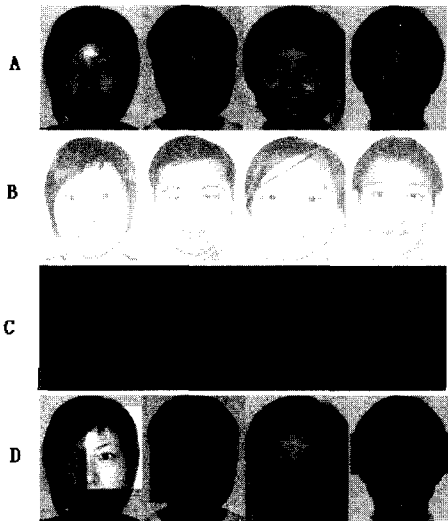


图5 部分测试样本

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所列。

表4 人脸识别率

人脸	识别率				
	直方图	不处理	统计归一	本文方法	
				主元特征	本文特征
A	1	1	1	1	1
B	1	0.5	0.6	0.8	1
C	1	0.4	0.65	0.8	1
D	0.6	0.4	0.5	0.75	1

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仅仅只有0.6。

结束语 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,分析了人脸图像相频特性与光照无关。利用相频特性这一特性提出了基于相频特性的人脸识别,在保留了人脸的可区分性的前提下,克服了光照对人脸识别的影响。人脸图像的相

频特性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。因此本文人脸识别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, 3953: 251
- [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, Vols 1-8, 2007: 650-656
- [4] Lei Z, Chu R F, He R, et al. Face recognition by discriminant analysis with Gabor tensor representation[J]. Advances in Biometrics, Proceedings, 2007, 4642: 87-95
- [5] Kim T, Kittler J, Cipolla R. Discriminative Learning and Recognition of Image Set Classes Using Canonical Correlations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1005-1018
- [6] Wang X, Tang X. A Unified Framework for Subspace Face Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 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[Z]: 270-277
- [11] Georgiades A, Belhumeur P, Kriegman D. From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001: 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: 1700-1715
- [13] 冯海亮, 王丽, 李见为. 一种新的用于人脸识别的特征提取方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(6): 294-296
- [14] 赵建民, 朱信忠, 江小辉. 基于改进型LBP特征的人脸识别方法研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(8): 276-280
- [15] 黄非非, 李见为, 王玮, 等. 结合小波分析和LBP算子的人脸描述与识别[J]. 重庆工学院学报: 自然科学版, 2009, 23(1): 102-108

(上接第155页)

- [8] 吕建, 马晓星, 陶先平, 等. 面向网构软件的环驱动模型与支撑技术研究[J]. 中国科学, 2008, 38(6): 864-900
- [9] Platon E, Mamei M, Sabouret N, et al. Mechanisms for Environments in Multi-Agent Systems[J]. si-env-mecha. tex, 2006, 21: 23
- [10] Gouaich A, Michel F. Towards a Unified View of the Environment(s) within Multi-Agent Systems[Z]. Informatica, 2005: 423-432

- [11] Weyns D, Omicini A, Odell J. Environment as a first class abstraction in multiagent systems[Z]. Auton Agent Multi-Agent Syst DOI 10. 1007/s10458-006-0012-0
- [12] Mao Xinjun, Chang Zhiming, Shan Lijun, et al. The Dynamic Castship Mechanism for Modeling and Designing Adaptive Agents[C]// Proc. of the International Workshop on Agent-Oriented Software Development Methodology. 2006: 639-644
- [13] 常志明, 毛新军, 齐治昌. 基于Agent的网构软件构件模型及其实现[J]. 软件学报, 2008, 19(5): 1113-1124