

一种光照不变人脸识别的预处理算法

张熠 熊飞 张桂林

(华中科技大学图像识别及人工智能研究所 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 武汉 430074)

摘要 提出了一种新的光照不变人脸识别的图像预处理算法称为分段局部归一化方法(SLN)。其思想是对图像像素分段,使得每段中各像素对应的物体表面点具有相近的表面法向量分布,因而对光源具有相似的灰度响应,然后局部归一化在各段中进行以削弱光照影响。该算法首先建立物体的朗伯(Lambert)表面反射模型,用奇异值分解方法估计出人脸形状的平均表面法向量分布矩阵,根据法向量方向利用聚类算法对像素进行分段,然后在各段中进行局部的像素归一化处理,最后传统的人脸识别算法如PCA在归一化后的图像中进行。在Harvard和YaleB人脸图像库中的识别试验表明,该算法能有效地提高在非均匀光照条件下的人脸识别率。

关键词 光照 分段局部归一化 人脸识别

中图法分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)09-1707-06

A Preprocessing Algorithm for Illumination Invariant Face Recognition

ZHANG Yi, XIONG Fei, ZHANG Gui-lin

(State Education Commission Key Laboratory for Image Processing and Intelligent Control, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence of Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

Abstract A new preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition called Segmented Local Normalization (SLN) is proposed. The main idea is to produce image segmentation so that in each segment, pixel points have similar surface normal distribution and then have similar intensity responses to the light source. Then the local pixel normalization is processed in each segment in order to eliminate illumination. The algorithm firstly establishes Lambert object surface reflection model and secondly a general face surface normal matrix is estimated using SVD. Then the clustering algorithm based on the surface normal directions is used to obtain the image segments, and a local normalization is applied in each image segment. Finally, the traditional face recognition algorithm like PCA is applied on the normalized images. Experimental results based on the Harvard and YaleB face database show that under uneven illumination conditions, the algorithm can increase the face recognition rate efficiently.

Keywords illumination, segmented local normalization, face recognition

1 引言

一个物体通过图像采集系统转化为图像,会因各种因素而呈现完全不同的图像画面。特别地,在成像设备和传感器件一定的情况下,两张图像是同一个物体在不同光照条件下拍摄得到的,还是不同物体拍摄得到的图像即使是对人眼来说也是无法区

分的^[1]。并且对于灰度图像,同一目标在不同光照下两幅图像的差异往往比不同目标在相同光照条件下图像间的差异要大得多^[2]。因此,在自动目标识别系统设计中如何消除或抑制光照的影响是一项富有挑战性的课题。

现在已经提出了许多方法来研究光照问题。可以大致分为5类:第一,在特征提取阶段,寻找光照不变量或者图像的光照不变表示。如图像的梯度特征,

Gabor 滤波特征等。第二,在预处理阶段把不同光照下图像转化为标准形式。如直方图均衡,图像重照技术,高图像模型等等。或者由物体的单幅或序列图像提取出只含形状、纹理等物体本身固有信息而不含外界光照信息的本征图。第三,在识别阶段,建立目标在各种光照变化条件下的图像模型,研究图像光照变化的子空间分布。如光照锥模型、全光函数或光场模型,以及球面谐波模型等。第四,结合已给的 3 维人脸模型的抗光照识别方法研究。如基于人脸主动形状模型的识别方法,基于 3 维可变形模型的光照解决方案等等。第五,基于类别的统计识别方法及各种改进方法,这类方法又称为判别性方法。如基本的线性判别式分析(linear discriminant analysis, LDA)和 Bayesian 概率子空间方法及各种推广等,这些方法从分类的角度来研究目标图像的空间分布,找到最适合把各类分开的变换矩阵或子空间,而不考虑类内图像分布的差异是由光照,引起还是姿态表情等变化引起。

本文提出了一种新的削弱不均匀光照影响的图像预处理技术,称为分段局部归一化(segmented local normalization, SLN)。该算法首先建立朗伯(Lambert)物体表面反射模型,在不考虑阴影而考虑了自然场景下普遍存在的环境光条件下,把图像区域分成一些小段,使得这些小段中的像素点所对应的物体表面点具有相似的漫反射系数和表面法向量分布,从而对光源有着近似的响应函数,呈现近似的灰度输出。然后分别在这些小段中进行图像逐像素归一化处理,达到去除光照影响的效果。对于图像像素的分段,首先估计出人脸类物体的平均表面法向量分布矩阵,根据物体表面点的法向量方向分布进行聚类,由聚类的结果对图像像素分段,最后在各段的像素中进行 0 均值 1 方差的归一化运算。接着,传统人脸识别算法在预处理后的图像中展开。

本文方法属于基于局部处理的预处理算法,其创新点在于对“局部”的划分,有别于传统方法的分割、分块、分成三角区域等局部化方法,本文依据物体表面法向量分布方向对像素“分段”,处于相同“段”的像素可能离散地分布于图像中。作为预处理算法,该方法并不需要训练样本库中给出不同光照条件下图像,也不需估计复杂的外界光源方向,更不需要人工标注人脸特征点以建立形状模型。通过在 Harvard 和 YaleB 人脸图像库上的测试表明,该方法是简单有效的,特别是在光照变化范围较大的条件下也能稳定识别率。

2 人脸的光照模型

假设人脸为朗伯物体表面,即人脸物体为凸的漫反射材质表面,根据朗伯表面反射模型,无穷远点光源和环境光源照射下的物体某点图像像素灰度可用下式表示:

$$i = \max(\mathbf{r}\mathbf{n}^T \cdot \mathbf{s}, 0) + a \quad (1)$$

式中, T 代表转置, i 为图像像素灰度, $0 < r < 1$ 为表面反射率, \mathbf{n} 为物体表面法向量方向矢量, \mathbf{s} 为光源矢量,其方向为光照方向,幅值为光强。 a 为环境光,反映了周围物体间经数次反射而形成的光照影响,一般情况下认为是常量。当不考虑阴影时,式(1)可写为

$$i(x, y) = r(x, y)\mathbf{n}(x, y)^T \cdot \mathbf{s} + a \quad (2)$$

(x, y) 代表图像像素位置。考虑灰度图像,假设人脸表面具有相同的反射率即 r 为常数。式(2)用矩阵表示为 $\mathbf{I} = \mathbf{B}\mathbf{s} + a$, \mathbf{I} 为图像矩阵, \mathbf{B} 的每一行为物体表面点的法向量与反射率常数的乘积,其反映了物体在 3 维空间的几何形状,称为物体的 3 维模型。 \mathbf{s} 为 3 维的光源列矢量。

设 $f_0(x_i, y_i)$ 为标准光源 \mathbf{s}_0 下(如正面点光源)点 (x_i, y_i) 处的图像像素灰度值, $f_1(x_i, y_i)$ 为某一特定光照 \mathbf{s}_1 下的图像像素灰度。当分段考虑图像像素时, i 在某个图像段或区域块 S 中变化,可以写为

$$f_0(x_i, y_i) = \mathbf{r}\mathbf{n}(x_i, y_i)^T \mathbf{s}_0 + a_1 \quad (3)$$

$$f_1(x_i, y_i) = \mathbf{r}\mathbf{n}(x_i, y_i)^T \mathbf{s}_1 + a_2$$

$$i = 1, 2, \dots, N; (x_i, y_i) \in S \quad (4)$$

根据文献[3]标准光照图像和特定光照图像间差异用加性和乘性系数来模拟,可写为

$$f_1(x_i, y_i) = A(x_i, y_i)f_0(x_i, y_i) + C(x_i, y_i)$$

$$i = 1, 2, \dots, N; (x_i, y_i) \in S \quad (5)$$

式中, $A(x_i, y_i)$ 表示乘性系数, $C(x_i, y_i)$ 为加性系数,把式(3)、式(4)带入式(5)计算得:

$$A(x_i, y_i) = \frac{\mathbf{n}(x_i, y_i)^T \mathbf{s}_1}{\mathbf{n}(x_i, y_i)^T \mathbf{s}_0},$$

$$C(x_i, y_i) = a_2 - a_1 A(x_i, y_i)$$

$$i = 1, 2, \dots, N; (x_i, y_i) \in S \quad (6)$$

在式(5)中, f_1 为观测到的非均匀光照人脸图像, f_0 为标准光照图像。光照归一化处理或重照技术的目的就是由观测图像恢复标准光照图,很明显这是一个病态问题,在没有附加假设或约束条件下

是不可解的。然而作为预处理技术,没有必要通过建立复杂的人脸形状纹理模型来逐像素估计 $A(x_i, y_i), C(x_i, y_i)$ 。本文方法是把图像分割成 K 个段,若在每个小段中 $A(x_i, y_i), C(x_i, y_i)$ 为常数,由式(5)可知,在每个小区域段中观测图像和标准光照图像间的差异仅仅是图像矩阵的初等变换,因此,在该段中对观测图像做 0 均值 1 方差的灰度归一化运算结果就等于在相同区域段中对标准光照图的 0 均值 1 方差灰度处理结果,在每段中分别进行这样的局部归一化处理,就能得到等价于标准光照图的处理结果,从而实现光照的归一化。

3 分段局部归一化

有别于传统的分段方法如直接在人脸图像中划分矩形或三角形小块,由式(6)可知,在某特定光照 s_1 下,当区域 S 中像素点的物体表面法向量 $\mathbf{n}(x_i, y_i)$ 保持不变时, $A(x_i, y_i), C(x_i, y_i), (x_i, y_i) \in S$ 为常数。也就是说,当物体表面法向量朝向一致时,这些点将面对相同的光源条件,当假定它们的表面反射率 r 保持一定时,其对光源作用的灰度输出将是一致的。因此,根据人脸表面法向量 $\mathbf{n}(x_i, y_i)$ 分布对图像像素进行“分段”就能达到局部化的目的。即通过聚类算法把具有“相似”表面法向量朝向的点归为一类,然后在各个类中进行像素归一化处理。为了度量 3 维表面法向量方向的相似性,本文考虑方向夹角,并定义聚类算法中的距离度量:

$$d(\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2) = 1 - \cos\theta$$

$$= 1 - \frac{\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{n}_2}{|\mathbf{n}_1| \cdot |\mathbf{n}_2|} \quad (7)$$

θ 为任意两点的表面法向量 $\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2$ 的夹角,当法向量朝向越相近时,距离度量 $d(\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2)$ 越小。之所以称为“段”是因为聚类结果每一段的像素点不一定构成连续的区域,因而可能离散的分布在图像中。

分成 K 段意味着分别对每张不同人脸表面法向量的 K 类聚类,这需要知道每个人脸的 3 维模型 \mathbf{B} ,因为所有的人脸类具有相似的几何形状,并且对 3 维模型的估计仅仅是为了对图像“分段”而不是进行精确的图像重建或者图像光照锥构建,因此,根据 Belhumeur 等人的结论^[4,5]用奇异值分解方法(singular value decomposition, SVD)对已知标准图像库中的人脸类进行平均表面几何形状矩阵 \mathbf{B} 的估计,并用这个估计得到的平均表面法向量矩阵 $\hat{\mathbf{B}}$,采用式(7)定义的距离度

量做 K 类的聚类,得到把图像分成 K 段的二值掩模(mask),然后在图像每段中进行逐像素的 0 均值 1 方差的灰度归一化处理^[3]。对于 K 值的确定要考虑性能和复杂度的均衡,而且也不是越大越好。当聚类分段个数过大时,算法时间变长,并且由于对表面矩阵 \mathbf{B} 的估计是粗略的,因此,对法向量分布过于细化的分类易产生较大的误差。同时对人脸形状的观察可以看出,整个人脸成扁平形状,更大的表面起伏细节集中在鼻子嘴巴和眼睛,而这些区域易受阴影的影响如图 1 所示,设置太大的 K 值将使这些易受阴影影响的表面起伏较细的区域分出,对这些区域的局部归一化将会带来更大的误差。因此,根据实验结果设置 K 为 3。

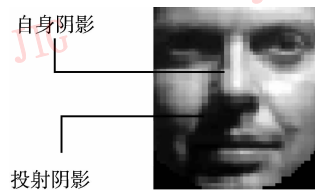


图 1 阴影
Fig. 1 Shadow

图 2 为 Harvard 库中 csr 人脸在 $K = 3, 8, 16, 24$ 条件下分段的二值掩模结果。图 2(a)为原始图,图 2(b)为用 Harvard 图像库 set1 中 10 个人近似正面光照图像估计得到的平均表面法向量矩阵 $\hat{\mathbf{B}}$ 的 3 列分量。图 2(c) ~ (f) 为对 $\hat{\mathbf{B}}$ 的行进行不同层数聚类的结果。可以看出,由于人脸形状的对称性,对法向量方向的聚类大致成对称分布,并且随着聚类层数的增多,对法向量的分化越来越细。

整个光照预处理算法描述如下:

(1) 从标准图像库,如 Harvard face,用 SVD 得到人脸平均表面法向量矩阵的估计 $\hat{\mathbf{B}}$ 。收集 M 个人每人 N 幅 ($M \geq 1, N \geq 3$) 仅有光照变化的近似正面人脸图像数据矩阵 $\mathbf{I}^m, m = 1, 2, \dots, M, \mathbf{I}^m$ 为 $p \times N$ 矩阵, p 表示图像矢量的像素数, N 为第 m 个人的图像样本数。对每人的图像数据做奇异值分解得到(下标表示矩阵的行列数,上标 T 为转置):

$$\mathbf{I}_{p \times N}^m \xrightarrow{\text{SVD}} \mathbf{U}_{p \times N} \boldsymbol{\Sigma}_{N \times N} \mathbf{V}_{N \times N}^T \xrightarrow{\text{U 的前 3 列}} \hat{\mathbf{B}}^m \approx [u_1, u_2, u_3]$$

式中, \mathbf{U} 为 \mathbf{I}^m 的左奇异矩阵, \mathbf{V} 为右奇异矩阵, $\boldsymbol{\Sigma}$ 为对角矩阵,对线元素为 \mathbf{I}^m 的奇异值。即 $\hat{\mathbf{B}}^m$ 的 3 列为矩阵 \mathbf{I}^m 的前 3 维左奇异向量。则平均法向量矩阵

$$\hat{\mathbf{B}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \hat{\mathbf{B}}^m$$



(a) csr原图



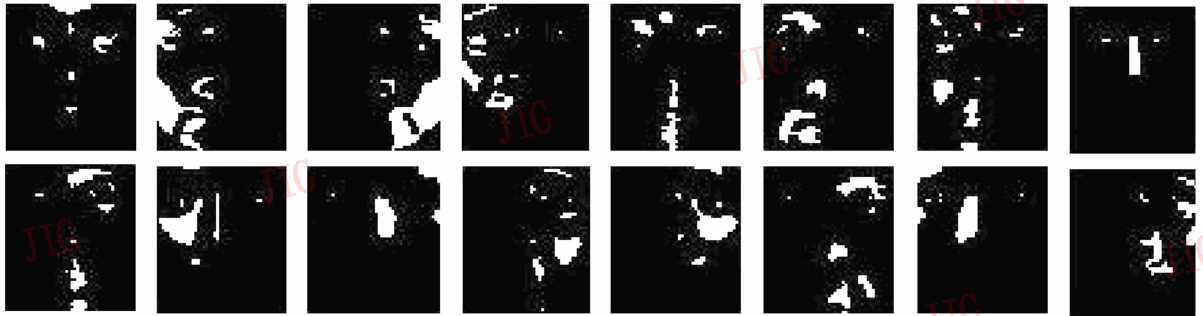
(b)由Harvard图像库估计得到的平均人脸表面矩阵 \hat{B}



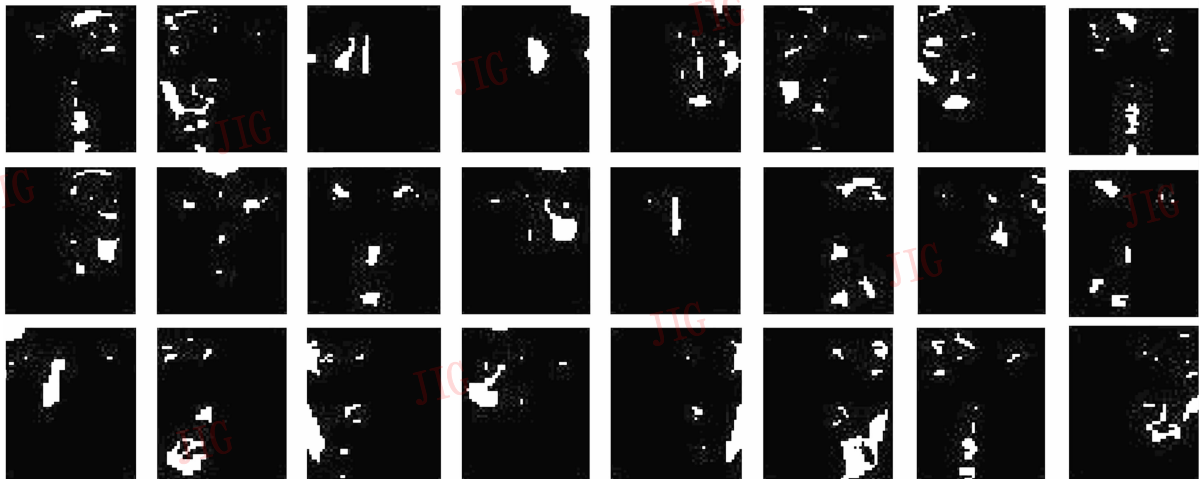
(c) $k = 3$ 时的聚类结果二值掩模



(d) $k = 8$ 时的聚类结果二值掩模



(e) $k = 16$ 时的聚类结果二值掩模



(f) $k = 24$ 时的聚类结果二值掩模

图 2 取不同 K 值的分段结果

Fig. 2 The segmentation results with different K

(2)用均值聚类算法对 \hat{B} 的行矢量进行聚类,得到 K 类分段的二值掩模图像 M_1, M_2, \dots, M_K ,

$$M_t(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \in \text{第 } t \text{ 类} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}, t = 1, 2, \dots, K.$$
 聚类中使用式(7)定义的法向量间相似性度量。

(3)对于待处理的训练或测试图像 I , 首先尺度缩放为图像库中图像大小, 然后利用第 2 步得到的掩模在各个段图像 $I_t = I \cdot M_t, t = 1, 2, \dots, K$ 中进行均值为 0 方差为 1 的灰度归一化处理:

$$I'_t(x, y) = \frac{I_t(x, y) - E(I_t(x, y))}{\text{Var}(I_t(x, y))}, (x, y) \in M_t, t = 1, 2, \dots, K$$

式中, E 代表像素灰度均值, Var 代表均方差, 最后输出图像为各个段图像处理后的叠加。

(4)后续的人脸识别在预处理后的图像中展开。

图 3 为 Harvard 人脸与直方图均衡、Gamma 校正、对数变换及用本文方法对图像预处理的结果对比。

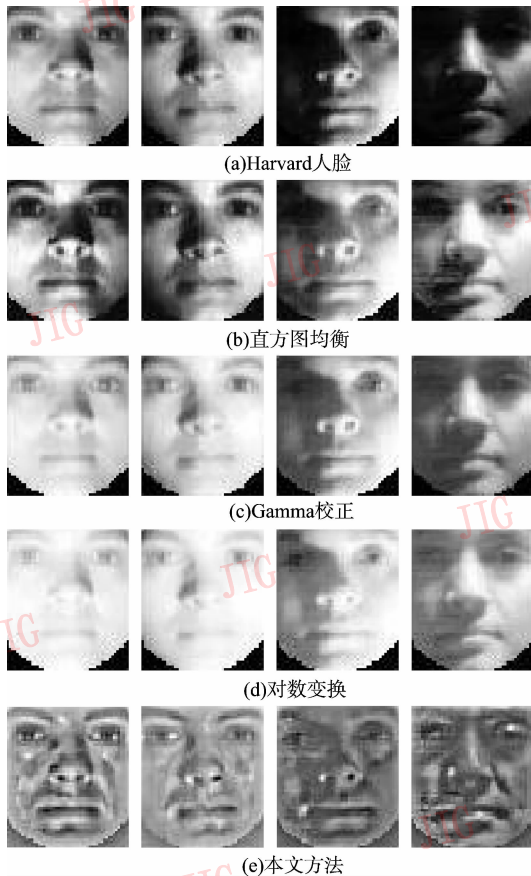


图 3 Harvard 人脸预处理结果

Fig. 3 Preprocessing results on Harvard face

从图中可以看出,直方图均衡拉伸了图像灰度分布,有限的增加了图像对比度, Gamma 校正

(GC)和对数变换(Log)在扩展低灰度区域的同时压缩了高灰度区域。作为全局的图像增强技术,它们都不能很好地恢复局部细节,如眉毛眼睛区域,而本文的基于局部区域的分段归一化算法(SLN)能较好地实现对光照的归一化,使得眼睛鼻子等区域更为清晰。

4 试验结果

用 PCA(principal component analysis, PCA)人脸识别方法对本文提出的预处理算法进行测试。使用的图像数据库为含有较大光照变化的 Harvard face 和 YaleB dataset。Harvard 人脸图像库包括 10 个人,每人 45 张共 450 张人脸图像,所有图像均为正面人脸,并且只含有光照变化,所有图像都是在光照严格控制条件下得到。光照空间按照光源偏离光轴角度的递增使图像被分为 4 个子集 set01-set04。YaleB 图像库中使用 10 人的 pose00 图像子集来进行试验,共包括 10 人每人 45 幅共 450 张图像。根据光源离光轴的角度,所有图像被分成 4 个子集 set01-set04;set01 < 12°, 20° < set02 < 25°, 35° < set03 < 50°, 60° < set04 < 77°。首先对所有图像根据人眼位置进行几何的归一化,图像大小被裁剪为 42 × 48。用 Harvard face 中 set1 的 10 人每人 6 幅图像估计 \hat{B} 和进行聚类,并选 $K = 3$, 然后对所有图像运行 SLN 光照预处理算法。用 PCA 进行人脸识别时,Harvard 试验库中用光照范围较小的 set1-set2 做训练库,其他光照变化范围较大的 set3-set4 做测试库,YaleB 试验库中用 set01-set02 做训练库, set03-set04 做测试库。PCA 本征脸维数在 Harvard 和 YaleB 中分别选 90 维和 110 维,子空间内点间的相似度量用 L2 欧氏距离。图 4 为 YaleB 图像库在不同特征空间维数下的识别率对比。表 1 为不同预处理方法的对比试验结果。

表 1 不同预处理方法的人脸识别率

Tab.1 Face recognition rate using various preprocess methods

单位:%

预处理方法	Harvard face	YableB
无预处理	69	72
直方图均衡	73	83
Gamma 校正	83	90
对数变换	83	93
本文分段局部归一化	86	99

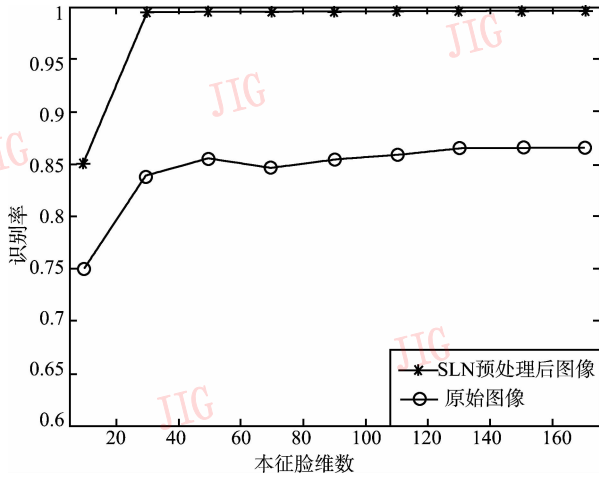


图 4 YaleB 测试库中使用原始图和预处理后图在不同维特征空间下的识别率

Fig. 4 The recognition rates under different dimensions of eigenspace when the raw images and the preprocessed images are used for YaleB dataset

从表 1 可以看出,在有较大光照变化的 Harvard 和 YaleB 图像库中,直方图均衡、Gamma 校正、对数变换等传统方法拉伸了图像对比度,使图像得到增强,然而它们都是图像全局处理方法,并不考虑图像的局部特性。而本文提出的分段归一化方法能局部的归一化像素灰度,从而提高在有光照影响下的人脸识别率,并且简单易实现。

5 结 论

本文提出了一种人脸识别系统中消除光照影响

的预处理算法。对于正面的,几何校正过的具有较大非均匀光照影响的人脸图像,认为人脸表面法向量方向分布相似的区域对光照具有近似的反射属性,它们对应的图像像素灰度的归一化具有和标准光照图像在同样区域归一化相同的灰度值,因此,对图像按表面法向量方向分段然后进行 0 均值 1 方差的归一化处理能有效地消除光照变化的影响。然而,图像阴影对基于表象的人脸识别系统仍然是个待解决的问题,因此,如何建立图像阴影的模型或者消除阴影的影响将会是以后研究的重点问题。

参考文献 (References)

- 1 Roland W Fleming, Ron O Dror, Edward H Adelson. Real-world illumination and the perception of surface reflective properties[J]. Journal of Vision, 2003, 3(5):347~368.
- 2 Adini Y, Moses Y, Ullman S. Face Recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 721~732.
- 3 Xie Xu-dong, Lam Kin-man. An Efficient Method for Face Recognition under Varying Illumination[A]. In: proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems[C]. Kobe, Japan, 2005, 4:3841~3844.
- 4 Belhumeur P, Kriegman D. What is the set of images of an object under all possible illumination conditions[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 28(3):245~260.
- 5 Belhumeur P, Kriegman D, Yuille A. The bas-relief ambiguity[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 35(1):33~44.