

基于总变分模型的光照不变人脸识别算法

张 熠 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 提出了一种基于 L1 总变分模型的对数商图像光照不变人脸识别算法。用 L1 总变分模型作为低通滤波算子对图像平滑滤波,得到图像光照分量的估计,然后在对数域中定义原图像与其光照分量的商为光照归一化图像,并用该图像作为光照不变量进行人脸识别。基于 L1 总变分模型的平滑滤波具有较好的边缘保持作用,能有效地消除光晕现象,并且参数设置简单。在 YaleB 和 CMU PIE 人脸图像库上的试验结果表明,该算法能有效地提高人脸识别系统在不同光照条件下的识别率。

关键词 商图像 总变分模型 光照归一化 人脸识别

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)02-0208-06

An Illumination Invariant Face Recognition Algorithm Based on Total Variation Model

ZHANG Yi, 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 An illumination invariant face recognition algorithm based on L1 total variation model is proposed. It estimates the illumination from images using L1 total variation model as a low pass filter. Then in log field, the log quotient image is defined as the quotient of the original image and its illumination and is used as normalized illumination invariance for face recognition. TV-L1 based smoothing filter preserves the edges better and can remove halo efficiently. Its parameter selection is also simpler. Experimental results on YaleB and CMU PIE face databases show that the algorithm can effectively improve the face recognition rate under varying lighting conditions.

Keywords quotient image, total variation model, illumination normalization, face recognition

1 引 言

对光照变化的研究在计算机视觉和模式识别中是一项非常重要的任务,特别是在人脸确认或人脸识别系统中,当图像中存在非均匀光照影响时,现有的人脸识别算法如本征脸 Eigenface、Fisherface、贝叶斯双子空间、主动表面模型方法、弹性模量匹配、支持向量机等方法的性能都会出现较大幅度的下降^[1]。近年来,研究人员提出了各种针对图像中光

照变化的处理算法^[2-5],典型的可以分为4类:一是抽取图像的光照不变特征;二是研究图像的光照归一化表示;三是建立图像在所有可能光照条件下的图像模型;四是利用形状和反射率参数已知的人脸3维模型来去除光照影响。例如光照锥方法^[2]、球面谐波方法^[3]、基于商图像的方法^[4]和3维模型方法^[5]等,然而这些方法或者仅对较小光照变化适应,或者需要有大量不同光照条件下的训练集图像,或者需要估计光源方向,或者需要准确的图像分割、图像对齐等预处理,都对图像数据要求很高,计算量

收稿日期:2007-04-12; 改回日期:2007-11-01

第一作者简介:张 熠(1978 ~),女,华中科技大学模式识别与智能系统专业博士研究生。主要研究领域为图像处理、模式识别、人脸识别等。E-mail: z-y@sohu.com

大,无法满足现实任务下的要求。

作为预处理技术,图像的光照归一化算法具有实时、简单的优势,它通过图像变换从非均匀光照图像中去除光照的影响得到无光照变化图像。目前,研究人员已提出了许多光照归一化算法来对一幅含有非均匀光照影响的图像进行归一化^[4,6]。总体来说,这些方法模拟图像 $I(x,y)$ 为光照分量 $L(x,y)$ 和反射分量 $R(x,y)$ 的乘积 $I(x,y) = L(x,y) \cdot R(x,y)$,假定光照分量 L 变化缓慢而反射分量 R 变化剧烈,通过估计光照分量,进而得到图像的反射分量,以反射分量 $R(x,y)$ 作为光照不变量实现图像的光照无关处理。然而,从 I 恢复 R 是一个病态问题^[7],假设光照分量的变化远远缓慢于反射分量的变化,同态滤波算法在图像对数频率域进行高通滤波,从而分离出高频的反射分量 R 作为光照无关量的估计。类似地,Land 等人的“Retinex”模型^[8]用低通滤波估计光照分量图像 L 。然而这种光照分量变化缓慢的假设对于自然光照场景图像并不满足,如清晰的阴影边缘会造成光照分量的突变。因此,普通的低通滤波操作会在图像的高频纹理细节区域产生光晕。为消除光晕现象,研究人员现已提出了许多针对滤波的改进算法,如 Jobson 的多尺度 Retinex 方法^[9],Tumblin 等人的低曲率图像简化(LCIS)方法^[10],然而这些方法只能部分消除光晕,但存在参数选择困难,参数个数多的缺点。最近,Wang 等人提出了自商图像模型(SQI)^[6],该模型用图像和自身加权高斯平滑图像的商图像作为光照归一化结果。这种方法处理简单,可以应用于任何单幅图像,然而加权的高斯滤波器参数的选择比较困难,并且加权的高斯平滑不能很好地保存低频光照分量场中的显著边缘细节。为了对图像进行边缘保持的平滑滤波,Chen 等人提出了用总变分模型来进行图像分层及背景校正的算法^[11]。

为了克服低通滤波存在的问题,本文提出了一种在图像对数域中用总变分-L1 模型作为边缘自适应低通滤波算子来估计光照分量的方法,并定义图像与其总变分平滑图像的对数商图像(LQI)为光照归一化结果图像,然后利用得到的商图像作为人脸图像的光照不变量来进行人脸识别。利用总变分模型作为滤波算子进行图像平滑具有很好的边缘保持特性,即对平滑加以局部的适应性控制,使得在图像的平坦区域加强平滑,在图像的棱边附近则削弱平滑,这样使得在图像平滑以去除光照影响的同时保

持了具有分类能力的图像细节。该算法模型简单,需要设置的参数少,并且能有效地消除归一化图像中的光晕现象,从而提高人脸识别系统在不同光照条件下的识别率。

2 总变分-L1 模型(TV-L1)

总变分模型由 Rudin, Osher 和 Fatemi (ROF) 等人提出,是图像复原领域的经典模型,主要解决从观测图像中恢复原始图像的图像逆处理问题。图像逆处理问题(也称为反卷积问题)属于病态问题^[7],传统的规整化方法是加入解的平滑性约束,然而实际图像中总有许多边缘和点构成的细节,解的平滑意味着损失这些有用信息,而总变分模型则是一种在图像平滑的同时以保存图像细节为目标的规整化方法,因此,可以利用它作为低通算子来对图像滤波,以达到边缘保持的图像平滑效果。设 $i(x,y)$ 为已知观测图像,它可以是原始图像也可以是原始图像的增强图像,含有噪声污染或运动模糊。根据总变分模型,可以表示为 $i(x,y) = u(x,y) + v(x,y)$,其中 $u(x,y)$ 表示待恢复图像, $v(x,y)$ 表示噪声和细节纹理, (x,y) 表示像素点。可以通过解如下变分最优化问题从 i 估计 u ^[4]:

$$\min_u \int_{\Omega} |\nabla u| + \lambda \|i - u\|_{L1} dx dy \quad (1)$$

式中,第1项正则化项 $\int_{\Omega} |\nabla u|$ 是待恢复图像 u 在其支撑域 Ω 中的总变分, ∇ 为图像梯度算子,支撑域 Ω 为整个图像。相对于传统 $\int_{\Omega} |\nabla u|^2$ 梯度平方的正则化对较大梯度变化的大惩罚(平方惩罚),总变分正则化项对所有图像灰度变化加以均匀惩罚,最小化该项使解图像 $u(x,y)$ 满足平滑性约束的同时具有一定的大边缘保持特性。第2项为保真项用以度量解图像和观测图像的相似程度,使得解图像在范数距离下最大地接近观测图像。 λ 为非负实数,控制了正则项和保真项的相对关系,当度量范数为 L2 时即为经典图像去噪的 ROF 模型,为 L1 时为 TV-L1 模型。通过对 L1, L2 模型的分析研究表明^[4],由于 L2 范数对大的 $i - u$ 差值惩罚大于小的差值,因而适合于去除造成像素灰度突变的噪声。而 L1 范数对 $i - u$ 的惩罚成线性关系,当与第1项总变分一起作用时使模型具有更好的边缘保持特

性。因此采用 L1 范数度量的凸优化问题等价于求解:

$$\min_u \int_{\Omega} |\nabla \mathbf{u}| + \lambda |\mathbf{i} - \mathbf{u}| \, dx dy \quad (2)$$

设 $F(x, y, \mathbf{u}, u_x, u_y) = |\nabla \mathbf{u}| + \lambda |\mathbf{i} - \mathbf{u}|$ 表示能量函数, 其中 u_x, u_y 表示 u 在 x, y 方向上的偏导, 则变分问题 $\min_u \int_{\Omega} F(x, y, \mathbf{u}, u_x, u_y) \, dx dy$ 的解满足如下 Euler-Lagrange 方程:

$$F_u - \frac{\partial}{\partial x} F_{u_x} - \frac{\partial}{\partial y} F_{u_y} = 0 \quad (3)$$

代入: $|\nabla \mathbf{u}| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$, $F_u = \frac{\partial F}{\partial \mathbf{u}}$, $F_{u_x} = \frac{\partial F}{\partial u_x}$, $F_{u_y} =$

$\frac{\partial F}{\partial u_y}$, 并化简得到:

$$H \triangleq \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|} \right) + \lambda \frac{\mathbf{i} - \mathbf{u}}{|\mathbf{i} - \mathbf{u}|} = 0 \quad (4)$$

式中, $\nabla \mathbf{u}$ 为梯度矢量 $\nabla u(x, y) = (u_x, u_y)^T$, div 为矢量散度: 设 $f(x, y) = (f_1(x, y), f_2(x, y))^T$, 则 $\operatorname{div}(f) = \frac{\partial f_1}{\partial x} + \frac{\partial f_2}{\partial y}$ 。展开式(4)中的 H 如下:

$$\begin{aligned} H &= \operatorname{div} \left[\frac{u_x}{|\nabla \mathbf{u}|}, \frac{u_y}{|\nabla \mathbf{u}|} \right]^T + \lambda \frac{\mathbf{i} - \mathbf{u}}{|\mathbf{i} - \mathbf{u}|} \\ &= \frac{\partial \left(\frac{u_x}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right)}{\partial x} + \frac{\partial \left(\frac{u_y}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right)}{\partial y} + \lambda \frac{\mathbf{i} - \mathbf{u}}{|\mathbf{i} - \mathbf{u}|} \\ &= \frac{u_{xx} u_y^2 - 2u_x u_y u_{xy} + u_{yy} u_x^2}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} + \lambda \frac{\mathbf{i} - \mathbf{u}}{\sqrt{(\mathbf{i} - \mathbf{u})^2}} \end{aligned} \quad (5)$$

使用梯度下降法构造迭代方程并离散化为

$$\frac{\mathbf{u}^{(n+1)} - \mathbf{u}^{(n)}}{\Delta t} = H \Big|_{\mathbf{u}^{(n)}, \mathbf{u}^{(n)}} \Big|_{n=0} = \mathbf{i} \quad (6)$$

式中, Δt 为步长, 代入式(5)得到第 n 步的迭代表达式:

$$\begin{aligned} &\frac{\mathbf{u}^{(n+1)} - \mathbf{u}^{(n)}}{\Delta t} \\ &= \frac{u_{xx} ((u_y^{(n)})^2 + \varepsilon) - 2u_x u_y u_{xy} + u_{yy} ((u_x^{(n)})^2 + \varepsilon)}{\sqrt{(u_x^{(n)})^2 + (u_y^{(n)})^2 + \varepsilon}} + \\ &\lambda \frac{\mathbf{i} - \mathbf{u}^{(n)}}{\sqrt{(\mathbf{i} - \mathbf{u}^{(n)})^2 + \delta}}, \mathbf{u}^{(n)} \Big|_{n=0} = \mathbf{i} \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $\varepsilon, \delta > 0$ 为小的正常量以避免分母为零。初始化解图像为观测图像 \mathbf{i} , 经过 N 次迭代收敛得到具有局部边缘自适应性的平滑图像 $u(x, y)$, N 为迭代次数。

3 对数商图像光照归一化

当图像中存在较大非均匀光照影响时, 图像内容往往被覆盖在较暗的区域, 基于对数变换的图像增强技术可以有效地扩展低值灰度而压缩高值灰度, 使低值灰度的图像细节得到增强。因此, 对于已知的观测图像 $I(x, y)$, 进行对数增强得到 $i(x, y) = \log(I(x, y))$, 并用 $i(x, y)$ 作为待研究图像, 根据假设有

$$i(x, y) = r(x, y) \cdot l(x, y) \quad (8)$$

式中, $r(x, y)$ 为反射分量, 由成像物体表面反射率和材质决定, $l(x, y)$ 为光照分量, 其性质取决于光源。一般认为反射分量远远小于光照分量, 且光照分量与图像的灰度值较为接近。用总变分模型作为低通滤波算子 $F(x, y)$, 得到光照分量的估计为

$$\hat{l}(x, y) = u(x, y) = i(x, y) * F(x, y) \quad (9)$$

* 表示信号卷积, 定义对数商图像(LQI)为

$$I_{\text{LQI}}(x, y) = \frac{i(x, y)}{\hat{l}(x, y)} = \frac{i(x, y)}{u(x, y)} \quad (10)$$

式中, $u(x, y)$ 为由 $i(x, y)$ 用第 2 节 TV-L1 模型估计得到的具有局部边缘适应性的平滑图像。商图像的光照归一化作用来自于假设: 图像中大范围变化缓慢的低频成分是由光照变化影响的结果, 用类低通滤波算子滤波得到的图像可以被认为反映了光照的变化图像, 因此, 用平滑图像做逐像素的商运算就实现了针对光照的归一化, 从而得到图像的光照不变表示 $I_{\text{LQI}}(x, y)$ 。而与自商图像的各向异性高斯算子滤波方法不同的是, 用 TV-L1 模型估计光照变化图像, 既能消除普通低通算子作用在高频区域留下的光晕现象并有一定的边缘保持特性, 这样更符合人眼的对边缘信息知觉敏感度大的视觉特性。同时该模型参数的设置也非常简单, 只有一个参数 λ , λ 的选择与图像尺度有关, 与图像中人脸各部件相对大小有关, 对于本文使用 48×42 大小的图像, 根据试验选取 $\lambda = 1.5 \sim 2$ 。图 1 为 CMU PIE 中人脸图像用本文方法选取不同 λ 处理的结果。

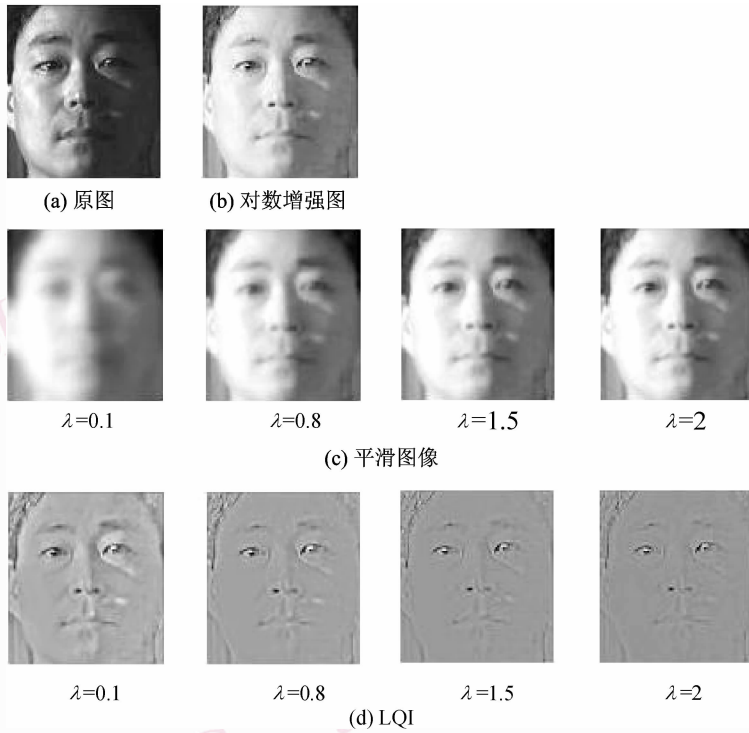


图 1 PIE 图像不同 λ 处理结果

Fig. 1 Results on PIE image with different λ

从图中看出, λ 决定了总变分项和保真项的相对比重, 当 λ 取值较小时, 平滑的总变分项占主导,

解光照图像越模糊, 而 λ 增大时, 解图像越接近原始图像, 平滑越弱。

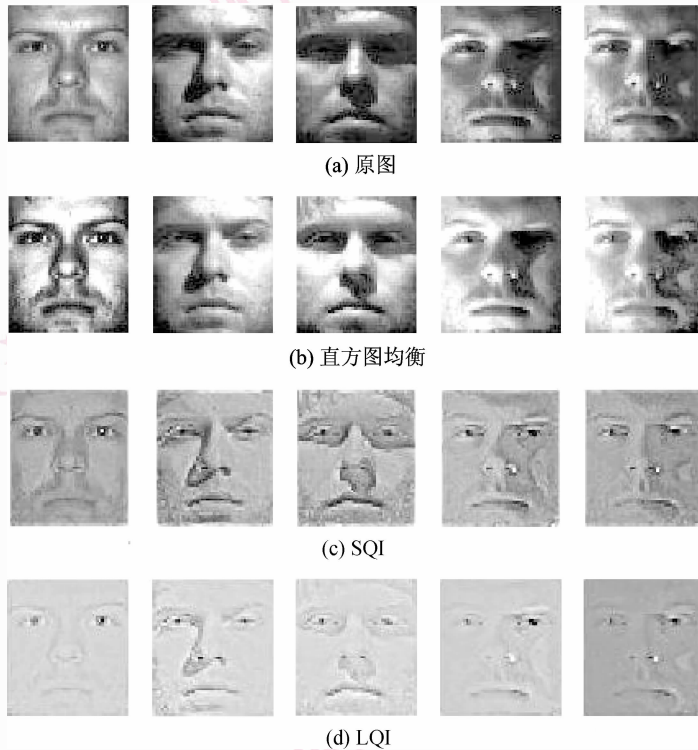


图 2 光照归一化结果对比

Fig. 2 Illumination normalization results comparison

图 2 为 YaleB 人脸图像库中 B01P00 (YaleB 库第 01 号对象的第 00 号姿态,00 姿态为正面人脸) 从 4 个子集中选出的人脸图像用各种光照归一化方法处理的对比结果。从图中看出,直方图均衡只能有限地提高图像对比度,而用加权高斯滤波方法得到的自商图像虽然能较好地去除光照影响,但是高斯低通滤波对清晰阴影边缘的放大和模糊将会直接影响识别结果。而本文对数商图像的结果则有明显改进。

4 试验结果

为了验证算法的有效性,本文分别采用 YaleB 人脸图像库和 CMU PIE^[12] 光照变化人脸图像库进行识别率测试。其中 YaleB 中包括 10 个对象,选取每人的 45 张正面样本集 (P00) 并除去 6 张损坏图像,共 444 张图像用来试验,所有人脸图像仅含有光照角度变化,并根据变化角度 (相对于光轴方向) 分为 subset01 < 12°, 20° < subset02 < 25°, 35° < subset03 < 50°, 60° < subset04 < 77° 4 个子集。CMU PIE 图像库为彩色图像库,共 68 个对象,首先转为灰度图像,并选取每人正面的 21 张光照变化图像再加 gallery 中每人一张标准图像共 1 496 张图像用来试验。所有图像根据眼睛位置粗略的进行对齐和几何校正,并裁剪为 42 × 48 大小仅含有人脸区域的图像。

试验中采用两种识别方法,一种是模板匹配,一种是基于主成分分析 (PCA) 的本征脸 (Eigenface) 人脸识别算法。模板匹配中,每个对象选取一张标准样本 (正面无光照影响图像),其中 YaleB 选取每人一幅正面无光照影响图像作为标准样本,PIE 选取 gallery 中的图像为标准样本,然后计算所有测试样本和标准样本的相似度,用最近邻分类器取相似度最大的标准样本为识别结果并计算识别率。PCA 识别方法中,每个对象任意选取两张图像组成训练样本集,其余所有图像为测试集,依次随机选取不同的训练集和测试集,得到 20 组试验数据,然后分别试验计算识别率。最后本文算法与无预处理 (None),直方图均衡 (HE),SQI 进行对比。表 1,2 为模板匹配识别算法分别在两个测试库中的识别结果。图 3,图 4 为 20 组试验数据用 PCA 方法在不同图像库中的识别结果。

表 1 模板匹配方法在 YaleB 库上的识别率

Tab.1 Recognition rate using template matching on YaleB 单位:%

测试集	1	2	3	4
None	100	94.17	60.83	29.28
HE	100	97.50	80.00	50.71
SQI	100	100	98.33	95.47
LQI	100	100	99.64	97.72

表 2 模板匹配方法在 PIE 库上的识别率

Tab.2 Recognition rate using template matching on PIE 单位:%

	None	HE	SQI	LQI
识别率	33.89	55.18	91.60	95.73

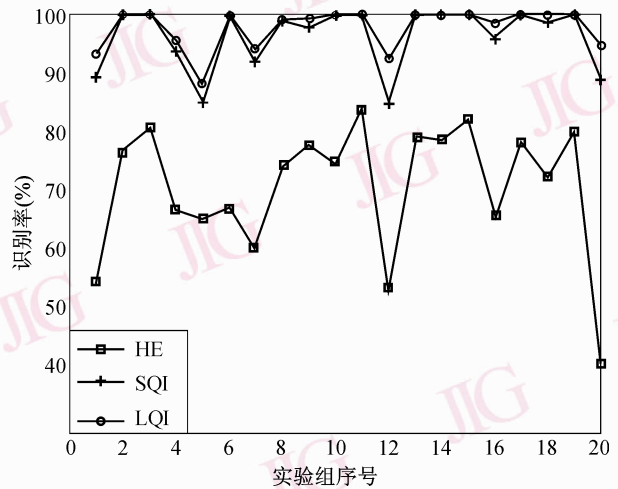


图 3 YaleB 在 20 个测试集上 PCA 方法的识别率
Fig. 3 Recognition rates using PCA on 20 test sets on YaleB dataset

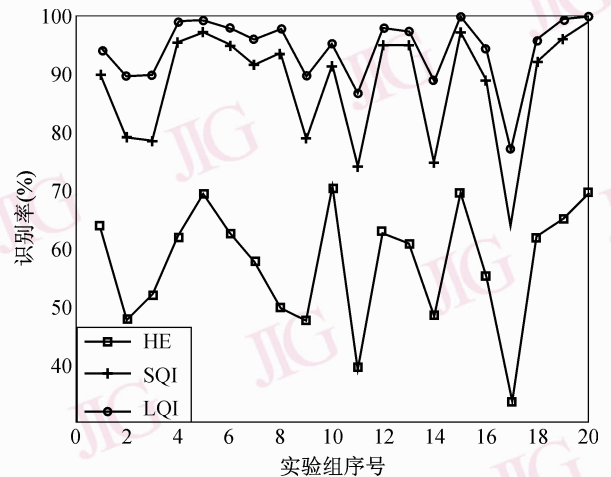


图 4 PIE 在 20 个测试集上 PCA 方法的识别率
Fig. 4 Recognition rates using PCA on 20 test sets on PIE dataset

从试验结果数据可以看出,对于仅含有光照变

化的正面人脸图像集 YaleB,不使用任何光照归一化预处理的人脸识别率会随着光照角度的加大迅速下降,在使用 PCA 人脸识别算法中,平均识别率仅有 75% 左右。而光照归一化预处理算法能有效提高不同方法的识别率,其中自商图像在最困难子集 subset04 中的识别率为 95.47%,而采用本文提出的基于总变分模型的自商图像的识别率为 97.72%。这种识别率的改进在 PIE 测试库中依然明显,不同的是,由于 PIE 图像库中图像含有微小的表情变化,因此总体识别率没有 YaleB 中的高。

5 结 论

本文提出了一种新的基于 L1 总变分模型的商图像光照预处理技术。该模型简单,并直接处理单幅图像,不需要训练集,参数设置简单。通过总变分模型得到的光滑图像,保留了大的边缘结构,同时还可以减少一般低通滤波的光晕现象。对数增强处理可以有效提高低对比度区域灰度,从而增加处理效率。在 yaleB 和 CMU PIE 人脸图像库上的测试结果表明,基于总变分的对数商图像光照处理算法可以有效地提高人脸识别系统的识别率和光照鲁棒性。

参考文献 (References)

- 1 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.
- 2 Georghiades A S, Belhumeur P N, Kriegman D J. From Few to Many: illumination cone models for face recognition under differing pose and lighting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and

- Machine Intelligence, 2001, **23**(6): 643-660.
- 3 Zhang L, Samaras D. Face recognition under variable lighting using harmonic image exemplars [A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Los Alamitos, CA, USA, 2003: 1-19.
- 4 Shashua A, Riklin-Raviv T. The Quotient Image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, **23**(2): 129-139.
- 5 Lanitis A, Taylor C J, Cootes T F. Automatic face identification system using flexible appearance models [J]. Image and Vision Computing, 1995, **13**(12): 393-401.
- 6 Wang H, Li S Z, Wang Y. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Seoul, Korea, 2004: 819-824.
- 7 Ramamoorthi R, Hanrahan P. A Signal Processing Framework for Inverse Rendering [A]. In: Proceedings of the ACM SIGGRAPH [C], New York, NY USA: ACM Press, 2001:117-128.
- 8 Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory [J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, **13**(5): 1-11.
- 9 Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A Multi-scale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, **24**(7): 965-976.
- 10 Tumblin J, Turk G. LCIS: A boundary hierarchy for detail preserving contrast reduction [A]. In: Proceedings of ASM SIGGRAPH [C], New York, NY, USA: ACM Press, 1999: 83-90.
- 11 Chen T, Yin W, Zhou X S, *et al.* Illumination normalization for face recognition and uneven background correction using total variation based image models [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], San Diego, CA, USA, 2005: 532-539.
- 12 Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU Pose, illumination and expression (PIE) database [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, **25**(12):1615-1618.