

基于二次多项式模型的人脸光照归一化

谢晓华^{1,4}, 赖剑煌^{2,4}, 郑伟诗³

(1. 中山大学数学与计算科学学院, 广东广州 510275; 2. 中山大学信息科学与技术学院, 广东广州 510275;
3. 伦敦大学玛丽皇后学院计算机系, 英国伦敦; 4. 广东省信息安全技术重点实验室, 广东广州 510275)

摘 要: 根据人脸光照变化非线性的特性, 本文提出用二次多项式模型来描述非正面光照条件下的人脸图像与正面光照条件下的人脸图像在对应像素点灰度之间的关系, 进而提出一种人脸光照归一化方法. 本方法的一个重要特点是独立于先验的物理模型而通过建立统计回归模型来学习不同光照图像之间的关系. 此外, 提出用基于 PCA 的方法对光照归一化后的人脸图像进行加权补偿, 进一步改善图像的视觉效果. 在 Extended YaleB 和 CMU-PIE 人脸库上的实验结果表明, 新方法在改善人脸视觉效果同时能大大提高人脸识别准确率.

关键词: 人脸识别; 光照归一化; 二次多项式模型

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 08-1791-07

Illumination Normalization of Human Face Based on the Second-Order Polynomial Model

XIE Xiao-hua^{1,4}, LAI Jian-huang^{2,4}, ZHENG Wei-shi³

(1. School of Mathematics and Computational Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou, Guangdong 510275, China;
2. School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou, Guangdong 510275, China;
3. Department of Computer Science, Queen Mary University of London, London, UK;
4. Guangdong Province Key Laboratory of Information Security, Guangzhou, Guangdong 510275, China)

Abstract: We proposed to describe the relationship between the pixel grey values of the face images under frontal and non-frontal illumination conditions by using a second order polynomial model. Correspondingly, an illumination normalization method based on such nonlinear model was formed. The proposed method learns the illumination variations in a statistical manner by using regression model without any prior physical knowledge. Furthermore, in order to improve the visual quality, a PCA-based weighting compensation for the normalized face image was proposed. The experimental results on the Extended Yale B and CMU-PIE face databases show that the proposed method can attain good visualization for face images, and significantly improve the face recognition performance.

Key words: face recognition; illumination normalization; second order polynomial mode

1 引言

人脸图像处理 and 识别技术在智能监控, 身份认证, 人机交互和数字娱乐等方面均有广泛的应用前景, 但光照问题一直是制约该类技术实用化的因素之一. 光照过暗、过亮, 特别是不均匀都直接影响人脸可视化效果并严重导致人脸识别率的下降. 解决光照变化对人脸技术的影响, 是当前模式识别和计算机视觉领域一项意义重大且十分迫切的任务.

人脸光照处理技术伴随人脸识别技术研究已经历

了 30 多年的发展. 特别是 1996 年的 FERET 测试结果揭示了光照因素会严重影响人脸识别算法性能^[1], 此后产生了大量经典的人脸光照处理算法. 根据各种算法处理的结果, 人脸光照处理算法可以划分为两类: (1) 提取光照不变的人脸特征; (2) 恢复标准 (正面) 光照条件下的人脸图像.

(1) 提取光照不变特征 提取光照不变特征的方法是指从人脸图像中提取对光照变化不敏感的特征来进行人脸识别, 这类方法并没有达到图像视觉效果上的恢复. 目前流行的方法有 Shashua 等人^[2]提出的商图像

方法以及 Wang 等人^[3]在商图像的基础上提出的自商图像方法.此外,一类主流算法是提取人脸图像的反射成分作为光照不变量进行识别.其中比较著名的有 Chen 等人^[4]提出的 Logarithmic Total Variation (LTV)模型,即在对数域运用总变分模型估计人脸反射成分.然而,人脸光照处理的目的在于不仅限于提高人脸识别率,很多应用场合需要得到正面光照条件下的人脸图像.这就需要寻求相关算法来恢复标准光照条件下的人脸图像.

(2) 恢复标准光照条件下的人脸图像 很多光照归一化算法或者人脸重加光技术能达到此目的.经典的算法有直方图均衡和 Georghiades 等人^[5]提出的光照锥方法等.此外,Shahua 等人提出的商图像技术同样能实现人脸图像重加光.基于光照低维表达理论,Wang 等人^[6]提出了非点光源商图像框架实现人脸重加光.上述方法中有大部分用到了低维光照子空间的思想.经典的子空间方法以整张人脸图像作为子空间中的基本元素进行研究,这就要求建立模型的时候对人脸进行一些必要的假设,例如 Lambertian 表面假设等.为减少模型假设,2008 年 Shim 等人^[7]提出对图像的每个象素建立一个子空间的方法实现人脸重加光,该方法不需形状模型,也不需 Lambertian 表面假设.然而,如果能够找到一个函数直接刻画光照变化引起人脸的图像变化,我们就能找到更为便捷的光照归一化方法而不需要子空间等假设.Xie 等人^[8]就提出用线性模型来描述正面人脸在标准光照条件下的图像灰度值和非标准光照下的人脸图像灰度值在对应象素点的关系,进而根据该线性模型对人脸图像进行光照归一化,达到较好的光照处理效果.该方法从统计的角度通过建立回归模型来研究光照变化引起人脸图像的变化,而不需要依赖于特定的物理模型,实现起来快速有效.值得指出的是,文献^[8]和^[7]中的方法均对图像的每个象素分别建立一个模型,不须对人脸表面进行任何形状假设.

沿着 Xie 等人的工作,我们通过实验发现,在光照变化不大的时候,线性模型的确能较好地描述不同光照条件下不同图像灰度值之间的关系,但是光照变化严重的时候,该关系的非线性特征比线性特征要明显得多.因此,本文尝试提出用二次多项式模型来描述非正面光照条件下的人脸图像与标准光照条件下的人脸图像在对应象素点灰度值之间的关系,并在这个基础上得到人脸光照归一化算法.同时,为进一步改善图像的视觉效果,本文采用基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)的方法对归一化后的人脸图像进行视觉补偿.

2 基于二次多项式模型的人脸光照归一化

2.1 光照模型及光照归一化方法

对同一张人脸,在不同光照条件下采集到的图像会存在很大差异,若能建立合理的数学模型描述它们之间的关系,便能借助该模型人脸图像进行光照矫正,甚至能进行人脸重加光,虚拟生成任何光照条件下的人脸图像.文献^[8]提出如下的线性模型:

$$I_i(x, y) = A_i(x, y) \cdot I(x, y) + B_i(x, y), \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

公式中 i 代表光照类型. I 为某正面人脸在正面光照条件下的图像, I_i 表示其在第 i 种光照条件下对应的图像.参照 YaleB 人脸库^[5]的光照采集条件,文献^[8]把人脸光照划分为相应的 65 种. YaleB 人脸库中进行人脸图像采集的光照水平偏角变化范围为 -130° 到 130° , 垂直偏角变化范围为 -40° 到 90° . 该光照变化范围涵盖了人脸光照的常见类型.对任意人脸图像 I_{object} , 如果通过光照估计得其光照条件与 N 类光照中的第 i 种最为接近,便认为 I_{object} 对应的光照为第 i 种,进而通过选取预先训练好的模型系数矩阵 A_i 和 B_i , 根据

$$\hat{I}(x, y) = \frac{I_{object}(x, y) - B_i(x, y)}{A_i(x, y)}, \quad i = 1, \dots, N \quad (2)$$

对 I_{object} 进行光照归一化.

然而通过大量实验数据分析,我们发现 $I_i(x, y)$ 和 $I(x, y)$ 在光照变化比较小的时候接近线性关系,但光照变化比较大的时候非线性关系更为明显.因此,本文试图采用非线性光照模型来描述相关象素对灰度值之间的关系.在常见的非线性变换中,用对数变换处理后的图象层次更加清晰,符合人的视觉特点,但是对过亮的图象,经对数变换后,边缘会变得模糊导致图像细节丢失.指数变换对面部过亮的图象有较好的光照补偿作用,然而对偏光情况则无能为力.根据泰勒展开原理,对数函数和指数函数均可以用多项式函数进行逼近,为兼顾对数变换和指数变换的优点,并结合样本数据分布特点,本文采用如下的二次多项式光照模型来描述相关象素对灰度值之间的关系:

$$I_i(x, y) = A_i(x, y) \cdot I^2(x, y) + B_i(x, y) \cdot I(x, y) + C_i(x, y) \quad (3)$$

其中 I_i 、 I 和 N 的定义与公式(1)中的定义相同.值得注意的是,二次多项式模型在特殊情况下($A_i(x, y) = 0$ 时)可以退化为线性模型,即二次多项式模型比线性模型的适应性更强.若 $B_i^2(x, y) - 4 \cdot A_i(x, y) \cdot (C_i(x, y) - I_i(x, y)) \geq 0$, 由公式(3)求解得到:

$$I(x, y) = \frac{-B_i(x, y) \pm \sqrt{B_i^2(x, y) - 4 \cdot A_i(x, y) \cdot (C_i(x, y) - I_i(x, y))}}{2 \cdot A_i(x, y)} \quad (4)$$

即对给定的 $I_i(x, y)$, 对应有两个解.然而,通过对训练结果的统计分析,并考虑图像灰度值的合理范围,我们发现当 $A_i(x, y) > 0$, $I(x, y)$ 应选取两个解中的大者;

而当 $A_i(x, y) < 0$ 时, 应选取两解中的小者. 因此, 当给定人脸图像 I_{object} , 如果估计得其光照类型为第 i 类, 便可以选取系数矩阵 A_i, B_i 和 C_i , 根据

if $|A_i(x, y)| \geq \epsilon$

$$\hat{I}(x, y) = \frac{-B_i(x, y) + \sqrt{\max\{B_i^2(x, y) - 4 \cdot A_i(x, y) \cdot (C_i(x, y) - I_{object}(x, y)), 0\}}}{2 \cdot A_i(x, y)}$$

if $|A_i(x, y)| < \epsilon$

$$\hat{I}(x, y) = \frac{I_{object}(x, y) - C_i(x, y)}{B_i(x, y)} \quad (5)$$

对 I_{object} 进行光照对齐. 其中, ϵ 为接近零的正常数. 因为当 $A_i(x, y)$ 接近零的时候, 模型几乎退化为线性模型, 我们选择按照线性模型进行光照恢复. 此外, 为避免溢出, 对 \hat{I} 进一步进行以下阈值操作:

$$\hat{I}(x, y) = \begin{cases} 0, & \hat{I}(x, y) < 0 \\ 255, & \hat{I}(x, y) > 255 \\ \hat{I}(x, y), & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

2.2 模型训练方法

本文基于最小二乘法训练模型(3)中不同光照类型所对应的模型系数 A_i, B_i 和 $C_i, i = 1, \dots, N$. 为保证对人脸图像进行光照调整后能取得较佳的视觉效果, 在训练过程中对系数进行约束. 假设标准光照条件下人脸图像灰度值的变化范围为 $[a, b]$, 即对任何象素点 (x, y) , 有 $a \leq I(x, y) \leq b$. 则在解存在的情况下有:

$$a \leq \frac{-B_i(x, y) + \sqrt{B_i^2(x, y) - 4 \cdot A_i(x, y) \cdot (C_i(x, y) - I_i(x, y))}}{2 \cdot A_i(x, y)} \leq b \quad (7)$$

公式(7)进一步整理为:

$$\begin{cases} a^2 A_i(x, y) + a B_i(x, y) + C_i(x, y) - I_i(x, y) \leq 0 \\ b^2 A_i(x, y) + b B_i(x, y) + C_i(x, y) - I_i(x, y) \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

假如 $I_{i,j}$ 为第 j 个人脸在第 i 种光照下的图像, $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, m$, 其中当 $i = 1$ 时, $I_{1,j}$ 为第 j 个人脸在标准光照条件下的图像. 对训练集中同种光照类型的人脸图像求平均值:

$$\bar{I}_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m I_{i,j}, i = 1, \dots, N \quad (9)$$

根据公式(3)及最小二乘法原理, 对每个象素点 (x, y) 有如下的二次规划模型 ($i = 1, \dots, N$):

$$\begin{aligned} \min_{\substack{A_i(x, y), \\ B_i(x, y), \\ C_i(x, y)}} & \sum_{j=1}^m \left| \begin{array}{l} I_{i,j}(x, y) - A_i(x, y) \cdot I_{1,j}^2(x, y) \\ - B_i(x, y) \cdot I_{1,j}(x, y) - C_i(x, y) \end{array} \right|^2 \\ \text{s.t.} & \begin{cases} a^2 A_i(x, y) + a B_i(x, y) + C_i(x, y) - \bar{I}_i(x, y) \leq 0 \\ b^2 A_i(x, y) + b B_i(x, y) + C_i(x, y) - \bar{I}_i(x, y) \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

通过求解二次规划模型(10)可以得到 $A_i(x, y), B_i(x, y)$ 和 $C_i(x, y), i = 1, \dots, N$. 本文选用基于内部映射牛顿法的子空间置信域法对模型(10)进行求解.

2.3 光照类型估计

实现本文提出的光照归一化方法一个关键步骤是对目标人脸图像进行光照类型估计, 即判断目标图像对应的光照条件与模型中 N 种光照的哪一种最为接近. 本文参考文献[8]的作法, 由输入图像生成光照映射图(illumination map), 然后用线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)提取特征并根据最近邻方法识别光照类型. 为了避免 LDA 算法训练中的奇异问题, 先用 PCA 对数据进行降维(对 100×100 大小的图像, 本文实验降到 300 维). 其中, 对输入图像 I , 其光照映射图的计算步骤为:

(1) 对 I 进行分块直方图均衡^[8], 得到 I_{BHE} .

(2) 对 I 进行全局直方图均衡, 得到 I_{HE} .

(3) 把 I_{BHE} 与 I_{HE} 相减后归一化到 $[0, 255]$, 得到光照图映射图 I_{map} .

由于直方图均衡算法能增强图像的对比度, 上述步骤生成的光照映射图能够反映出光照在该图像各个局部的作用效果, 从而适合用于判断光照类别. 为评估该方法的有效性, 本文选取 Extended YaleB 人脸库前面 15 个人所有正面图像(共 $65 \times 15 = 975$ 张)各自生成的光照映射图进行测试. 用 PCA + LDA 进行特征选取后, 用基于最近邻识别的留一法进行光照类型识别, 识别率高达 99.08%. 图 1 给出这 975 张不同光照条件下的图像对应的光照映射图经 PCA + LDA 投影到 2 维空间的结果. 图中每个圆色点代表一张图的投影结果. 为便于直接观察, 特别用星点标注出其中 7 类不同光照图像对应的光照映射图的投影结果并给出代表性人脸图像. 从数据分布情况可以看出, 同种光照条件下的人脸图像对应的光照映射图投影结果分布比较集中, 故能通过最近邻方法进行光照类型分类. 在实际分类操作

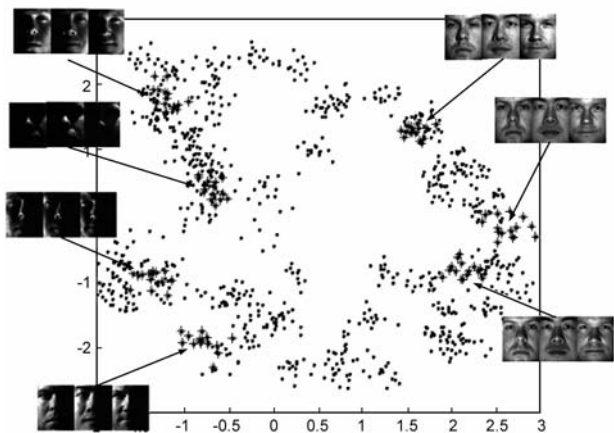


图1 不同光照条件下的人脸图像对应的光照映射图经PCA+LDA投影到2维空间的结果.用Extended YaleB人脸库中前面15个人每人65张图像共975张进行投影.星点为其中7种特定光照图像的投影结果.从数据分布情况可以看出,同种光照条件下的人脸图像对应的光照映射图投影结果分布比较集中,能通过最近邻方法进行光照类型分类

中, LDA 最终降维到 11 维而不是 2 维, 所以图 1 中出现无法分开情况仍属正常. 值得指出的是, 即使对个别图像的光照类型估计错误, 对其最终光照归一化结果的影响也非常小. 例如某图像的实际光照条件为 i , 但是估计得到 i' ($i \neq i'$), 而事实上, i 与 i' 两种光照条件往往非常接近, 则对应训练得到的系数矩阵 $\{A_i, B_i, C_i\}$ 和 $\{A_{i'}, B_{i'}, C_{i'}\}$ 也较为相似, 因而即使选用系数 $\{A_{i'}, B_{i'}, C_{i'}\}$ 对 I_i 进行光照归一化也能获得相当好的效果. 图 2 给出了一个光照估计错误情况下进行光照恢复的例子. 可见, 即使对输入图像的光照估计错误, 最终仍能得到图像质量较好的光照归一化结果.

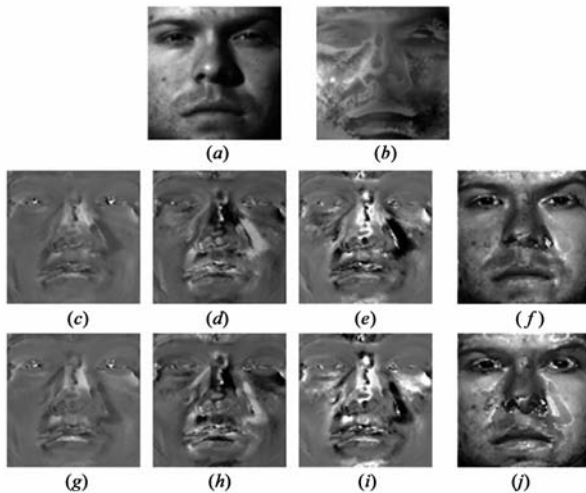


图2 光照估计错误的人脸光照归一化例子.(a)为输入图像;(b)光照映射图;(c)、(d)和(e)分别为正确光照条件对应的系数矩阵 A 、 B 和 C ; (f) 为采用正确模型系数进行光照恢复得到的图像;(g)、(h)和(i)分别为错误光照条件对应的模型系数 A 、 B 和 C ; (j) 为采用错误模型系数进行光照恢复得到的图像. 可见, (f) 和 (j) 十分相似

2.4 视觉补偿

由于二次多项式模型是分别对单个像素进行矫正, 最终得到的图像可能不够光滑. 为了进一步改善图像的视觉效果, 本文提出用基于 PCA 的方法进行图像质量补偿. 假设由二次模型进行光照归一化后得到的人脸图像为 \hat{I} , 对 \hat{I} 进行 PCA 投影后重构得到 I_{rec} :

$$\alpha = W_{PCA}^T \cdot (\hat{I} - m_l), I_{rec} = W_{PCA} \cdot \alpha + m_l \quad (11)$$

其中 W_{PCA} 为 PCA 中的投影矩阵, α 为 PCA 投影系数, m_l 为样本均值. 式(11)实际上为一个基于 PCA 的去噪过程, 这步操作可以得到更加平滑美观的图像, 但是同时会让人脸细节丢失. 为保留人脸细节同时改善视觉效果, 最终的人脸图像由 \hat{I} 和 I_{rec} 加权获得:

$$I(x, y) = (1 - \partial_i(x, y)) \cdot \hat{I}(x, y) + \partial_i(x, y) \cdot I_{rec}(x, y) \quad (12)$$

其中 ∂_i 为补偿系数, 与光照类型 i 有关. 显然, $\hat{I}(x, y)$ 与实际像素值 $I(x, y)$ 的差值越大, 补偿系数 $\partial_i(x, y)$ 也应越大. 由此, 对训练样本的光照矫正误差求平均, 即

可训练得到补偿系数矩阵. 记 $\hat{I}_{i,j}$ 为 $I_{i,j}$ 经公式(5)和(6)矫正得到的结果, $I_{1,j}$ 表示第 j 个人在正面光照条件下的真实图像, $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, m$. 计算不同光照条件样本的光照恢复误差:

$$Err_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |\hat{I}_{i,j} - I_{1,j}|, i = 1, \dots, N \quad (13)$$

把恢复误差归一化到 $[0, 1]$ 后由下式得到补偿系数:

$$\partial_i(x, y) = k_i \cdot \frac{Err_i(x, y)}{\max_{(x,y)} \{Err_i(x, y)\}}, i = 1, \dots, N \quad (14)$$

其中, k_i 为经验常数. 在本文的实验中, 统一取 $k_i = 1$. 图 3 给出人脸补偿的一些例子. 可见, 经过补偿后, 图像的视觉效果能进一步得到改善.

根据前文分析, 我们提出的人脸光照归一化算法整体流程可由图 4 表示.



图3 视觉补偿效果示例. 第一行为原图, 第二行为根据二次模型进行光照归一化但未进行视觉补偿的结果, 第三行为补偿系数图, 最后一行为视觉补偿之后的结果

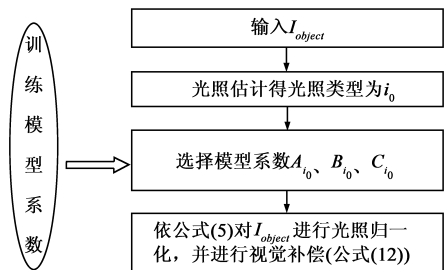


图4 人脸光照恢复流程图

3 实验及分析

3.1 实验介绍

本文根据图像质量以及人脸识别性能两方面对提出的人脸光照归一化算法进行评价. 选用的人脸库有 Extended YaleB^[5] 和 CMU-PIE^[10] 人脸库. Extended YaleB 人脸库有 38 个人, 65 种光照条件和 9 种姿势. CMU 人脸库有 68 个人, 21 种光照条件(关闭背景灯的情况), 4 种姿势. 对这两个人脸库, 本文仅选取不同光照条件下的正面人脸图像进行实验. 对每张人脸图像, 根据两只

眼睛中心点和嘴巴中心点共三个特征点的位置进行对准并裁剪为 100×100 大小的图像.采用 YaleB 库中的 65 种光照训练模型.实验的时候,选用 Extended YaleB 库中前面 15 个人的图像训练模型系数及其他算法参数.用 Extended YaleB 余下的 23 个人及 CMU 库中所有人的图像进行测试.即使 CMU 人脸库与 Extended YaleB 人脸库的图像采集于不同的光照条件,实验结果表明,用 Extended YaleB 库训练的模型对 CMU 人脸库中的图像进行光照归一化同样十分有效.

3.2 基于视觉效果比较实验

本节主要评价二次多项式模型进行光照归一化的视觉效果.主要与直方图均衡、线性模型^[8]及基于非点光源商图像的人脸重加光算法^[6]进行比较.图 5 给出不同种人脸光照归一化算法的部分结果.从图中得知,无论是在 Extended YaleB 还是在 CMU 人脸库,本文提出的人脸光照归一化算法均取得相对更加令人满意的视觉恢复结果.尤其是对阴影部分进行光照调整的优势更为明显.图中同时给出 LTV 模型的处理结果,再次表明

该类方法仅能提取光照不变特征,而不能真正改善图像的视觉效果.当然,对光照变化过于严重的图像,本文的算法处理的结果仍然不够平滑,有些人脸局部区域甚至出现失真.为进一步给出更加客观的评价,本文用图像恢复的均方误差(MSE)来评估不同算法.即通过计算不同算法光照归一化的结果与真实标准光照图像的平均误差来评估不同算法.图 6 是各种算法对不同种光照条件下的人脸图像进行光照恢复对应的 MSE 值.可见,无论在 Extended YaleB 库还是 CMU 库,我们的算法均对应最小的 MSE 值,再次证实了用二次多项式模型进行人脸光照归一化的有效性.此外,加上视觉补偿处理,MSE 值明显进一步降低.

3.3 人脸识别实验

本节将通过实验评估二次模型在人脸识别中的应用.文献[4]的作者已经通过实验证明 LTV 模型的识别效果优于商图像^[2]及自商图像^[3]等主流方法,是目前非常优秀的一种人脸光照处理算法.故本文的人脸识别实验主要跟 LTV 模型进行比较.此外,为比较二次多



图5 不同算法对人脸图像进行光照归一化的结果.第一行为原图;第二行为线性模型^[8];第三行为直方图均衡;第四行基于非点光源商图像的人脸重加光算法^[6];第五行为LTV模型^[4];最后一行为本文的方法.其中,前四列为Extended YaleB库中的图像,后四列为CMU库中的图像

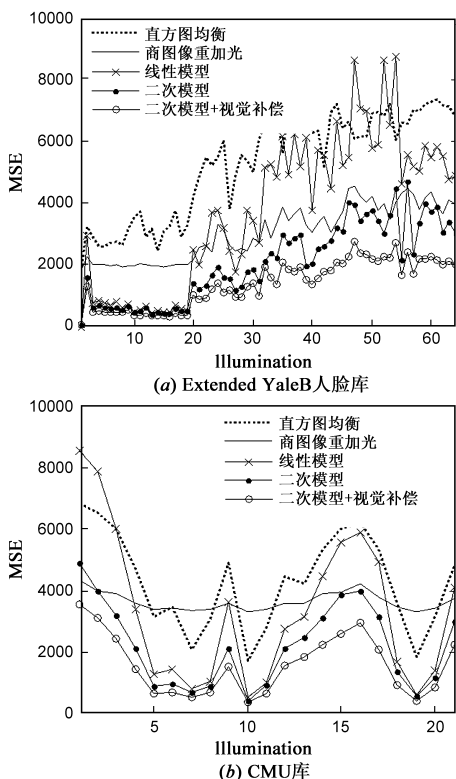


图6 光照归一化在各种光照条件下对应的均方误差

项式模型与线性模型的性能,本节同时给出线性光照模型方法^[8]的实验结果.在识别实验中,直接对各种算法的输出结果运用最近邻算法进行识别而不再进行任何特征提取.对每个人,仅选用1张正面光照图像作为参考图像,其余图像作为测试.为评估二次多项式模型对光照估计的敏感程度,对 Extended YaleB 人脸库中的图像,分两种方式实现我们的算法,即(1)用本文提出的方法估计测试图像的光照类型;(2)直接采用数据库中给出的真实光照类型.此外,为了考察视觉补偿操作的效果,我们给出视觉补偿前后的实验结果.人脸识别性能用 ROC 曲线(正确接受率 vs. 错误接受率)进行评价.图7给出最终识别结果,从图中可见,本文的算法均明显比线性模型取得更佳的结果.这表明非线性模型确实较线性模型能更加合适地表述光照变化引起图像的变化.进行视觉补偿后,我们的算法在 Extended YaleB 人脸库上的识别性能甚至优于 LTV 算法,但是在 CMU 库上仍然略弱于 LTV.此外,从图7(a)可以看到,我们的算法在分别采用估计的光照和真实的光照的条件下对应的 ROC 曲线几乎重合,这表明本文提出的光照估计算法的确有效.本文的算法在光照变化异常强烈的情况下性能会相对降低,但是仍然明显优于线性模型.而且,本文的算法能够改善变化光照条件下图像的视觉效果,比 LTV 模型具有更广泛的应用范围.

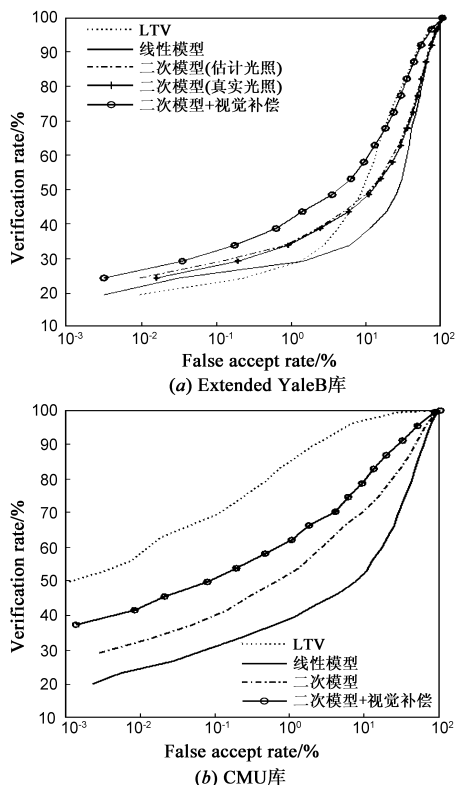


图7 人脸识别ROC曲线

4 结论

本文提出用二次多项式模型描述非正面光照条件下的人脸图像灰度值和正面光照条件下的人脸图像灰度值在对应像素点的关系,进而得到人脸光照归一化算法,并提出用基于 PCA 的方法对图像进行进一步的视觉补偿.本算法独立于先验物理模型而通过建立统计回归模型来学习不同光照图像之间的关系,计算复杂度较低,容易实现.用非线性模型描述光照变化引起图像在具体像素点的灰度值变化,本文进行了一次初步探索.然而,本文的算法在光照变化极端强烈的情况下性能相对会降低,故还有必要进行更深层的研究,寻找更合适的非线性变换光照模型或者相关组合模型.

参考文献:

- [1] Phillips P J, Moon H, Rizvi S A. The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2002, 22(10): 1090 - 1104.
- [2] Shashua A, Riklin-Raviv T. The quotient image: class-based re-rendering and recognition with varying illuminations [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2001, 23(2): 129 - 139.
- [3] Wang H, Li S Z, Wang Y. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image [A]. Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C]. Seoul, 2004. 819 - 824.
- [4] Chen T, Yin W, Zhou X S, Comaniciu D, Huang T S. Total

- variation models for variable lighting face recognition [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2006, 28(9): 1519 – 1524.
- [5] Georghiades A, Belhumeur P, Kriegman D. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2001, 23(6): 643 – 660.
- [6] Wang H, Li S Z, Wang Y. Generalized Quotient Image [A]. Proceedings of IEEE Conference on CVPR [C]. Washington, DC, 2004. 498 – 505.
- [7] Shim H J, Luo J, Chen T H. A Subspace Model-Based Approach to Face Relighting Under Unknown Lighting and Poses [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(8): 1331 – 1341.
- [8] Xie X, Lam K M. Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(2): 221 – 230.
- [9] Coleman T F, Li Y. A Reflective Newton Method for Minimizing a Quadratic Function Subject to Bounds on some of the Variables [J]. SIAM Journal on Optimization, 1996, 6(4): 1040 – 1058.
- [10] Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU pose, illumination, and expression database [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2003, 25(12): 1615 – 1618.

作者简介:



谢晓华 男, 1981 年 10 月出生于广东. 2007 年 7 月毕业于中山大学, 获信息计算科学专业硕士学位. 现为中山大学数学与计算科学学院博士研究生, 研究方向为图像处理与模式识别.

E-mail: sysuxiehx@gmail.com



赖剑煌(通讯作者) 男, 1964 年生, 中山大学信息科学与技术学院教授、博士生导师, 副院长. 现任广东省图象图形学会理事长, 中国图象图形学会常务理事. 1989 年获中山大学应用数学硕士学位, 1999 年获中山大学基础数学博士学位. 主要研究方向为数字图像处理、模式识别、小波分析及其应用.

E-mail: stsljh@mail.sysu.edu.cn

(上接第 1790 页)

- [4] Liew A W C, Yan H. Current methods in the automatic tissue segmentation of 3D magnetic resonance brain images[J]. Current Medical Imaging Reviews, 2006, 2(1): 91 – 103.
- [5] Bezdek, J. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [6] Dzung L Pham, Jerry L Prince. Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(9): 737 – 752.
- [7] Mohamed N Ahmed, Sameh M Yamany, Nevin Mohamed, et al. A modified fuzzy C-Means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193 – 199.
- [8] 冯衍秋, 陈武凡, 梁斌, 林亚忠. 基于 Gibbs 随机场与模糊 C 均值聚类的图像分割新算法[J]. 电子学报, 2004, 32(4): 645 – 647.
Feng Yan-qiu, Chen Wu-fan, Liang Bin, et al. A new algorithm for Image segmentation based on Gibbs random field and fuzzy C-Means clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4): 645 – 647. (in Chinese)
- [9] Bezdek J. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(1): 1 – 8.
- [10] Styner M, Brechbuhler C, Szckely G. Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(3): 153 – 165.
- [11] Sled J G, Zijdenbos A P, Evans A C. A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(1): 87 – 97.
- [12] Wells W M I, Grimson W E L, Kikinis R. Adaptive segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(4): 429 – 442.
- [13] Zhang Yong-yue, Michael Brady, Stephen Smith. Segmentation of brain MR images through a hidden Markov random field model and the expectation-maximization algorithm[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(1): 45 – 57.
- [14] Sanjay-Gopal S, Thomas J Hebert. Bayesian pixel classification using spatially variant finite mixtures and the generalized EM algorithm[J], IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(7): 1014 – 1028.
- [15] SM Smith. Fast robust automated brain extraction [J]. Hum Brain Mapping, 2002, 17(3): 143 – 155.
- [16] Shattuck D W, Sandor-Leahy S R, Schaper K A, et al. Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model[J], NeuroImage, 2001, 13(5): 856 – 876.
- [17] Leemput K V, Maes F, Vandermeulen D, et al. Automated model-based bias field correction of MR images of the brain [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(10): 885 – 896.