

DOI: 10.7652/xjtuxb201306004

面向人脸光照合成的光照参数精确估计算法

刘剑毅, 何苗, 马瑶, 刘跃虎

(西安交通大学人工智能与机器人研究所, 710049, 西安)

摘要: 为提高人脸图像光照合成的精度,提出了一种基于商图像的光照参数估计新算法。首先分析并指出传统商图像算法中存在恒定反射系数假设难以严格成立这一缺陷,它给光照参数估计引入了固有误差;然后在参数化光照子空间框架下设计了一个改进的目标函数,用商图像本身去替代原算法中的反射系数比,从而弱化了假设条件的限制,允许人脸各像素点拥有独立的反射系数;设计了一个迭代算法,通过线性系统来求解目标函数,能够实现对光照参数的高精度估计。在 OFD 人脸库和 AI&R 人脸库上的实验结果表明,所提光照参数估计算法具有良好的收敛性,光照参数估计精度的迹商指标可以获得 25.49~43.09 dB 的提升,光照合成图像中的峰值信噪比可以获得 4.51~9.24 dB 的提升。

关键词: 人脸图像;光照参数;商图像;光照重绘

中图分类号: TN914.42 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)06-0018-07

An Accurate Algorithm to Estiamte Illumination Parameter for Facial Relighting Synthesis

LIU Jianyi, HE Miao, MA Yao, LIU Yuehu

(Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A novel algorithm to estimate illumination parameter based on quotient image (QI) is proposed to improve the accuracy of facial image illumination synthesis. Analysis indicates that the hypothesis of uniform albedos in traditional QI algorithm can not be strictly hold, and that inherent error in illumination parameter estimation will be incurred. Then, an improved objective function is derived in the parametric illumination subspace framework, and the albedo ratios is replaced by the quotient image itself, so that the impacts of the hypothesis is weakened, and independent albedo per facial pixel can be permitted. An iterative algorithm is designed to solve the objective function through linear system, and illumination parameter can be estimated at high accuracy. Experiments on the oriental face database (OFD) and the AI&R face database show that the proposed algorithm has good convergence ability, and that the trace ratio for illumination estimation and the peak-signal-to-noise-ratio in illumination synthesis images are improved by 25.49~43.09 dB and 4.51~9.24 dB, respectively.

Keywords: facial image; illumination parameter; quotient image; illumination re-rendering

光照是影响人脸成像和人脸图像构成的重要因素,变化和未知的光照条件是人脸图像分析、合成以及识别技术实现的难点之一。光照重绘技术能够对人脸图像做出光照估计并修正/渲染人脸光照的效

果,有助于实现光照鲁棒的人脸识别系统,在数字娱乐、虚拟现实等领域中都有着广泛的应用前景。

基于线性子空间学习的方法是解决该问题的主流研究思路^[1-5]。其中,商图像(quotient image, QI)算法^[2]是一种较为典型且简单易实现的方法。因其简洁的公式表达以及在人脸识别与合成应用中的有效性,该算法自提出以来,就已引起了广泛的关注和进一步的发展^[6-11]。

然而,上述算法多针对人脸识别问题设计,专门针对人脸光照合成方面的研究仍相对匮乏。相比人脸识别任务侧重于提取光照不变图(illumination invariant image),人脸合成任务则侧重于光照参数的精确估计及重绘图像的质量。商图像算法中假设任一人脸对象的表面具有所有像素上恒定的反射系数,并通过其反射系数均值之比来近似地表达任意2个人脸对象间的商图像。这种简化表达可以方便目标函数的求解,但由于不符合人脸物理实际,该项假设并不能够严格成立。这给光照参数的估计引入了固有的误差,并将直接影响到图像光照合成的精确度。

本文分析并指出了上述算法所存在的前提假设条件过强的缺陷,在参数化光照子空间的一般框架下提出了一个改进的目标函数,允许人脸各像素点拥有不同的反射系数,不再依赖该假设条件的限制,更加符合人脸的物理实际,并设计了一个类EM的迭代算法实现了对方程的求解。为了量化地评价各种不同算法估计光照参数的精度,本文设计了一个基于参数化光照子空间样本聚类的评价准则。

1 相关工作

1.1 人脸光照估计典型算法及分类

针对光照因素对人脸图像分析的影响,早期的方法^[12]主要借助图像处理的手段如直方图均衡、伽马校正、Log变换等,对原始图像进行光照归一化的预处理操作,从而尽量减轻光照差异对算法的影响。然而,这些全局化的图像处理手段并不能有效解决光源方向未知、人脸形状复杂性等问题,实际效果并不理想。

随着对人脸光照问题的广泛关注和深入研究,基于线性子空间学习的方法逐步成为解决该问题的主流研究思路之一。这类方法通过对2D或3D训练集的学习提取其低维的参数,从而构造出各种不同含义的线性光照参数子空间。新样本通过在光照子空间中的投影或重构,可以实现光照的估计、校

准、识别、合成等一系列目的。典型的线性子空间算法包括商图像算法、光照锥模型(illumination cone)、可渐变模型(morphable model)、双线性照明模型(bilinear illumination model)等^[1,4]。根据是否采用3D形状建模以及是否基于朗伯特(Lambert)反射模型,这些算法又可以被划分为4个类别,如图1所示。

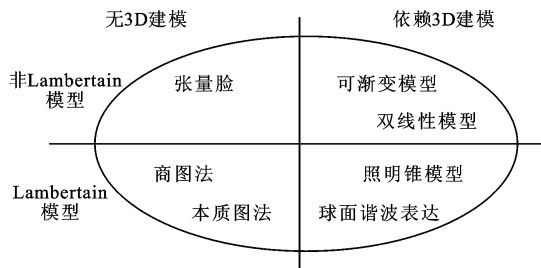


图1 人脸光照估计与重绘典型算法及其分类^[1]

1.2 商图像算法

商图像算法^[2]采用朗伯特反射模型来建模人脸的成像,图像 I 通过其逐像素 p 上的反射系数 ρ 、表面法向量 n 以及光源向量 s 来表达

$$I(p) = \rho(p)n^T(p)s, p = 1, \dots, P \quad (1)$$

式中: P 表示图像 I 上总的像素数;光源向量 $s = \sum_{j=1}^L x_j s_j$ 是通过一组线性独立的点光源 $s_j, j = 1, \dots, L$ 来线性表出的,线性组合系数 $x = [x_1, x_2, \dots, x_L]^T$ 所张成的空间被称为参数化光照子空间, s_j 是该空间的基向量。

基于上述表示,对于任意2个完成像素级对准操作的个体 i 与 r ,它们的商图像被定义为表面逐像素对应反射系数之比

$$Q_{i,r}(p) = \frac{\rho_i(p)}{\rho_r(p)} \in \mathbb{R}^P \quad (2)$$

基于人脸标定特征线、特征点的Warp算法^[13]是常用的像素级对准实现方法。对于个体 r 的任意光照给定图像 I ,其光照参数 x 的估计问题可以通过最小化下述目标函数来实现

$$\begin{aligned} \arg \min_{x, \lambda_i} E(x, \lambda_i) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|A_i x - \lambda_i I\|^2 \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N \lambda_i &= N \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $A_i (i=1, \dots, N)$ 为 $P \times L$ 维的实数阵,其每一列由来自个体 i 的训练样本图像向量组成,训练集中的个体(subject)总数为 N ,每个个体共有 L 张训练图像。在式(3)目标函数中,本文用标量值 $\lambda_i = \bar{\rho}_i / \bar{\rho}_r$ (其中 $\bar{\rho}_i$ 和 $\bar{\rho}_r$ 分别为个体 i 与 r 在整个图像上的

反射系数均值)来近似表达商图像 $Q_{i,r}$ 。

求解出目标图像 I 的光照参数估计值 $\hat{x}$ 后,给定期望的光照参数 z ,商图像算法可根据下式定义的光照重绘函数 f 来实现任意光照变换图像 I_z 的合成

$$I_z = f(I, z, \hat{x}) = \frac{\sum_{i=1}^N A_i z}{\sum_{i=1}^N A_i \hat{x}} \otimes I \quad (4)$$

式中: $\otimes$ 表示笛卡尔积,即图像间对应像素相乘,商则表示图像间对应像素之商。

2 基于商图像的光照参数精确估计

2.1 问题提出

在 QI 算法中,光照参数 x 通过最小化式(3)的目标函数来估计,这里假设任一人脸对象 i 的表面具有恒定的反射系数 ρ_i ,从而任意 2 个人脸对象 i 与 r 间的商图像 $Q_{i,r}(p) = \frac{\rho_i(p)}{\rho_r(p)}$ 就可以通过其反射系数均值之比 $\lambda_i = \bar{\rho}_i / \bar{\rho}_r$ 来近似地表达。这种简化可以方便目标函数的求解,但在实际中,人脸表面的反射系数是因点而异的,该项假设并不能够严格成立。

对于完成像素级对准的 2 个人脸图像,其对应点反射系数的差异可忽略不计,任意 2 个人脸个体间的平均反射系数比 λ_i 应接近于 1,这在式(3) $\sum_{i=1}^N \lambda_i = N$ 中也可以得到反映。这种近似表达给光照参数 x 的估计引入了固有误差,而 x 的误差将直接影响到图像光照合成的精确度。

2.2 目标函数

为了解决该问题,本文提出了如下改进的目标函数来实现光照参数的估计

$$\begin{aligned} \arg \min_{x, Q_i} E'(x, Q_i) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|A_i x - (\text{diag} I) Q_i\|^2 \\ \text{s. t. } \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P Q_i(p) &= 1, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)允许人脸各像素点拥有不同的反射系数,并用完整的商图像 $Q_i(p) = \frac{\rho_i(p)}{\rho_r(p)}$ 代替式(3)中的标量 λ_i 来表达不同图像间的反射系数之比。为了便于推导,用目标图像 $I \in \mathbf{R}^P$ 的对角矩阵来表达 I 与商图像 Q_i 的笛卡尔乘积 $I \otimes Q_i = (\text{diag} I) Q_i$ 。原约束条件 $\sum_{i=1}^N \lambda_i = N$ 是式(5)中约束条件的 1 个特例,在商图像的矢量化表达下,式(3)中的约束可以写为

$\sum_{i=1}^N \frac{1}{P} \left(\sum_{p=1}^P Q_i(p) \right) = N$, 因此 $\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P Q_i(p) = 1, i = 1, \dots, N$ 是原约束条件的充分非必要条件,它使估计出的 $Q = (Q_1, \dots, Q_N) \in \mathbf{R}^{P \times N}$ 只承载对象的形状信息,而光照强度的信息将通过估计出的 x 来表达。改进后的目标函数消除了原估计算法中固有误差的来源,有助于更加精确地估计图像的光照参数。

2.3 问题求解

为求解式(4)中的目标函数以获得参数 x 和 Q 的估计值,引入如下定理。

定理 1 无约束目标函数 $E'(x, Q_i)$ 的最小化问题等价于如下 2 个联立线性系统的解

$$\sum_{i=1}^N (A_i^T A_i) x = \sum_{i=1}^N (A_i^T R Q_i) \quad (6)$$

$$R^T R Q_i = R^T A_i x, \quad i = 1, \dots, N \quad (7)$$

定理 1 的证明过程见附录 A。

令 $W = \sum_{i=1}^N (A_i^T A_i) \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$, $z = \sum_{i=1}^N (A_i^T R Q_i) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$, 待求向量 $t = x \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$, 则式(6)可以写成 $Wt = z$ 的形式。这是一个小规模线性系统,可以通过逆矩阵求出未知变量 t 的精确解 $t = W^{-1}z$ 。当 W 不满秩时,可以通过伪逆矩阵求出 t 的最小二乘解 $t = W^+ z$, 其中 W^+ 表示 W 的伪逆矩阵, $W^+ = [W^T W]^{-1}$ 。

令 $W = R^T R \in \mathbf{R}^{P \times P}$, $z = R^T A_i x \in \mathbf{R}^{P \times 1}$, 待求向量 $t = Q_i \in \mathbf{R}^{P \times 1}$, 则式(7)也可以写成 $Wt = z$ 。这是一个系数矩阵规模为 $P \times P$ 的线性系统,其求解时间及存储空间的开销都会随着图像尺寸的增加而显著增大。注意到 R 为对角稀疏阵,因此方程组可以用笛卡尔积的形式来表达 $I \otimes I \otimes Q_i = R^T A_i x, i = 1, \dots, N$ 。方程组可以快速求解 $Q_i(p) = \frac{z(p)}{I^2(p)}, p = 1, \dots, P, i = 1, \dots, N$ 。其计算复杂度为 $O(P \times N)$ 。

上述过程实现了对式(5)中无约束最小化问题的求解。为进一步满足约束条件的限制,引入下式对 Q_i 估计值进行修正

$$Q_i^{(d+1)} = Q_i^{(d)} - \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P Q_i^{(d)}(p) + 1 \quad (8)$$

式中:上标 d 表示迭代次数。在一个类 EM 的迭代循环中,交替估计参数 x 和 Q_i ,并在每一轮循环中,通过将 Q_i 均值强制令为 1 来实现对约束条件的逼近。选取各个 Q_i 商图像在每个像素上的初始取值为 1,光照参数 x 的每一个分量初始值为 $1/L$, 这里 L 是独立光源的个数。令目标人脸图像 I 对应的对角阵 $\text{diag} I = R$, 式(5)的约束最小化问题的完整求

解算法描述如下:

(1) 参数初始化 $\mathbf{x}^{(1)} = \frac{1}{L}\mathbf{u}_x, \mathbf{Q}_i^{(1)} = \mathbf{u}_q, i=1, \dots,$

N , 其中 $\mathbf{u}_x \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 和 $\mathbf{u}_q \in \mathbf{R}^{P \times 1}$ 是单位向量;

(2) 将 $\mathbf{Q} = [\mathbf{Q}_1, \dots, \mathbf{Q}_N]$ 代入线性方程组式(6),

根据 $\mathbf{x} = \left[\sum_{i=1}^N (\mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i) \right]^{-1} \sum_{i=1}^N (\mathbf{A}_i^T \mathbf{R} \mathbf{Q}_i)$ 解出 $\mathbf{x}$;

(3) 将 $\mathbf{x}$ 代入线性方程组式(7), 分别求解出 $i=1, \dots, N$ 时对应的每一个商图像 $\mathbf{Q}_i$ 的解 $\tilde{\mathbf{Q}}_i(p) = \frac{\mathbf{R}^T \mathbf{A}_i \mathbf{x}}{\mathbf{T}_i^2(p)}, p=1, \dots, P, i=1, \dots, N$;

(4) 令 $\bar{\mathbf{Q}}_i^{(d)} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \tilde{\mathbf{Q}}_i^{(d)}(p), i=1, \dots, N$ 为第 d 步迭代中得到的第 i 个商图像中所有像素的平均值, 根据 $\mathbf{Q}_i^{(d+1)}(p) = \tilde{\mathbf{Q}}_i^{(d)}(p) - \bar{\mathbf{Q}}_i^{(d)} + 1, p=1, \dots, P$ 更新每一个商图像 $\mathbf{Q}_i$ 上的每一个像素 p 处的灰度值;

(5) 判断如果满足 $\|\mathbf{x}^{(d+1)} - \mathbf{x}^{(d)}\| \leq \epsilon, \|\mathbf{Q}_i^{(d+1)} - \mathbf{Q}_i^{(d)}\| \leq \epsilon$, 则 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}^{(d+1)}$ 即为所求光照参数, 结束计算, 否则跳回步骤2继续循环。

与 QI 算法相比, 改进的参数估计算法允许人脸对象的各像素点拥有独立的反射系数, 这更加符合人脸物理实际, 有助于提升参数估计的精度。QI 算法中的目标函数式(3)只能求出 $\mathbf{x}$ 的估计值, 而 $\mathbf{Q}$ 仍需在此基础上进行进一步的推导和计算。本文算法中, 式(5)可以在一次求解过程中同时得到 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的估计值, 这样就有效地简化了系统在实现上的复杂度。

3 实验设计及结果

3.1 量化评价方法设计

为了量化地评价不同算法估计光照参数的精度, 本文设计了如下参数化光照子空间样本聚类评价准则。

设光照库所有样本组成集合 $\mathcal{B}$, 其中的每一幅图像都来自于 $M=2^L$ 种固定的光照条件下的某一种, 因此所有图像样本的理想的 $\mathbf{x}$ 估计值应该汇聚于参数化光照子空间中的 M 个不同的点上。令 $\mathbf{m}_j = \frac{1}{|D_j|} \sum_{\mathbf{x} \in D_j} \mathbf{x}$ 表示光照条件 $j, j=1, \dots, M$ 下所采集图像的参数 $\mathbf{x}$ 的中心, 令 $\mathbf{m} = \frac{1}{|D|} \sum_{\mathbf{x} \in D} \mathbf{x}$ 表示所有光照条件下所采集图像的参数 $\mathbf{x}$ 的中心, 这里 $D = \bigcup_{j=1}^M D_j$ 表示完整的 $\mathbf{x}$ 的集合。这样, $\mathbf{x}$ 估计值的汇

聚性能就可以通过基于散射矩阵迹商的聚类评价准则来度量

$$J_x = \frac{\text{tr}(\mathbf{S}_B)}{\text{tr}(\mathbf{S}_W)} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{S}_W = \sum_{j=1}^M \sum_{\mathbf{x} \in D_j} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T, \mathbf{S}_B = \sum_{j=1}^M |D_j| (\mathbf{m}_j - \mathbf{m})(\mathbf{m}_j - \mathbf{m})^T$ 分别表示类内散射矩阵和类间散射矩阵。根据该准则可知, 较精确的光照参数估计算法将在式(9)中得到更大的矩阵迹商计算值。

3.2 光照估计精度

本实验采用了东方人脸数据库 OFD^[14] 光照子库中的人脸图像样本。该库中每个个体采集了 $M=8$ 种光照条件下中性表情的正面脸部图像, 这些光照变化来自 $L=3$ 个独立点光源的组合开闭。图2示出了库中2个被摄个体分别在 D0、D1、D2 这3个点光源组合开闭情况下的正面脸部照片。本实验共完成了其中120个个体的960幅图像的特征点标定, 并对图像完成了 Warp 变形、裁剪、灰度化和归一化为 256×256 像素分辨率等预处理操作。

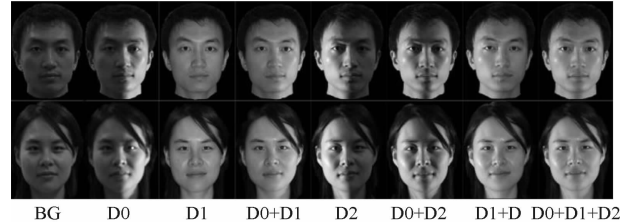


图2 OFD 东方人脸数据库^[14]光照子库的样本图像示例

图3显示了分别采用4种商图像类算法时, $\mathcal{B}$ 中所有样本在参数化光照子空间中的分布情况。本实验使用所有对象在 D0、D1 和 D2 这3种光照条件下的图像作为训练样本, 采用留一法 (leave one out) 来分配训练和测试样本, 这样对于每个 $\mathbf{I}$, 其训练集中的人脸对象总数始终为 $N-1$ 个, 训练图像总数始终为 $3 \times (N-1)$ 个。

可以看出, 4种 QI 类算法所获得的参数分布在参数化光照子空间中都呈现出明显的聚类特征, 表明 QI 类算法用于估计光照参数的有效性。然而, 标准的 QI 算法^[2] 及 NPL-QI 算法^[8] 的参数汇聚性并不理想, 表现在类间距离比较模糊, 而类内距离则过于分散。相比之下, 修正后的 NPL-QI 算法及本文算法表现出更好的参数汇聚性能。

在式(9)的量化评价准则中, 算法的 $\frac{\text{tr}(\mathbf{S}_B)}{\text{tr}(\mathbf{S}_W)}$ 值越

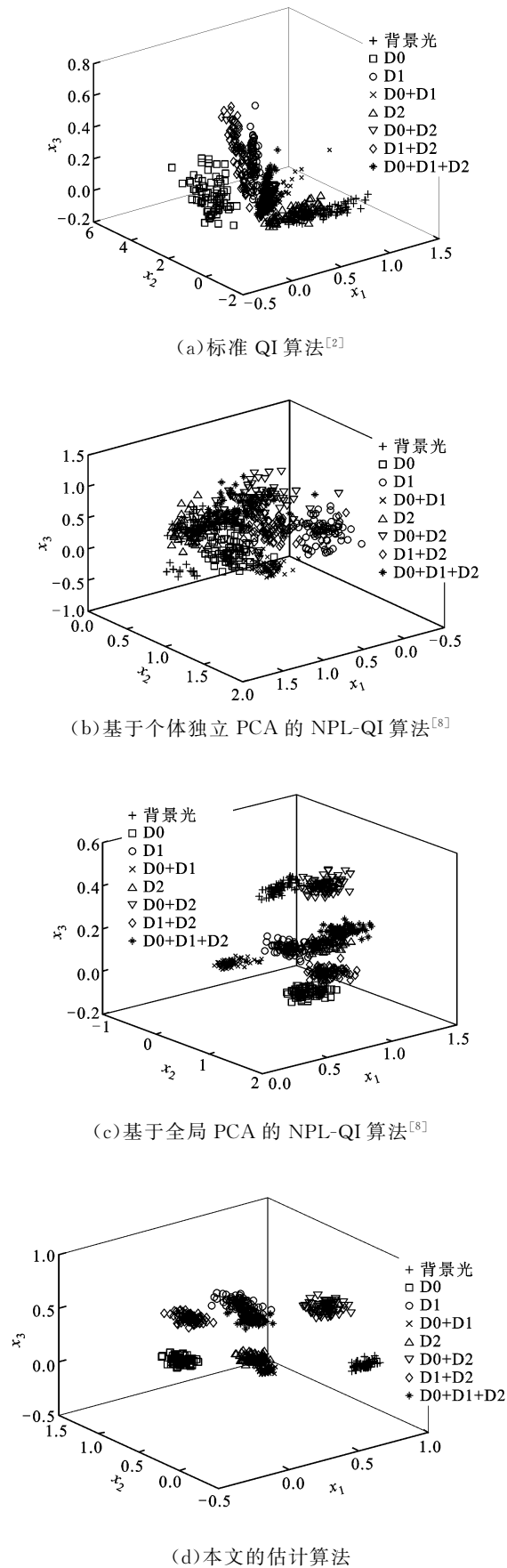


图 3 4 种不同算法的参数化光照子空间样本分布图

大,则说明对中样本的聚类性能越好,即参数估计的精度更高。基于该准则,表 1 对图 3 中 4 种算法的运行结果进行了量化对比分析。4 种算法的精度由低到高依次为: NPL-QI、QI、改进的 NPL-QI、本文算法。NPL-QI 算法采用个体独立 PCA 模型对人脸进行表达,受限于每个个体的样本数量,并不能获得理想的效果。本文实验改进了该算法,用库中所有个体的样本所建立的一个公共 PCA 模型来替代每个个体独立的 PCA 模型。改进后的 NPL-QI 算法的性能获得了显著的提高。综合对比 4 种算法的结果表明,本文算法有着最好的整体精度性能。

表 1 4 种算法光照参数估计精度量化评价			
方法	类内散度的迹	类间散度的迹	迹商度量下的精度
QI 算法 ^[2]	72.47	527.30	7.28
标准 NPL-QI ^[8]	57.37	215.00	3.75
基于全局 PCA 的 NPL-QI ^[8]	4.52	112.46	24.88
本文算法	3.87	194.74	50.37

为进一步验证所提迭代求解算法的收敛性能,在每一种光照条件中随机抽取了一个样本,将每一步迭代中的目标函数值用曲线绘出,得到如图 4 所示的曲线簇。可以看出,在绝大多数情况下,参数求解的运算都可以在 8 次迭代之后达到收敛。这说明该算法具备良好的收敛性,并且收敛的速度完全可以满足一般人脸合成应用系统的需求。

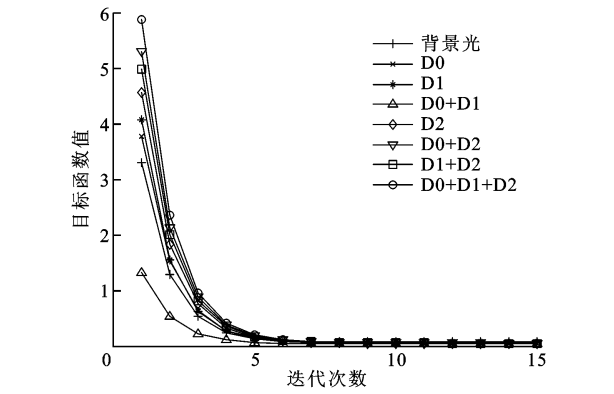
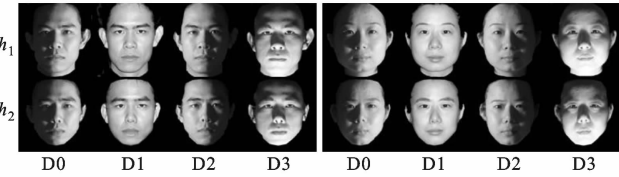


图 4 本文算法在不同光源组合情况下的收敛性能

3.3 人脸光照重绘

本实验采用 AI&R V4.0 人脸光照库^[15]来实现。该库包含 13 位个体的 104 幅正面人脸图像,所有样本在 4 个点光源 D0~D3 的组合开闭情况下拍摄,其中任意 3 个点光源都可构成线性独立光源向

量。所有实验的人脸图像都已归一化为 256×256 像素的分辨率,并已完成特征点的标记以及 Warp 变形操作^[13],因此待处理的图像样本都是与形状无关(Shape Free)的。图 5 示出了该库中的部分图像。



h_1 :该行图像为个体原始图像;

h_2 :该行图像为完成 Warp 对准后图像

图 5 AI&R V4.0 人脸光照库^[15]部分样本示例

基于光照参数估计的结果,本实验将对比所提算法与 QI 算法在光照重绘效果上的差异。该实验的规则为

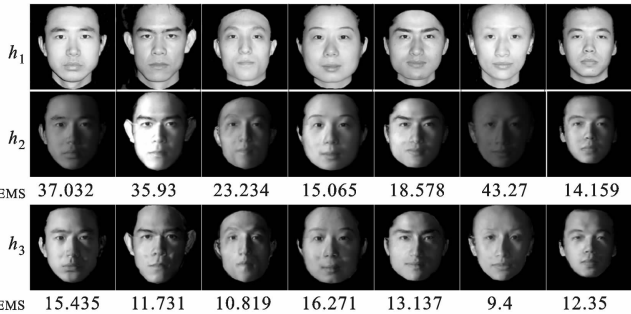
$$\mathbf{z}_i = \mathbf{x}_{i+1}^{(D2)} \tag{10}$$

即重绘个体对象 i 在 $D1$ 光照下的原始图像时,其期望参数 $\mathbf{z}$ 来自于对象 $i+1$ 在 $D2$ 光照下的估计参数。由于理想的 $\mathbf{x}$ 估计值应该是与个体无关的,故式(10)中的规则可以反映不同算法所得到的参数的精度。

图 6 显示了 QI 及本文 2 种算法分别用于实现从 $D1$ 光照条件到 $D2$ 光照条件的重绘效果。每张重绘图像下方给出了其与真实照片对比的均方误差(RMS)评价数值

$$C_{\text{RMS}} = \left[\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (I_z(p) - I(p))^2 \right]^{1/2} \tag{11}$$

由图 6 可以看出,相比 QI 算法,本文算法所求得的参数绘制出了更加一致的光照变化效果。



h_1 :该行图像为 $D1$ 光照下的原始图像; h_2 :该行图像为 QI 算法绘制结果; h_3 :该行图像为本文算法绘制结果

图 6 从 $D1$ 光照条件到 $D2$ 光照条件的部分重绘结果

表 2 总结了所有样本的重绘结果与真实照片对比得到的平均均方误差 C_{RMS} 和平均峰值信噪比

C_{PSNR} 评价数值。QI 算法在光照合成时必须将光照参数修正为聚类中心才能获得满意效果,而本文算法则在使用自动估计的参数和修正参数时都可获得满意的合成效果。

表 2 光照合成实验的量化评价

方法	C_{RMS}		C_{PSNR}	
	使用自动估计参数	使用修正参数	使用自动估计参数	使用修正参数
QI 算法	39.54	20.29	17.14	22.21
本文算法	13.15	12.38	26.36	26.72

4 结 论

商图像(QI)算法是实现人脸光照估计与重绘的一种有效算法,但该算法假设人脸对象的表面具有恒定反射系数。本文分析指出该假设条件并不能够严格成立,它给光照参数的估计引入了固有误差。为解决该问题,本文提出了改进的目标函数,弱化了该假设条件的限制,允许人脸各像素点拥有独立的反射系数,并设计了一个类 EM 的迭代算法,能够实现对光照参数和商图像的同时估计。实验结果证实,本文算法具有良好的收敛性,能够有效提升人脸光照参数估计的精确度,并能够改善人脸光照重绘的合成图像质量。

附录 A

定理 1 的证明

令 $\text{diag} \mathbf{I} = \mathbf{R}$, 式(5)可以重新写成

$$\begin{aligned} E'(\mathbf{x}, \mathbf{Q}) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \| \mathbf{A}_i \mathbf{x} - \mathbf{R} \mathbf{Q}_i \|^2 = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(\mathbf{A}_i \mathbf{x} - \mathbf{R} \mathbf{Q}_i)^T (\mathbf{A}_i \mathbf{x} - \mathbf{R} \mathbf{Q}_i)] = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}^T \mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{A}_i^T \mathbf{R} \mathbf{Q}_i - \mathbf{Q}_i^T \mathbf{R}^T \mathbf{A}_i \mathbf{x} + \mathbf{Q}_i^T \mathbf{R}^T \mathbf{R} \mathbf{Q}_i) \end{aligned} \tag{A1}$$

为了最小化式(A1),可以求解下列的偏微分方程组

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial E'(\mathbf{x}, \mathbf{Q})}{\partial \mathbf{x}} &= 0 \\ \frac{\partial E'(\mathbf{x}, \mathbf{Q})}{\partial \mathbf{Q}_i} &= 0, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \right\} \tag{A2}$$

将式(A1)代入方程组(A2)求导可得

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial E'}{\partial \mathbf{x}} &= \\ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(\mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i + \mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i) \mathbf{x} - \mathbf{A}_i^T \mathbf{R} \mathbf{Q}_i - \mathbf{A}_i^T \mathbf{R} \mathbf{Q}_i] &= 0 \\ \frac{\partial E'}{\partial \mathbf{Q}_i} &= \frac{1}{2} [-\mathbf{R}^T \mathbf{A}_i \mathbf{x} - \mathbf{R}^T \mathbf{A}_i \mathbf{x} + (\mathbf{R}^T \mathbf{R} + \\ &\quad \mathbf{R}^T \mathbf{R}) \mathbf{Q}_i] = 0, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \right\} \quad (\text{A3})$$

上式可分别化简为

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^N (\mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i) \mathbf{x} &= \sum_{i=1}^N (\mathbf{A}_i^T \mathbf{R} \mathbf{Q}_i) \\ \mathbf{R}^T \mathbf{R} \mathbf{Q}_i &= \mathbf{R}^T \mathbf{A}_i \mathbf{x}, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \right\} \quad (\text{A4})$$

参考文献:

- [1] SHIM Hyunjung, LUO Jiebo, CHEN Tsuhan. A sub-space model-based approach to face relighting under unknown lighting and poses [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(8): 1331-1341.
- [2] SHASHUA A, TAMMY R R. The quotient image; class-based re-rendering and recognition with varying illuminations [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2001, 23(2): 129-139.
- [3] 熊鹏飞, 刘昌平, 黄磊. 一种人脸标准光照图像的线性重构方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(4): 656-663.
XIONG Peng Fei, LIU Chang Ping, HUANG Lei. A linear reconstruction method for face images under normal illumination [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(4): 656-663.
- [4] 李粉兰, 段海峰, 郝建国, 等. 人脸识别中光照补偿问题的实验研究 [J]. 工程图学学报, 2009(3): 113-120.
LI Fenlan, DUAN Haifeng, HAO Jianguo, et al. The experimental research of illumination compensation problem in face recognition [J]. Journal of Engineering Graphics, 2009(3): 113-120.
- [5] CHEN Terrence, YIN Wotao, ZHOU Xiang Sean, et al. Total variation models for variable lighting face recognition [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2006, 28(9): 1519-1524.
- [6] 王晶, 苏光大. 基于方向滤波和自商图像的人脸光照补偿 [J]. 光子学报, 2010, 39(9): 1641-1644.
WANG Jing, SU Guangda. Illumination compensation based on direction filter and self quotient image [J]. Acta Photonica Sinica, 2010, 39(9): 1641-1644.
- [7] WANG Haitao, LI Stan Ziqing, WANG Yangsheng, et al. Self quotient image for face recognition [C] // Proceedings of the International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 1397-1400.
- [8] WANG Haitao, LI Stan Ziqing, WANG Yangsheng. Generalized quotient image [C] // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 498-505.
- [9] AN Gaoyun, WU Jiying, RUAN Qiuqi. An illumination normalization model for face recognition under varied lighting conditions [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(9): 1056-1067.
- [10] 何晓光, 田捷, 毋立芳, 等. 基于形态学商图像的光照归一化算法 [J]. 软件学报, 2007, 18(9): 2318-2325.
HE Xiaoguang, TIAN Jie, WU Lifang, et al. Illumination normalization with morphological quotient image [J]. Journal of Software, 2007, 18(9): 2318-2325.
- [11] LIU Jianyi, ZHENG Nanning, XIONG Lei, et al. Illumination transition image: parameter-based illumination estimation and re-rendering [C] // Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-4.
- [12] PIZER S M, AMBURN E P, AUSTIN J D, et al. Adaptive histogram equalization and its variations [J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1987, 39(3): 355-368.
- [13] BEIER T, NEELY S. Feature-based image metamorphosis [J]. Computer Graphics, 1992, 26(2): 35-42.
- [14] 西安交通大学. OFD 东方人脸数据库. [DB/OL]. (2007-04-08) [2012-08-19]. <http://www.aiar.xjtu.edu.cn//dfrlsjk5.html>.
- [15] FU Raymondun, ZHENG Nanning. M-Face: an appearance-based photorealistic model for multiple facial attributes rendering [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(7): 830-842.

(编辑 刘杨)