

基于三维形变模型的人脸姿势表情校正

王钱庆¹ 张惊雷²

(天津理工大学天津市复杂系统控制理论及应用重点实验室 天津 300384)¹

(天津理工大学电气电子工程学院 天津 300384)²

摘要 针对目前人脸姿势校正鲁棒性差和计算复杂等问题,提出一种新的人脸姿态表情校正方法。首先,通过 Fast-SIC 算法来改进 AAM 模型以实现人脸对齐,该算法在不同光照、不同表情、不同姿势及不同遮挡的情况下均具有良好的对齐效果。然后,在人脸对齐的基础上进行人脸三维重建。文中提出了 BFM-3DMM 模型,其在原始 3DMM 模型的基础上添加了表情参数。但是,经过 BFM-3DMM 模型校正后的人脸仍然不够平滑,利用 SFS 算法不会受到原始统计模型约束的特点,对 BFM-3DMM 模型校正后的二维人脸进行再校正。在 AFLW 和 LFPW 数据库及自测人脸数据库上进行了相关实验,结果证明,校正后的二维人脸更加平滑且具有高保真度,还能够保留图像背景等信息。

关键词 人脸三维重建,主动表观模型,三维形变模型,从阴影恢复形状法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.039

Face Pose and Expression Correction Based on 3D Morphable Model

WANG Qian-qing¹ ZHANG Jing-lei²

(Tianjin Key Laboratory for Control Theory & Applications in Complicated Systems, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)¹

(School of Electrical and Electronics Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)²

Abstract Aiming at the problems such as poor robustness and computational complexity in face pose correction, a new facial pose and expression correction algorithm is proposed. First, the Fast-SIC algorithm is adopted to improve the AAM model and to enhance the fitting efficiency. Then, based on the face alignment results, 3D face reconstruction is performed. A BFM-3DMM model combining expression parameters into classical 3DMM model was proposed. However, the face corrected by the BFM-3DMM model is not smooth enough. Due to the fact that the SFS algorithm is not constrained by the original statistical model, this algorithm is applied to re-correct 2D face from BFM-3DMM model. The algorithm achieves good alignment and correction effects both on AFLW and LFPW, which are the two famous large face databases, as well as self-build face database. The experimental evaluation results show that the corrected 2D faces have smoother appearance and higher fidelity compared with classical 3DMM model, and can also retain image background information.

Keywords 3D Face reconstruction, Active appearance model (AAM), 3D morphable model (3DMM), Shape from shading algorithm (SFS)

近年来,人脸识别备受关注,并被广泛应用于许多领域,如访问控制、身份验证和视频监控等^[1]。如何提高人脸识别率是目前研究的关键问题,建立人脸三维模型是提高人脸识别率的最有效的手段。人脸姿势表情归一化处理是人脸三维重建的数据预处理阶段,也可将三维模型应用于姿势表情归一化处理中。此阶段被称为人脸姿势表情校正。

人脸建模方法大体可分为 4 类:参数模型、物理模型、基于一般人脸模型的变形模型和基于三维原型库的形变模型。Parke 于 1974 年提出用一种多边形网格来表示人的头部结构,并实现了第一个参数化的人脸模型,但用参数模型来表示人脸比较粗糙;物理模型通过建立运动模型来实现人脸表情,

真实性较差;基于一般人脸模型的变形模型是目前应用较为广泛的方法,该模型将不同视角的人脸变形为一般的三维人脸来获得特定人脸;基于三维原型库的形变模型应用更为广泛,能实现真实人脸重建,且能实现自动重建过程,但该模型还存在许多亟待改进的地方。主动表观模型(Active Appearance Model, AAM)是人脸特征点提取领域的经典算法之一,模型计算复杂,拟合速度慢是其主要问题。黄飞等^[2]采用特征点局部纹理模型和 AAM 全局纹理模型相结合的方法来最优化升级 AAM 模型。Tzimiropoulos 等^[3]提出了 E-POIC (Extended Project-out Inverse Compositional) 算法来实现 AAM 模型的人脸对齐。三维形变模型(3D Morphable Mo-

到稿日期:2018-05-16 返修日期:2018-08-17

王钱庆(1994-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理、人脸三维重建等;张惊雷(1969-),男,博士,教授,主要研究方向为模式识别、图像的处理,E-mail:zhangjinglei@tjut.edu.cn(通信作者)。

del, 3DMM)也被广泛应用于三维人脸建模,但同样存在拟合速度慢的问题,且此模型建立出来的人脸细节特征不明显。Tran等^[4]通过深度神经网络训练了鲁棒性强且具有个性化特征的三维形变模型。Hu等^[5]提出了ESO(Efficient Step-wise Optimisation)算法,实现了高效的三维形变模型拟合。通过三维人脸模型来实现姿势表情的校正,近年来国内学者也有涉猎。顾亦然等^[6]提出了一种基于法向量对齐的人脸姿态校正算法。方三勇等^[7]利用统计建模的思想完成了正面人脸图像合成。丁立军等^[8]提出了几何代数不变量方法来进行姿态校正。杨勃等^[9]提出了基于形变模型的弱纹理人脸图像方法来进行人脸合成。罗岱等^[10]通过保持两幅人脸图像中器官特征的约束映射来达到人脸变形的目的。殷希等^[11]提出了FF-GAN(Face Frontalization Generative Adversarial Network)算法,实现了野外图像大姿势下的人脸校正,但没有实现表情校正。大多校正方法会损失图像大部分的背景信息,并存在计算复杂、人工交互多等问题。

本文采用改进的主动表观模型(AAM)进行人脸特征点的提取与定位,以实现人脸对齐,即在二维人脸图像上自动定位出面部关键特征点,如眼睛、鼻尖、嘴角点、眉毛及人脸各器官轮廓点等。在姿势表情校正时,通过BFM-3DMM模型来初步的校正,利用SFS算法进行人脸再校正。实验表明,该算法能很好地进行姿势表情的校正,并能保持原有图片的背景等信息。本文算法的整体流程如图1所示。

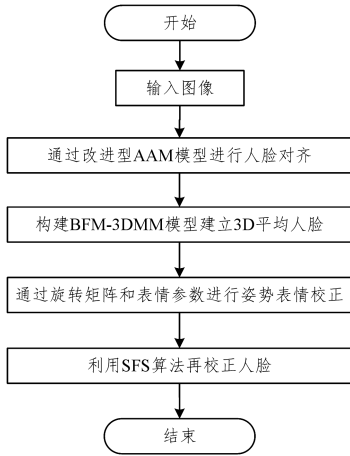


图1 BFM-3DMM算法的流程图

Fig.1 Flowchart of BFM-3DMM algorithm

1 基于改进型主动表观模型(AAM)的人脸对齐

Georgios等提出的Fast-SIC(Fast-Simultaneous Inverse Compositional)拟合算法极大地提高了模型提取特征的时效性。针对传统AAM模型拟合速度慢、精度差的问题,采用Fast-SIC算法^[12]进行改进,并对二维人脸提取特征点。AAM算法由3个步骤组成:形状模型的建立、外观模型的建立、AAM模型的拟合。

设训练图像集为 $I_i(x) \in \mathcal{R}^N$,对样本集标记 n 个人脸轮廓点,包括双眼、鼻尖、嘴角点等,这样带有 n 个标记点的位置组成了向量 $\mathbf{S} = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n)^T$ 。

(1)形状模型的建立

AAM中的形状是指标记的特征点与特征点之间的对应关系。学习形状模型需要持续注释人脸特征点 \mathbf{S} ,这些标记点定义了每个对象的形状。接下来,通过Procrustes变换移动所有对象到固定的初始位置,大小、角度保持不变。然后,对转换后的所有样本求平均,就得到了一个平均的形状模型 s_0 ,再将主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)用于降维,且应用于形状模型以获得由平均形状 s_0 和 n 维特征向量 $[s_0 \ \mathbf{S} \in \mathcal{R}^{(2n, n)}]^T$ 定义的形状模型。该模型通常捕捉由身份、姿势和表达引起的形状变化。假设我们得到了一个新的非相似形状,则模型可以用 \hat{s} 来表示:

$$\hat{s} = s_0 + \mathbf{S}p, p = \mathbf{S}^T(s - s_0) \quad (1)$$

其中, s_0 为平均形状, \mathbf{S} 为 n 个形状向量组成的特征矩阵, p 为形状参数。

(2)外观模型的建立

学习外观模型需要从纹理中去除形状变化,这可以通过使用运动模型 W 将每个 I_i 卷积到由平均形状 s_0 定义的参考框架中实现,再将PCA应用于无形状的纹理模型中,以获得由平均外观 A_0 和 m 维外观特征向量 $[A_0 \ \mathbf{A} \in \mathcal{R}^{(N, m)}]$ 定义的外观模型。该模型捕获由不同个体和光照引起的外观变化。该模型可以用无形状的测试纹理来表示:

$$\hat{I} = A_0 + \mathbf{A}c, c = \mathbf{A}^T(I - A_0) \quad (2)$$

其中, A_0 为平均纹理, \mathbf{A} 为 m 个纹理向量组成的特征矩阵, c 为纹理参数。

本文使用 $W(X; p)$ 作为分段仿射卷绕变换函数。简单来说,定义一个分段仿射卷绕变换函数,首先需要对给定形状的一组顶点进行三角测量;然后可以利用 s 中的每一个三角形与 s_0 中的相应三角形定义仿射变换,所有仿射变换的集合定义了关于参数化 p 的分段仿射卷绕变换函数;最后通过分段仿射变换将 \hat{I} 从平均形状 s_0 变形为 \hat{s} 来合成模型实例,以表示测试对象。

(3)Fast-SIC拟合模型

AAM模型匹配的过程就是最小化待测图像和模型之间的差的过程,这一优化过程主要是通过改变模型参数达到的。拟合AAM模型的方法是非线性最小二乘法,即假设给定一个测试图像 I ,将AAM拟合到图像需要估计模型参数,以最小化模型实例与给定图像之间的误差的二范数。传统拟合模型的目标函数为:

$$\operatorname{argmin}_{p, c} \| I(W(X; p) - A_0 - \mathbf{A}c) \|^2 \quad (3)$$

式(3)是关于 p 的非线性函数,标准方法是关于形状参数 p 线性化,然后以高斯-牛顿的方式进行迭代最优化。关于 p 的目标函数线性化可以在两个坐标系中进行,在前向优化中,测试图像 I 是围绕着当前估计 p 线性化的, Δp 是通过最小二乘法来求解的, p 以附加方式 $p \leftarrow p + \Delta p$ 的形式更新;在反向优化中, $\{A_0, \mathbf{A}\}$ 在 $p=0$ 附近线性化, Δp 也是通过最小二乘法来求解的, p 以组合方式 $p \leftarrow p \circ \Delta p^{-1}$ 进行更新, \circ 表示两个卷积的组成。

AAM模型的拟合问题根本上是求最优解的过程。Fast-SIC算法的优点是提供了优化的确切形式,解决了AAM模型拟合速度慢的问题,且不需要提取图像高斯或者SIFT特

征,简化了算法的流程,提高了算法的优化速度。

Fast-SIC 算法以 Δc 为参数来优化目标函数,相当于令 $\Delta c=0$ 来进行更新。 Δc 可由下式表示:

$$\Delta c = \mathbf{A}^T (I - A_0 - \mathbf{A}c - J\Delta p) \quad (4)$$

其中:

$$\Delta p = H_{\text{fsic}}^{-1} J_{\text{fsic}}^T (I - A_0) \quad (5)$$

将 Δc 代入上面的目标函数,则优化之后的目标函数为:

$$\arg \min_{\Delta p} \| I(W(X; p) - A_0 - \mathbf{A}c) \|^T \quad (6)$$

其中, $W(X; p)$ 为分段仿射卷绕变换函数, $H_{\text{fsic}}^{-1} J_{\text{fsic}}^T (A - A_0)$ (其中 $J_{\text{fsic}} = pJ$) 为突出的雅可比矩阵 (Jacobian), $H_{\text{fsic}} = J_{\text{fsic}}^T J_{\text{fsic}}$ 为海森矩阵 (Hessian); $J = [\mathbf{A}_x, \mathbf{A}_y, c]$ 的自变量为 c ,

其中 $c = [1; c] \in \mathcal{R}^{m+1}$, \mathbf{A}_x 和 \mathbf{A}_y 分别为模型在 X 轴和 Y 轴的梯度矩阵。

Fast-SIC 算法通过不断迭代求解 J_{fsic} 来拟合 AAM 模型。经过 Fast-SIC 改进后,模型的计算复杂度为 $O(nmN)$, 小于传统的 AAM 模型的复杂度 $O((n+m)^2N)$ 。其中, n 和 m 分别表示形状参数和纹理参数的个数, N 表示标准图像的像素个数。

AAM 模型拟合的目标是寻找一组形状和表现参数为训练模型和给定输入图像之间提供最好的拟合效果。本文采用 IBUG 定义的 68 个人脸特征点来标记人脸,其具体位置如图 2 所示。



图 2 68 个人脸特征点标记

Fig. 2 68 face feature marks

2 基于 BFM-3DMM 模型的人脸特征匹配

先建立对应表情的三维模型来达到校正姿势表情的目的。因为是在二维人脸情况下进行的校正存在局限性,所以需要建立人脸三维模型来实现姿势表情的校正。本文使用改进型三维形变模型 (3D Morphable Model, 3DMM) 来建立三维人脸。首先使用 BFM 模型与 3DMM 相结合的方式建立三维人脸,然后在二维人脸的基础上建立姿态自适应型模型,再通过应用 delaunay 三角剖分算法来将人脸曲面网格化,通过旋转矩阵进行姿势校正,通过表情参数进行表情校正,最后利用 SFS 算法进行人脸再校正。

3DMM 是目前描述三维人脸空间最成功的方法之一。3DMM 也是人脸扫描的线性组合。这里在原始的 3DMM 模型中加入表情参数,使得能够达到表情校正的目的。BFM (Basel Face Model)^[13] 是瑞士巴塞尔大学公开的三维面部表

情模型。将 BFM 模型与三维形变模型结合,将表情参数代入到目标函数中,并用非刚性 ICP 算法进行三维特征点配准^[14],可得:

$$\mathbf{S} = \bar{\mathbf{S}} + A_{id}\alpha_{id} + A_{exp}\alpha_{exp} \quad (7)$$

其中, \mathbf{S} 表示三维人脸, $\bar{\mathbf{S}}$ 表示平均形状, A_{id} 表示用三维扫描仪获得的中性表情基准, α_{id} 表示形状权重, A_{exp} 表示表情扫描与中性扫描之间的偏移进行训练的主轴, α_{exp} 表示表情权重。将两种新型的脸部模型与非刚性 ICP 算法结合起来构建三维形变模型, A_{id} 取自 BFM 模型, A_{exp} 取自 the Face Warehouse^[15]。平均 3D 人脸及 68 个特征点 3D 人脸如图 3 和图 4 所示。

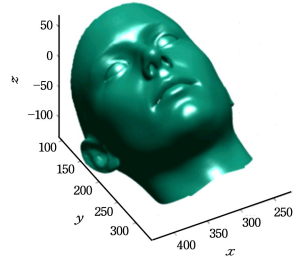


图 3 平均 3D 人脸

Fig. 3 Average 3D face



图 4 68 个特征点的 3D 人脸

Fig. 4 3D face with 68 feature points

为了将 3DMM 模型拟合到人脸,使用弱透视投影将人脸模型投影到人脸平面上:

$$s_{2d} = f\mathbf{BC}(\alpha, \beta, \gamma)(\mathbf{S} + t_{3d}) \quad (8)$$

其中, s_{2d} 是 3D 点在人脸图像平面上对应的 2D 位置; f 是比例因子; \mathbf{B} 是正射投影矩阵 $\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$; $\mathbf{C}(\alpha, \beta, \gamma)$ 是 3×3 的旋转矩阵,由欧拉角组成,欧拉角包括俯仰角 α 、偏移角 β 和转动角 γ ,分别表示以人脸中心为原点,分别绕 x, y, z 旋转的角度; t_{3d} 表示平移向量。

3DMM 模型建成之后,下一步是拟合二维人脸到三维人脸的过程,令三维人脸的特征点为 s_{3d} ,即寻找 s_{2d} 到 s_{3d} 的距离最优化问题,此过程与本文第 1 节 AAM 模型的 Fast-SIC 拟合过程类似。用非线性最小二乘法进行二维到三维特征点的匹配,即解决以下优化问题:

$$\arg \min_{f, \mathbf{C}, t_{3d}, \alpha_{id}, \alpha_{exp}} \| s_{3d} - s_{2d} \|^2 \quad (9)$$

在特征匹配过程中,先将 3D 人脸进行俯仰及偏移投影,以消除转动角的影响,从而简化计算复杂度,则:

$$\mathbf{S}_{\alpha, \beta} = \mathbf{C}(\alpha, \beta, 0)\mathbf{S} \quad (10)$$

建立特征点匹配以后,3DMM 模型可以简化为:

$$s_{2d} = f\mathbf{BC}(\bar{\mathbf{S}} + A_{id}\alpha_{id} + A_{exp}\alpha_{exp} + t_{3d}) \quad (11)$$

将 α_{id} 与 α_{exp} 初始化为 0,姿势可通过弱透视投影粗略估计。初始化后,在拟合过程中,参数可由式(11)迭代求解。以

上每一步都是与特征点有关的线性问题,因此拟合过程是很高效的。

BFM-3DMM 模型建立后,基于平均人脸和各种参数的线性组合可生成姿态自适应型人脸,并为下一步姿态表情的校正打下基础。

3 基于 BFM-3DMM 模型的姿势表情校正

校正过程中,人脸的形状和纹理包含着主要的身份信息,能直接将像素映射为面部纹理信息,形状参数保持不变。为了确保不丢失更多的信息,也将面部周围区域作为面部信息保留。

通过三维面片化技术来进行姿势校正,应用 delaunay 三角剖分算法将人脸曲面转化为一个三维物体。通过 3D 网格化之后,人脸姿势可通过转置旋转矩阵 C^{-1} 来进行校正。

$$S_{\text{imgir}} = R^{-1} S_{\text{img}} \quad (12)$$

其中, S_{img} 表示网格化人脸, S_{imgir} 表示标准化网格。

对于表情校正,可设置表情权重为中性表情权重 $\alpha_{\text{exp-neu}}$ [16],此时同一个人脸的形状参数保持不变。

经过 BFM-3DMM 处理过的人脸图像不够自然,对应的二维人脸依然有不足之处。为了充分利用二维人脸的明暗信息,本文采用 SFS 算法对重建的三维模型的曲面法线加以约束,以提高三维重建的精度。从明暗恢复形状法(Shape From Shading, SFS)是一种根据物体表面的光照明暗信息来恢复表面形状的方法。

在 SFS 算法中,首先假设图像形成规则满足朗伯特模型,即人脸表面法向量信息和光源强度、方向决定了各点对应的像素信息,不受其他因素影响。该模型的数学公式如下:

$$R(p, q) = \eta * \vec{L} * \vec{N} + \sigma_0 \\ = \eta \frac{\cos \gamma - p \cos \tau \sin \gamma - q \sin \tau \sin \gamma}{\sqrt{1 + p^2 + q^2}} + \sigma_0 \quad (13)$$

其中, η 代表复合反射系数,具体包含人脸表面的反射比和光照强度,对比统一的光照模型,这样的值为常量; $\vec{N} = (-p, -q, 1) / \sqrt{1 + p^2 + q^2}$ 代表人脸位置 $(x, y, z(x, y))$ 的单位法向量, p 和 q 分别表示人脸的表面梯度,即在 x 轴和 y 轴方向的偏导数, $p = \partial z / \partial x, q = \partial z / \partial y; \vec{L} = (\cos \tau \sin \gamma, \sin \tau \sin \gamma, \cos \gamma)$ 表示光照的单位向量,其中 τ 代表人脸表面法向量与光源照射方向的夹角, γ 表示人脸表面法向量与拍摄系统的拍摄方向之间的夹角。本文通过对曲面法线之间的角度值进行迭代来实现对三维形变模型的修正。

$$\beta^* = \arg \min_{D_M^*(\beta) \leq D_{\max}^*} \xi(\beta) \quad (14)$$

$$\xi(\beta) = \sum_l (\arccos(n_l(\beta) \cdot \Theta_{n_l}(\beta)))^2 \quad (15)$$

将由 BFM-3DMM 得到的输入人脸的三维模型进行正交投影,规定三维模型中第 l 个顶点对应的亮度可表示为 $E(V_l)$ 。旋转矩阵为 $\Theta_{n_l}(\beta)$,通过计算旋转矩阵来实现亮度信息,从而达到对曲面法线约束的目的。每个顶点的反射率参数表示为:

$$\rho_s^l = \frac{E(V_l)}{n_l(\beta) \cdot s} \quad (16)$$

令 $b=2$,具体的算法步骤表示如下:

- (1) 利用式(14)与式(15)来约束形状参数;
- (2) 对于校正后的人脸边缘区域中的任意顶点 l ,将其对

应的 $E(V_l)$ 和 $n_l(\beta)$ 代入方程(16)中,并计算出每个定点的反射率;

(3) 对顶点局部区域进行正则化,人脸三维模型中每个三角网格的曲面法线与输入的二维人脸明暗恢复纹理信息法线之间的初始夹角 $err=0$;

(4) 最后对人脸曲面区域内的任意顶点 l ,利用参数 $E(V_l)$ 和 $n_l(\beta)$ 计算出 $\Theta_{n_l}(\beta)$,再重新计算正则化后的反射率, $err = err + \arccos(n_l(\beta) \cdot \Theta_{n_l}(\beta))$,并返回 err 。

4 实验结果及分析

本文算法是在 PC 端处理器 Intel(R) Core(TM) i5-6500 CPU @ 3.20GHz 环境下进行测试的,实验平台为 MATLAB R2014b 和 Visual Studio 2013。采用大型人脸数据库 LFPW [17] 和 AFLW [18] 作为实验样本数据。LFPW 人脸数据库中包括两个目录,分别为 testset 和 trainset,其中 testset 为测试样本集,包括了 224 张人脸图片,trainset 目录为训练样本集,包括了 811 张人脸图片。AFLW 为包含了多姿态、多视角的大规模人脸数据库,而且每个人脸被标记了 21 个特征点,共包括约 25 000 张手工标记的人脸图片,其中 59% 为女性,41% 为男性。

4.1 人脸对齐实验

AAM 模型使用 LFPW 数据库中的 trainset 样本集进行训练,其中包括不同光照、表情及遮挡等类型的照片;选择 testset 样本集和 AFLW 数据库中的部分图像进行测试。改进后的 AAM 模型在模型拟合速度上有所提高,对齐效果良好。表 1 对比了基于局部约束的算法(KDE)、基于级联回归的算法(ESR, SPR)与本文算法的对齐耗时与对齐误差。

表 1 对齐耗时与对齐误差的对比

Table 1 Comparison of alignment time consumption and alignment errors

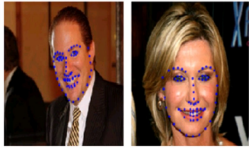
算法	耗时/ms		误差/pixels	
	LFPW	AFLW	LFPW	AFLW
KDE	311.5	292	0.507	0.578
ESR	11.1	11.5	0.491	0.469
SPR	9.7	9.2	0.422	0.427
本文	8.9	8.5	0.410	0.406

从表 1 中可以看出,相比于经典的人脸对齐算法,本文算法比 SPR 算法的平均时间减少了 0.75 ms,对齐误差每像素平均降低了 0.0165,说明本文算法不仅对齐耗时最短,而且对齐误差也最小,同时具有较高的鲁棒性,能在不同光照、表情、姿态、遮挡等因素下保持良好的对齐效果。对齐效果如图 5 和图 6 所示。

图 5(a)中,在不同的光照条件下,右上角的图明显光线昏暗,但这并不影响对齐的效果;图 5(b)包括不同的表情,有微笑、大笑、撇嘴等,本文算法仍能准确定位出特征点;图 6(a)包含不同的姿势,有侧脸、低头、上仰等,侧脸情况下另一侧的脸部信息会被遮挡,但这不影响人脸对齐的效果;图 6(b)给出了不同遮挡下的人脸对齐效果,存在面纱遮挡、手部遮挡及饰品遮挡嘴角等情况,但脸部各特征点仍能清晰且准确地被定位出来。



(a)不同光照的人脸对齐



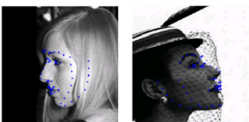
(b)不同表情的人脸对齐

图 5 不同光照和不同表情下的人脸对齐

Fig. 5 Face alignment in different lighting and different expressions



(a)不同姿势的人脸对齐



(b)不同遮挡的人脸对齐

图 6 不同姿势和不同遮挡下的人脸对齐

Fig. 6 Face alignment in different postures and different shades

另外,将本文算法在亚洲人脸上进行了实验。图 7 是取自某些明星的人脸数据,图 8 是取自身边同学的亚洲人脸数据。

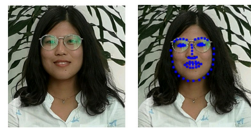
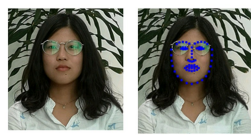


图 7 亚洲人脸中不同表情及遮挡的人脸对齐

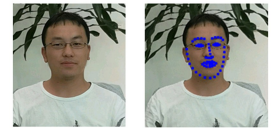
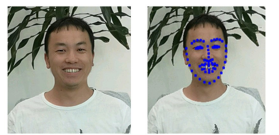
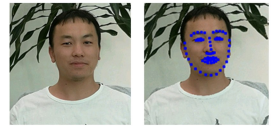
Fig. 7 Face alignment of different expressions and occlusions in Asian faces

图 7 中,左上角图像是头部略微上扬且向右倾斜;左下角图像是头部向左倾斜且左眼角被头发遮挡;右上角图像存在下巴处有话筒遮挡的问题,且有眼镜遮挡,姿势为向左倾斜的微笑表情。从实验结果可以看出,所提方法均能够有效地实现人脸对齐。

图 8 中,实验对象一分别为不戴眼镜中性表情、戴眼镜中性表情和戴眼镜微笑表情,眼镜视为遮挡存在,本文方法均能在 3 种情况下准确无误地定位特征点;实验对象二分别为不戴眼镜中性表情、不戴眼镜微笑表情和戴眼镜微笑表情,由实验结果可知本文算法能有效处理遮挡及表情变化引起的人脸形变。



(a)实验对象一



(b)实验对象二

图 8 存在遮挡及不同表情下的人脸对齐实验图

Fig. 8 Face alignment results in occlusion and different expressions

4.2 人脸校正实验

使用 ACC (Face Verification Accuracy) 和 AUC (Area Under Curve)作为评价指标,其值越大,代表算法的效果越好。实验结果如表 2 所列。

表 2 ACC 与 AUC 的评价结果

Table 2 Evaluation results of ACC and AUC

	MRF-MLBP ^[19]	LFW-3D ^[20]	Deep-funneled ^[21]	本文算法
ACC	87.75	93.62	91.27	96.25
AUC	89.94	98.36	85.91	99.39

(单位:%)

由表 2 可知,本文算法比文献[20]算法的 ACC 高 2.63%,AUC 高 1.03%,且大大优于文献[19]和文献[21]的算法。

通过 BFM-3DMM 模型建立人脸平均形状,并利用 SFS 算法再校正人脸。在 LFPW 和 AFLW 公共人脸数据库及亚洲人脸数据上的部分实验的结果如下。

图 9 第 1 列为输入的原始人脸;第 2 列为姿态自适应三维人脸图;第 3 列为 BFM-3DMM 模型校正结果,即 SFS 算法约束前的校正结果;第 4 列为经过 SFS 算法约束后的人脸结果。第 1 行为取自 AFLW 数据库的人脸,该图中人脸向右倾斜,校正后姿势变为正面,第 3 列校正后脸部表情扭曲,第 4 列能够实现中性表情校正;第 2 行为取自 AFLW 数据库的人脸图,此图的手部及饰品存在遮挡情况,第 3 列校正后手部仍有遮挡现象,本文算法校正后还原了全部脸部信息;第三行为

取自 AFLW 数据库的人脸图,右眼部分存在头发遮挡,第 3 列校正后左脸明显肿大,第 4 列校正后表情由低头抿嘴笑变为正面中性表情;第 4 行是取自 AFLW 数据库的人脸图,这里左右眼及眉毛都存在遮挡问题,由于姿势上扬而左侧轮廓点不可见,但此文采用的人脸对齐方法解决了这个问题,校正后姿势变为正面,头发位置等信息仍保持不变,但第 3 列校正后左脸完全模糊,效果极差,第 4 列中本文算法能有效解决这个问题,实现脸部平滑校正;第 5 行的人脸取自 LFPW 数据库,表情由微笑校正为中性表情,姿势由原来的向右倾斜校正为正面人脸,且不损失背景信息,第 3 列校正后嘴角部分不够自然,第 4 列中将其校正为比较正常的人脸。

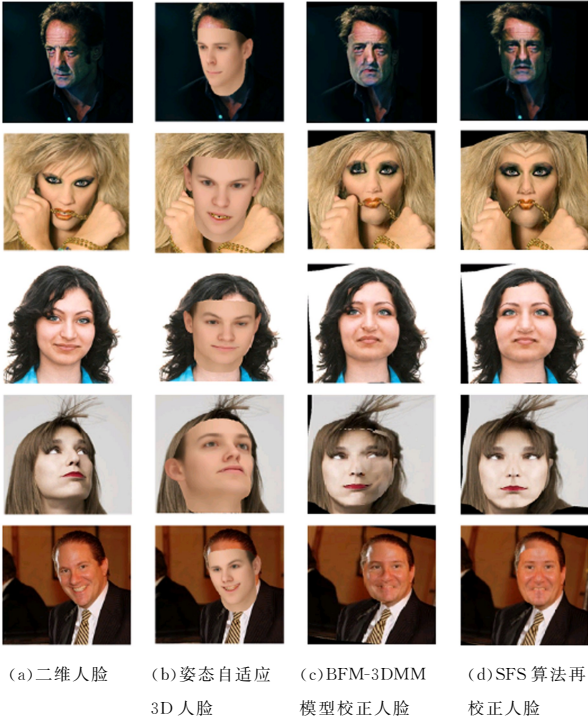
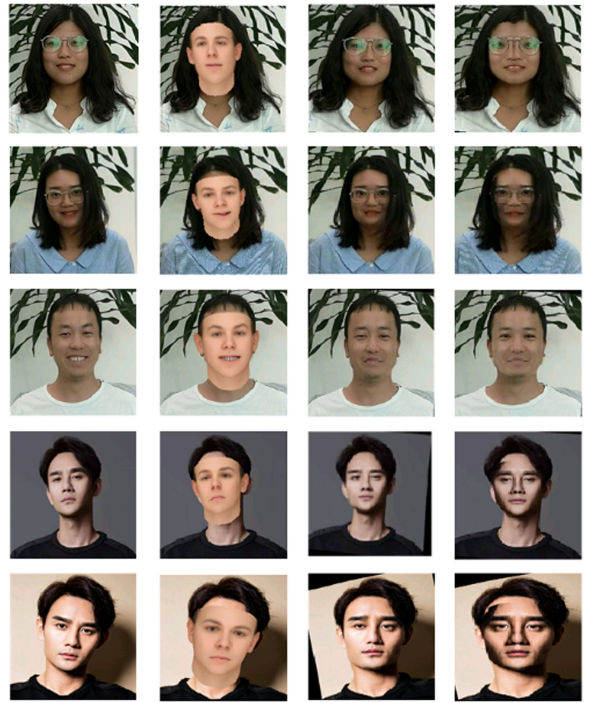


图 9 欧洲人脸的重建及校正结果

Fig. 9 Face reconstruction and correction results of Europeans

将本文算法应用于亚洲人脸上的部分实验结果如图 10 所示。

图 10 中第 1 列为输入的原始人脸,第 2 列为姿态自适应三维人脸图,第 3 列为 BFM-3DMM 模型校正结果,第 4 列为经过 SFS 算法再校正的人脸实验结果。在第 1 行中,人脸存在眼镜遮挡且是微笑表情,本文算法能够有效克服遮挡,第 3 列校正结果右脸明显肿大,第 4 列的校正结果总体效果良好;第 2 行中,人脸为微笑表情且略微低头,同样有眼镜遮挡,第 3 列校正结果的右脸产生扭曲变形,第 4 列校正结果良好,变为正面姿势中性表情;第 3 行的人脸为大笑表情,第 3 列校正后人脸嘴部不够平滑,第 4 列校正结果为中性表情;第 4 行和第 5 行为同一个人的不同姿势图像,第 4 行人脸姿势是向右上角仰头,第 3 列校正后人脸的下颚骨过高,人脸严重变形,第 4 列校正后人脸形状恢复正常;第 5 行中人脸的姿势与第 4 行相反,向左边略微低头,第 3 列校正后左半边脸存在黑色阴影且脸部不完整,第 4 列校正结果变为正面姿势,且与第 4 行人脸校正结果大体一致。



(a)二维人脸 (b)姿态自适应 3D 人脸 (c)BFM-3DMM 模型校正人脸 (d)SFS 算法再校正人脸

图 10 亚洲人脸的重建及校正结果

Fig. 10 Face reconstruction and correction results of Asian

结束语 本文提出了一种新的人脸姿势表情校正方法,先利用改进的 AAM 模型进行人脸对齐,然后利用 BFM-3DMM 模型进行初步校正,最后利用 SFS 算法进行人脸再校正。实验证明:本文算法不仅能够对欧洲人脸进行校正,同样能够实现亚洲人脸的校正;但是目前重建的三维人脸的个性化特征不够明显,且对于大姿势下的人脸校正效果仍不良。在后续工作中可以采取深度学习的方法,利用大量的人脸数据来训练逼真的人脸三维模型。

参考文献

[1] WANG J T, ZHAO L, QI X B. Face recognition method based on adaptive 3D Morphable Model and Multiple Manifold Discriminant Analysis[J]. Computer Science, 2017, 44 (S1): 232-235. (in Chinese)
王渐韬,赵丽,齐兴斌. 自适应三维形变模型结合流形分析的人脸识别方法[J]. 计算机科学, 2017, 44(S1): 232-235.

[2] HUANG F, TAN S B. Face feature location based on improved active appearance model algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(16): 204-209. (in Chinese)
黄飞,谭守标. 基于改进主动外观模型算法的人脸特征定位[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(16): 204-209.

[3] TZIMIROPOULOS G, PANTIC M. Fast Algorithms for Fitting Active Appearance Models to Unconstrained Images[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 122(1): 17-33.

[4] TRAN A T, HASSNER T, MASI I, et al. Regressing Robust and Discriminative 3D Morphable Models with a very Deep Neural Network[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). IEEE, 2017: 1493-1502.

- [5] HU G, YAN F, KITTLER J, et al. Efficient 3D Morphable Face Model Fitting[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 67(C): 366-379.
- [6] GU Y R, QI R, WANG B Y. Research on 3D Face Attitude Correction Algorithm[J]. *Journal of Instrumentation and Instrument*, 2010, 31(10): 2291-2295. (in Chinese)
顾亦然, 闵瑞, 王保云. 三维人脸姿态校正算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(10): 2291-2295.
- [7] FANG S Y, ZHOU D K, CAO Y P, et al. Positive Face Image Synthesis Based on Pose Estimation[J]. *Computer Engineering*, 2015, 41(10): 240-244. (in Chinese)
方三勇, 周大可, 曹元鹏, 等. 基于姿态估计的正面人脸图像合成[J]. *计算机工程*, 2015, 41(10): 240-244.
- [8] DING L J, FENG H, HUANG Y. Geometric Algebra Invariant Method for 3D Face Attitude Correction[J]. *Microcomputer Systems*, 2015, 36(1): 177-181. (in Chinese)
丁立军, 冯浩, 黄宇. 3D 人脸姿态校正的几何代数不变量方法[J]. *小型微型计算机系统*, 2015, 36(1): 177-181.
- [9] YANG B, MA L. Improvement of weak texture face image synthesis method based on deformation model[J]. *Computer Simulation*, 2016, 33(9): 248-251. (in Chinese)
杨勃, 马禄. 基于形变模型的弱纹理人脸图像合成方法改进[J]. *计算机仿真*, 2016, 33(9): 248-251.
- [10] LUO Y, TAO Y, YANG G. Facial texture mapping and deformation based on facial feature constraints[J]. *Computer Engineering and Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(6): 188-192, 240. (in Chinese)
罗岱, 陶洋, 杨刚. 基于面部特征约束的人脸纹理映射及变形[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(6): 188-192, 240.
- [11] YIN X, XIANG Y, SOHN K, et al. Towards Large-Pose Face Frontalization in the Wild[C] // *International Conference on Computer Vision*. 2017.
- [12] TZIMIROPOULOS G, PANTIC M. Optimization Problems for Fast AAM Fitting in-the-Wild[C] // *IEEE International Conference on Computer Vision*. IEEE Computer Society, 2013: 593-600.
- [13] PAYSAN P, KNOTHE R, AMBERG B, et al. A 3d face model for pose and illumination invariant face recognition[C] // *Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2009(AVSS'09). IEEE, 2009: 296-301.
- [14] ZHU X, LEI Z, YAN J, et al. High-fidelity Pose and Expression Normalization for face recognition in the wild[C] // *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2015: 787-796.
- [15] CAO C, WENG Y, ZHOU S, et al. Faceware house: a 3d facial expression database for visual computing[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(3): 413-425.
- [16] CHU B, ROMDHANI S, CHEN L. 3D-Aided Face Recognition Robust to Expression and Pose Variations[C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Computer Society, 2014: 1907-1914.
- [17] BELHUMEUR D, JACOBS D, KRIEGMAN, et al. Localizing parts of faces using a consensus of exemplars[C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Computer Society, 2011.
- [18] KÖSTINGER M, WOHLHART P, ROTH P M, et al. Annotated facial landmarks in the wild: A large-scale, real-world database for facial landmark localization[C] // *2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*. IEEE, 2011: 2144-2151.
- [19] ARASHLOO S R, KITTLER J. Efficient processing of MRFs for unconstrained-pose face recognition[C] // *IEEE Sixth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*. IEEE, 2013: 1-8.
- [20] HASSNER T, HAREL S, PAZ E, et al. Effective face frontalization in unconstrained images[C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Computer Society, 2014: 4295-4304.
- [21] HUANG G B, MATTAR M A, LEE H, et al. Learning to align from scratch[C] // *International Conference on Neural Information Processing Systems*. Curran Associates Inc., 2012: 764-772.