

# 一种侧视图的三维人脸重建方法

蒋 玉, 赵杰煜\*, 陈能仑

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

**摘要:** 三维形变模型(3D Morphable Model, 3DMM)和从运动中恢复结构(Structure From Motion, SFM)方法被广泛用于三维人脸重建. 基于单视图进行三维人脸重建需要正视图和先验模型, 会受到计算复杂度高、容易陷入局部极小值和易受姿态变化的影响. 本文提出一种针对侧视图的三维人脸重建方法, 首先对侧视图使用改进的三维形变模型, 得到初始的三维人脸正视图及特征点; 然后根据人脸对称性, 得到侧视图对称的视图及对应的面部特征点; 最后用 SFM 方法将正视图、原始视图和对称视图重建, 得到稀疏三维模型. 并用不同姿态的面部图片对该方法进行了评估, 结果表明该方法比已有的方法对姿态变化更具鲁棒性.

**关键词:** 三维人脸重建; 侧视图; 从运动中恢复结构; 简化的三维形变模型; 三维模型拟合

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2016) 03-0062-06

三维人脸建模目的是为计算机动画生成真实人脸. 近年来, 随着三维人脸在各方面应用的增多, 越来越多研究者致力于三维人脸重建技术的研究, 比如姿态<sup>[1]</sup>、年龄变化<sup>[2]</sup>的面部识别、电影角色、监控系统等. 基于图像三维人脸重建方法可以分为基于单视图<sup>[3-4]</sup>和基于多视图<sup>[5]</sup>两类.

改善计算复杂度和重建精度是三维人脸重建的关键, 基于单视图三维人脸重建方法<sup>[3-4,6]</sup>是近几年研究热点. Blanz 等<sup>[7]</sup>提出了一个三维形变模型方法, 在重建过程中需要拟合形变模型和二维图片, 并不断地调整模型参数以最优形状模型和输入图片的纹理残差. Lee 等<sup>[6]</sup>提出了简化的三维形变模型, 被用于减小计算的复杂度. 与原始的三维形变模型不同的是许多简化的三维形变模型是稀疏的形状信息, 由人脸主要特征点组成. 然而目前许多方法<sup>[4,7]</sup>均有众多限制条件, 如对头部旋转的鲁棒性不高, 容易受头部旋转影响导致特征点自遮挡等, 这些错误都会降低简化三维形变重建的性能.

针对上述问题, 本文提出了一个基于简化三

维形变模型的人脸重建方法, 用来解决单视图的自遮挡问题. 该方法包括两个部分: (1)使用柱形头部模型对头部姿态进行估计, 对被遮挡的特征点进行特征点补偿. (2)应用 Face++<sup>[8]</sup>的人脸特征点提取方法, 该提取方法是一种新的基于深度卷积神经网络(Deep Convolution Neural Network, DCNN)方法, 已被广泛应用在人脸检测上. 文献[9]的模型在人脸数据集(Labeled Faces in the Wild, LFW)上取得了 97.25%的平均精度. 本文采用 DCNN 方法进行人脸特征点提取, 根据文献[10]人脸对称性性质, 获得原始视图人脸特征点、对称关系生成的人脸特征点以及由简化的三维形变模型生成的正视图对应特征点. 研究结果表明, 该方法对姿态变化较之前提出的其他方法更具鲁棒性, 且重建的三维人脸更具个体特征.

## 1 侧视图的三维人脸重建方法

侧视图的三维人脸重建方法主要步骤为: (1)人脸特征点的提取, 利用 Face++人脸特征点检测方法进行特征点检测, 利用柱形头部模型<sup>[10]</sup>对头

收稿日期: 2015-08-20.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journal.g.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(61175026); 国家科技支撑计划项目(2012BAF12B11); 科技部国际科技合作专项(2013DFG12810); 浙江省国际科技合作专项(2013C24027).

第一作者: 蒋玉(1989-), 女, 湖南邵阳人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉和图像处理. E-mail: mearoyuj@foxmail.com

\*通信作者: 赵杰煜(1965-), 男, 浙江宁波人, 教授, 主要研究方向: 随机神经网络. E-mail: zhao\_jieyu@nbu.edu.cn

部姿态进行估计。(2)采用改进的三维形变模型重建初始的三维人脸模型,以估计人脸模型的正视图的特征点,并利用人脸的轴对称性质,获得对称视图面部特征点。(3)应用从运动中恢复结构的方法重建一个更精确的三维人脸模型。该方法流程如图1所示。

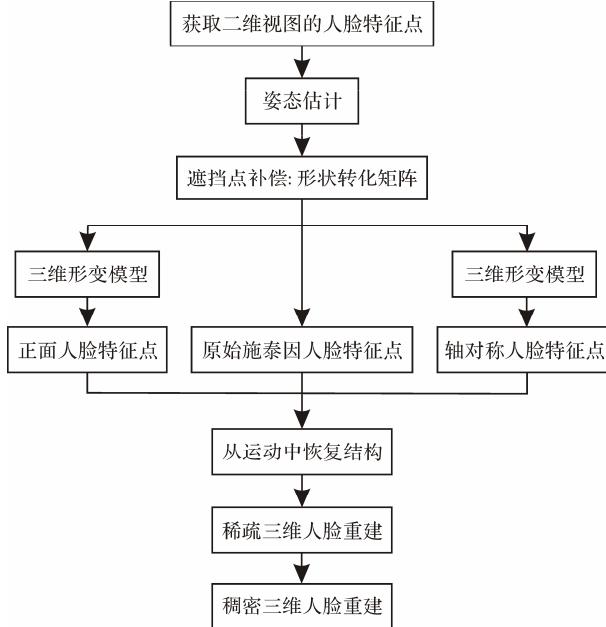


图1 三维重建方法流程

### 1.1 面部特征点提取

从输入的人脸视图中提取 80 个人脸特征点,包括 23 个轮廓点和 57 个内部点(眼睛、眉毛、嘴巴、鼻子),利用 DCNN 方法<sup>[11]</sup>处理姿态变化大的图片。对于输入的图片,首先找到人脸区域位置,然后找出人脸区域内特征点的位置。采用 Face++ 人脸特征点检测库对模型进行试验,如图 2(a)和(b)所示,其中标记点为提取的人脸特征点。

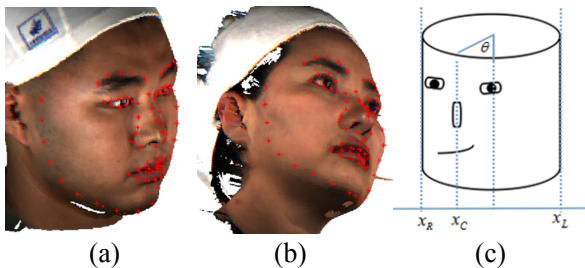


图2 人脸特征点提取及柱形头部模型

### 1.2 姿态评估

采用 Ohue 等提出的柱形头部模型<sup>[6]</sup>估计实验中人脸的姿态,该模型假设人体的头部为柱形模

型,如图 2(c)所示。头部姿态用 3 个脸部特征点进行评估,分别为右脸边界( $x_R$ )、左脸边界( $x_L$ )和中心( $x_C$ ),头部扭转角度( $\theta$ )可由方程(1)计算得到:

$$\theta = \arcsin \left( \frac{(x_L + x_R / 2) - x_C}{(x_L - x_R / 2)} \right). \quad (1)$$

### 1.3 遮挡点的补偿

使用形状转换矩阵(Shape Conversion Matrix, SCM)<sup>[5]</sup>补偿遮挡人脸特征点的位置错误,使得人脸特征点提取的精度和三维人脸重建效果更加完美。从北京工业大学三维人脸模型数据库中获得三维人脸模型,将所有的三维人脸模型对齐,可用手动方式标注对齐后三维模型的二维投影的面部特征点,称之为投影人脸特征点。投影二维人脸特征和已手动标注的二维人脸特征可用方程(2)和方程(3)表示:

$$G_v^{2D} = A_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_{vi} A_i, \quad (2)$$

$$O_v^{2D} = B_0 + \sum_{i=1}^m \beta_{vi} B_i, \quad (3)$$

式中:  $G_v^{2D}$  表示第  $v$  个投影图片被标注的二维人脸;  $O_v^{2D}$  表示已手动标注的人脸模型;  $G_v^{2D}$  和  $O_v^{2D}$  是  $2N \times 1$  矩阵,包含  $N$  个人脸特征点的  $x, y$  坐标;  $A_0$  和  $A_i$  是各自的均值和模型变量,是在训练数据和主成分分析中标注的二维人脸模型;  $\alpha_v = [\alpha_{v1}, \dots, \alpha_{vn}]^T$  是第  $v$  个投影图片通过标注的模型参数,  $n$  是参数的维度;相应的  $B_0$  和  $B_i$  是各自的均值和模型变量;  $\beta_v = [\beta_{v1}, \dots, \beta_{vm}]^T$  是  $v$  个已手动标注的人脸模型参数,  $m$  是参数的维度。

Lee 等<sup>[5]</sup>实验验证了投影人脸的模型参数(方程(2))与手动标注的模型参数(方程(3))存在线性关系,因此这 2 个模型参数可以描述为方程(4):

$$\alpha_v = C \beta_v, \quad (4)$$

式中:  $C$  表示形状变换矩阵,可以用式(5)的最小二乘法计算得到:

$$C = [\alpha_1 \dots \alpha_V] ([\beta_1 \dots \beta_V]^T [\beta_1 \dots \beta_V])^{-1} [\beta_1 \dots \beta_V]^T, \quad (5)$$

式中:  $V$  表示在训练数据中投影的人脸图片总数。

### 1.4 三维人脸重建

结合简化的三维形变模型(S3DMM)和从运动中恢复结构(SFM)的方法,我们首先重建一个初始三维人脸模型,根据重建的模型获得二维人脸正

视图特征点;然后根据人脸的轴对称性质,生成对称的人脸视图及人脸特征点,如图3所示;最后使用SFM方法重建稀疏三维人脸模型.

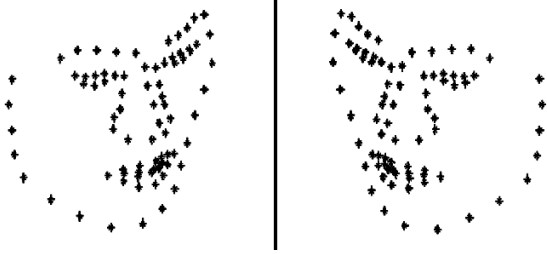


图3 对称人脸的特征点

#### 1.4.1 轴对称的人脸特征点生成

从运动中恢复结构的重建方法,需要多张不同视角的二维视图,为了使输入的侧视图(有被遮挡的特征点)能够重建得到所需要的三维人脸,利用人脸的对称性,输入侧视图相对称的对称视图(图3).假设给出 $N$ 个人脸面部特征点和 $F$ 个人脸图片,人脸对称方法可用方程(6)描述:

$$\tilde{W}_o = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1N} \\ y_{11} & \cdots & y_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{F1} & \cdots & x_{FN} \\ y_{F1} & \cdots & y_{FN} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \vdots \\ x_F \\ y_F \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中:  $x_{FN}$  和  $y_{FN}$  表示第 $N$ 个面部特征点在第 $F$ 个图片上的 $x, y$ 坐标值.

输入对称图片的面部特征点可由方程(7)计算得到:

$$\tilde{W}_b = \begin{bmatrix} 2\max(x_1) - x_{11}^f & \cdots & 2\max(x_1) - x_{1N}^f \\ y_{11} & \cdots & y_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 2\max(x_F) - x_{F1}^f & \cdots & 2\max(x_F) - x_{FN}^f \\ y_{F1} & \cdots & y_{FN} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中:  $\max(x)$  是向量 $x$ 的最大值.

由方程(7)可知,人脸特征点可以根据对称性得到变换,而且轴对称的人脸面部纹理可以由方程(8)获得:

$$I_b(2 \times \max(x) - x, y) = I_o(x, y), \quad (8)$$

式中:  $I_o(x, y)$  表示在坐标 $x, y$ 的RGB值.

#### 1.4.2 获得正视图的人脸特征点

为了对输入的侧视图进行三维人脸重建,需要根据输入图片获得正视图的人脸特征点.在简

化的三维形变模型中,人脸模型能够表示为包含 $n$ 个 $x, y, z$ 坐标的形状向量,可用方程(9)表示.

$$S = (x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \cdots, x_n, y_n, z_n). \quad (9)$$

采用简化的三维形变模型的第一步是根据输入的二维侧视图重建三维人脸模型,以获得重建模型的正视图及相应的人脸特征点.对于三维人脸数据库中的各种三维人脸进行训练并应用主成分分析法获得标准人脸模板.标准人脸模板可以表示成线性合并的特征向量,用方程(10)表示:

$$S = \bar{s} + \sum_{i=1}^m \alpha_i s_i, \quad (10)$$

式中:  $\bar{s}$  表示标准模板,  $s_i$  表示模型变量,  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_m]^T$  表示模型参数,  $m$  表示模型参数的维度,通过改变模型参数( $\alpha$ )可以得到一个新的三维人脸模型.

为达到最优化,需要调整模型参数,最小化输入二维人脸模型和重建人脸模型的残差.在这个过程中,首先用当前随机获取的模型参数进行三维人脸重建,然后通过上述步骤最小化模型残差.最优化的形状参数可以通过方程(11)获得,多次迭代这个过程可以得到一个确定值.

$$\arg \min_{\beta, R, T} \|P(R\tilde{S} + \tilde{T}) - \tilde{S}_{2d}\|^2, \quad (11)$$

式中:  $\tilde{S}_{2d} = \{x_1, y_1, x_2, y_2, \cdots, x_n, y_n\}^T$  是 $2 \times n$ 的矩阵,代表从输入的人脸二维图片获得的人脸模型;  $\tilde{S}$  是 $3 \times n$ 的矩阵;对方程(10)重新构造,可得到 $S$ 表示的 $3n \times 1$ 模型向量;  $P$  是 $2 \times 3$ 的正交投影矩阵;  $\tilde{T}$  是 $3 \times n$ 的平移矩阵;  $R$  是 $3 \times 3$ 的旋转矩阵.

#### 1.4.3 从运动中恢复结构

从运动中恢复结构算法基于对极几何理论,它需要多张不同视角的人脸图片.因此,对于前面步骤中获取的对称视图、正视图及它们所对应的人脸特征点,根据对极几何关系可以表示成方程(12)的基础矩阵形式:

$$W = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1N} \\ y_{11} & \cdots & y_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{F1} & \cdots & x_{FN} \\ y_{F1} & \cdots & y_{FN} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中:  $x_{FN}$  和  $y_{FN}$  是第 $N$ 个面部特征点在第 $F$ 个图片的 $x, y$ 坐标,矩阵 $W$ 能被全正交的相机模型表

示, 如方程(13):

$$W = PS + t^T l, \quad (13)$$

式中:  $P$  是  $2F \times 3$  的投影矩阵,  $S$  是包含  $N$  个三维人脸特征点的  $3 \times N$  矩阵,  $t$  是  $1 \times 2F$  的平移矩阵,  $l$  是所有元素都等于 1 的  $1 \times N$  矩阵. 如果三维人脸模型坐标中心和世界坐标系中心重合, 则平移矩阵  $t$  可描述成方程(14):

$$t = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_{1i}, \dots, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_{2Fi} \right], \quad (14)$$

式中:  $W_{ab}$  表示矩阵  $W$  的第  $a$  行第  $b$  列元素, 然后用 SFM 方法计算被标记的度量矩阵  $\tilde{W}$ , 从  $W$  中减去  $t$ , 可以得到方程(15):

$$\tilde{W} = W - t^T l = PS. \quad (15)$$

对给出的矩阵  $\tilde{W}$ , 进行矩约束和奇异值分解(SVD)为  $P$  和  $S$ , 即被标记的度量矩阵  $\tilde{W}$  用奇异值分解方式分解为  $2F \times 2F$  的酉矩阵  $O_1$ ,  $2F \times N$  的对角阵  $\Sigma$  和  $N \times N$  的酉矩阵  $O_2$ , 其关系为:

$$\tilde{W} = O_1 \Sigma O_2. \quad (16)$$

根据秩理论, 如果假设检测目标是刚性的而且没有噪音影响, 那么矩阵  $\tilde{W}$  的秩至多为 3. 对于在矩阵  $\tilde{W}$  中有一些噪音, 最优可能的秩排名和无噪音的被标注的检测矩阵可表示为方程(17). 对于每个度量矩阵  $\tilde{W}$ , 若  $\tilde{W}$  有一个相等的噪声, 这个方法可以取得比较好的效果.

$$\tilde{W} = O_1 \Sigma O_2 = O_1' \Sigma' O_2', \quad (17)$$

式中:  $2F \times 3$  的矩阵  $O_1'$  包含  $2F \times 2F$  酉矩阵  $O_1$  的前三列,  $3 \times 3$  的矩阵  $\Sigma'$  是  $2F \times N$  的对角阵的子阵,  $3 \times N$  矩阵  $O_2'$  包含  $N \times N$  酉矩阵  $O_2$  的前三行. 这样  $S$  和  $P$  就可以表示为:

$$S = [\Sigma']^{1/2} O_2', \quad (18)$$

$$P = O_1' [\Sigma']^{1/2}. \quad (19)$$

### 1.5 稠密的三维人脸重建

稠密的三维人脸重建是使用自适应拟合三维人脸特征点到训练数据的标准人脸模型中, 从标准人脸模型提取的三维人脸特征点和使用 SFM 方法获得的三维人脸特征点存在非线性关系, 用函数可表达为方程(20):

$$F(u) = t + Ru + D^T s(u) = S, \quad (20)$$

其中:  $u$  是  $3 \times N$  矩阵, 表示从三维标准人脸模型中获取的三维人脸特征点;  $R$  是旋转矩阵;  $D$  是非线

性转化参数;  $t$  是平移矩阵;  $s$  是曲线函数; 这些参数可使用最小二乘法计算得到.

因此可以使用  $F$  函数将二维的人脸特征点转化为三维人脸特征点, 实现稠密的三维人脸重建.

## 2 实验和结果

用我们提出的方法(S3DMM+SFM)与文献[3,5]的方法在 35 个二维人脸图片上进行测试, 一共测试了 50 个人脸(23 位女性, 27 位男性), 采用的数据由 BJUT-3D 三维人脸数据库提供, 使用均方根误差进行判别, 重建的人脸模型向量表示为方程(21), 而相对应原始的人脸模型向量可表示为方程(22), 这 2 个模型向量的均方根误差(RMSE)可用方程(23)计算.

$$S_r = [X'_1, Y'_1, Z'_1, X'_2, \dots, Y'_n, Z'_n]^T, \quad (21)$$

$$S_g = [X_1, Y_1, Z_1, X_2, \dots, Y_n, Z_n]^T, \quad (22)$$

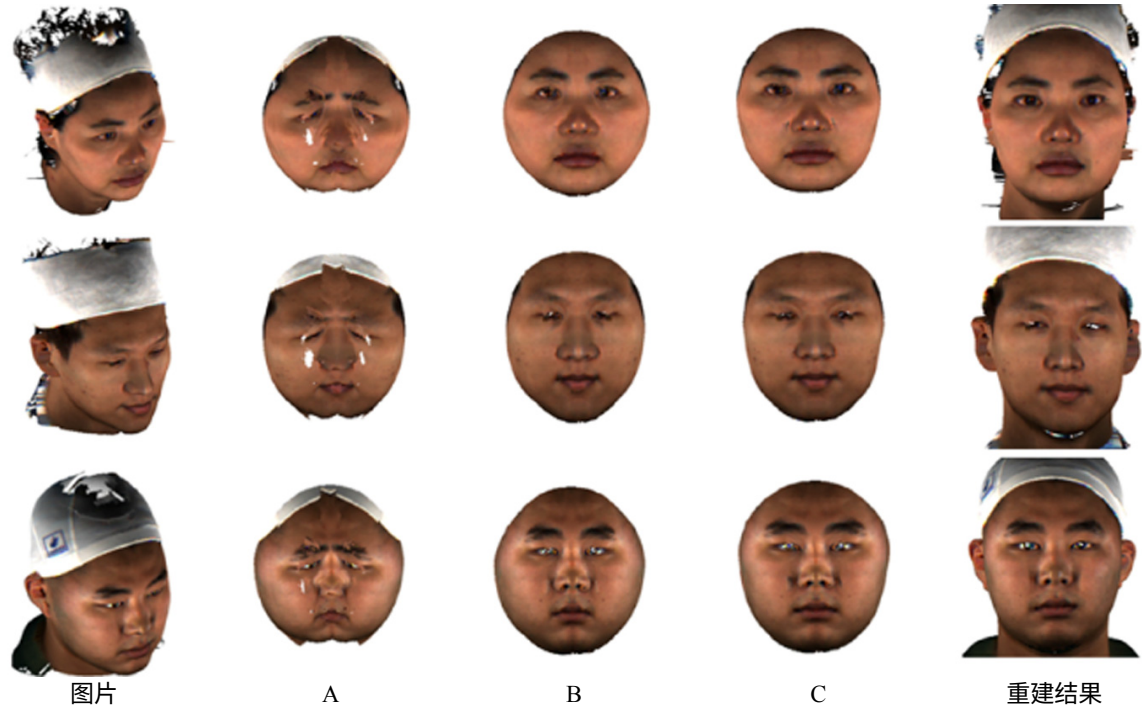
$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(X_i - X'_i)^2 + (Y_i - Y'_i)^2 + (Z_i - Z'_i)^2}. \quad (23)$$

表 1 为手动特征点标注的三维均方根误差, 其实验数据是对数据库中 50 位二维人脸的 21 种不同视角人脸进行重建产生的均方根误差平均值, 其中左右倾斜角度  $-45^\circ, -30^\circ, -15^\circ, 0^\circ, +15^\circ, +30^\circ, +45^\circ$  共 7 种和前后倾斜角度  $-15^\circ, 0^\circ, +15^\circ$  共 3 种. 表 1 中横轴表示人脸的左右倾斜角度范围  $[-45^\circ, +45^\circ]$ , 纵轴表示人脸的前后倾斜角度范围  $[-15^\circ, +15^\circ]$ . 从表 1 可知, 本研究提出的方法(S3DMM+SFM)在侧脸角度  $[\pm 45^\circ, \pm 15^\circ]$  范围比文献[3]和文献[5]提出的方法性能更好, 因此该方法对侧视角在  $[\pm 45^\circ, \pm 15^\circ]$  范围的人脸重建效果更佳.

为更直观地证明三维人脸重建效果, 对文献[3]方法、文献[5]方法和本研究提出的方法进行三维人脸重建, 结果如图 4 所示. 图 4 中第一列是输入的原始人脸侧视图; A 列是用文献[3]方法重建的三维人脸模型, 它只使用一张侧视图和对称视图, 没有正视图, 得到的人脸模型缺少正视图信息, 降低了三维人脸重建的精度; B 列是用文献[5]方法重建的三维人脸模型, 它直接根据人脸侧视图拟合标准人脸模型, 拟合的复杂度高, 且不能保留所有的人脸信息, 最后获得的人脸模型与原始模型存在差异; C 列是本研究提出的结合 S3DMM 和 SFM 两种

表 1 手动特征点标注的三维均方根误差

| 方法                   | 前后倾<br>斜角度/(°) | 左右倾斜角度/(°) |         |         |         |         |         |         |
|----------------------|----------------|------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
|                      |                | -45        | -30     | -15     | 0       | +15     | +30     | +45     |
| S3DMM+SFM            | +15            | 3.448 6    | 3.674 3 | 3.243 1 | 7.554 3 | 4.567 5 | 3.634 4 | 3.432 4 |
| S3DMM <sup>[5]</sup> | +15            | 4.123 4    | 3.900 1 | 3.901 2 | 4.007 7 | 4.013 4 | 4.050 3 | 4.501 2 |
| S3DMM <sup>[3]</sup> | +15            | 5.443 9    | 4.688 3 | 4.188 7 | 4.007 7 | 4.018 9 | 4.987 7 | 5.876 5 |
| S3DMM+SFM            | 0              | 3.425 4    | 3.455 3 | 4.403 4 | 7.306 5 | 3.361 2 | 3.523 5 | 3.444 4 |
| S3DMM <sup>[5]</sup> | 0              | 3.902 1    | 3.534 4 | 3.453 2 | 3.432 2 | 3.495 6 | 3.604 5 | 4.073 2 |
| S3DMM <sup>[3]</sup> | 0              | 4.500 1    | 3.723 3 | 3.502 2 | 3.432 2 | 3.656 7 | 3.934 5 | 4.345 6 |
| S3DMM+SFM            | -15            | 3.456 4    | 3.691 3 | 4.047 5 | 7.890 0 | 4.562 8 | 3.675 4 | 3.454 5 |
| S3DMM <sup>[5]</sup> | -15            | 4.320 5    | 4.000 4 | 3.945 5 | 4.039 4 | 4.230 8 | 4.453 6 | 5.065 4 |
| S3DMM <sup>[3]</sup> | -15            | 5.540 1    | 4.564 3 | 4.082 4 | 4.039 4 | 4.471 1 | 4.481 1 | 5.823 1 |



A 为文献[3]方法, B 为文献[5]方法, C 为本研究提出的方法

图 4 三维重建结果

方法重建的人脸模型. 使用软件开发包 VeriLook 4.0 标准版对重建后的人脸进行测试, 结果发现本研究提出的方法比文献[3]和文献[5]提出的方法更优, 平均错误率(假设错误接收率和错误拒绝率相等)为 2.80%, 而文献[3]方法的平均错误率为 7.96%, 文献[5]方法的平均错误率为 4.62%.

3 结语

本文提出了一个基于侧视图的三维人脸重建

方法, 结合 S3DMM 和 SFM 方法得到三维人脸模型. 并对不同视角的人脸侧视图进行了重建. 结果表明, 对侧视角角度在 $[\pm 45^{\circ}, \pm 15^{\circ}]$ 范围的人脸进行三维重建, 结果较文献[3]和文献[5]方法的精度更高, 重建效果更好, 也更具鲁棒性.

参考文献:

[1] ZHANG X, GAO F. Face recognition across pose: A review[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11):2876-2896.

- [2] MOEINI A, MOEINI A, FAEZ K. Unrestricted pose-invariant face recognition by sparse dictionary matrix[J]. *Image and Vision Computing*, 2015, 36(7):9-22.
- [3] KEMELMACHER-SHLIZERMAN I, BASRI R. 3D face reconstruction from a single image using a single reference face shape[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2011, 33(2):394-405.
- [4] NARENDRA P, MUKESH Z. 3D facial model reconstruction, expressions synthesis and animation using frontal face image[J]. *Signal Image and Video Processing*, 2013, 7(5):889-897.
- [5] LEE S, PARK K, KIM J. A SFM-based 3D face reconstruction method robust to self-occlusion by using a shape conversion matrix[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(7):1470-1486.
- [6] LEE Y J, LEE S J, KANG R P, et al. Single view-based 3D face reconstruction robust to self-occlusion[J]. *EURASIP (Advances Signal Process)*, 2012, 10(7):1-20.
- [7] BLANZ V, VETTER T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2003, 25(9):1063-1074.
- [8] TAIGMAN Y, YANG M, RANZATO M A, et al. Deep face: Closing the gap to human-level performance in face verification[EB/OL]. [2015-06-10]. <http://wenku.baidu.com/view/f3f0dd1ca0116c175f0e48be.html>.
- [9] MAHDI B G, MALEK B, SERGE C. 3D head pose estimation and tracking using particle filtering and ICP algorithm[C]//FRANCISCO J, ROBERT B. *Articulated Motion and Deformable Objects*, 2010:224-237.
- [10] ABDULL A H, SAYEE D, MUTH U, et al. Face recognition with symmetric local graph structure[J]. *MedSci*, 2014, 14(41):6131-6137.
- [11] ZHOU E J, FAN H Q, CAO Z M, et al. Extensive facial landmark localization with coarse-to-fine convolutional network cascade[C]//Computer Vision Workshops (ICCVW), 2013 IEEE International Conference, Sydney, 2013:386-391.

## A 3D Face Reconstruction Method Using a Single Side View Image

JIANG Yu, ZHAO Jie-yu\*, CHEN Neng-lun

( Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China )

**Abstract:** The 3D morphable model (3DMM) and the Structure from Motion (SFM) method are widely used in 3D face reconstruction. The popular 3D face reconstruction method based on a single image needs a front view image and a priori model. It usually involves high computation complexity, and can be easily affected by posture changes. It is also susceptible to local minimum in algorithm execution. In this paper we propose a 3D face reconstruction method using a single side view image. First of all, we use the improved three-dimensional deformation model to obtain the initial front view and feature points; Secondly, a symmetrical view and the corresponding facial feature points are calculated according to the facial symmetry. Finally, the sparse 3D model is reconstructed using the SFM method given the front view, initial view and symmetric view. Experiments are conducted with facial images of different postures. The results show that the proposed method is more robust to posture changes than other general methods.

**Key words:** 3D face reconstruction; side view; SFM; 3DMM; 3D model fitting

(责任编辑 史小丽)