

# 基于对称平面的三维人脸点云姿态估计

马泽齐<sup>1</sup>, 石志良<sup>1\*\*\*</sup>, 李晓焱<sup>1\*\*</sup>, 蔡旺月<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>武汉理工大学机电工程学院, 湖北 武汉 430070;

<sup>2</sup>中兴通讯研发中心, 湖北 武汉 430000

**摘要** 人脸姿态估计在人脸识别、人机交互和面部表情分析等领域应用广泛, 其中一个重要的指标是人脸姿态估计的精度。针对获取的三维(3D)人脸模型存在偏转角度的问题, 提出一种基于对称平面的3D人脸姿态估计算法。依据人脸具有的左右对称性来提取对称平面, 进而计算对称轮廓; 将对称平面与 $yoz$ 坐标平面对齐, 获得首次姿态调整结果; 将对称轮廓两端点构成的向量调整到与 $y$ 坐标轴平行, 获得第二次姿态调整结果。综合两次调整, 得出姿态估计结果。以面部模型绕 $y$ 坐标轴旋转的 $\beta$ 角作为评价指标来评价算法的准确性, 利用BJUT-3D人脸数据库, 生成12个偏航角度下的人脸点云模型, 将其作为测试的数据集进行实验。实验结果表明, 在 $-30^\circ \sim 30^\circ$ 范围内, 所提方法的 $\beta$ 值的平均绝对误差不超过 $0.55^\circ$ , 其相较于其他基于特征点的人脸姿态估计算法具有更高的精度。

**关键词** 图像处理; 三维人脸点云; 姿态估计; 对称平面; 对称轮廓

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0810003

## Pose Estimation of Three-Dimensional Face Point Cloud Based on Symmetry Plane

Ma Zeqi<sup>1</sup>, Shi Zhiliang<sup>1\*\*\*</sup>, Li Xiaoyao<sup>1\*\*</sup>, Cai Wangyue<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China;

<sup>2</sup>ZTE R & D Center, Wuhan, Hubei 430000, China

**Abstract** Face pose estimation is widely used in the fields of face recognition, human-computer interaction, and facial expression analysis. One of the important indicators is the accuracy of face pose estimation. Aiming at the problem of the deflection angle in the acquired three-dimensional (3D) face model, a 3D face pose estimation algorithm based on symmetry plane is proposed. According to the zygomorphy of the face, the symmetry plane is extracted, and then the symmetry contour is calculated. The symmetry plane is aligned with the  $yoz$  coordinate plane to obtain the first posture adjustment result. The vector formed by the two ends of the symmetry contour is adjusted to be parallel to the  $y$  coordinate axis to obtain the second posture adjustment result. The pose estimation results are obtained by two pose adjustments. The accuracy of the algorithm is evaluated by the  $\beta$  of the face model rotating around the  $y$ -axis. 12 face point cloud models with different yaw angles are generated based on the BJUT-3D face database, and they are used as the test data set for the experiment. The experimental results demonstrate that the mean absolute error of  $\beta$  is less than  $0.55^\circ$  in the range from  $-30^\circ$  to  $30^\circ$ . Compared with other face pose estimation algorithms based on feature points, the proposed algorithm has higher accuracy.

**Key words** image processing; three dimensional face point cloud; pose estimation; symmetry plane; symmetrical contour

收稿日期: 2021-03-18; 修回日期: 2021-04-09; 录用日期: 2021-04-22

通信作者: \*1719247190@qq.com; \*\*2607001867@qq.com; \*\*\*shizhiL998@163.com

## 1 引言

人脸姿态估计是获取图像中人脸在三维空间中偏转角度信息的过程。在人脸重建<sup>[1-2]</sup>、人脸特征点定位<sup>[3-4]</sup>和人脸识别<sup>[5-7]</sup>等应用中,人脸姿态估计及配准是首要工作,其配准精度在很大程度上会影响后续分析的准确度。二维(2D)人脸图像易受到光照条件影响、缺乏人脸深度和拓扑信息<sup>[8]</sup>,而三维(3D)人脸图像能弥补2D人脸图像的缺点,因此被广泛应用。目前基于3D图像的人脸姿态估计是模式识别等研究领域的关键问题。

针对3D或3D+2D图像中人脸姿态估计存在的问题,Zhang等<sup>[9]</sup>和Murphy-Chutorian等<sup>[10]</sup>分析了头部姿态估计的内在困难,并讨论了现有方法的优缺点。目前,解决人脸姿态估计问题的方法可分为以下4种。

1) 基于面部特征点的方法。胡步发等<sup>[11]</sup>提出一种基于多特征点的姿态估计方法,将特征点作为人脸通用模板,通过最小二乘法优化求解姿态估计。张美玉等<sup>[12]</sup>提出了一种结合多特征点三维建模与抗表情干扰策略的姿态估计算法,将姿态估计的问题抽象成为非线性最小二乘问题,并利用搜索类算法进行迭代求解。Gao等<sup>[13]</sup>提出了一种使用阈值曲面法线来定位深度图像中特征点的方法,其利用曲面法线分量阈值检测得到的鼻梁和鼻翼部位特征点,来实现由粗到精的人脸姿态估计和配准。该步骤减小了姿态变化对人脸特征点定位的影响,提高了后续特征点定位的精度和稳定性。Gorbatsevich等<sup>[14-15]</sup>也是通过在3D人脸模型中寻找特征点的方式来实现头部姿态估计。

2) 基于学习的回归模型方法。Fanelli等<sup>[16]</sup>首次使用随机回归森林来处理大型训练数据集,并将人脸统计模型转变为大量训练数据,结果表明此方法的实时性较好。李成龙等<sup>[17]</sup>在Fanelli等的方法基础上,提出一种基于卡尔曼滤波和随机回归森林的头部姿态估计改进方法,其首先运用卡尔曼滤波来定位并采样深度图像中头部的位置,使用已训练的随机回归森林对深度采样块进行头部姿态估计,之后将得到的头部姿态估计值作为卡尔曼滤波的测量值,将上一状态预测的结果作为预测值,并利用卡尔曼滤波得到最终的头部姿态参数。

3) 基于卷积神经网络(CNN)的方法。Ranjan等<sup>[18]</sup>提出了一种名为HyperFace的方法,其采用多

任务学习的方法,通过CNN同时进行人脸检测、地标定位、姿态估计和性别识别,其中姿态估计是使用Euclidean损失函数进行训练,从而获取面部姿态预测值。Borghietti等<sup>[19]</sup>提出了一种基于深度图像的头部和肩部姿势估计的POSEidon+框架,其核心也是卷积神经网络。

4) 基于人脸对称性和局部特征的方法。Li等<sup>[20]</sup>提出了一种基于中心轮廓的3D人脸姿态估计算法,该方法通过Hough变换和调用投票的方式来确定对称平面,并利用对称轮廓与对称平面的属性进行姿态估计。Zhang等<sup>[21]</sup>提出了一种新颖且快速计算的3D自动人脸认证方法,该方法通过计算人脸对称平面、对称轮廓、轮廓特征点和横向轮廓,实现了人脸认证与识别。Spreeuwers<sup>[22]</sup>通过求取对称平面,对3D人脸姿态估计进行优化,提高了人脸识别精度。

针对获取到的3D人脸模型存在的角度偏转问题,以3D人脸点云模型作为源数据,利用人脸的左右对称性,提出一种基于对称平面的人脸姿态估计方法。第一次姿态调整通过采用主成分分析(PCA)和迭代最近点(ICP)算法计算脸部对称平面,将对称平面与 $yoz$ 坐标平面对齐;提取对称平面边界点云,计算中心对称轮廓,并利用对称轮廓对人脸模型进行第二次姿态调整;综合两次姿态调整,得到最终的姿态估计结果。最后在以BJUT-3D人脸数据库建立起的测试数据集上进行实验,以验证所提方法的有效性和精度。

## 2 人脸姿态估计

人脸姿态估计的主要任务是获得面部朝向的角度信息,即俯仰(pitch)、偏航(yaw)、横滚(roll)。以下分别将三者表示为绕 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 轴的旋转角度 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 。本文提出的基于对称平面的3D人脸姿态估计算法的总流程如图1所示。

### 2.1 提取对称平面

根据人脸源点云 $P$ ,计算其对应的协方差矩阵 $M_C$ :

$$O_p = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n p_i, \quad (1)$$

$$M_C = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n (p_i - O_p)(p_i - O_p)^T, \quad (2)$$

式中: $n$ 是点云 $P$ 的顶点总数; $p_i$ 是人脸点云 $P$ 中的第 $i$ 个顶点的坐标, $i=0, 1, 2, \dots, n, n \in \mathbf{N}$ ;  $O_p$ 是点云 $P$ 的几何中心坐标。

协方差矩阵 $M_C$ 具有3个不同的特征值 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、

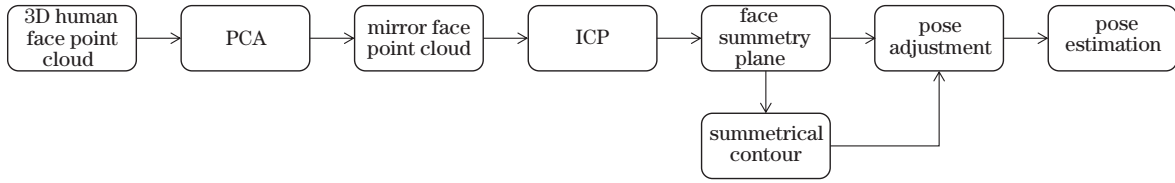


图1 人脸姿态估计总流程图

Fig. 1 General flow chart of face pose estimation

$\lambda_3$  ( $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ), 其对应的特征向量分别为  $\mathbf{v}_1$ 、 $\mathbf{v}_2$ 、 $\mathbf{v}_3$ ,  $\mathbf{v}_1$  表示人脸点云的垂直方向的特征向量,  $\mathbf{v}_2$  表示人脸点云的水平方向的特征向量,  $\mathbf{v}_3$  表示人脸点云的法线方向的特征向量。根据计算的特征向量, 以点云几何中心  $\mathbf{O}_P$  为坐标原点,  $\mathbf{v}_2$ 、 $\mathbf{v}_1$ 、 $\mathbf{v}_3$  分别为  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴方向的特征向量, 建立新坐标系。

原坐标系转换到新坐标系的旋转矩阵  $\mathbf{R}$  为

$$\mathbf{R} = (\mathbf{v}_2, \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_3)^T. \quad (3)$$

通过(3)~(5)式可得到新坐标系下的人脸点云模型 PN 和镜像人脸点云模型 PNM 分别为

$$\mathbf{V}_{PN, i} = \mathbf{R} \cdot (\mathbf{p}_i - \mathbf{O}_P), \quad (4)$$

$$\mathbf{V}_{PNM, i} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{R} \cdot (\mathbf{p}_i - \mathbf{O}_P), \quad i = 0, 1, 2, \dots, n, \quad n \in \mathbf{N}, \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{V}_{PN, i}$  是新坐标系下人脸点云模型 PN 的第  $i$  个顶点;  $\mathbf{V}_{PNM, i}$  是人脸点云 PN 的镜像点云模型 PNM 的第  $i$  个顶点;  $\mathbf{M}$  是关于  $yoz$  平面的对称矩阵:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

实际获取的三维人脸点云模型中存在点云模型边界可能不规则的情况, 若直接将镜像点云模型 PNM 和人脸点云模型 PN 进行配准, 可能会造成两者的误匹配, 从而导致对称平面计算的不准确。故通过删除镜像点云模型 PNM 中距离点云几何中心大于设定参数的点, 可提取镜像点云模型 PNM 的子集, 将其与人脸点云模型 PN 进行配准, 配准过程采用 ICP 算法。该步骤可保证对称平面的准确提取, 同时由于配准点数减少, ICP 算法更快速。

依据上述配准得到的旋转矩阵  $\mathbf{R}_T$  和平移向量  $\mathbf{t}$ , 可计算得到配准后的点云 PNM'。根据人脸对称性, 对称平面点云模型 SP 必然是由 PNM' 与 PN 中各对应点对的中点所构成, 可表示为

$$\mathbf{P}_{SP, i} = \frac{1}{2} (\mathbf{V}_{PNM', i} + \mathbf{V}_{PN, i}) = \frac{1}{2} [(\mathbf{R}_T \cdot \mathbf{V}_{PNM, i} + \mathbf{t}) + \mathbf{V}_{PN, i}], \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{V}_{PNM', i}$  是通过配准结果变换后的 PNM' 的第  $i$  个顶点;  $\mathbf{V}_{SP, i}$  是人脸对称平面点云  $\mathbf{P}_{SP, i}$  ( $i = 0, 1, 2, \dots, n, n \in \mathbf{N}$ ) 的第  $i$  个顶点。

最后, 通过之前变换坐标系时的旋转矩阵  $\mathbf{R}$  的逆矩阵, 将对称平面点云模型 SP 变换回人脸源点云  $\mathbf{P}$  所在的原坐标系下。对称平面点云模型 SP 在原坐标系中不同视角(从左到右、从上到下分别为左侧视图、正视图、右侧视图、俯视图)下的提取结果如图 2 所示。

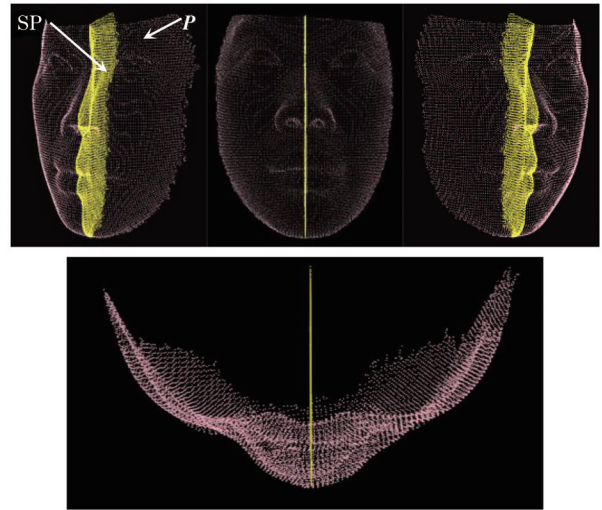


图2 对称平面

Fig. 2 Symmetric plane

## 2.2 提取对称轮廓

提取人脸对称轮廓的首要工作是计算人脸对称平面的边界点云  $\mathbf{P}_B^i$ 。之后, 查找各边界点在人脸源点云中的最近点  $\mathbf{P}_i$ , 通过判断二者的距离  $d$  与距离阈值  $\Delta$  的大小确定人脸对称轮廓。人脸对称轮廓提取的全过程如图 3 所示。

为计算对称平面边界点集, 首先建立待提取边界的人脸对称平面点云模型的 kd-tree 结构, 依据设定的  $k$  近邻搜索邻域大小来确定人脸对称平面中各个顶点  $\mathbf{P}_{SP, i}$  的邻域点集  $\mathbf{N}_{neib}$ , 集合中点的坐标矢量为  $\mathbf{N}_{neib, j}$ ,  $j = 0, 1, 2, \dots, k-1, k \leq n$ 。

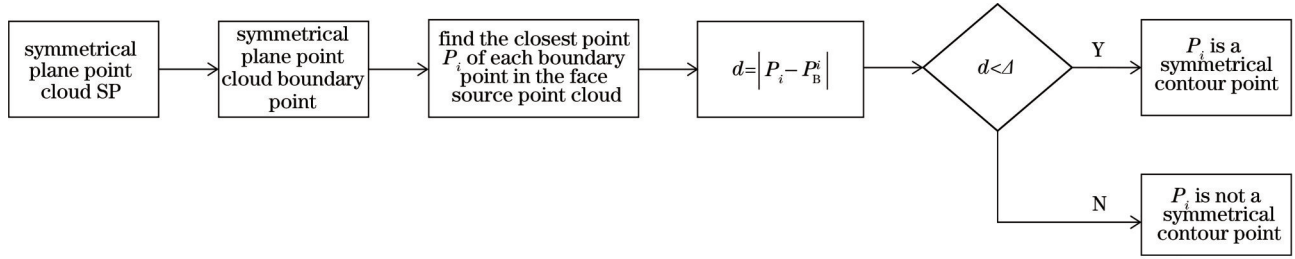


图 3 对称轮廓提取流程

Fig. 3 Symmetric contour extraction process

计算邻域点集  $N_{\text{neib}}$  的协方差矩阵  $M_C$ , 其特征值为  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  ( $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ), 三个特征值对应的特征向量依次为  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3$ 。以特征向量  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$  构成一组基, 将点  $P_{\text{SP}, i}$  的邻域点集  $N_{\text{neib}}$  通过基变换降维到由这组基构成的平面, 计算降维后各点的坐标。基变换的过程可表示为

$$\mathbf{V} \cdot \mathbf{P} = \mathbf{Y}, \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{V}$  表示由特征向量  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$  构成的一组基;  $\mathbf{P}$  表示由原邻域点集  $N_{\text{neib}}$  中各个点坐标构成的矩阵;  $\mathbf{Y}$  表示由通过基变换得到的点坐标构成的矩阵。矩阵  $\mathbf{V}, \mathbf{P}, \mathbf{Y}$  分别为

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_1^x & v_1^y & v_1^z \\ v_2^x & v_2^y & v_2^z \end{bmatrix}_{2 \times 3}, \quad (9)$$

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \cdots \ \mathbf{p}_j]_{3 \times j}, \quad (10)$$

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{p}_{v1} \ \mathbf{p}_{v2} \ \cdots \ \mathbf{p}_{vj}]_{2 \times j}, \quad (11)$$

式中:  $v_1^x, v_1^y, v_1^z$  分别为特征向量  $\mathbf{v}_1$  的  $x, y, z$  坐标分量;  $v_2^x, v_2^y, v_2^z$  分别为特征向量  $\mathbf{v}_2$  的  $x, y, z$  坐标分量;  $\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \cdots \ \mathbf{p}_j$  为原邻域点集  $N_{\text{neib}}$  中各个点的坐标;  $\mathbf{p}_{v1} \ \mathbf{p}_{v2} \ \cdots \ \mathbf{p}_{vj}$  为通过基变换得到的点  $\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \cdots \ \mathbf{p}_j$  的坐标。

由  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$  这组基构成的平面即为点集  $N_{\text{neib}}$  的切平面,  $\mathbf{v}_3$  即该切平面的法向量  $\mathbf{n}$ 。为获取投影到切平面的三维点坐标, 利用上述计算得到的降维后的坐标, 通过矩阵变换, 计算其在三维空间中的坐标, 矩阵变换过程为

$$\mathbf{Y}^T \cdot \mathbf{V} = \mathbf{P}', \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{P}'$  是原点集  $N_{\text{neib}}$  投影到切平面后, 由邻域点集  $N'_{\text{neib}}$  构成的投影点构成的矩阵, 其行向量为每一个点投影在切平面后的三维坐标。

以查询点  $P_{\text{SP}, i}$  的投影点  $P'_{\text{SP}, i}$  为起点、其邻域各点的投影点为终点, 定义向量  $\mathbf{X}_{\text{SP}, i, \text{neib } j}$ 。任选基准向量  $\mathbf{X}_{\text{SP}, i, \text{neib } t}$  ( $t \in j$ ), 计算基准向量与切平面法向量  $\mathbf{n}$  的叉积  $\mathbf{v}$ , 即

$$\mathbf{v} = \mathbf{X}_{\text{SP}, i, \text{neib } t} \times \mathbf{n}. \quad (13)$$

求向量  $\mathbf{X}_{\text{SP}, i, \text{neib } j}$  ( $j = 0, 1, \dots, k-1, j \neq t$ ) 与基准向量和叉积  $\mathbf{v}$  的夹角, 分别记为  $\alpha_j, \beta_j$ 。若  $\beta_j \geq 90^\circ$ , 则  $\alpha_j = 360^\circ - \alpha_j$ 。将获得的  $\alpha_j$  进行排序, 计算相邻两向量之间的夹角  $\varphi_j$ <sup>[23]</sup>:

$$\varphi_j = \begin{cases} 360^\circ - \alpha_j & j = 0 \\ \alpha_{j-1} - \alpha_j & j = 1, 2, \dots, k-2 \\ \alpha_j & j = k-1 \end{cases}. \quad (14)$$

将  $\varphi_j$  中的最大值  $\varphi_{j\text{max}}$  与设定的阈值  $\epsilon$  进行比较。若  $\varphi_{j\text{max}} > \epsilon$ , 则该点为边界点; 若  $\varphi_{j\text{max}} \leq \epsilon$ , 则该点不是边界点。循环判断人脸对称平面点云模型 SP 中的各个点, 直到完成遍历, 并将边界点集记为  $P_B$ 。上述人脸对称平面边界点集  $P_B$  获取的关键步骤及流程如图 4 所示。

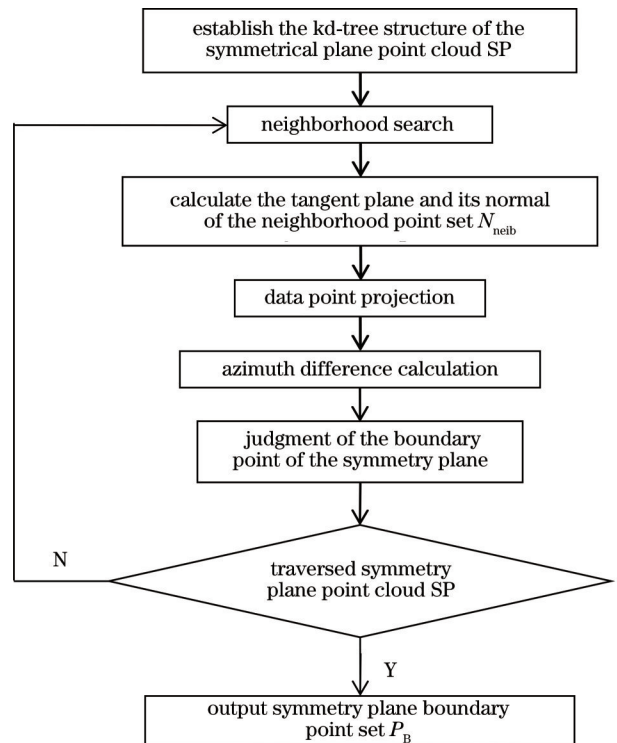


图 4 人脸对称平面边界提取

Fig. 4 Boundary extraction of face symmetry plane

通过对称平面边界点集  $P_B$  来获取人脸源点云  $P$  中的人脸对称轮廓点集  $P_{SL}$ , 设计提取对称轮廓算法的具体步骤如下:

1) 输入对称平面边界点集  $P_B$  和人脸源点云  $P$ , 构建人脸源点云  $P$  的 kd-tree 结构;

2) 遍历查找对称平面中各个边界点  $P_B^i$  在人脸源点云  $P$  中对应的最近邻点  $P^i$ ;

3) 计算两者之间的距离  $d_i = \|P_B^i - P^i\|_2$ ;

4) 若  $d_i$  小于距离阈值  $\Delta_1$ , 记由边界点  $P_B^i$ 、对应的最近点  $P^i$  和两点之间距离  $d_i$  构成的向量为  $V_i = (P_B^i, P^i, d_i) (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ ;

5) 计算经一次筛选后的对应点之间的平均距离  $d_{\text{mean}} = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n d_i$ ;

6) 遍历  $V_i$ , 若  $d_i$  小于距离阈值  $\Delta_2$ , 则将对应的  $P^i$  计入  $P_{SL}$ ;

7) 删除  $P_{SL}$  中的重复点;

8) 输出人脸对称轮廓点集  $P_{SL}$ 。

人脸对称轮廓提取算法中设置的距离阈值  $\Delta_1$  和  $\Delta_2$  分别用于粗选取和精选取对称轮廓点。粗选取使用距离阈值  $\Delta_1$  (在本文实验中设置为 5), 其目的在于快速剔除边界点集  $P_B$  中与对称轮廓相距甚远的点, 以减小误差。精选取使用距离阈值  $\Delta_2$  (设置为  $1.5d_{\text{mean}}$ ), 其目的是精确选取人脸源点云  $P$  中的对称轮廓点。

通过上述算法得到的对称平面边界点云和对称轮廓点云的提取结果如图 5 所示。

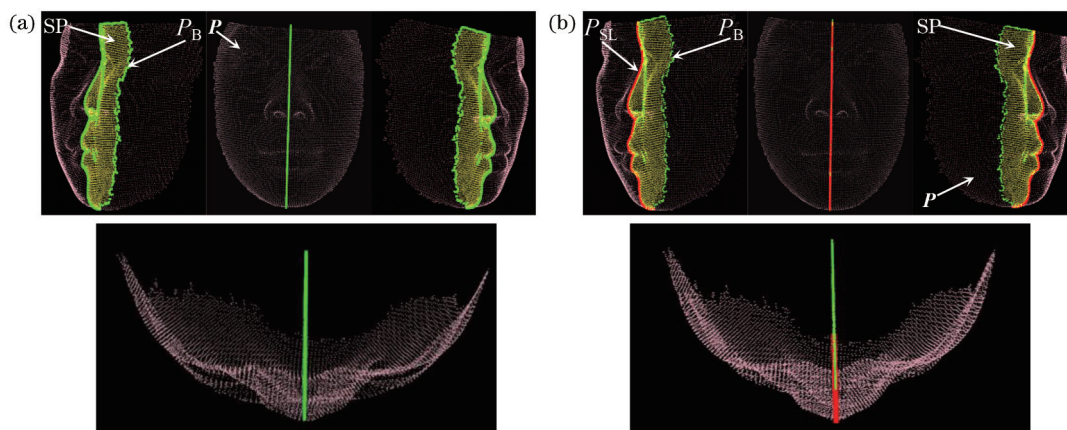


图 5 对称平面边界和对称轮廓提取结果。(a)对称平面边界;(b)对称轮廓

Fig. 5 Extraction results of symmetrical plane boundary and symmetrical contour. (a) Symmetrical plane boundary; (b) symmetrical contour

### 2.3 姿态估计

本文提出的姿态估计算法流程如图 6(a)所示, 分别通过人脸对称平面和人脸对称轮廓来完成两

次姿态调整, 从而估计人脸姿态欧拉角。建立的人脸坐标系如图 6(b)所示。

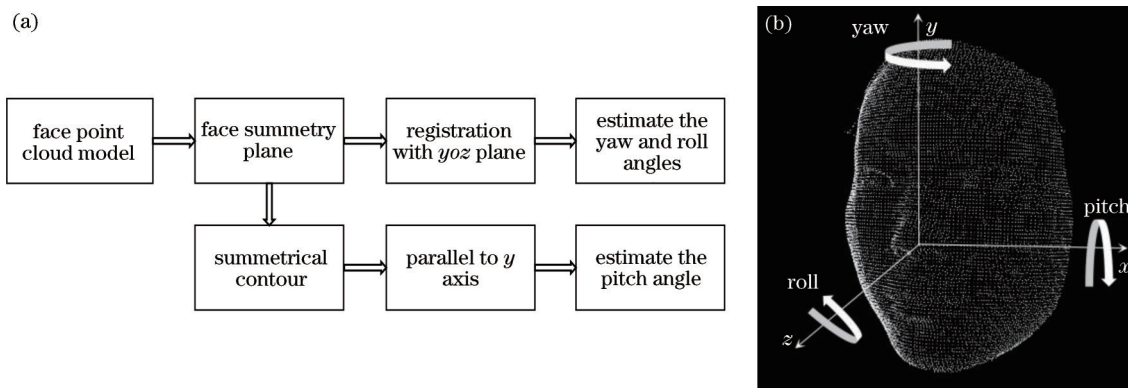


图 6 姿态估计。(a)姿态估计流程图;(b)人脸坐标系

Fig. 6 Pose estimation. (a) Flow chart of pose estimation; (b) coordinate system of face

第一次姿态调整应用迭代最近点(ICP)算法,将求得的人脸对称平面与 $yoz$ 平面配准,通过配准得到的旋转矩阵来调整姿态,计算面部绕 $y$ 轴和 $z$ 轴的旋转参数。第二次姿态调整利用人脸对称轮廓来进行,将对称轮廓调整至与 $y$ 坐标轴平行,计算面部绕 $x$ 轴的旋转参数。

利用人脸对称轮廓进行第二次姿态调整的流程如下:

1) 输入人脸对称轮廓,查找其最大、最小的 $y$ 坐标值点为 $p_{y\max}, p_{y\min}$ ,定义 $v_{\text{sub}} = p_{y\max} - p_{y\min}$ 。

2) 判断向量 $v_{\text{sub}}$ 的 $z$ 分量大小。若向量 $v_{\text{sub}}$ 的 $z$ 分量等于0,则无需进行姿态调整;若向量 $v_{\text{sub}}$ 的 $z$ 分量不等于0,则需将对称轮廓调整至与 $y$ 坐标轴平行。

3) 计算人脸对称轮廓绕 $x$ 轴的俯仰角 $\alpha_1 = \arccos\left(\frac{v_{\text{sub}} \cdot y_0}{\|v_{\text{sub}}\| \|y_0\|}\right)$ ,其中 $y_0 = (0, 1, 0)$ 。

4) 姿态调整。若向量 $v_{\text{sub}}$ 的 $z$ 分量大于0,则对称轮廓调整方向是绕 $x$ 轴旋转的顺时针方向,旋转角度为 $\alpha_1$ ;若向量 $v_{\text{sub}}$ 的 $z$ 分量小于0,则对称轮廓调

整方向是绕 $x$ 轴旋转的逆时针方向,旋转角度为 $\alpha_1$ 。

5) 输出姿态经调整后的对称轮廓。

图7表示对称轮廓姿态调整结果。

综合上述两次姿态调整得到的旋转矩阵,可计算出总旋转矩阵 $M$ 为

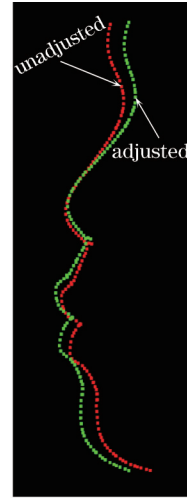


图7 对称轮廓的姿态调整

Fig. 7 Symmetrical contour pose adjustment

$$M = R_z R_y R_x = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \gamma \cos \beta & -\sin \gamma \cos \alpha + \cos \gamma \sin \beta \sin \alpha & \sin \gamma \sin \alpha + \cos \gamma \sin \beta \cos \alpha \\ \sin \gamma \cos \beta & \cos \gamma \cos \alpha + \sin \gamma \sin \beta \sin \alpha & -\cos \gamma \sin \alpha + \sin \gamma \sin \beta \cos \alpha \\ -\sin \beta & \cos \beta \sin \alpha & \cos \beta \cos \alpha \end{bmatrix}. \quad (15)$$

根据总旋转矩阵 $M$ ,通过(16)、(17)和(18)式计算得到点云模型在笛卡儿直角坐标系中绕 $x, y, z$ 各轴的旋转角度 $\alpha, \beta, \gamma$ 分别为

$$\alpha = \arctan\left(\frac{r_{32}}{r_{33}}\right), \quad (16)$$

$$\beta = \arctan\left(\frac{-r_{31}}{\sqrt{r_{32}^2 + r_{33}^2}}\right), \quad (17)$$

$$\gamma = \arctan\left(\frac{r_{21}}{r_{11}}\right), \quad (18)$$

继而得到姿态估计结果 $(\alpha, \beta, \gamma)$ 。

### 3 实验

#### 3.1 数据集及预处理

实验数据集以BJUT-3D人脸数据库中的原始数据来建立。BJUT-3D中包含500名中国人(男性、女性各250名)的3D人脸原始数据<sup>[24]</sup>,被测者的表情均为中性,采样顶点数量在6万左右,原始面部

模型还同时具有网格信息和彩色纹理信息。

为建立统一的三维人脸点云模型,将在BJUT-3D三维人脸数据库中样本的二进制文件转换为仅包含三维坐标信息的pcd点云格式文件,并通过预处理切除非面部部位(包括耳部和颈部),生成姿态摆正后的人脸基准数据,预处理后的点云包含的数据点在3万点左右。图8(a)为BJUT-3D人脸数据

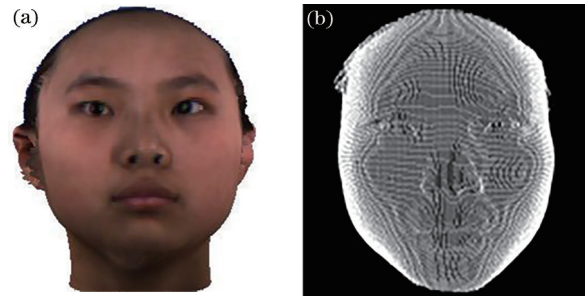


图8 3D人脸点云数据集。(a) BJUT-3D原始面部模型; (b)预处理后的点云模型

Fig. 8 3D face point cloud dataset. (a) BJUT-3D original face model; (b) point cloud model after preprocessing

库中的原始数据,图 8(b)为 BJUT-3D 人脸数据库中原始数据经预处理后生成的 3D 人脸点云模型。

### 3.2 实验分析及结论

在三维面部特征点定位或人脸识别等应用系统中,人脸部绕  $y$  轴偏转  $\beta$  角对算法准确性的影响最大,故本次实验通过比较  $\beta$  角的偏转估计值与实际偏转量之间的平均绝对误差值,来检验算法的准确性。

在人脸基准数据的基础上,生成绕  $y$  轴旋转  $\pm 5^\circ$ 、 $\pm 10^\circ$ 、 $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 20^\circ$ 、 $\pm 25^\circ$  和  $\pm 30^\circ$  共 12 个角度下的人脸测试数据集。在建立的测试数据集上,应用本文所提出的姿态估计算法进行实验,并与文献[12]、文献[14]和文献[15]提出的三种方法进行比较。图 9 展示了三组人脸测试数据,三行分别表示三个样本不同角度姿态下的测试数据,这些图按照  $\beta$  值为  $-30^\circ$ 、 $-25^\circ$ 、 $-20^\circ$ 、 $-15^\circ$ 、 $-10^\circ$ 、 $-5^\circ$ 、 $0^\circ$ 、 $5^\circ$ 、 $10^\circ$ 、 $15^\circ$ 、 $20^\circ$ 、 $25^\circ$  和  $30^\circ$  的顺序排列。

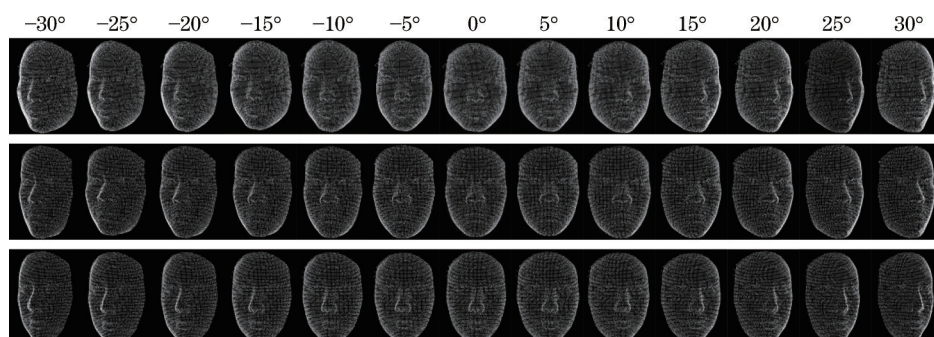


图 9 三组人脸测试数据(偏航角范围为  $-30^\circ \sim 30^\circ$ )

Fig. 9 Three sets of face test data (yaw angle range is from  $-30^\circ$  to  $30^\circ$ )

实验中人脸模型均采用三维点云模型,实验硬件设备参数为: Intel Core i7-8700K CPU@3.70 GHz 处理器, NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti 显卡, 8G 内存, Win 10 操作系统。实验平台软件开发依托 Visual Studio 2013、PCL 1.8.0 完成。

经实验证明,该算法在偏航角为  $-30^\circ \sim 30^\circ$  的范围内均可实现人脸姿态估计。表 1 展示了图 9 样本数据在 13 个角度偏转下的测试结果。依据对实验数据集的所有测试结果,表 2 统计出了本文算法在 13 个姿态角度下实际偏航角与估计偏航角之间

的平均绝对误差(MAE)。平均绝对误差随  $\beta$  的变化趋势如图 10 所示,图中横坐标表示偏航角度  $\beta$ ,纵坐标表示实际偏航角与估计偏航角之间的平均绝对误差。由图 10 可知,在  $-30^\circ \sim 30^\circ$  的范围内, $\beta$  值的平均绝对误差变化趋势均是随着旋转度数的增大而增大。总体来看,在  $-30^\circ \sim 30^\circ$  范围内, $\beta$  值的绝对平均误差最大不超过  $0.55^\circ$ ,偏航角度估计的绝对平均误差波动范围不超过  $0.15^\circ$ ,这表明了该算法具有很好的稳定性。

表 1 各姿态下人脸模型测试结果

Table 1 Test results of face model under different postures

unit: ( $^\circ$ )

$\beta$	$-30^\circ$	$-25^\circ$	$-20^\circ$	$-15^\circ$	$-10^\circ$	$-5^\circ$	
Test 1	-28.374	-24.429	-19.433	-14.436	-9.438	-4.446	
Test 2	-30.546	-25.546	-20.546	-15.546	-10.546	-5.546	
Test 3	-29.777	-24.779	-19.780	-14.786	-10.030	-5.030	
$\beta$	$0^\circ$	$5^\circ$	$10^\circ$	$15^\circ$	$20^\circ$	$25^\circ$	$30^\circ$
Test 1	0.077	4.960	9.958	14.959	19.959	24.958	29.958
Test 2	0.545	4.454	9.448	14.447	19.448	24.448	29.448
Test 3	0.083	4.918	9.918	14.918	19.918	24.918	29.760

表 3 中展示了文献[12]、文献[14]、文献[15]中方法和本文算法的  $\beta$  角的平均误差结果,通过对比分析可知以本文所提方法计算出的姿态估计解具有更高

的精度。文献[12]中方法在二维图像中进行人脸姿态估计,可估计的最大偏航角范围是  $-45^\circ \sim 45^\circ$ ,但在  $-30^\circ \sim 30^\circ$  范围内,对比文献[14]、文献[15]中方法

表 2  $\beta$  值的平均绝对误差

$\beta$	$-30^{\circ}$	$-25^{\circ}$	$-20^{\circ}$	$-15^{\circ}$	$-10^{\circ}$	$-5^{\circ}$	
MAE	0.538	0.537	0.531	0.530	0.503	0.496	
$\beta$	$0^{\circ}$	$5^{\circ}$	$10^{\circ}$	$15^{\circ}$	$20^{\circ}$	$25^{\circ}$	$30^{\circ}$
MAE	0.446	0.459	0.471	0.462	0.464	0.473	0.477

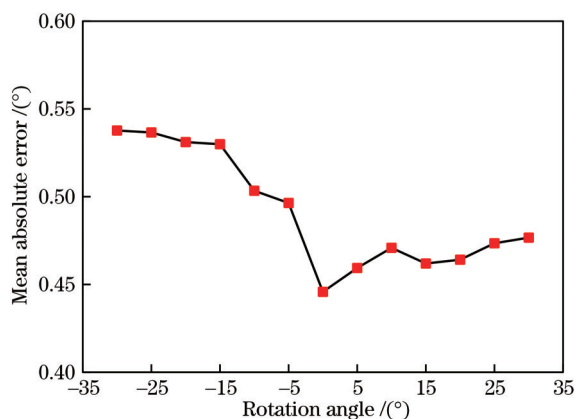
图 10  $\beta$  值的平均绝对误差变化趋势Fig. 10 Variation trend of mean absolute error of  $\beta$  value

表 3 姿态估计结果对比

Method	Maximum test range	Average error
Zhang <i>et al.</i> [12]	$\pm 45$ ( $\pm 30$ )	3.35 (1.89)
Gorbatsevich <i>et al.</i> [14]	$\pm 20$	0.63
Zhong <i>et al.</i> [15]	$\pm 25$	0.73
Ours	$\pm 30$	0.49

法以及本文算法,可得其姿态估计精度在相同范围内明显低于基于三维图像人脸姿态估计的结果。这是由于三维人脸图像所能提供的面部信息更多,有利于极大地提高人脸姿态估计的精度。相比于文献[14]和文献[15]中在三维图像中使用基于特征点的方法来实现姿态估计,本文提出的基于对称平面的姿态估计方法可以不依赖于人脸特征点定位的精度,同时也可避免在姿态偏转下特征点定位失败导致无法估计人脸姿态的情况。

## 4 结 论

提出一种基于对称平面的三维人脸点云姿态估计算法,利用人脸对称性提取对称平面和对称轮廓,通过两次面部姿态调整获得最终的面部姿态估计结果。利用BJUT-3D人脸数据库中的原始数据建立实验数据集,测试在13个偏转角度下算法的稳定性和精度。实验结果表明,面部偏航角在 $-30^{\circ}$ ~ $30^{\circ}$ 范围内,本文算法均能计算出姿态估计解,且其

平均绝对误差在 $0.55^{\circ}$ 以内。与采用基于特征点来实现姿态估计的方法相比较,本文算法可直接用于3D点云图像,无需在确定深度图像或者二维图像中的特征点后再进行姿态估计,且具有更高的精度。在未来的研究中将进一步优化算法,以实现在更大角度偏转情况下的人脸姿态估计。

## 参 考 文 献

- [1] Tian W, Liu F, Zhao Q J. Landmark-based 3D face reconstruction from an arbitrary number of unconstrained images[C]//2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018), May 15-19, 2018, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2018: 774-779.
- [2] Liu P P, Han X T, Lü M, et al. Learning 3D face reconstruction with a pose guidance network[M]//Ishikawa H, Liu C L, Pajdla T, et al. Computer vision-ACCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2021, 12626: 154-169.
- [3] Zhang J C, Gao K K, Zhao Q J, et al. Pose invariant 3D facial landmark detection via pose normalization and deep regression[C]//2020 2nd International Conference on Image Processing and Machine Vision, August 5, 2020, Bangkok, Thailand. New York: ACM, 2020: 74-78.
- [4] Perakis P, Passalis G, Theoharis T, et al. 3D facial landmark detection under large yaw and expression variations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(7): 1552-1564.
- [5] Liu F, Zhao Q J, Liu X M, et al. Joint face alignment and 3D face reconstruction with application to face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(3): 664-678.
- [6] Shao X H, Zhou X D, Li Z H, et al. Multi-view face recognition via well-advised pose normalization network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 66400-66410.
- [7] Cheng C, Da F P, Wang C X, et al. Pose invariant face recognition using maximum Gabor similarity based on Lucas-Kanade algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(7): 0715005.  
程超, 达飞鹏, 王辰星, 等. 基于Lucas-Kanade算法的最大Gabor相似度大姿态人脸识别[J]. 光学学报, 2019, 39(7): 0715005.
- [8] Wu Y, Ji Q. Facial landmark detection: a literature survey[J]. International Journal of Computer Vision, 2019, 127(2): 115-142.



- [9] Zhang X Z, Gao Y S. Face recognition across pose: a review[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(11): 2876-2896.
- [10] Murphy-Chutorian E, Trivedi M M. Head pose estimation in computer vision: a survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(4): 607-626.
- [11] Hu B F, Qiu L M. 3D face pose estimation based on multi-points model[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(7): 1353-1358.  
胡步发, 邱丽梅. 基于多点模型的 3D 人脸姿态估计方法[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(7): 1353-1358.
- [12] Zhang M Y, Hou X H, Ren W B, et al. A face pose estimation algorithm based on nonlinear least square [J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2016, 44(1): 34-38.  
张美玉, 侯向辉, 任炜彬, 等. 基于非线性最小乘的人脸姿态估计算法[J]. *浙江工业大学学报*, 2016, 44(1): 34-38.
- [13] Gao J N, Evans A N. Expression robust 3D face landmarking using thresholded surface normals[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 78: 120-132.
- [14] Gorbatshevich V, Vizilter Y, Knyaz V, et al. Face pose recognition based on monocular digital imagery and stereo-based estimation of its precision[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2014, XL-5: 257-263.
- [15] Zhong J Y, Qiu J, Han P, et al. Head pose estimation algorithm based on structured light three-dimensional reconstruction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(18): 181008.  
钟俊宇, 邱健, 韩鹏, 等. 基于结构光三维重建的头部姿态估计算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(18): 181008.
- [16] Fanelli G, Gall J, van Gool L. Real time head pose estimation with random regression forests[C]// *CVPR 2011*, June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE Press, 2011: 617-624.
- [17] Li C L, Zhong F, Ma X, et al. Real-time head pose estimation based on Kalman filter and random regression forest[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(12): 2309-2316.  
李成龙, 钟凡, 马昕, 等. 基于卡尔曼滤波和随机回归森林的实时头部姿态估计[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(12): 2309-2316.
- [18] Ranjan R, Patel V M, Chellappa R. HyperFace: a deep multi-task learning framework for face detection, landmark localization, pose estimation, and gender recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(1): 121-135.
- [19] Borghi G, Fabbri M, Vezzani R, et al. Face-from-depth for head pose estimation on depth images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(3): 596-609.
- [20] Li D Q, Pedrycz W. A central profile-based 3D face pose estimation[J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(2): 525-534.
- [21] Zhang L Y, Razdan A, Farin G, et al. 3D face authentication and recognition based on bilateral symmetry analysis[J]. *The Visual Computer*, 2006, 22(1): 43-55.
- [22] Spreeuwiers L. Breaking the 99% barrier: optimisation of three-dimensional face recognition[J]. *IET Biometrics*, 2015, 4(3): 169-178.
- [23] Sun D Z, Fan Z X, Li Y R. Automatic extraction of boundary characteristic from scatter data[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2008, 36(8): 82-84.  
孙殿柱, 范志先, 李延瑞. 散乱数据点云边界特征自动提取算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2008, 36(8): 82-84.
- [24] Yin B C, Sun Y F, Wang C Z, et al. BJUT-3D large scale 3D face database and information processing [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2009, 46(6): 1009-1018.  
尹宝才, 孙艳丰, 王成章, 等. BJUT-3D 三维人脸数据库及其处理技术[J]. *计算机研究与发展*, 2009, 46(6): 1009-1018.